馬野

第 9 回

「ファジィ システム シンポジウム」

講 演 論 文 集

期 日　1993年5月19日(水)・20日(木)・21日(金)

会 場　北 海 道 大 学 学 術 交 流 会 館

北 海 道 大 学 百 年 記 念 会 館

SOFT

主催 日本ファジィ学会

(Japan Society for Fuzzy Theory and Systems)

第９回

ファジィシステムシンポジウム

拓く ― 基盤的科学への展望

講演論文集

期日：１９９３年5月１９日（水）、２０日（木）、２１日（金）

会場：北海道大学学術交流会館、北海道大学百年記念会館
〒060 札幌市北区北８条西５丁目　電話 (011)758-5426

主催：日本ファジィ学会（ＳＯＦＴ：Japan Society for Fuzzy Theory and Systems）
〒231 神奈川県横浜市中区山下町８９－１ シイベルヘグナービル ３階
電話 (045)212-8253

共催：国際ファジィシステム学会（ＩＦＳＡ）日本支部

後援：北海道、札幌市

協賛：計測自動制御学会、システム制御情報学会、日本オペレーションズリサーチ学会、
日本行動計量学会、日本経営工学会、情報処理学会、電子情報通信学会、
電気学会、日本人間工学会、日本機械学会、土木学会、日本医療情報学会、
人工知能学会、日本ロボット学会、バイオメディカルファジィシステム研究会、
化学工学会、日本発酵工学会、日本ＭＥ学会、日本原子力学会、日本神経回路学会、
社会－経済システム学会、日本繊維製品消費科学会、日本デザイン学会、
日本心理学会、日本応用数理学会、数理社会学会、日本建築学会、日本応用心理学会、
日本教育学会、日本塑性加工学会

第９回ファジィシステムシンポジウムの開催にあたって

日本ファジィ学会会長
菅　野　道　夫（東京工業大学・教授）

ファジィシステムシンポジウムは今年で９回目となりました。従来はほとんど東京、京阪神で開催してきましたが、日本ファジィ学会の発展と共に、開催場所に工夫をこらそうとの機運が高まり、昨年は広島で、そして、今年は札幌で開催できることになりました。

学会の理念の重要な項目として、"地域性の重視"ということがありますが、これはややもすると首都圏中心になりがちな学会活動を地域支部へ積極的に分散するという趣旨です。ですから、たんに５月の札幌が素晴らしいから選んだのではないことをシンポジウム参加者の皆さんにご理解頂きたいと思います。

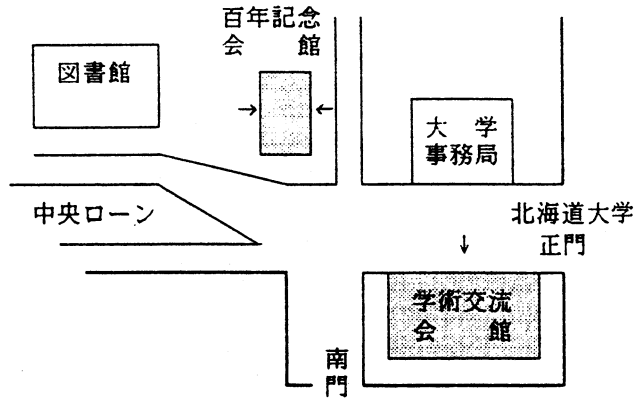
さて、今年は待望の IEEE Transaction on Fuzzy Systems が発刊され、同時に第２回IEEEファジィシステム国際会議がサンフランシスコで開催されました。来年はフロリダで、再来年は３月に横浜で開催される予定で、わが学会も主催団体の１つになっています。今年はこのあと７月に第５回 IFSA World Congress がソウルで、１１月に第１回アジア・ファジィシステムシンポジウムがシンガポールで開催されます。

日本で発火したファジィブームはヨーロッパに飛び火し、今やアメリカが本格的にファジィに取り組む兆しが見え、誠に喜ばしいかぎりです。日本のファジィもうかうかしていられませんが、日本ファジィ学会がこれからも世界のファジィ研究の中核として、このファジィシンポジウムを通じてさらに成果を挙げ、世界に貢献できることを願っています。

ＡＩ、ファジィ、ニューロ、カオス・・・と続いていますが、最終的に＜ヒトの知＞に近づけるのはファジィだけではないでしょうか。それは、＜ヒトの知＞が他の何よりも＜コミュニケーションのための言語の使用＞によって特徴づけられるからです。ヒトは言語によって、認識し、記憶し、思考・学習もしますが、＜ヒトのコトバ＞は論理記号と異なり、意味をもつ記号で、その意味は漠然として曖昧です。もちろんファジィだけで＜ヒトの知＞に接近できるとは思いません。良い言語理論と共に方法論を生みだす哲学が必要です。哲学・言語・ファジィの３つで＜ヒトの知＞を解明するというプログラムはどうでしょうか？

末尾ながら、本シンポジウム開催のために大変努力された、実行委員長伊達　悖先生、北海道支部長川口至商先生、他、北海道支部の皆様に感謝致します。

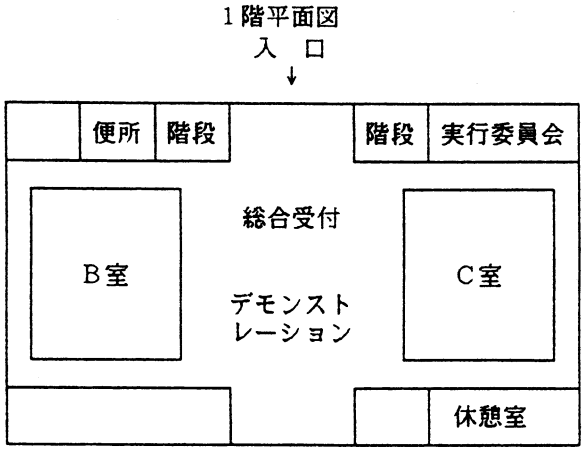
会場付近の北海道大学構内図



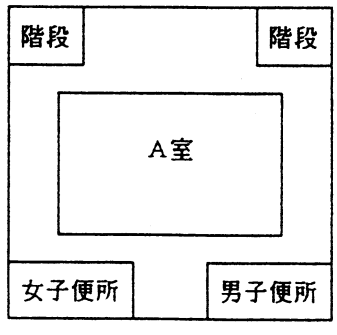
会場配置図

北海道大学学術交流会館

1階平面図

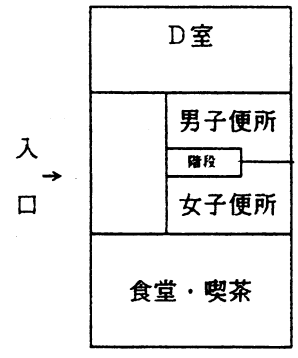


2階平面図

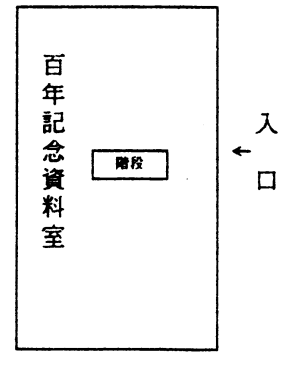


北海道大学百年記念会館

地階平面図



1階平面図



プログラム概要

特別講演

５月１９日（水）　A室

SA 特別講演　13：00～14：00　司会　伊達　惇（北海道大学）
「Aspects of Robustness in Fuzzy Control」
Hung Trung NGUYEN 氏（New Mexico州立大学　教授）

招待講演

５月２０日（木）　A室

IA 招待講演　13：00～14：00　司会　河口至商（北海学園大学）
「宮沢賢治の“黒い月”」
清水　弘　氏（藤女子大学　教授、元北海道大学低温科学研究所　教授）

一般講演　（１講演　２０分（質疑応答を含む。））

特別セッション

テーマ別セッション

テーマ　１．「ファジィとＧＡ（遺伝的アルゴリズム）」　５月１９日（水）　Ｂ室

ＷＢ４　「ＧＡとファジィ制御」　14:10～15:10　司会　中西祥八郎（東海大学）

ＷＢ５　「ＧＡと計画問題」　15:20～16:20　司会　石渕久生（大阪府立大学）

ＷＢ６　「ＧＡとファジィ推論」　16:30～17:50　司会　乾口雅弘（広島大学）

テーマ　２．「評価へのファジィ理論の応用　」　５月２０日（木）　Ｂ室

ＴＢ１　「意思決定と評価」　9:30～10:30　司会　河村　廣（神戸大学）

ＴＢ２　「評価の論理」　10:40～12:00　司会　室伏俊明（電気通信大学）

ＴＢ４　「推論と評価」　14:10～14:50　司会　鬼沢武久（筑波大学）

テーマ　３．「心理学におけるファジィ理論の役割」　５月２１日（金）　Ｂ室

ＦＢ３　「心理学におけるファジィ理論の役割」　13:00～14:00

司会　中村和男（生命工学工業技術研究所）

英語セッション　５月２１日（金）　Ｂ室

ＦＢ２　10:40～12:00　司会　Ａｎｃａ　Ｒａｌｅｓｃｕ（国際ファジィ工学研究所）

一般セッション　Ａ室、Ｂ室、Ｃ室、Ｄ室

デモンストレーション

５月１９日（水）～５月２１日（金）

会場　北海道大学学術交流会館ホール

ＤＭ－１　「ファジィ開発ツール　ＦＵＺＺＹ　ＰＲＯ」

日本インフラロジック株式会社

ＤＭ－２　「ファジィ・スプライン曲線同定法」

株式会社　テクノバ

ＤＭ－３　「β－ＲＮＡ／ファジィ学習ツールの応用可能性」

（株）　アドイン研究所

ＤＭ－４　「研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の紹介」

アーク・テクノリサーチ株式会社

第９回ファジィシステムシンポジウム日程

５月１９日（水）　　セッション名（W）と司会者名

テーマ別セッション「ファジィとＧＡ（遺伝的アルゴリズム）」
ＷＢ４　「ＧＡとファジィ制御」　司会　中西祥八郎（東海大学）
ＷＢ５　「ＧＡと計画問題」　司会　石渕久生（大阪府立大学）
ＷＢ６　「ＧＡとファジィ推論」　司会　乾口雅弘（広島大学）

	A室	B室	C室	D室
（１） 9:30 ↓ ↓ 10:30	制御（安定性１） ＷＡ１ 深谷健一 （北海学園大学）	表現 ＷＢ１ 片井　修 （京都大学）	社会 ＷＣ１ 塚本弥八郎 （名城大学短大部）	検索１ ＷＤ１ 高萩栄一郎 （専修大学）
（２） 10:40 ↓ ↓ 12:00	制御（安定性２） ＷＡ２ 村上周太 （九州工業大学）	評価 ＷＢ２ 椎塚久雄 （工学院大学）	意思決定・支援システム１ ＷＣ２ 玄　光男 （足利工業大学）	検索２ ＷＤ２ 中田典規（千葉経済大学短大部）
12:00 ↓ 13:00				
（３） 13:00 ↓ 14:00	ＳＡ　特別講演「Aspects of Robustness in Fuzzy Control」 Hung Trung NGUYEN 氏（New Mexico 州立大学　教授） 司会　伊達　惇（北海道大学）			
（４） 14:10 ↓ ↓ 15:10	制御（応用１） ＷＡ４ 原　文雄 （東京理科大学）	ＧＡとファジィ制御 ＷＢ４ 中西祥八郎 （東海大学）	意思決定・支援システム２ ＷＣ４ 田中英夫 （大阪府立大学）	同定１ ＷＤ４ 山崎　東 （日揮（株））
（５） 15:20 ↓ ↓ 16:20	制御（応用２） ＷＡ５ 疋田弘光 （室蘭工業大学）	ＧＡと計画問題 ＷＢ５ 石渕久生 （大阪府立大学）	意思決定・支援システム３ ＷＣ５ 加賀屋誠一 （北海道大学）	同定２ ＷＤ５ 内川嘉樹 （名古屋大学）
（６） 16:30 ↓ ↓ 17:50	制御（応用３） ＷＡ６ 安信誠二 （筑波大学）	ＧＡとファジィ推論 ＷＢ６ 乾口雅弘 （広島大学）	意思決定・支援システム４ ＷＣ６ 坂和正敏 （広島大学）	同定３ ＷＤ６ 田崎栄一郎（桐蔭学園横浜大学）

18:30 ↓ 20:00	懇親会 サッポロビール園（札幌市東区北７条東９丁目） Tel. (011)742-1531

５月２０日（木）　セッション名（Ｔ）と司会者名

テーマ別セッション「評価へのファジィ理論の応用」
ＴＢ１　「意思決定と評価」　司会　河村　廣（神戸大学）
ＴＢ２　「評価の論理」　司会　室伏俊明（電気通信大学）
ＴＢ４　「推論と評価」　司会　鬼沢武久（筑波大学）

	Ａ室	Ｂ室	Ｃ室	Ｄ室
（１） 9:30 ↓ ↓ 10:30	制御（応用４） ＴＡ１ 神酒　勤 （九州工業大学）	意思決定と評価 ＴＢ１ 河村　廣 （神戸大学）	ニューラル・ネットワーク（方法論１） ＴＣ１ 廣田　薫 （法政大学）	論理１ ＴＤ１ 村井哲也（北海道教育大学）
（２） 10:40 ↓ ↓ 12:00	制御（方法論１） ＴＡ２ 中森義輝 （甲南大学）	評価の論理 ＴＢ２ 室伏俊明 （電気通信大学）	ニューラル・ネットワーク（方法論２） ＴＣ２ 荒尾真樹 （オムロン（株））	論理２ ＴＤ２ 國藤　進 （北陸先端科学技術大学院大学）
12:00 ↓ 13:00	ＭＡ　日本ファジィ学会第４回総会			
（３） 13:00 ↓ 14:00	ＩＡ　招待講演「宮沢賢治の“黒い月”」 清水　弘氏（藤女子大学　教授、元北海道大学低温科学研究所　教授） 司会　河口至商（北海学園大学）			
（４） 14:10 ↓ ↓ 15:10	制御（方法論２） ＴＡ４ 新宮清志 （日本大学）	推論と評価 ＴＢ４ 鬼沢武久 （筑波大学）	ニューラル・ネットワーク（方法論３） ＴＣ４ 関口　隆 （横浜国立大学）	知的情報処理１ ＴＤ４ 椹木哲夫 （京都大学）
（５） 15:20 ↓ ↓ 16:20	制御（方法論３） ＴＡ５ 前田幹夫 （九州工業大学）	エキスパート・システム１　ＴＢ５ 田野俊一（国際ファジィ工学研究所）	ニューラル・ネットワーク（応用１） ＴＣ５ 影井清一郎 （横浜国立大学）	知的情報処理２ ＴＤ５ 赤間　清 （北海道大学）
（６） 16:30 ↓ ↓ 17:30	制御（方法論４） ＴＡ６ 佐野　学 （金沢大学）	エキスパート・システム２　ＴＢ６ 菊池浩明 （富士通（株））	ニューラル・ネットワーク（応用２） ＴＣ６ 山田耕一（国際ファジィ工学研究所）	知的情報処理３ ＴＤ６ 和多田淳三 （大阪工業大学）
（７） 17:40 ↓ ↓ 18:40	制御（方法論５） ＴＡ７ 山口静馬 （山口大学）	エキスパート・システム３　ＴＢ７ 前田陽一郎 （三菱電機（株））	ニューラル・ネットワーク（応用３） ＴＣ７ 畝見達夫（国際ファジィ工学研究所）	言語 ＴＤ７ 馬野元秀 （大阪大学）

５月２１日（金）　セッション名（Ｆ）と司会者名

英語セッション　ＦＢ２　司会　Ａｎｃａ　Ｒａｌｅｓｃｕ（国際ファジィ工学研究所）
テーマ別セッション「心理学におけるファジィ理論の役割」
ＦＢ３　司会　中村和男（生命工学工業技術研究所）

	Ａ室	Ｂ室	Ｃ室	Ｄ室
（１） 9:30 ↓ ↓ 10:30	推論（理論１） ＦＡ１ 水本雅晴（大阪電気通信大学）	心理 ＦＢ１ 椎名乾平 （早稲田大学）	画像１ ＦＣ１ 増井重弘 （法政大学）	ＯＲ１ ＦＤ１ 佐藤義治 （北海道大学）
（２） 10:40 ↓ ↓ 12:00	推論（応用） ＦＡ２ 江澤義典 （関西大学）	英語 ＦＢ２ Anca Ralescu （国際ファジィ工学研究所）	画像２ ＦＣ２ 玉野和保 （広島工業大学）	ＯＲ２ ＦＤ２ 奥田徹示 （大阪工業大学）
12:00 ↓ 13:00				
（３） 13:00 ↓ ↓ 14:00	推論（理論２） ＦＡ３ 前田　博 （九州工業大学）	心理学におけるファジィ理論の役割 ＦＢ３ 中村和男（生命工学工業技術研究所）	方程式 ＦＣ３ 大里有生 （長岡技術科学大学）	ＯＲ３ ＦＤ３ 村田　忠 （琉球大学）
（４） 14:10 ↓ ↓ 15:10	推論（方法論１） ＦＡ４ 本多中二 （電気通信大学）	測度１ ＦＢ４ 有田清三郎 （川崎医科大学）	ハードウェア１ ＦＣ４ 山川　烈 （九州工業大学）	ＯＲ４ ＦＤ４ 野本弘平 （三菱電機（株））
（５） 15:20 ↓ ↓ 16:20	推論（方法論２） ＦＡ５ 遠藤経一 （東芝（株））	測度２ ＦＢ５ 井上　洋 （東京理科大学）	ハードウェア２ ＦＣ５ 戸貝正喜（日本インフラロジック（株））	学習１ ＦＤ５ 山ノ井高洋 （北海学園大学）
（６） 16:30 ↓ ↓ 17:30	推論（方法論３） ＦＡ６ 伊藤秀美 （気象研究所）	測度３ ＦＢ６ 市橋秀友 （大阪府立大学）	ハードウェア３ ＦＣ６ 上野文男 （熊本大学）	学習２ ＦＤ６ 福嶋茂信 （国際ファジィ工学研究所）
（７） 17:40 ↓ ↓ 18:40	推論（方法論４） ＦＡ７ 大内　東 （北海道大学）	集合 ＦＢ７ 中島信之 （富山大学）	ロボット ＦＣ７ 田中一男 （金沢大学）	学習３ ＦＤ７ 古橋　武 （名古屋大学）

目次

特別講演

５月１９日（水）

Ａ室

ＳＡ　特別講演　１３：００～１４：００　司会　伊達　惇（北海道大学）

「Ａｓｐｅｃｔｓ　ｏｆ　Ｒｏｂｕｓｔｎｅｓｓ　ｉｎ　Ｆｕｚｚｙ　Ｃｏｎｔｒｏｌ」　…1

Ｈｕｎｇ　Ｔｒｕｎｇ　ＮＧＵＹＥＮ　氏（Ｎｅｗ　Ｍｅｘｉｃｏ州立大学　教授）

招待講演

５月２０日（木）

Ａ室

ＩＡ　招待講演　１３：００～１４：００　司会　河口至商（北海学園大学）

「宮沢賢治の“黒い月”」　…3

清水　弘　氏（藤女子大学　教授、元北海道大学低温科学研究所　教授）

一般講演

５月１９日（水）

Ａ室

ＷＡ１　制御（安定性１）9:30～10:30　司会　深谷健一（北海学園大学）

WA1-1：位置型ファジィ制御系のロバスト性の評価法 … 5
○原 文雄，石部 麻紀（東京理科大学）

WA1-2：間接法によるファジィ制御の安定性解析 … 9
○井ノ口 美佐子（西南女学院短期大学），村上 周太（九州工業大学）

WA1-3：ファジィモデルに基づく適応ファジィ制御器の設計 … 13
○長谷川 貴史，堀川 慎一，古橋 武，内川 嘉樹（名古屋大学）

ＷＡ２　制御（安定性２）10:40～11:40　司会　村上周太（九州工業大学）

WA2-1：前件部に不確かさを持つファジィシステムに対するロバスト安定化問題 … 17
○田中 一男，佐野 学（金沢大学）

WA2-2：「モデルに基づくファジィ制御」によるトラック・トレーラのBacking up 制御系の安定化 … 21
○田中 一男，佐野 学（金沢大学）

WA2-3：倒立振子のファジィ制御と対象のファジィモデルに基づく安定性解析 … 25
○佐々木 雄二，堀川 慎一，古橋 武，内川 嘉樹（名古屋大学）

ＷＡ４　制御（応用１）　14:10～15:10　司会　原　文雄（東京理科大学）

WA4-1：天井クレーンシステム自動化におけるファジィニューラルネットワークの適用 … 29
○石出 忠輝，内田 洋彰，宮川 正平（木更津工業高等専門学校）

WA4-2：ファジィ・ニューラルネットワークを利用した拡声音の制御 … 33
栗栖 清浩（ＴＯＡ㈱）

WA4-3：ファジィ理論を用いた無人ヘリコプタの飛行制御 … 37
斎藤 裕士，○平野 勲，菅野 道夫（東京工業大学）

ＷＡ５　制御（応用２）　15:20～16:20　司会　疋田弘光（室蘭工業大学）

WA5-1：ファジィ制御によるフォークリフトの荷役制御 … 41
○戸田 正章，林 義人，栗田 裕，遠藤 真一郎（神鋼電機㈱）

WA5-2：ファジィ制御による天井走行クレーンの振れ止め制御 … 45
○大坪 亮，山田 新一，藤川 英司（武蔵工業大学）

WA5-3：旋回クレーン振れ止め制御へのファジィ制御方式の導入 … 49
○荒井 哲三，山田 新一，藤川 英司，森田 篤史（武蔵工業大学）

ＷＡ６　制御（応用３）　16:30～17:50　司会　安信誠二（筑波大学）

WA6-1：ファジィ制御による紙幣分離搬送方式 … 53
○佐藤 正康，渡辺 敬介，後藤 雅雄（沖電気工業㈱）

WA6-2：計量給油装置の流量制御における動粘度ファジィ計測 … 57
○及川 達也，江守 一（㈱タツノ・メカトロニクス），
大里 有生（長岡技術科学大学）

WA6-3：蓄熱槽用３方弁のファジィ制御 … 61
○土岐 康之，山田 新一，藤川 英司（武蔵工業大学）

WA6-4：CO抑制ファジィ自動燃焼制御システム … 65
○藤吉 誠，白木 敏之（日立造船㈱）

B室

WB1 表現 9:30～10:30 司会 片井 修（京都大学）
WB1-1：協調的対話システムにおけるユーザモデルについて … 69
○原田 直樹，山田 耕一，奴久妻 章，石丸 恵一（国際ファジィ工学研究所），
溝口 理一郎（大阪大学）
WB1-2：Ｆｕｚｚｙプログラムとその宣言的意味論 … 73
赤間 清（北海道大学）
WB1-3：コンピュータによるファジィ集合の表現と処理 … 77
○馬野 元秀，鳩野 逸生，田村 坦之（大阪大学）

WB2 評価 10:40～12:00 司会 椎塚久雄（工学院大学）
WB2-1：ファジィ構造モデルのイメージ評価への適用 … 81
村上 譲司（国際ファジィ工学研究所）
WB2-2：ファジィ理論を応用した授業分析とその評価（Ⅱ） … 85
○宮武 直樹（法政大学），清水 誠一（岡山県中川小学校），
安田 隆人（岡山県美星小学校）
WB2-3：一対比較型評価手法間の関係 … 89
－ＡＨＰ，ファジィ構造モデル，官能検査手法の比較－
長沢 伸也（亜細亜大学）
WB2-4：拡張ファジィ統合則による主観的建築構造評価の同定 … 93
○大町 靖高，河村 廣，谷 明勲（神戸大学）

WB4 ＧＡとファジィ制御 14:10～15:10 司会 中西祥八郎（東海大学）
WB4-1：遺伝的アルゴリズムによるファジィ制御のメンバーシップ関数の学習 … 97
○山本 和美，久保 祐二，和多田 淳三（大阪工業大学 ）
WB4-2：階層化ファジィクラシファイアシステムによる制御 …101
古橋 武，○中岡 謙，森川 幸治，内川 嘉樹（名古屋大学）
WB4-3：ファジィクラシファイアシステムによるスケジューリング知識獲得 …105
古橋 武，○森川 幸治，内川 嘉樹（名古屋大学）

WB5 ＧＡと計画問題 15:20～16:20 司会 石渕久生（大阪府立大学）
WB5-1：遺伝的アルゴリズムに基づくファジィ混合型整数計画問題の解法 …109
○水沼 洋人，和多田 淳三，藪内 賢之（大阪工業大学）
WB5-2：ファジィ満足化手法と遺伝的アルゴリズムによるホットパーツ運用計画 …113
坂和 正敏，宇高 淳也，○乾口 雅弘（広島大学），四郎丸 功，杉ノ原 範明，
井上 岳史（中国電力㈱）
WB5-3：ファジィ評価を用いた遺伝アルゴリズムによるロボットの行動計画 …117
○柴田 崇徳，福田 敏男，下島 康嗣（名古屋大学）

WB6 ＧＡとファジィ推論 16:30～17:50 司会 乾口雅弘（広島大学）
WB6-1：ファジィ推論ルールの学習における遺伝的アルゴリズムの有効性に関する考察 …121
○土屋 敏夫，松原 行宏，長町 三生（広島大学）
WB6-2：ファジィ識別システムにおけるルール選択のための遺伝的操作 …125
○石渕 久生，野崎 賢，山本 直久，田中 英夫（大阪府立大学）

WB6-3：Ｋｏｈｏｎｅｎ型ネットワークとＧＡを用いたファジィ推論 …１２９
○石原 成浩，高木 敏幸，中西 祥八郎（東海大学）
WB6-4：学習型ファジィ推論へのＧＡの導入に関する一考察 …１３３
○後藤 啓一，高木 敏幸（東海大学），黒沢 正明（東芝エンジニアリング㈱），
中西 祥八郎（東海大学）

Ｃ室

ＷＣ１ 社会 9:30～10:30 司会 塚本弥八郎（名城大学短期大学部）
WC1-1：特徴のある時系列データを抽出するためのファジィ検索システムの開発 …１３７
－大規模地域統計情報データベースへの適用－
○李 彦，能森 文人，鈴木 胖（大阪大学）
WC1-2：運転者の主観性を考慮した交差点の交通管理シミュレーション …１４１
○加賀屋 誠一（北海道大学），菊池 慎也（デラウェア大学）
WC1-3：テスト項目への反応に基づく学習者集団の特性解析 …１４５
○伊藤 公紀，大内 東（北海道大学）

ＷＣ２ 意思決定・支援システム１ 10:40～12:00 司会 玄 光男（足利工業大学）
WC2-1：ファジィ確率的動的計画法について …１４９
○小田中 敏男（北海道情報大学），岩村 覚三（城西大学）
WC2-2：角型構造の大規模多目的線形計画問題に対するファジィ計画法 …１５３
○坂和 正敏，乾口 雅弘（広島大学），澤田 一哉（松下電工㈱），
汪 暁俊（広島大学）
WC2-3：多目的双行列ゲームにおけるファジィ目標に関する均衡解 …１５７
○西崎 一郎（京都大学），坂和 正敏（広島大学）
WC2-4：ファジィ数間のある半順序関係によるファジィ線形計画問題 …１６１
古川 長太，○藤田 敏治（九州大学）

ＷＣ４ 意思決定・支援システム２ 14:10～14:50 司会 田中英夫（大阪府立大学）
WC4-1：ＦＩＳＭ／Ｆｕｚｚｙ：柔軟なファジィ構造モデリング …１６５
○大内 東，若林 高明，三田村 保（北海道大学）
WC4-2：プラントオペレータの認知状態の推定 …１６９
村野 健一（国際ファジィ工学研究所）

ＷＣ５ 意思決定・支援システム３ 15:20～16:20 司会 加賀屋誠一（北海道大学）
WC5-1：協調的対話システムにおける意思決定支援 …１７３
○奴久妻 章，山田 耕一，原田 直樹，石丸 恵一（国際ファジィ工学研究所）
WC5-2：あいまいな環境における多目的意思決定 …１７７
－ヒューリスティックなアプローチ－
○徳丸 昭彦，田崎 栄一郎（桐蔭学園横浜大学）
WC5-3：画像情報を基にしたファジィエキスパートシステムとそのバーチャルキッチン
への応用 …１８１
○今村 佳世，山村 彰，西山 高史，野村 淳二（松下電工㈱）

ＷＣ６ 意思決定・支援システム４ 16:30～17:50 司会 坂和正敏（広島大学）
WC6-1：ファジィ不等式の定義とその線形計画への適用 …１８５
○中村 節子，河口 万由香，伊達 惇（北海道大学）

WC6-2：クロッシングゲートネットワークのフロー制御における
ファジィ線形計画法の適用 …１８９
○小坂 賢一，野中 秀俊，河口 万由香，伊達 惇（北海道大学）
WC6-3：台形型ファジィ数の新たな順序関係とその線形計画問題への応用 …１９３
○中原 陽三（静岡精華短期大学），玄 光男（足利工業大学）
WC6-4：区間の順序関係とその最短経路問題への応用 …１９７
○岡田 真幸（足利短期大学），玄 光男（足利工業大学）

Ｄ室

ＷＤ１ 検索１ 9:30～10:30 司会 高萩栄一郎（専修大学）
WD1-1：ファジィデータベースにおける個別ユーザへの調整手法 …２０１
○福嶋 茂信，Anca Ralescu（国際ファジィ工学研究所）
WD1-2：ファジィデータベースにおける一貫性制約を考慮した更新 …２０５
中田 典規（千葉経済大学短期大学部）
WD1-3：カテゴリ間のファジィ構造化分析の感性情報検索システムへの応用 …２０９
○中村 和男（生命工学工業技術研究所），北島 努（日本工業大学）

ＷＤ２ 検索２ 10:40～11:40 司会 中田 典規（千葉経済大学短期大学部）
WD2-1：線状スケルトンをもつファジィパターンの検索 …２１３
○伊藤 秀美，若山 晶彦，高山 博之（気象研究所）
WD2-2：ファジィ理論に基づいた画像情報のデータベース化と検索技法 …２１７
○吉根 勝美，磯本 征雄（名古屋市立大学），中谷 浩人，
石井 直宏（名古屋工業大学）
WD2-3：ファジィ積分によるデータ検索法 …２２１
高萩 栄一郎（専修大学）

ＷＤ４ 同定１ 14:10～15:10 司会 山崎 束（（株）日揮）
WD4-1：ファジィモデルにおける逆問題の数値的解法 …２２５
○生駒 哲一（総合研究大学院大学），廣田 薫（法政大学）
WD4-2：ガスタービンのＮＯｘ濃度予測問題への簡略型ファジィ推論モデルの適用 …２２９
坂和 正敏，○乾口 雅弘，松原 康博，植村 芳樹（広島大学），四郎丸 功，
杉ノ原 範明（中国電力㈱）
WD4-3：種々の差異の最小化に基づく区間線形回帰 …２３３
○乾口 雅弘，坂和 正敏（広島大学）

ＷＤ５ 同定２ 15:20～16:20 司会 内川 嘉樹（名古屋大学）
WD5-1：ファジィＩｆ－Ｔｈｅｎルールによる ＧＭＤＨ …２３７
○田中 英夫，横出 勝則，石渕 久生（大阪府立大学）
WD5-2：自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの次元推定 …２４１
○鍬田 海平，梶谷 雄治，片山 立，藤山 晃治，西田 行輝（三洋電機㈱）
WD5-3：マルチ線形モデル構築のためのクラスタリング法比較研究 …２４５
○中森 義輝（甲南大学），領家 美奈（松下電工㈱）

ＷＤ６ 同定３ 16:30～17:50 司会 田崎栄一郎（桐蔭学園横浜大学）
WD6-1：ファジィ・位相事例ベースモデリングとその応用 …２４９
○筒井 宏明，黒崎 淳（山武ハネウエル㈱）

WD6-2：階層化ファジィモデリング手法に関する一考察 …２５３
○中山 正一（富士通ＶＬＳＩ㈱），古橋 武，内川 嘉樹（名古屋大学）
WD6-3：ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング（Ⅲ） …２５７
○堀川 慎一，古橋 武，内川 嘉樹（名古屋大学）
WD6-4：ファジィモデリングのたて糸糊付工程への適用 …２６１
○松下 聖一，黒宮 明，高木 久弥（名古屋市工業研究所），
古橋 武，堀川 慎一，内川 嘉樹（名古屋大学）

５月２０日（木）

Ａ室

ＴＡ１ 制御（応用４）9:30～10:10 司会 神酒 勤（九州工業大学）
TA1-1：自律型移動ロボット「ＤＲＥＡＭ－１」の縦列駐車実験 …２６５
宮田 仁志（米子工業高等専門学校），三浦 正嗣，○河野 英正，
大北 正昭（鳥取大学）
TA1-2：ファジィ制御用設計・調整支援ツール …２６９
○伊藤 正満，右田 博久，宮本 章広，伊藤 修（㈱富士電機総合研究所）

ＴＡ２ 制御（方法論１） 10:40～12:00 司会 中森義輝（甲南大学）
TA2-1：意思決定論に基づく資源制約下での言語制御則の最適設計 …２７３
○椹木 哲夫，片井 修，岩井 壮介（京都大学）
TA2-2：学習型ファジィ推論による地形回避経路の設定 …２７７
○野本 弘平，亀田 洋志，立花 康夫（三菱電機㈱）
TA2-3：状態ファジィ予測モデルに基づくファジィ学習制御 …２８１
前田 幹夫（九州工業大学），○島川 学（弓削商船高等専門学校）
TA2-4：マルチユニット型ファジィ学習制御 …２８５
○前田 幹夫，坪根 昌弘，村上 周太（九州工業大学）

ＴＡ４ 制御（方法論２） 14:10～14:50 司会 新宮清志（日本大学）
TA4-1：周波数特性に着目したファジィ制御器の構成と設計 …２８９
○田中 一男，佐野 学，竹間 丈浩（金沢大学）
TA4-2：ファジィモデル追従制御系の設計 …２９３
○川路 茂保，松永 信智，古川 峰飛（熊本大学）

ＴＡ５ 制御（方法論３） 15:20～16:20 司会 前田幹夫（九州工業大学）
TA5-1：自己組織化的確率学習によるファジィ制御則の生成 …２９７
○原 文雄（東京理科大学），寺岡 善之（ソニー㈱）
TA5-2：適応システムにおける減衰係数の制御について …３０１
○柴山 秀男，岡崎 崇，武藤 憲司，林 秀樹（芝浦工業大学）
TA5-3：ファジィ推論を用いたディジタルフィルタの構成 …３０５
○山下 光久，疋田 弘光（室蘭工業大学）

ＴＡ６ 制御（方法論４） 16:30～17:30 司会 佐野 学（金沢大学）
TA6-1：一質点系構造物の振動制御における各種ファジィ推論法の比較 …３０９
新宮 清志，○上野 祐豪（日本大学）
TA6-2：ファジィ制御の改善法（Ⅶ） …３１３
－ファジィシングルトン型推論法と代数積－加算－重心法の等価性－
水本 雅晴（大阪電気通信大学）

TA6-3：ファジィ制御法においてｍａｘとｍｉｎの使用は適当か？ …３１７
水本 雅晴（大阪電気通信大学）

ＴＡ７　制御（方法論５）　17:40～18:40　司会　山口静馬（山口大学）
TA7-1：低次元分割におけるファジィ制御性能の改善 …３２１
林 健一郎，○大坪 昭文（佐賀県工業技術センター），牟田 一弥，
星野 勉（佐賀大学），松尾 信正（㈱中村電機製作所）
TA7-2：ファジィ状態メモリを用いた倒立振子の振り上げ制御 …３２５
○白井 雄二（八代工業高等専門学校），井上 英治，上野 文男（熊本大学）
TA7-3：上下動地震を受けるシェル構造物のファジィ制御 …３２９
―シェルと地盤の間にダンパーとバネを有する場合―
新宮 清志，○福島 欣哉（日本大学）

Ｂ室

ＴＢ１　意思決定と評価　9:30～10:30　　司会　河村　廣（神戸大学）
TB1-1：多属性意思決定問題における重視度の変化に関する一考察 …３３３
○橋山 智訓，古橋 武，内川 嘉樹（名古屋大学）
TB1-2：室内空間評価問題へのファジィ積分の適用　―項目間の相互作用の計量― …３３７
○宮腰 淳一，松下 裕，羽根 義（清水建設㈱）
TB1-3：ファジィ構造モデルの適用性について …３４１
指田 律子（㈱東芝），○椎塚 久雄（工学院大学）

ＴＢ２　評価の論理　10:40～12:00　司会　室伏俊明（電気通信大学）
TB2-1：ファジィ理論を使った痛み情報の計量化　―腰痛治療効果の判定への応用― …３４５
○有田 清三郎（川崎医科大学），葺石 安利，宮本 洋，三浦 文彦（多根病院），
堀 義巳（川崎医療福祉大学）
TB2-2：ファジィ連想推論に基づく知的インターフェース …３４９
関根 智，○山口 亨（㈱東芝），Dennis Montgomery（カナダビクトリア大学），
遠藤 経一（㈱東芝）
TB2-3：Ｌ－ファジィ関係を応用したプログラムモジュールの独立性分析 …３５３
高木 繁則（㈱インテック・システム研究所）
TB2-4：評価の論理　― ファジィ論理関数によるプロ野球チームの優勝可能性評価の
モデリング ― …３５７
菊池 浩明（㈱富士通研究所）

ＴＢ４　推論と評価　14:10～14:50　司会　鬼沢武久（筑波大学）
TB4-1：電子回路（プリント板）の故障評価法へのファジィ理論の応用 …３６１
小川 幸成，柿本 真，○村田 忠（琉球大学）
TB4-2：再検索機能をもつファジィ・データ検索システム …３６５
○中島 信之，般若 裕子（富山大学），醍醐 元正（和歌山県立医科大学）

ＴＢ５　エキスパート・システム１　15:20～16:20　司会　田野俊一（国際ファジィ工学研究所）
TB5-1：ファジィ心臓弁膜症診断システム …３６９
○蔦 敏和（ダイダン㈱），渡辺 浩之，William J. Yakowenko（ノースカロライナ大学），
Yong-Mi Kim（メリーランド大学），安倍 次郎（帝京大学）

TB5-2：ニューラルネットワークとファジィを用いた牛枝肉格付システム …３７３
○後藤 啓一（東海大学），黒沢 正明（東芝エンジニアリング㈱），高木 敏幸，
中西 祥八郎（東海大学）
TB5-3：色彩感覚に関するエキスパートシステム …３７７
○高橋 和浩，菅野 直敏（玉川大学）

ＴＢ６ エキスパート・システム２ 16:30～17:30 司会 菊池浩明（富士通研究所）
TB6-1：オフィスのフロアゾーニング支援システムに関する一考察 …３８１
― 修正案提示による知識獲得支援システム（Ⅱ） ―
○則竹 茂年，古橋 武，内川 嘉樹（名古屋大学）
TB6-2：事例ベース推論に基づくプラン生成システム …３８５
○柴垣 ゆかり，國藤 進（北陸先端科学技術大学院大学）
TB6-3：チューニング機構を持つあいまい推論環境ＦＩＮＥＳＴの背景、
目的とそのイメージ …３８９
○田野 俊一，三好 力，加藤 康記，Thierry Arnould（国際ファジィ工学研究所）

ＴＢ７ エキスパート・システム３ 17:40～18:40 司会 前田陽一郎（三菱電機（株））
TB7-1：デザイナの感性を活かすアパレルＣＡＤに関する基礎的研究 …３９３
○楊 旭華，古橋 武（名古屋大学），尾崎 孝良，大野 隆広（テクノロジー
ソフトウェア協同組合），内川 嘉樹（名古屋大学）
TB7-2：ファジィエキスパートシステムによるプリント基板上の概略配置に関する研究 …３９７
○行松 徹，古橋 武，内川 嘉樹（名古屋大学），田中 克典（中部日立エレクトリック）
TB7-3：ファジィ・エキスパート・システムによる財務分析システムの構築 …４０１
○金子 隆臣（九州東海大学），竹中 久美子，古波蔵 由美（国際協力事業団）

Ｃ室

ＴＣ１ ニューラル・ネットワーク（方法論１）9:30～10:30 司会 廣田 薫（法政大学）
TC1-1：長期短期記憶の概念に基づいたファジィニューラルネットワークの構造学習と
その言語モデリングへの応用 …４０５
長屋 敬一（ＮＫＫ）
TC1-2：ニューラルネットワークによる概念形成に関する一考察 …４０９
○吉村 朋朗，大里 有生（長岡技術科学大学）
TC1-3：ファジィ入出力データを用いたファジィニューラルネットの学習 …４１３
○石渕 久生，權 奇澤，田中 英夫（大阪府立大学）

ＴＣ２ ニューラル・ネットワーク（方法論２） 10:40～11:20 司会 荒尾真樹（オムロン（株））
TC2-1：ダイナミクスを持つ階層型ニューラルネットワークの安定性について …４１７
○田中 一男，佐野 学（金沢大学）
TC2-2：ニューロファジィモデルにおける種々の自己増殖型アルゴリズム …４２１
○片山 立，梶谷 雄治，鍬田 海平，渡辺 雅英，西田 行輝（三洋電機㈱）

ＴＣ４ ニューラル・ネットワーク（方法論３） 14:10～15:10 司会 関口 隆（横浜国立大学）
TC4-1：Ｋｏｈｏｎｅｎ型ニューラルネットワークを用いたファジィ推論の構成 …４２５
○石原 成浩，高木 敏幸，中西 祥八郎（東海大学）
TC4-2：大小比較ネットワークを用いたファジィ・ニューラルネットによる
ｍｉｎ演算－台形型Ｍ．Ｆ．ファジィルールの同定 …４２９
○清水 透，山本 茂史（日本電気㈱）

TC4-3：ユニット生成機能をもつファジィ・ニューラルネットワークによる
メンバーシップ関数およびファジィ制御ルールの自動生成手法 …４３３
○太田 俊彦，増田 達也（大阪工業大学），夜久 正司（㈱ダイヘン）

ＴＣ５ ニューラル・ネットワーク（応用１） 15:20～16:20 司会 影井 清一郎（横浜国立大学）
TC5-1：新燃焼解析法としてのファジィ・ニューラルネットワークに関する研究 …４３７
○中谷 純，長沼 要，近久 武美，村山 正（北海道大学）
TC5-2：概念ファジィ集合を用いたインテリジェント・ヘルプ・システム …４４１
○井村 敦，牛田 博英，高木 友博（国際ファジィ工学研究所），
山口 亨（（株）東芝）
TC5-3：ニューロ・ファジィ制御によるＣＯ濃度制御シミュレーション …４４５
○田中 一男，佐野 学（金沢大学）

ＴＣ６ ニューラル・ネットワーク（応用２）16:30～17:30 司会 山田耕一
（国際ファジィ工学研究所）
TC6-1：ニューロ・ファジィＧＭＤＨとその研削加工特性のモデル化への応用 …４４９
○長坂 一徳，市橋 秀友（大阪府立大学）
TC6-2：ニューロ・ファジィ逆解析による断層撮影法 …４５３
○市橋 秀友，木村 尚博（大阪府立大学）
TC6-3：ファジィネットによるオフラインサイン認識における一考察 …４５７
○渡辺 成，古橋 武（名古屋大学），小幡 賢三（日本電装㈱），
内川 嘉樹（名古屋大学）

ＴＣ７ ニューラル・ネットワーク（応用３） 17:40～18:40 司会 畝見達夫
（国際ファジィ工学研究所）
TC7-1：ニューロ・ファジィによるＤＤマニピュレータのトルク変化最小制御 …４６１
○市橋 秀友，若松 隆司（大阪府立大学）
TC7-2：不規則移動物体を追跡可能な逐次学習型ニューラルネットワーク制御システム …４６５
廣田 薫，○鶴丸 尚之，茂木 篤史（法政大学），湯場崎 直養，
大谷 正幸（マイコム㈱），宮島 隆司（長野県情報技術試験場）
TC7-3：ニューラルネットワークによるファジィモデル自動車のモデリング方法 …４６９
板倉 直明（電気通信大学），猪飼 國夫（㈱ＭＩベンチャー），
○本多 中二（電気通信大学）

Ｄ室

ＴＤ１ 論理１ 9:30～10:30 司会 村井哲也（北海道教育大学）
TD1-1：Ｆｕｚｚｙ論理関数の数の限界式について …４７３
○巽 久行（神奈川工科大学），荒木 智行，向殿 政男（明治大学），
木澤 誠（神奈川工科大学）
TD1-2：定数係数を持ったファジィ論理関数について …４７７
○荒木 智行（明治大学），巽 久行（神奈川工科大学），向殿 政男（明治大学），
大前 義次（神奈川工科大学）
TD1-3：Fuzzy Normal Proposition Probability Space and It's Application. …４８１
Kaiqi Zou（Dalian Maritime Univ.），○井上 洋（東京理科大学）

ＴＤ２　論理２　10:40～12:00 司会　國藤　進（北陸先端科学技術大学院大学）
TD2-1：多値論理をベースとしたファジィアブダクション　…４８５
　　○山田 耕一（国際ファジィ工学研究所），向殿 政男（明治大学）
TD2-2：証拠に基づく信念論理の知識獲得への応用　…４８９
　　○村井 哲也（北海道教育大学），宮腰 政明，新保 勝（北海道大学）
TD2-3：不確実性を表現する多値論理の認識様相による導出 II　…４９３
　　○村井 哲也（北海道教育大学），宮腰 政明,新保 勝（北海道大学）
TD2-4：対話処理システム”ＦＬＩＮＳ”におけるファジィ限量子に関する考察　…４９７
　　○岡本 渉，田野 俊一，岩谷 敏治（国際ファジィ工学研究所）

ＴＤ４　知的情報処理１　14:10～15:10　司会　椹木哲夫（京都大学）
TD4-1：ペトリネットを利用したファジィアルゴリズムのあいまい性評価　…５０１
　　前田 陽一郎（三菱電機㈱）
TD4-2：囲碁アルゴリズムにおけるファジィ理論の利用　…５０５
　　横川 壽彦（㈱リコー）
TD4-3：ファジィアルゴリズム実行システムの構築と評価　…５０９
　　○西野 順二，菅野 道夫（東京工業大学）

ＴＤ５　知的情報処理２　15:20～16:20　司会　赤間　清（北海道大学）
TD5-1：選択体系機能文法を用いた文章要約に関する一考察　…５１３
　　○古川 力（三菱電機㈱），菅野 道夫（東京工業大学）
TD5-2：定性的知識データと数値データに基づく言語的システム記述　…５１７
　　○安川 隆廣，菅野 道夫（東京工業大学）
TD5-3：記号処理・ファジィ推論融合型問題解決の枠組み　…５２１
　　○片井 修（京都大学），松原 繁夫（ＮＴＴ㈱），増市 博（富士ゼロックス㈱），
　　椹木 哲夫（京都大学），片山 朋宏（大阪ガス㈱），岩井 壮介（京都大学）

ＴＤ６　知的情報処理３　16:30～17:10　司会　和多田淳三（大阪工業大学）
TD6-1：ファジィ制御による毛筆文字出力システム　…５２５
　　○中村 剛士，松岡 康広，伊藤 英則，世木 博久（名古屋工業大学）
TD6-2：ファジィテンプレートを基にしたファジィ位相空間の構成と画像処理への応用　…５２９
　　○宮崎 敬（長野工業高等専門学校），師玉 康成，中村 八束，
　　山浦 弘夫（信州大学）

ＴＤ７　言語　17:40～18:40　司会　馬野元秀（大阪大学）
TD7-1：実用化を目指したファジィＣ言語の開発　…５３３
　　○藤居 藤樹，茂木 義則（オムロン㈱），Don Harper（Omron Advanced Systems, Inc.），
　　中嶋 宏，十河 太治，荒尾 真樹（オムロン㈱）
TD7-2：Ｆｕｚｚｙ ＳＱＬ の言語仕様とライブラリについて　…５３７
　　○中嶋 宏，十河 太治，荒尾 真樹（オムロン㈱）
TD7-3：対話処理システムＦＬＩＮＳにおけるファジィ事例ベース推論の検討　…５４１
　　○岩谷 敏治，田野 俊一，岡本 渉（国際ファジィ工学研究所）

５月２１日（金）

Ａ室

ＦＡ１　推論（理論１）9:30～10:30　　司会　水本雅晴（大阪電気通信大学）
FA1-1：ファジィ推論における間接法と直接法について　…５４５
　　○川瀬 真（帝京技術科学大学），柳原 二郎（千葉大学）
FA1-2：準同型分離規則と推論の合成法　…５４９
　　江澤 義典（関西大学）
FA1-3：ThornberのModus Ponensによる近似推論　…５５３
　　○磯部 光朗，高橋 恒介，小池 仁（日本電気㈱）

ＦＡ２　推論（応用）　10:40～12:00 司会　江澤義典（関西大学）
FA2-1：ファジィ推論の画像平滑化への応用　…５５７
　　○鈴木 茂人（北海道大学医療技術短期大学部），上杉 正人（北海道大野病院）
FA2-2：ファジィ・スプライン曲線同定法のＣＡＤ図形入力への一応用　…５６１
　　○佐賀 聡人，西田 修司，奥野 勉，牧野 宏美（㈱テクノバ）
FA2-3：ファジィ推論による履歴曲線のモデリングとその応用　…５６５
　　古田 均（京都大学），○熊崎 幾太郎（中部電力），渡邊 英一（京都大学）
FA2-4：あいまいな計測データからの溶接ビード強度のファジィ推論　…５６９
　　牛込 博康（石川島播磨重工業㈱）

ＦＡ３　推論（理論２）　13:00～14:00　司会　前田　博（九州工業大学）
FA3-1：ファジィ関係式のあいまい後ろ向き推論への適用　…５７３
　　○Thierry Arnould，田野 俊一，加藤 康記，三好 力（国際ファジィ工学研究所）
FA3-2：ファジィ構造モデリングにおける推移的結合問題の特殊解　…５７７
　　○若林 高明，大内 東（北海道大学）
FA3-3：ファジィ可到達行列モデルの推論構造　…５８１
　　○三田村 保，大内 東（北海道大学）

ＦＡ４　推論（方法論１）　14:10～15:10　司会　本多中二（電気通信大学）
FA4-1：ファジィシングルトン型推論法によるファジィ規則の自動生成　…５８５
　　水本 雅晴，○岩切 正夫（大阪電気通信大学）
FA4-2：ルール前件部における相関関係の処理方法　…５８９
　　○加藤 康記，Thierry Arnould，三好 力，田野 俊一（国際ファジィ工学研究所）
FA4-3：ファジィ数値関数近似のためのファジィ推論　…５９３
　　○石渕 久生，田中 英夫（大阪府立大学）

ＦＡ５　推論（方法論２）　15:20～16:20　司会　遠藤経一（（株）東芝）
FA5-1：構造適応型ニューラルネットワークを用いたファジィルールの推論及び学習　…５９７
　　○市村 匠，田崎 栄一郎（桐蔭学園横浜大学）
FA5-2：ファジィプロダクションルールの結合子による自動チューニング　…６０１
　　○三好 力，田野 俊一，加藤 康記，Thierry Arnould（国際ファジィ工学研究所）
FA5-3：ファジィ推論を用いた自然物の認識　…６０５
　　○高田 英雄，藤澤 隆章（関西大学）

ＦＡ６　推論（方法論３）　16:30～17:30　司会　伊藤秀美（気象研究所）
FA6-1：ファジィ・プロダクション・システムの拡張　－推論方式の追加－　…６０９
　　馬野 元秀，○松下 光範，鳩野 逸生，田村 坦之（大阪大学）

FA6-2：ダイナミクスを導入したファジィ推論とそのシステムモデリングへの応用 …６１３
○前田 博，浅岡 伸一郎，村上 周太（九州工業大学）
FA6-3：自然言語対話システムＦＬＩＮＳにおける非ファジィ／ファジィ推論、
ファジィＣＢＲの連携による問題解決 …６１７
○田野 俊一，岡本 渉，岩谷 敏治（国際ファジィ工学研究所）

ＦＡ７ 推論（方法論４） 17:40～18:20 司会 大内 東（北海道大学）
FA7-1：あいまいさの減少がありうるコンビネーション関数に関する一考察 …６２１
○田野 俊一，Thierry Arnould，加藤 康記，三好 力（国際ファジィ工学研究所）
FA7-2：多重多段ファジィ推論におけるあいまいさの広がりについて …６２５
－ 三角型メンバーシップ関数を持つファジィ推論 －
○井室 元良（㈱安川電機），前田 博，村上 周太（九州工業大学）

Ｂ室

ＦＢ１ 心理 9:30～10:30 司会 椎名乾平（早稲田大学）
FB1-1：変動騒音に対する物理的遮音対策後における心理的評価予測 …６２９
○山口 静馬，石原 茂和（山口大学），老松 建成（海上保安大学校），加藤 裕一
（呉工業高等専門学校）
FB1-2：騒音に対する心理計測システムの開発 …６３３
○加藤 裕一（呉工業高等専門学校），山口 静馬（山口大学），老松 建成
（海上保安大学校）
FB1-3：不確かさを表す日本語形容詞の数量化分析による分類 …６３７
○高柳 浩，山ノ井 高洋（北海学園大学），菅野 道夫（東京工業大学）

ＦＢ２ 英語 10:40～12:00 司会 Ａｎｃａ Ｒａｌｅｓｃｕ（国際ファジィ工学研究所）
FB2-1：An Approach for Large-scale 0-1 Fuzzy Goal Programming and
Its Application. …６４１
大規模な０－１ファジィ目標計画の一解法とその応用
○金 賢哲（崇実大学），井田 憲一，玄 光男（足利工業大学）
FB2-2：Finite Stage Markov Decision Process Model using the Fuzzy Set Theory. …６４５
ファジィ理論による有限マルコフ決定過程モデル
○金 昌恩（明知大学校），玄 光男（足利工業大学）
FB2-3：A classification of fuzzy subgroups. …６４９
ファジィ部分群の分類
○M. Mashinchi（Kerman University），向殿 政男（明治大学）
FB2-4：An Evaluation Procedure For Ranking Rural Roads For Investment Using …６５３
A Linguistic Variable Approach.
○Isaac Frimpong Mensa-Bonsu，加賀屋 誠一，山村 悦夫（北海道大学）

ＦＢ３ 心理学におけるファジィ理論の役割 13:00～14:00 司会 中村和男
（生命工学工業技術研究所）
FB3-1：ファジィニューロモデルによる人間のカテゴリー化のモデル …６５７
椎名 乾平（早稲田大学）
FB3-2：曖昧な情報処理についての心理学的考察 －知覚判断課題を用いた実験による－ …６６１
○渡邊 洋（同志社大学），竹村 和久（筑波大学）
FB3-3：ファジィ推論による進路決定の支援システムの試み …６６５
○山下 利之（桐蔭学園横浜大学），山下 清美（専修大学）

ＦＢ４　測度１　14:10～14:50　司会　有田清三郎（川崎医科大学）
FB4-1：ファジィ測度を利用した回帰分析　…６６９
○高萩 栄一郎（専修大学），松下 倫子（湘北短期大学）
FB4-2：Ｃｈｏｑｕｅｔ積分による階層的評価モデル（２）　…６７３
○藤本 勝成（東京工業大学），室伏 俊明（電気通信大学），
菅野 道夫（東京工業大学）

ＦＢ５　測度２　15:20～16:20　司会　井上　洋（東京理科大学）
FB5-1：不確実性測度に対するエントロピー最大化アルゴリズム　…６７７
○前田 豊，Hung T. Nguyen（東京工業大学），市橋 秀友（大阪府立大学）
FB5-2：ファジィ幾何的エントロピーとファジィ相互エントロピーについての提案　…６８１
清水 昭雄（宇部興産㈱）
FB5-3：相互効用独立な効用関数のファジィ積分表示　…６８５
松下 裕（清水建設㈱）

ＦＢ６　測度３　16:30～17:30　司会　市橋秀友（大阪府立大学）
FB6-1：ファジィ測度を読む技術（Ⅱ）：視覚的表示　…６８９
○室伏 俊明，浜田 英嗣（電気通信大学）
FB6-2：ファジィ測度を読む技術（Ⅲ）：相互作用指標　…６９３
○室伏 俊明，曽根田 聖一（電気通信大学）
FB6-3：モデル構造を考慮したファジィ測度の同定　…６９７
○室伏 俊明，荻野 充弘（電気通信大学）

ＦＢ７　集合　17:40～18:20　司会　中島信之（富山大学）
FB7-1：一般確率演算による「矛盾」を含むファジィ集合演算則と統合証拠の
真理度評価への応用　…７０１
間渕 重昭（神戸商船大学）
FB7-2：線形関数で表現される連続ファジィ集合に関する集合演算の計算法の
改善について　…７０５
○吉川 歩，葛川 芳弘，西村 武（京都工芸繊維大学）

Ｃ室

ＦＣ１　画像１　9:30～10:30　司会　増井重弘（法政大学）
FC1-1：パターンの特徴抽出にあいまいさを取り入れた手書き数字認識　…７０９
○時松 秀男，西守 克己，徳高 平蔵，藤村 喜久郎，岸田 悟，石原 永伯，
平川 進（鳥取大学）
FC1-2：ファジィ推論を用いたシェーディング補正　…７１３
○黒沢 正明（東芝エンジニアリング㈱），後藤 啓一，高木 敏幸，
中西 祥八郎（東海大学）
FC1-3：ファジィ推論を用いたカラー画像データの分離　…７１７
○黒沢 正明（東芝エンジニアリング㈱），後藤 啓一，高木 敏幸，
中西 祥八郎（東海大学）

ＦＣ２　画像２　10:40～12:00 司会　玉野和保（広島工業大学）
FC2-1：ファジィ理論・ニューラルネットワークを用いた一般道路上の実時間画像理解　…７２１
廣田 薫，山内 賢一，田中 慶，○村上 順，中川 友紀子（法政大学）

FC2-2：風景画の画像理解 …７２５
増井 重弘（法政大学），寺野 寿朗（国際ファジィ工学研究所），○関口 俊宏，
野口 勝久（法政大学）
FC2-3：領域間における空間的位置関係の言語記述に関する一検討 …７２９
○宮島 耕治，Anca Ralescu（国際ファジィ工学研究所）
FC2-4：機能言語理論による物語の画像理解に関する一考察 …７３３
○福山 義幸，菅野 道夫（東京工業大学）

ＦＣ３ 方程式 13:00～14:00 司会 大里有生（長岡技術科学大学）
FC3-1：ファジィ要素をもつファジィ関係逆問題に関する一考察 …７３７
○韓 生廉，関口 隆（横浜国立大学），高橋 宏（日産自動車）
FC3-2：含意演算の図的表現とファジィ算法方程式への適用について …７４１
○河口 万由香（北海道大学），齊藤 ゆか（松下システムエンジニアリング㈱），
伊達 惇（北海道大学）
FC3-3：激烈積に基づくＬ－Ｒファジィ数の算術演算 …７４５
○河口 万由香，伊達 惇（北海道大学）

ＦＣ４ ハードウェア１ 14:10～15:10 司会 山川 烈（九州工業大学）
FC4-1：命令セットアーキテクチャから見たファジィプロセッサの研究 …７４９
○畑田 明信，戸貝 正喜（日本インフラロジック㈱）
FC4-2：８－ｂｉｔ分解能 ３５ ｍｉｌｌｉｏｎ ｒｕｌｅｓ ｐｅｒ ｓｅｃｏｎｄ
ファジィ推論プロセッサ …７５３
○佐々木 守，上野 文男，井上 高宏（熊本大学）
FC4-3：汎用光学ファジィ演算モジュールの開発 …７５７
中木 謙一，○玉野 和保（広島工業大学）

ＦＣ５ ハードウェア２ 15:20～16:00 司会 戸貝正喜（日本インフラロジック（株））
FC5-1：Λ型メンバーシップ関数回路を用いた一様乱数発生器 …７６１
山川 烈（九州工業大学），H.-N. Teodorescu（Institutl Politehnic），
内野 英治，神酒 勤，○稲川 直裕（九州工業大学）
FC5-2：ネオファジィニューロン・ハードウェアの設計と試作 …７６５
山川 烈，神酒 勤，内野 英治，○東 和雄（九州工業大学）

ＦＣ６ ハードウェア３ 16:30～17:30 司会 上野文男（熊本大学）
FC6-1：インテリジェントファジィセンサの研究 ― Ⅱ …７６９
―試作したファジィチップの評価と簡易ファジィ制御法―
○松本 外左（東京ガス㈱），庄野 克房（上智大学）
FC6-2：高速多入力ファジィ推論の実現 …７７３
○有川 晴彦（アーク・テクノリサーチ㈱），水本 雅晴（大阪電気通信大学）
FC6-3：ファジィ論理回路シミュレータ（ＦＬＳ）の開発 …７７７
○森 雄一郎，下野 雅樹，向殿 政男（明治大学）

ＦＣ７ ロボット 17:40～18:20 司会 田中一男（金沢大学）
FC7-1：近似的なマッチングによるプランニングと移動ロボットへの適用 …７８１
○愛須 英之，稲垣 泰弘，杉江 弘，畝見 達夫（国際ファジィ工学研究所）
FC7-2：ファジィ・ニューラルネットワークを用いた自律分散ロボットによる行動計画 …７８５
廣田 薫，○池田 武治，桑原 強司，葉 海青（法政大学），大谷 正幸，
湯場崎 直養（マイコム㈱）

D室

ＦＤ１　ＯＲ１　9:30～10:30　司会　佐藤義治（北海道大学）

FD1-1：指数型可能性分布による可能性分析　…７８９
　　○田中 英夫，石渕 久生（大阪府立大学）

FD1-2：重複区間関数を用いるファジィ観測データの統計的処理　…７９３
　　○古殿 幸雄（福山大学），小西 幹彦，奥田 徹示，浅居 喜代治（大阪工業大学）

FD1-3：ファジィ数量化法の応用例 －子供の食習慣と健康に関するアンケートの解析－　…７９７
　　○江口 征男，影井 清一郎（横浜国立大学），若松 秀俊（東京医科歯科大学）

ＦＤ２　ＯＲ２　10:40～12:00　司会　奥田徹示（大阪工業大学）

FD2-1：誤差データのファジィ回帰分析　…８０１
　　和多田 淳三，○藪内 賢之（大阪工業大学），辰巳 憲一（学習院大学）

FD2-2：あるファジィ回帰モデルについて　…８０５
　　○渡辺 則生（中央大学），今泉 忠（多摩大学）

FD2-3：空調熱負荷予測における局地外気温予測ファジィモデル　…８０９
　　○久礼 裕子，領家 美奈，吉田 幸男，野村 淳二（松下電工㈱），
　　中森 義輝（甲南大学）

FD2-4：エネルギー需要予測におけるあいまいさの取り扱いについて　…８１３
　　○甲斐沼 美紀子（国立環境研究所），松岡 譲（京都大学），
　　森田 恒幸（国立環境研究所）

ＦＤ３　ＯＲ３　13:00～13:40　司会　村田　忠（琉球大学）

FD3-1：システムの信頼性の主観的解析について　…８１７
　　鬼沢 武久（筑波大学）

FD3-2：ファジィ理論に基づいたＦＴＡ法　…８２１
　　○辻村 泰寛，玄 光男（足利工業大学）

ＦＤ４　ＯＲ４　14:10～15:10　司会　野本弘平（三菱電機（株））

FD4-1：ファジィデータのクラスタリングの一手法について　…８２５
　　○大西 真一（北海学園大学），今井 英幸，伊達 惇（北海道大学），
　　河口 至商（北海学園大学）

FD4-2：ファジィクラスタリングモデルについて　…８２９
　　○佐藤 美佳，佐藤 義治（北海道大学）

FD4-3：消費者の感性に基づく商品ブランドの位置づけ　…８３３
　　○後藤 秀夫（㈱社会調査研究所），星野 朝子（㈱消費者行動研究所）

ＦＤ５　学習１　15:20～16:00　司会　山ノ井高洋（北海学園大学）

FD5-1：ＦＦＳ－Ｎｅｔｗｏｒｋを用いた連続値型 学習／推論システム　…８３７
　　○中村 健，藤巻 俊秀，渡辺 正明，浜谷 和彦，上石 陽一（㈱アドイン研究所）

FD5-2：ＦＦＳネットワークによるファジィ検索　…８４１
　　○藤巻 俊秀，中村 健，渡辺 正明，浜谷 和彦，上石 陽一（㈱アドイン研究所）

ＦＤ６　学習２　16:30～17:30　司会　福嶋茂信（国際ファジィ工学研究所）

FD6-1：スプライン関数を応用したファジィ推論　…８４５
　　○下島 康嗣，福田 敏男，新井 史人（名古屋大学）

FD6-2：学習的ファジィコグニティブマップの構成　…８４９
　　○菅原 暢仁，田崎 栄一郎（桐蔭学園横浜大学）

FD6-3：ファジィニューラルネットワークを用いた回避・操舵知識の獲得に関する研究 …８５３
○平賀 一郎（名古屋大学），中山 正一（富士通ＶＬＳＩ㈱），古橋 武，
内川 嘉樹（名古屋大学）

ＦＤ７ 学習３ 17:40～18:40 司会 古橋 武（名古屋大学）

FD7-1：ＩＤ３に基づくファジィ・ルールの抽出とその推論法 …８５７
馬野 元秀，○岡本 宏隆，鳩野 逸生，田村 坦之（大阪大学），河内 二三夫，
梅津 祐久，木下 淳一 （㈱関西テック）
FD7-2：Lattice構造を含むニューラルネットワークによるファジィルールの自動抽出 …８６１
○井上 紀正，田崎 栄一郎（桐蔭学園横浜大学）
FD7-3：ルールの削除機能を有するニューラルネットワークによるファジィモデリング …８６５
石塚 洋一，宮島 廣美，○福元 伸也（鹿児島大学）

デモンストレーション

会場 北海道大学学術交流会館ホール

DM-1：ファジィ開発ツール ＦＵＺＺＹ ＰＲＯ …８６９
日本インフラロジック株式会社

DM-2：ファジィ・スプライン曲線同定法 …８７１
株式会社 テクノバ

DM-3：β－ＲＮＡ／ファジィ学習ツールの応用可能性 …８７３
（株） アドイン研究所

DM-4：研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の紹介 …８７７
アーク・テクノリサーチ株式会社

<<メ　モ>>

特別講演論文

5月19日（水）

［A室］

SA 特別講演 13：00～14：00 司会 伊達 惇（北海道大学）

演題：「Aspects of Robustness in Fuzzy Control」

講師：Hung Trung NGUYEN 氏（New Mexico州立大学 教授）

9th Fuzzy System Symposium (Sapporo, May 19~21,1993)

SA

ASPECTS OF ROBUSTNESS IN FUZZY CONTROL

Hung T. Nguyen

New Mexico State University (U.S.)
and
Tokyo Institute of Technology (JAPAN)

Abstract

This talk is mainly about various aspects of robustness, in its most general sense, in the analysis stage of Control Systems. The concern about the sensitivity of the systems stability and performance with respect to plant parameter variations has triggered robust control theory. Here the targets or desired properties of a system are stability and performance. The "uncertainties" can come from various sources: error in the identification process, non-linearity of the plant dynamics, and most commonly, the variation of the plant parameters (due to operational conditions or assessment of nominal values). At the design stage, one would like to minimize the above sensitivity. Thus, robust control aims at searching for insensitive control strategies.

On the other hand, the concept of robustness is well-known from the field of statistics. In classical statistics, an estimation procedure is robust if it can resist to "bad" observations. Modern Bayesian statistics concerns with the assessments of classes of probability measures to describe imprecise prior knowledge in such a way that posterior inferences are the same for all elements of the class. This is somewhat similar to the concept of robustness in Neural Networks where a class of NN designs is said to be robust if outputs of designs in this class are all close.

In fuzzy systems (or, in particular, fuzzy controllers) the uncertainties can come from the assessments of membership functions (in the fuzzy if ... then ... rules), the choices of fuzzy logical connectives, and defuzzification procedures. Of course, if we use fuzzy approach to identification (of dynamical systems) and control, then the problem of stability (and performance) robustness needs to be formulated properly, so that analytic tools can be found for design purposes.

As far as choices of various components of a fuzzy system are concerned, the concept of moduli of continuity of operators can be used as an analytic tool to minimize the sensitivity with respect to variations in degrees of membership (in the modeling of linguistic labels in fuzzy rules). This is particularly appropriate when experts are even not sure about assessments of membership functions. Of course, such a resulting design should remain within the universal approximation property.

At present, there exist various experiments showing desirable properties of fuzzy logic controllers, namely reliability (in some hardware sense) and robust stability with respect to model variations (parametric or not). To derive analytic tools for the study of robustness in Fuzzy Control, it is necessary to look at fuzzy modeling of dynamical behavior of plants (implicit or explicit), and to analyze the way in which fuzzy rules (i.e. control strategies) are derived from the qualitative knowledge of plants behavior. Also, central to criteria for designing robust controllers is a comparison between those based upon the theory of differential equations and those based upon fuzzy dynamical models.

招待講演論文

5月20日（木）

［A室］

ＩＡ　特別講演　１３：００～１４：００　司会　河口至商（北海学園大学）

演題：「宮沢賢治の“黒い月”」

講師：清水　弘　氏（藤女子大学　教授、元北海道大学低温科学研究所　教授）

IA

宮沢賢治の「黒い月」

清水弘
藤女子大学教授
元北海道大学低温科学研究所教授

「北守将軍と三人兄弟の医者」という宮沢賢治の作品がある。
敵に追いかけられ通した三十年間の砂漠の遠征を終えて、九万の軍勢が長い長い牧歌的な第一軍歌を歌いながら故郷の城廓都市ラユーに帰ってくる。敵の襲来かと緊張した町の人びとも、北守将軍ソンバーユーの凱旋だと判って、雀躍りして迎える・・・
こんな風に始まるこの作品は、全体が七五調で書かれていて調子よく読める。北守将軍の軍勢は第二、第三軍歌を歌いながら入城して来る。その第二軍歌に曰く、

みそかの晩とついたちは
砂漠に黒い月がたつ
西と南の風の夜は
月は冬でも真っ赤だよ
雁が高みを飛ぶときは
敵が遠くへ逃げるのだ
追おうと馬にまたがれば
にわかに雪がどしゃぶりだ

終戦直後の飢餓時代に、山のなかの旧制高等学校でこの作品に出会った。そして、この第二軍歌の最初の二行はその意味が解らぬまま「すごい表現だ！」と思い、（これは憶えなければならぬ！）とムキになった。

その後の長い年月、
「みそかの晩とついたちは　砂漠に黒い月が立つ・・・」
と、意味も解らぬまま繰り返し口誦さんできた。
そのようにして三十数年たった或る日、親しい中国留学生と話していた時に“黒い月”とは何かということが偶然解った。そして、“黒い月”の位相天文学的な意味も明らかになり、更にこの軍歌の意外な文学的背景が知れてきた。

それから更に十数年たった今年、「このような賢治に惚れ込んで行動してきた興味深い人たちが居た・・」ことも判った。

＜＜メ　モ＞＞

一般講演論文

5月19日（水）

［A室］

WA1	制御（安定性1）	司会　深谷健一（北海学園大学）
WA2	制御（安定性2）	司会　村上周太（九州工業大学）
WA4	制御（応用1）	司会　原　文雄（東京理科大学）
WA5	制御（応用2）	司会　疋田弘光（室蘭工業大学）
WA6	制御（応用3）	司会　安信誠二（筑波大学）

［B室］

WB1	表現	司会　片井　修（京都大学）
WB2	評価	司会　椎塚久雄（工学院大学）
WB4	GAとファジィ制御	司会　中西祥八郎（東海大学）
WB5	GAと計画問題	司会　石渕久生（大阪府立大学）
WB6	GAとファジィ推論	司会　乾口雅弘（広島大学）

［C室］

WC1	社会	司会　塚本弥八郎（名城大学短期大学部）
WC2	意思決定・支援システム1	司会　玄　光男（足利工業大学）
WC4	意思決定・支援システム2	司会　田中英夫（大阪府立大学）
WC5	意思決定・支援システム3	司会　加賀屋誠一（北海道大学）
WC6	意思決定・支援システム4	司会　坂和正敏（広島大学）

［D室］

WD1	検索1	司会　高萩栄一郎（専修大学）
WD2	検索2	司会　中田 典規（千葉経済大学短期大学部）
WD4	同定1	司会　山崎　東（（株）日揮）
WD5	同定2	司会　内川　嘉樹（名古屋大学）
WD6	同定3	司会　田崎栄一郎（桐蔭学園横浜大学）

WA1-1

位置型ファジィ制御系のロバスト性の評価法

Analysis of Robustness in Position-type Fuzzy Control System

原　文雄　　石部　麻紀
Fumio HARA　　Maki ISHIBE

東京理科大学
Science University of Tokyo

The robustness of the fuzzy control system has been discussed only from an empiricism or only qualitatively. We suggest the quantitative method for estimation of the robust stability of the position-type fuzzy control system by applying the H^∞ control theory. The non-linear fuzzy controller is approximated to a linear transfer function, and the approximation error is derived as uncertainty the system includes. Then, the permitted magnitude of uncertainty is estimated by using sensitivity function. The estimation results are verified by comparing with simulation results, and the validity of this estimation method is confirmed.

1．緒言

ファジィ制御系の安定性問題は、応用研究に比べて遅れをとった感があるものの、ここ2、3年になって、いくつかの報告がなされている。主なものとしては位相面による解析[1]、リヤプノフの安定論の適用[2]、ファジィ制御系の線形近似にフルビッツの安定判別法を適用したもの[3]、等であるが、いずれも実用性などから決定的な安定判別方法としての評価を得るに至らず、この問題に関してまだまだ議論、研究が必要であることが実感される。

また、制御工学の最近の重要なテーマとして、制御系のロバスト性の問題が注目されており、様々な方法によってアプローチがなされている[4]。そのなかでもH^∞制御理論[4),5),6)]は、それまでに提起されていたいくつかのロバスト制御の問題を包括する、体系的に完成度の高い理論として評価され、実際の適用例も多く報告されている[6]。一方、この流れに伴い、これまで経験論的、あるいは直感的に言われていたファジィ制御系のロバスト性に関しての議論も出始めているが[7),8)]、いずれも定性的な段階にとどまっており、定量的に明確な尺度を与えるものではない。

本研究は、位置型ファジィ制御系モデルに対して、相補感度関数を導入し、H^∞制御理論を適用することによってロバスト安定性を定量的に推定し、評価する方法を提案する。また、シミュレーションを行いその結果を推定結果と比較、推定方法の有効性を検証した。

2．ファジィ制御モデル

本研究で用いる制御モデルをFig.1に示す。

制御対象は、次式で示すような線形の2次遅れ系とする。

$$\left.\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + bu \\ y &= c^T x\end{aligned}\right\} \qquad (1)$$

ここで、

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -2 & -3 \end{bmatrix},\quad b = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix},\quad c = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad (2)$$

である。

(1)式をサンプリング周期τを用いて離散化すると次式になる。

$$x(k+1) = Px(k) + qu(k) \qquad (3)$$

ここで、

$$\left.\begin{aligned}P &= \exp(A\tau) \\ q &= (\exp(A\tau) - I)A^{-1}b\end{aligned}\right\} \qquad (4)$$

である。

(3)式の制御入力$u(k)$を決定するファジィ制御器を構成するメンバーシップ関数と制御規則をFig.2、Fig.3に示す。制御規則は2種類用意し、それぞれrule1、rule2と呼ぶことにする。ここでe_pは位置偏差、e_vは速度偏差である。推論および非ファジィ化には、mini－max－重心法[9)]を用いた。これらのメンバーシップ関数と制御規則によるファジィ制御器の入出力関係を、Fig.4に示す。e_p、e_vの範囲は、それぞれスケールファクタKp、Kvによって拡大できる。また位置型制御なので、$u(k)$はファジィ制御器の出力をΔuとすると、コントロールゲインKuを用いて、

$$u(k) = Ku \cdot \Delta u \qquad (5)$$

となる。

3．ロバスト安定性の評価

3．1　ロバスト性とH^∞制御理論

制御系のロバスト性とは、外乱、モデル化誤差、環境変化などにより、モデルと実際の制御系とにずれが生じた場合にも、所望の制御性能を維持することができる性能をいう。実システムの制御においてモデルの誤差は避けられない問題であり、ロバスト制御が重要になってくる。

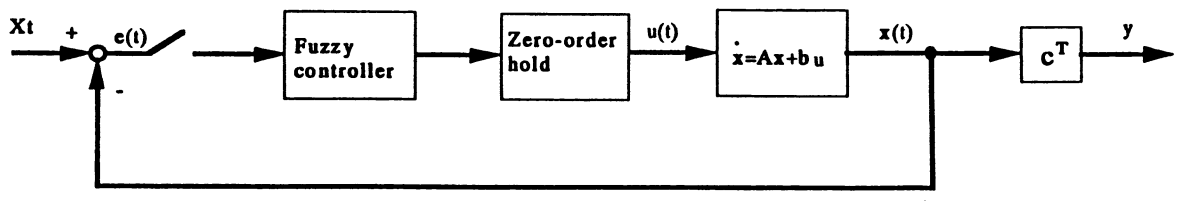


Fig.1 Control system model

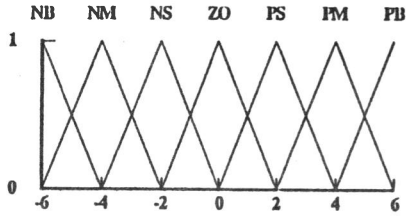


Fig.2 Fundamental fuzzy membership function

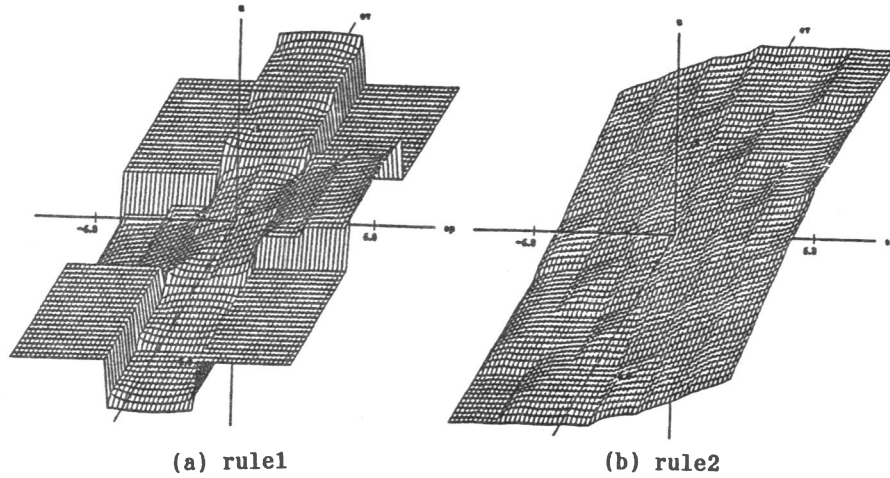
$\dot{e}$ \ e_p	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB				NB			
NM				NM			
NS				NS			
ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PS				PS			
PM				PM			
PB				PB			

(a) rule1

$\dot{e}$ \ e_p	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZO
NM	NB	NB	NM	NM	NS	ZO	PS
NS	NB	NM	NM	NS	ZO	PS	PM
ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZO	PS	PM	PM	PB
PM	NS	ZO	PS	PM	PM	PB	PB
PB	ZO	PS	PM	PB	PB	PB	PB

(b) rule2

Fig.3 Fuzzy control rules



(a) rule1 (b) rule2

Fig.4 Fuzzy control map for the case Kp=1, Kv=1 and Ku=1

ロバスト制御理論の中で、最も体系的に整理され、主流となっているのがH$^\infty$制御理論である。Fig.5に、簡単なフィードバック系の例を示す。この系が安定であるための十分条件は、スモールゲイン定理[10]より、

$$\| GH \|_\infty < 1 \qquad (6)$$

であることが知られている。$\| \cdot \|_\infty$はH$^\infty$ノルムと呼ばれ、伝達関数のある意味での「大きさ」を与えるものである。スカラ関数の場合は、ベクトル軌跡の原点から最も遠い距離となる。

(6)式を基礎として、Fig.6のようなフィードバック制御系のロバスト安定性を考える。Gは制御対象、Kはコントローラである。(a)は、Gに乗法的な摂動Δが加わり、

$$G' = G(1+\Delta) \qquad (7)$$

のように制御対象が変動した場合を示す。これを等価変換したものが(b)である。Fig.5と比較すると、図中T、ΔがそれぞれFig.5のG、Hに対応することがわかる。したがって(6)式より、このフィードバック系が安定であるための十分条件は、

$$\| T(j\omega)\Delta(j\omega) \|_\infty < 1 \qquad (8)$$

となる。ここでTは、

$$T = \frac{GK}{1+GK} \qquad (9)$$

であり、相補感度関数と呼ばれる。

Fig.6の系でGおよびKが与えられているならば、(8)式より、系が安定を保ち得る摂動の許容限界は、

$$\| \Delta(j\omega) \|_\infty < \frac{1}{\| T(j\omega) \|_\infty} \qquad (10)$$

として決定される。

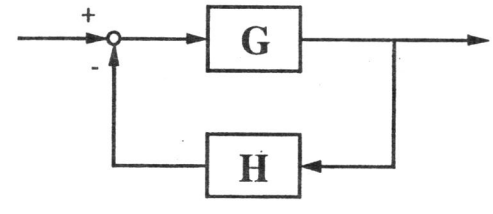


Fig.5 Simple feedback control system model

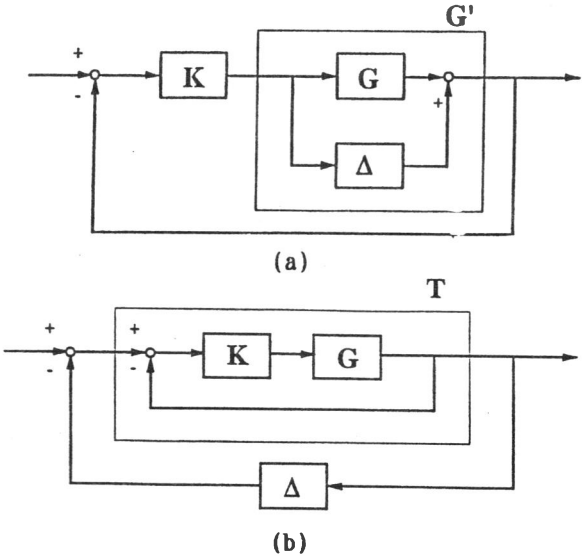


Fig.6 Feedback control system with multiple uncertainty

3．2 ファジィ制御系のロバスト安定度

ファジィ制御系では、Fig.6のKのかわりにファジィ制

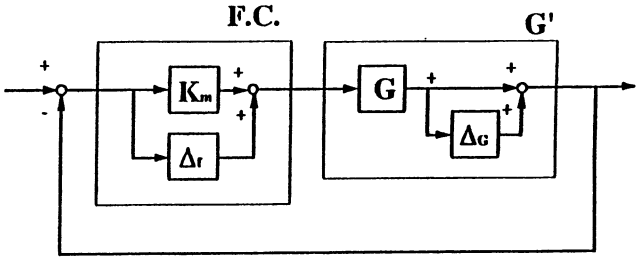


Fig.7 Fuzzy control system with multiple uncertainty

御器（以下F．C．とする）が用いられる。F．C．はFig.4に示すように強い非線形性を持つので、そのままではH∞ノルムを求められない。そこで、ファジィ制御系を線形近似し、さらに近似誤差を系の摂動の一部として考慮することによって、(10)式に基づき、系のロバスト安定性を推定することとする。

(1)最小二乗法近似

Fig.4に示したようなF．C．の入出力関係を、その性質を考慮し、次のような平面に近似する。

$$\Delta u = C_1 \cdot e_p + C_2 \cdot e_v \qquad (11)$$

定係数C_1およびC_2は、最小二乗法によって決定する。

(11)式のような入出力関係をもつ線形近似コントローラをK_mとすると、K_mの伝達関数表現は、

$$K_m = C_1 + C_2 \cdot s \qquad (12)$$

として得られる。

(2)近似誤差の評価

Fig.7に、F．C．を線形コントローラK_mで近似し、その近似誤差部分をΔ_rとしたモデルを示す。結局系は全体として、制御対象に乗法的な摂動Δ_Gが、制御器に加法的な摂動Δ_rが存在するものと考えられる。

Δ_rもまた非線形な要素なので、この部分を考慮するためにはΔ_rの線形系への置き換えが必要となってくる。ただし、前述の通りK_mはF．C．の最小二乗近似であるから、同様に近似したのではΔ_rは非常に影響の小さい部分としてとらえられることになり、考慮する意味が希薄になる。そこで、不規則信号を用いて周波数領域での線形モデルへの最良近似を求めることにする[11]。Δ_rをK_mと同様に2入力1出力の線形要素をモデルとして、

$$\Delta_{r1} = H_1 + H_2 \cdot s \qquad (13)$$

と置き、ランダムな入力を与えて、得られた出力との周波数解析からH_1およびH_2を決定した。

以上のように線形近似および近似誤差の評価を行った系に対して、(10)式によって安定を保ち得るΔ_Gの許容限界値の推定を行う。すなわち、

$$\| \Delta_G(j\omega) \|_\infty < \frac{1}{\| T_r(j\omega) \|_\infty} \qquad (14)$$

となる。ただし、

$$T_r = \frac{G(K_m + \Delta_{r1})}{1 + G(K_m + \Delta_{r1})} \qquad (15)$$

である。

4．シミュレーションの方法

4．1　安定性の解析

ファジィ制御系の制御応答のシミュレーションは、(3)、(4)式の離散化状態方程式を用いて計算し、系のインパルス応答を調べる。

制御系のロバスト安定性の議論をするにあたっては、その前提としてノミナルな系（摂動のない系）が安定でなければならない。そこで、ノミナルな系について、十分時間が経過したところで定常状態として、位置偏差、速度偏差の収束状況から系の安定性を判別する。さらに、F．C．の入出力関係の上接平面近似系にＪｕｒｙの方法[12]を適用して推測した安定領域の結果を併せて、安定であると考えられる系を最終的に決定した。ロバスト安定性のシミュレーション解析は、このようにして安定であるとされた系についてのみ行う。

4．2　ロバスト安定性の解析

ロバスト安定性の解析は、ファジィ制御系の制御対象に摂動を与えてシミュレーションを行い、摂動を徐々に大きくしていき、系がどこまで安定を保つことができるかを調べることによって行う。摂動は、(1)式の状態マトリクスAのスカラ倍の形で与える。つまり、

$$A' = r \cdot A \qquad (16)$$

であるようなA'を用いる。rは1.0から0.02刻みで小さくしていき、応答が不安定となった時点で安定許容限界値を越えたとして判断する。

許容限界値について、シミュレーション結果（r）と推定結果（$\| \Delta_G(j\omega) \|_\infty$）との統合は、rと$\| \Delta_G(j\omega) \|_\infty$との対応関係から換算して、rに統一して表現することとする。

Table.1に、シミュレーションパラメータを示す。

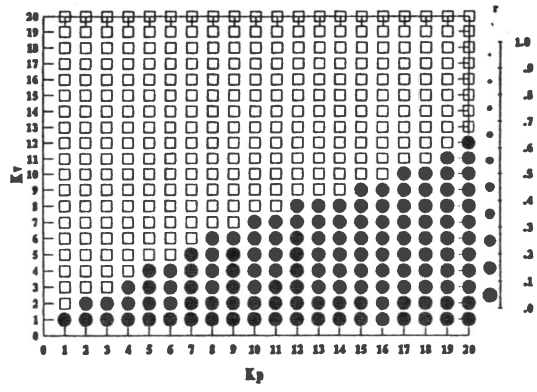
Table.1 Parameter values used in simulation

Sampling Interval τ	0.1	
Control Type	Position-type Control	
Fuzzy Control Rule	rule1, rule2	
Scaling Factors and Control Gain	Kp,Kv	1~20
	Ku	1,5,10,15,20

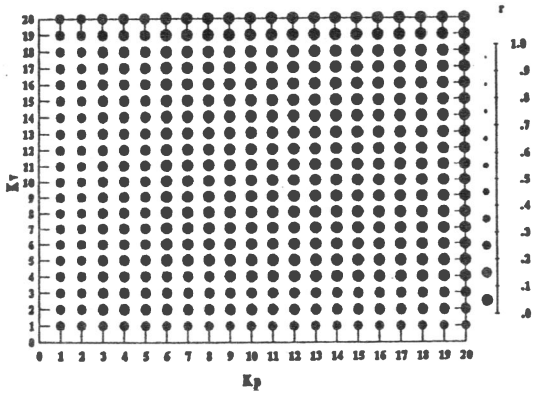
5．結果

Fig.8に、制御規則にrule2を用いた結果の例を示す（Ku＝1.0）。(a)、(b)はそれぞれシミュレーションと推定による安定許容限界値の結果で、●の大きさが系に加わる摂動の許容量の大きさを表している。rが小さいものほど、摂動が大きくなっても安定性を保てたことになり、ロバスト性が強い、ということになる。また、□で表示してあるものは、rが0.02でも安定であったため、さらに10^{-4}という非常に小さい値を与えた場合でも安定を保てた、したがって極めてロバスト性の強い系である。(c)は、シミュレーション結果と推定結果の差を、推定誤差として示している。●が小さいものほど、誤差が小さく、推定精度が良いことになる。この場合では、推定誤差は最大0.3以下で、シミュレーション結果の摂動の許容範囲に対して30%以下という、良好な推定結果を得ている。

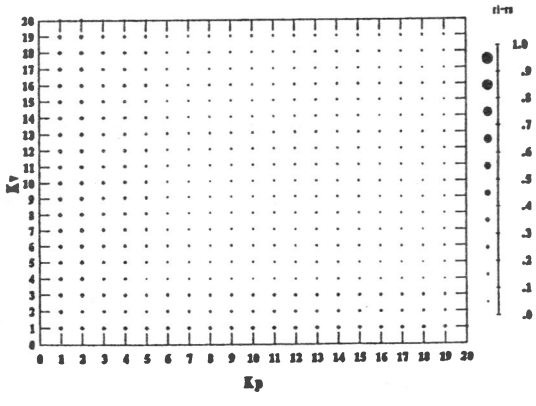
Fig.9に、代表値としてKuごとに許容限界値の平均値を求めて、摂動の許容範囲を比較をしたものを示す。○はrule1、●はrule2の結果である。また、○または●は推定結果を、□または■はシミュレーション結果を表す。推定結果による摂動の許容量はシミュレーション結果の範囲内に納まっているので、推定した範囲以内であるなら、摂動が生じても系が不安定になる恐れはない。ま



(a) Simulation analysis



(b) Estimation results



(c) Difference between simulation analysis and estimation results

Fig.8 Robust stability of fuzzy control system

た、制御規則による差はほとんどないので、近似誤差を考慮することにより、
F．C．の入出力関係に非線形性が強い場合も、この方法によってロバスト安定性を評価することができることがわかった。

6．結言

本研究では、ファジィ制御系のロバスト安定性を定量的に評価する方法として、H∞制御理論を適用し、相補感度関数を導入して推定する方法を提案した。その際にファジィ制御器の線形近似を必要とするが、近似誤差の部分を系が内包する摂動として考慮し、その周波数特性を求めた結果を組み入れることにより、線形部分からのずれを無視することなく、系全体に対しての評価を行うことを可能にした。

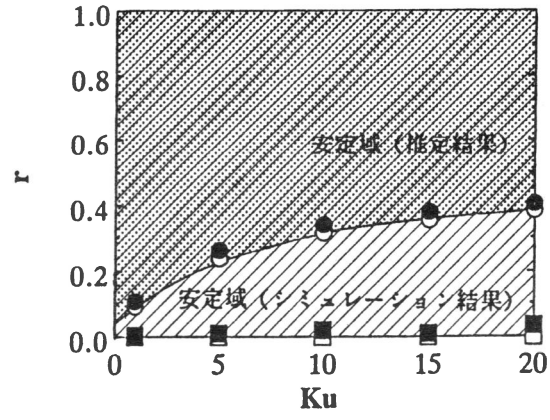


Fig.9 Comparison between simulation analysis and estimation results

また、併せてシミュレーションによるファジィ制御系のロバスト性の解析を行った。その結果と推定結果とを比較し、推定された許容範囲以内の摂動であるなら系の安定性が保たれることを確認し、また推定誤差も比較的小さく、良好な推定が行えることを確認した。これによって、本研究で提案した推定方法が位置型ファジィ制御系のロバスト安定性を評価、推定するのに有効な手段であることが検証された。

参考文献

1)北條、寺野、増井：位相面によるファジィ制御系の安定解析、日本ファジィ学会誌、4-6、pp.1133-1146(1992)
2)田中、菅野：ファジィシステムの安定解析とリアプノフ関数の構成法、日本機械学会論文集（C編）、58-550、pp.1766-1772(1992-6)
3)前田、福宮：3次元空間表示によるファジィ制御系の安定性解析、日本機械学会論文集（C編）、58-550、pp.1773-1780(1992-6)
4)コンピュートロールーロバスト制御の理論と応用、13、コロナ社(1986)
5)木村：LQGからH∞へ、計測と制御、29-2、pp.111-119(1990)
6)木村：ロバスト制御の現状と実用化への展望、計測と制御、30-8、pp.647-654(1991)
7)K.Tanaka and M.Sano : Stability Conditions for Design Problem of Fuzzy Controllers, Proc. ConFuSE'92, pp.21-24(1992)
8)松永、川路：VSS型ファジィ制御とそのロバスト性、日本ファジィ学会誌、4-6、pp.1147-1155(1992)
9)菅野：ファジィ制御、日刊工業新聞社(1988)
10)平井、池田：非線形制御システムの解析、オーム社(1986)
11)J.S.Bendat、A.G.Piersol：ランダムデータの統計的処理、培風館(1977)
12)美多、原、近藤：基礎ディジタル制御、コロナ社(1988)

WA1-2

間接法によるファジイ制御の安定性解析

Stability Analysis of Fuzzy Control by Indirect Fuzzy Inference

井ノ口美佐子　Misako Inokuchi
村上　周太　Shuta Murakami

西南女学院短期大学　Seinan Jogakuin Junior College
九州工業大学　Kyushu Institute of Technology

Abstract

The stability analysis by extended circle criterion is applied to fuzzy control systems by indirect fuzzy inference.
By using the transfer function for the first order linear plant with positive delay and dead time, the stability bounds of loop gain are compared with those by simulation studies.

1．はじめに

ファジイ制御における安定性の問題は制御装置の設計の指針を与える上で基本的な重要性を持つ。

現在までにファジイ制御系の安定性についての解析は記述関数、リアプノフ関数、位相面解析、線形化、拡張円板定理、超安定定理などを適用したものが報告されている。

このなかで拡張円板定理については、ファジイ制御の特性を２つの平面でセクタ化して絶対安定性または入出力安定性の十分条件ではあるけれども簡単に安定性を判別することができる。そこでこの方法を間接法によるファジイ制御に適用してその安定性解析を行う。

まず次節で拡張円板定理を紹介し、次に間接法によるファジイ制御の特性を説明する。最後にむだ時間のある１次遅れの系を制御対象としてループゲインの安定限界を求め、これを図示してシミュレーションによる検討を行う。

2．拡張円板定理について

北村ら[1)2)]は、x_1、x_2を２変数入力とするファジイコントローラについて非線形セクタ特性の拡張したセクタ条件として、$g_1^2+g_2^2=1$となるように正規化したg_1、g_2を用いて、傾きが１となる平面 $\sigma=g_1x_1+g_2x_2$を基準にセクタ定数k_1、k_2を決めた。そして、円板形安定条件の（１）式を導出してこれを拡張円板定理とした。

$$\mathrm{Re}\frac{AG(j\omega)G_m^{-1}(j\omega)}{1+k_1G(j\omega)G_m^{-1}(j\omega)}+\frac{1}{k_2-k_1}\geqq\delta>0 \quad (1)$$

ここで、δは任意の正数である。

この式において、$G^{-1}{}_m(s)=g_1+g_2G_2(s)$として$G_2(s)=s$および$k_1=0$とすれば、ループゲインAは（２）式のような形になる。

$$A<-\frac{1}{W(g_1,g_2)}\cdot\frac{1}{k_2} \quad (2)$$

但し、$W(g_1,g_2)=\min_{\omega}[\mathrm{Re}\{(g_1+g_2j\omega)G(j\omega)\}]$

3．間接法によるファジイ制御の特性

図１にファジイ制御システムを示す。

間接法によるファジイ制御装置は前件部、後件部にファジイ真理値を導入し推論結果の操作量を計算する。詳しくは参考文献の３）などに説明されている。

ここでは速度型コントローラの推論結果の操作量として（３）式を用いる。

$$\dot{u}=B\{\tan^{-1}(a_1e)+\tan^{-1}(a_2\dot{e})\} \quad (3)$$

ここで、eと$\dot{e}$はそれぞれ制御偏差とその微分である。$\dot{u}$は操作量の微分である。

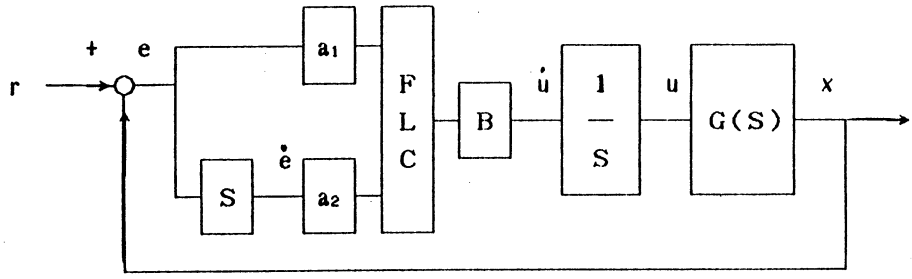


図1　ファジイ制御システム

（3）式に拡張円板定理を適用するとき、セクタ定数 k_2は（4）式になる。

$$k_2 = \sqrt{a_1^2+a_2^2} \tag{4}$$

$$g_1 = \frac{a_1}{\sqrt{a_1^2+a_2^2}}, \qquad g_2 = \frac{a_2}{\sqrt{a_1^2+a_2^2}} \tag{5}$$

制御対象G（s）を決め、（4）、（5）式を（2）式に代入すれば、安定限界のループゲインAが（6）式のように求まる。

$$A < -\frac{1}{W(g_1,g_2)} \cdot \frac{1}{k_2} = -\frac{1}{W(a_1,a_2)} \tag{6}$$

但し、$W(a_1,a_2)=\min_{\omega}[\mathrm{Re}\{(a_1+a_2 j\omega)G(j\omega)\}]$

(7)

4．制御対象と安定限界

間接法によるファジイ制御の安定性解析を制御対象の伝達関数G（s）が1次遅れ＋むだ時間系の（8）式の形について行う。

$$G(s)=\frac{Ke^{-Ls}}{Ts+1} \tag{8}$$

ここで、Kはゲイン、Tは時定数、Lはむだ時間である。

ただし、（3）式はファジイ制御の操作量の微分$\dot{u}$で表されているので、これを考慮して便宜的に伝達関数を（9）式で表す。

$$G(s)=\frac{1}{s}\cdot\frac{Ke^{-Ls}}{Ts+1} \tag{9}$$

（9）式を（7）式に代入し、右辺の大括弧の中とその微分をそれぞれF（ω）およびF'（ω）とすれば、これらは次のような関数になる。

$$F(\omega)=-K\{(Ta_1-a_2)\cos L\omega + (Ta_2\omega+a_1\omega^{-1})\sin L\omega\}/(T^2\omega^2+1) \tag{10}$$

$$F'(\omega)=K[(A_1\omega^2+A_2+A_3\omega^{-2})\sin L\omega - (B_1\omega^3+B_2\omega+B_3\omega^{-1})\cos L\omega]/(T^2\omega^2+1)^2 \tag{11}$$

但し、$A_1=T^3La_1+(T^3-T^2L)a_2$

$A_2=(TL+3T^2)a_1-(L+T)a_2$

$A_3=a_1$

$B_1=T^3La_2$

$B_2=(T^2L-2T^3)a_1+(TL+2T^2)a_2$

$B_3=La_1$

F'（ω）＝0より、（12）式が与えられる。

$$\tan L\omega=\omega\cdot\frac{B_1\omega^4+B_2\omega^2+B_3}{A_1\omega^4+A_2\omega^2+A_3} \tag{12}$$

（12）式を満足するωは無数にあるが、ω＝0もF（ω）の1つの極値を与える。時定数をT、むだ時間をLとすれば、$(2T^3-T^2L+3T^2+TL)a_1 \geqq (2T^2+TL+T+L)a_2$の場合に、ω＝0は最小値を与えることがわかる。$(2T^3-T^2L+3T^2+TL)a_1 < (2T^2+TL+T+L)a_2$の場合は解析的に最小値を求めることはできないが、（0，π）の区間で最小値を与えるωがあることがわかる。これによりループゲインの安定限界を数値的に求める。

5．結果と考察

安定限界の計算は制御対象が（9）式でK＝1、T＝2、L＝1の伝達関数を持ち、a_2/a_1の値が 0.05、0.1、0.5、1.0、2.0、5.0、10.0、20.0で、$\sqrt{a_1^2+a_2^2}$が 1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、20となるような入力ゲインa_1とa_2の組み合せについて、拡張円板定理とシミュレーションによって行った。表1は特にa_2/a_1がそれぞれ 1、2、10 のものについて拡張円板定理とシミュレーションの値を比較したものである。

これらの結果から$2a_1 > a_2$の場合には、拡張円板定理による安定限界はより低く抑えられているが、$2a_1 < a_2$の場合はよい安定限界を示していることがわかる。

拡張円板定理による安定限界は、（６）式よりつぎのように書ける。

$$-\frac{1}{W(a_1,a_2)} = -\frac{1}{W(g_1,g_2)} \cdot \frac{1}{k_2} \qquad (13)$$

この式は、$-1/W(a_1,a_2)$は任意の a_1,a_2 に対する安定限界を、また $-1/W(g_1,g_2)$は正規化したときの安定限界を示しているので、拡張円板定理による安定限界は$\sqrt{a_1^2+a_2^2}$（$=k_2$）に反比例する。

シミュレーションによって安定限界を求める場合、定常状態におけるｅおよびｅ́は非常に小さいと考えることができる。従って、（３）式が（１４）式のように表せることから、（１４）式は（１５）式のように近似できる。

$$\dot{u} = B \cdot \tan^{-1} \frac{a_1 e + a_2 \dot{e}}{1 - a_1 e a_2 \dot{e}} \qquad (14)$$

$$\dot{u} \fallingdotseq B \cdot (a_1 e + a_2 \dot{e}) \qquad (15)$$

つぎに、（５）式のようにa_1およびa_2を正規化してg_1、g_2とし、それに対する安定限界を B_1とすれば、（１６）式のようになる。

$$\dot{u} \fallingdotseq B_1 \cdot (g_1 e + g_2 \dot{e})$$

$$= B_1 \cdot \frac{(a_1 e + a_2 \dot{e})}{\sqrt{a_1^2+a_2^2}} \qquad (16)$$

定常状態については、（１５）式と（１６）式の$\dot{u}$は同じ位の大きさと仮定すれば、安定限界は$\sqrt{a_1^2+a_2^2}$（$=k_2$）に反比例することになる。

従って、間接法で（３）式を用いた場合は、$\sqrt{a_1^2+a_2^2}$ （$=k_2$）が１の場合について種々のa_2/a_1の値で安定限界を計算したものがあれば、拡張円板定理はもちろんシミュレーションについても安定限界は（１７）式で簡単に計算できることになる。

$$B\left(a_2/a_1,\ \sqrt{a_1^2+a_2^2}\right) = \frac{B\left(a_2/a_1,\ 1\right)}{\sqrt{a_1^2+a_2^2}} \qquad (17)$$

ここで、$B\left(a_2/a_1,\ \sqrt{a_1^2+a_2^2}\right)$は$a_2/a_1$および$\sqrt{a_1^2+a_2^2}$が与えられたときの安定限界の値を示す。図２は表１を図示したものである。

表２は$\sqrt{a_1^2+a_2^2}$の値が１で、a_2/a_1の値が0.05、0.1、0.5、1.0、2.0、5.0、10.0、20.0 についての安定限界を示したものである。この表から、内挿法により任意のa_2/a_1の値についての $B\left(a_2/a_1,\ 1\right)$ の近似値を求めることも可能である。

表１　拡張円板定理とシミュレーションによるループゲインの安定限界（K=1,T=2,L=1）

（ａ）$a_2/a_1 = 1$の場合

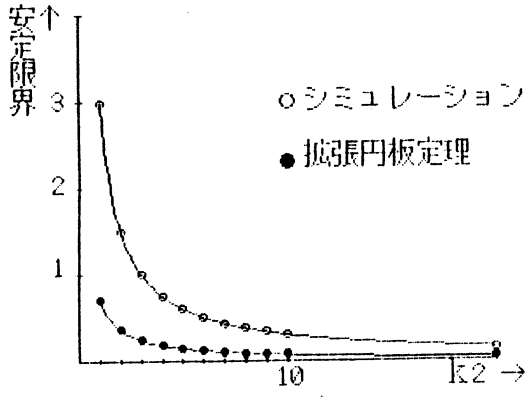
a_1	a_2	k_2	拡張円板	シミュレーション
0.71	0.71	1	0.707	2.98-3.14
1.41	1.41	2	0.354	1.49-1.57
2.12	2.12	3	0.236	0.99-1.02
2.83	2.83	4	0.177	0.74-0.79
3.54	3.54	5	0.141	0.59-0.63
4.24	4.24	6	0.118	0.49-0.53
4.95	4.95	7	0.101	0.42-0.44
5.66	5.66	8	0.088	0.37-0.40
6.36	6.36	9	0.079	0.33-0.35
7.07	7.07	10	0.071	0.29-0.32
14.14	14.14	20	0.035	0.14-0.16

（ｂ）$a_2/a_1 = 2$の場合

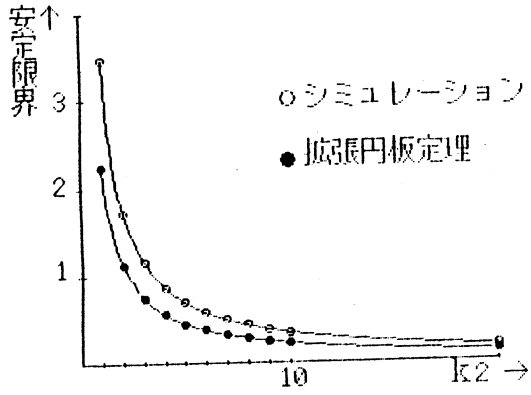
a_1	a_2	k_2	拡張円板	シミュレーション
0.45	0.89	1	2.236	3.45-3.57
0.89	1.79	2	1.118	1.72-1.79
1.34	2.68	3	0.745	1.15-1.19
1.79	3.58	4	0.559	0.86-0.90
2.24	4.47	5	0.447	0.69-0.72
2.68	5.37	6	0.373	0.57-0.60
3.13	6.26	7	0.319	0.49-0.51
3.58	7.16	8	0.280	0.43-0.45
4.02	8.05	9	0.249	0.38-0.40
4.47	8.94	10	0.224	0.34-0.36
8.94	17.89	20	0.112	0.17-0.18

（ｃ）$a_2/a_1 = 10$の場合

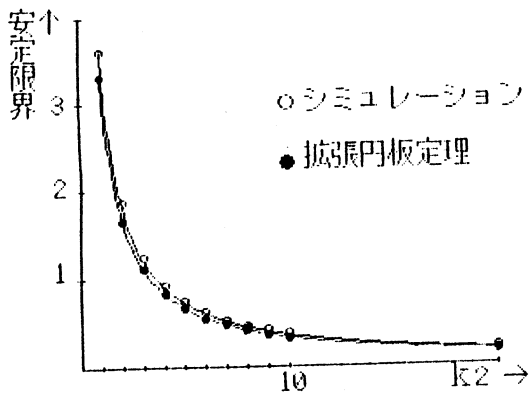
a_1	a_2	k_2	拡張円板	シミュレーション
0.10	1.00	1	3.291	3.59-3.71
0.20	1.99	2	1.646	1.85-1.91
0.30	2.99	3	1.097	1.23-1.27
0.40	3.98	4	0.823	0.92-0.96
0.50	4.98	5	0.658	0.74-0.77
0.60	5.97	6	0.549	0.61-0.64
0.70	6.97	7	0.470	0.52-0.55
0.80	7.96	8	0.411	0.46-0.48
0.90	8.96	9	0.366	0.41-0.43
1.00	9.95	10	0.329	0.37-0.38
1.99	19.90	20	0.165	0.19-0.20



（a）$a_2/a_1=1$の場合



（b）$a_2/a_1=2$の場合



（c）$a_2/a_1=10$の場合

図２　拡張円板定理とシミュレーションによるループゲインの安定限界（K=1,T=2,L=1）

表２　拡張円板定理とシミュレーションによるループゲインの安定限界（K=1,T=2,L=1で$\sqrt{a_1^2+a_2^2}$が１の場合）

a_2/a_1	a_1	a_2	拡張円板	シミュレーション
0.05	1.00	0.05	0.339	1.05-1.10
0.1	1.00	0.10	0.347	1.12-1.17
0.5	0.89	0.45	0.447	1.88-1.99
1.0	0.71	0.71	0.707	2.98-3.14
2.0	0.45	0.89	2.236	3.45-3.57
5.0	0.20	0.98	3.166	3.56-3.67
10.0	0.10	1.00	3.291	3.59-3.71
20.0	0.05	1.00	3.351	3.66-3.77

参考文献

１）北村新三：ファジイルール制御系の安定条件
計測自動制御学会論文集,27,532/537（1991）

２）S. Kitamura and T. Kurozumi：Extended Circle Criterion and Stability Analysis of Fuzzy Control Systems,IFES'91,634/643(1991)

３）村上周太：ファジイ制御,Computrol, 22,51/58 (1988)

問い合わせ先

〒８０３北九州市小倉北区井堀１－３－２
西南女学院短期大学　(093-561-2631)
井ノ口美佐子

WA1-3

ファジィモデルに基づく適応ファジィ制御器の設計
On Design of Adaptive Fuzzy Controllers Based on Fuzzy Models

長谷川 貴史　堀川 慎一　古橋 武　内川 嘉樹
Takashi HASEGAWA　Shin-ichi HORIKAWA　Takeshi FURUHASHI　Yoshiki UCHIKAWA
名古屋大学工学部
Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract　Fuzzy control has a distinguishing feature in that it can incorporate experts' control rules using linguistic expressions. One of the main problems of the fuzzy control is the difficulty of acquiring the fuzzy rules and tuning the membership functions. The authors have proposed three types of fuzzy neural networks (FNNs) and have studied an automatic identification method of fuzzy models of controlled objects/controllers.

This paper presents a new designing methods of adaptive fuzzy control system using FNNs. The fuzzy controller is designed with the linguistic rules of the fuzzy model. The stability of the designed controller is verified with a linguistic stability analysis proposed by the authors. An adaptive tuning of the control rules of the FNN utilizing the fuzzy model is also presented.

1　はじめに

ファジィ制御は、あいまいな制御アルゴリズムをif-then型のファジィルールにより言語的に記述できる、ヒューマン・コンピュータインタラクションに優れた制御法である。しかし、ファジィ制御器を設計する際のファジィルールの同定やメンバーシップ関数の調整等は試行錯誤により行われることが多く、一般に多大な労力を必要とする。この問題に対し、ニューラルネットワークや最急降下法、遺伝的アルゴリズム等の最適化手法を用いて、熟練オペレータの操作パターンや制御対象の入出力データから直接ファジィ制御器を構成する手法が種々提案されている[1]-[13]。これらの手法によれば自動的にファジィ制御器を獲得できるが、その安定性を保証する手法は示されていない。また、適応的に制御器をチューニングする手法も見当たらない。

一方、従来の制御理論では、制御対象のモデルから安定性の保証された制御系を構築する手法が確立されている。ファジィ制御においてもこれに倣って、制御対象のファジィモデル[14]からファジィ制御器を設計する手法が提案されており[14]-[17]、文献[16]では制御系の安定性を保証する手法が併せて提案されている。しかし、文献[14]-[16]の手法は、制御対象のファジィモデルを高木・菅野の推論法[14]により記述し数式モデルとして取り扱っているため、ファジィ制御の定性的でわかりやすいという特徴が活かされていない。文献[17]では、対象のファジィモデルに基づきファジィ制御ルールを設計し、ルールに記述されているファジィナンバーを言語近似することにより定性的制御ルールを得る手法が提案されている。この手法は、ファジィ制御のわかりやすいという特徴を活かしており注目に値するが、制御系の安定性および適応的なチューニングについては検討されていない。

筆者らはこれまでに、簡略化ファジィ推論[18]により同定した制御対象のファジィモデルを基に、安定性の保証されたファジィ制御器を定性的に設計する手法および制御器を適応的にチューニングする手法を提案してきた[19]。本手法では、制御対象のファジィモデリング[21]と制御器のチューニングに、文献[20]のType Iのファジィニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network : FNN) を用いている。このFNNは、ファジィ推論におけるファジィルールの同定やメンバーシップ関数の調整をニューラルネットワークの学習則であるバックプロパゲーション (Back-Propagation:BP) 法[22]を用いて自動的に行うことができる。ファジィ制御器の安定性の検証は、筆者らの提案してきた定性的解析手法[23]により行なっている。本手法によれば、特別な知識を必要とすることなく安定性の保証された制御器を構成することができ、また、FNNの学習機能により良好な制御性能を実現可能であるが、その有用性については十分に検証されていなかった。

本稿では、入出力が非単調な関係を有する非線形制御対象を取り上げ、本手法により良好な制御性能を持つファジィ制御系が構築できることを示す。

2　ファジィ制御系の構成

図1は、筆者らが文献[19]で提案したファジィ制御系の構成を示す。ファジィ制御器は、目標値 r に制御対象の出力 y が追従するよう操作量 u を対象に入力する。図中のファジィモデルおよびファジィ制御器には、文献[20]のType IのFNNを用いている。図1のファジィ制御系は、以下の手順により構築される。

(i)　制御対象の入出力データからそのファジィモデルを同定する。
(ii)　同定したファジィモデルから定性的にファジィ制御器を設計し安定性を検証する。
(iii)　制御対象のファジィモデルをから得られる情報を利用してファジィ制御器を適応的にチューニングする

本稿では、次式で表される1入力1出力の簡単な非線形システムを制御対象として上記手順を適用し、本手法の有用性を検証する。

$$T \cdot \frac{dy}{dt} + y = 1.5u(u-0.8)(u+0.8) \qquad (1)$$

ここで、u は入力、yは出力、Tは時定数である。上式は、入出力が非単調な関係を持つ。以下、この制御対象に対するファジィ制御器の設計とチューニングについて説明する。

2.1　制御対象のファジィモデリング

まず、制御対象の入出力データを用いてそのファジィモデリングを行う。(1)式の制御対象は、入力部に非線形要素を持つが、基本的には一次遅れ系である。この対象は次のようなファジィルールにより記述できる。

$$R_P^i : \text{If } y_t \text{ is } A_i \text{ and } u_t \text{ is } B_i \text{ then } y_{t+1} = f_i \qquad (2)$$

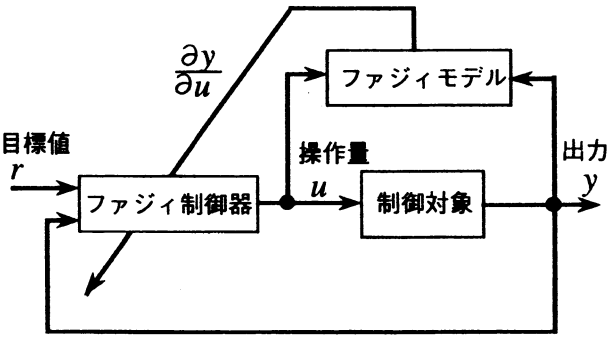


図 1: 適応制御器の構成

ここで、添え字 t はサンプル時刻を表 R_P^i は i 番目の制御対象のファジィルール、A_i, B_iはファジィ変数、f_iは定数である。ここでは、各入力に対する前件部メンバーシップ関数を、y_t, u_tとも

PB = Positive Big
PM = Positive Medium
PS = Positive Small
ZO = Zero
NS = Negative Small
NM = Negative Medium
NB = Negative Big

のラベルを持つ7種類とした。ファジィモデリングのための入出力データは、制御対象の時定数 $T = 10$ として、y_t, u_tそれぞれについて−1から1まで0.1間隔に合計121点を採取した。ただし、制御対象の時定数はサンプリング時間を1として無名数化している。制御対象のファジィモデルは、この入出力データをFNNに学習させることにより同定した。

表1は同定されたファジィルールを示す。表1では、例えば、時刻 t におけるシステムの状態が "y_t is NB and u_t is NB" の時、1サンプル後の制御対象の出力 y_{t+1}は−0.88であるといったルールを読み取ることができる。また、y_t, u_tに対する学習後の前件部メンバーシップ関数を図2に示す。

2.2 ファジィ制御器の設計と安定性の保証

次に、同定された制御対象のファジィモデルを用いて、安定性の保証されたファジィ制御器を定性的に設計する。

表 1: 制御対象のルール

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.88	−0.56	−0.25	−0.03	0.19	0.50	0.82
	NM	−0.82	−0.50	−0.19	0.03	0.24	0.56	0.87
	NS	−0.83	−0.51	−0.20	0.02	0.24	0.55	0.87
	ZO	−0.85	−0.53	−0.22	0.00	0.22	0.53	0.85
	PS	−0.87	−0.55	−0.24	−0.02	0.20	0.51	0.83
	PM	−0.87	−0.56	−0.24	−0.03	0.19	0.50	0.82
	PB	−0.82	−0.50	−0.19	0.03	0.25	0.56	0.88

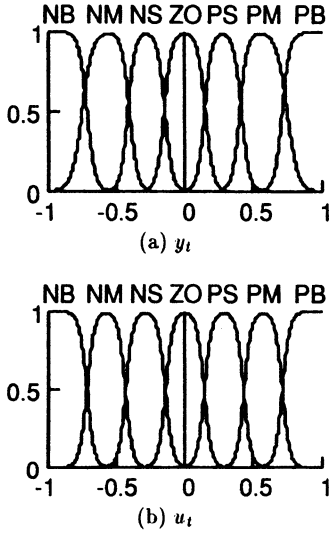


図 2: 学習後の前件部メンバーシップ関数

一般に、制御対象のファジィモデルは、簡略化ファジィ推論による場合

$$R_P^i: \text{ If } y_t \text{ is } A_{i1} \text{ and } y_{t-1} \text{ is } A_{i2} \text{ and } \cdots \text{ and } u_t \text{ is } B_{i1} \text{ and } u_{t-1} \text{ is } B_{i2} \text{ and } \cdots \text{ then } y_{t+1} = f_i$$

と表される。ここで A_{ij}, B_{ij} $(j = 1, 2, \cdots)$ はファジィ変数、f_iは定数である。これに対して、制御器のルールは

$$R_C^i: \text{ If } r_{t+1} \text{ is } C_{i1} \text{ and } y_t \text{ is } C_{i2} \text{ and } y_{t-1} \text{ is } C_{i3} \text{ and } \cdots \text{ and } u_{t-1} \text{ is } D_{i1} \text{ and } u_{t-2} \text{ is } D_{i2} \text{ and } \cdots \text{ then } u_t = g_i$$

と表される。ここで C_{ij}, D_{ij} $(j = 1, 2, \cdots)$ はファジィ変数、g_iは定数である。制御対象のファジィルールは、現時刻 t までに観測された制御対象の出力値の時系列 $y_t, y_{t-1}, \cdots$と入力値の時系列 $u_{t-1}, u_{t-2}, \cdots$を前件部に持ち、現時刻より1サンプル後の制御対象の状態 y_{t+1}を後件部に持つ。また、制御器のファジィルールは時刻 $t+1$ の目標値 r_{t+1}および現時刻 t までに観測された制御対象の出力値の時系列 $y_t, y_{t-1}, \cdots$と入力値の時系列 $u_{t-1}, u_{t-2}, \cdots$を前件部に持ち、現時刻の操作量 u_tを後件部に持つ。そこで、制御対象のファジィルールにおいて、y_{t+1}を目標値 r_{t+1}と考えて前件部に移し u_tを後件部に移すと、制御器のファジィルールを表現できる。

(1)式の制御対象のファジィモデルは、入力が y_t, u_t、出力が y_{t+1} の2入力1出力であるので、入力を y_t, r_{t+1}、出力を u_tとする2入力1出力の制御器を作成する。制御器の各入力に対する前件部メンバーシップ関数の種類数は、制御対象のファジィモデルのメンバーシップ関数の種類数に合わせて、それぞれ7種類とする。まず、制御対象のファジィモデルの前件部メンバーシップ関数の言語ラベルに、そのメンバーシップ関数のグレードが最大となる入力値を次のように割り当てる。

$$\left.\begin{array}{rcl} \text{PB} &=& 0.9 \\ \text{PM} &=& 0.6 \\ \text{PS} &=& 0.3 \\ \text{ZO} &=& 0.0 \\ \text{NS} &=& -0.3 \\ \text{NM} &=& -0.6 \\ \text{NB} &=& -0.9 \end{array}\right\} \quad (3)$$

次に、制御対象のルールから制御器のルールを設計する。例えば、制御器において y_tと r_{t+1}がともにNBの場合について考える。表1のファジィルールの y_t=NBの列で、y_{t+1}がNB(−0.9)とほぼ同等な出力となる u_tを探す。この中では

$$\text{If } y_t \text{ is NB and } u_t \text{ is NB then } y_{t+1} \text{ is } -0.88(\simeq \text{NB}) \quad (4)$$

が選ばれる。このルールの前件部の u_tと後件部の y_{t+1}を入れ換えると、

$$\text{If } y_{t+1} \text{ is NB and } y_t \text{ is NB then } u_t \text{ is NB} \quad (5)$$

と表される。ここで、y_{t+1}を目標値 r_{t+1}に置き換え、

$$\text{If } r_{t+1} \text{ is NB and } y_t \text{ is NB then } u_t \text{ is NB} \quad (6)$$

なる制御器のルールが作成される。y_t =NBのとき、NB以外の目標値 r_{t+1}に対しては、近い値をもつ y_{t+1}が存在しない。同様の手順で y_t=NM ～ PBについて制御ルールの作成を行ったところ次の制御ルールが獲得された。

If r_{t+1} is NB and y_t is NB then u_t is NB
If r_{t+1} is NM and y_t is NM then u_t is NB
If r_{t+1} is NS and y_t is NS then u_t is NB
If r_{t+1} is ZO and y_t is ZO then u_t is ZO
If r_{t+1} is PS and y_t is PS then u_t is PB
If r_{t+1} is PM and y_t is PM then u_t is PB
If r_{t+1} is PB and y_t is PB then u_t is PB

前述のようにy_tの各言語ラベルにおいてr_{t+1}の7種類全ての言語ラベルに対応するy_{t+1}が存在しないことから、制御器のルール表に空白ができる。この空白部分のルールについては、制御対象のルール表から得られる入出力特性を考慮して設計する。例えば、r_{t+1} is PB and y_t is NBの状態を考える。このとき、y_t is NBの中でy_{t+1}が最も目標値に近い値を出力するu_tを探す。制御対象が非単調な入出力特性を持つために、あるy_tに対してy_{t+1}を同じ値とするu_tが存在するが、ここでは制御器の出力が目標値と同符号となるように制御器のルールを設計する。表1に示される制御対象のルールにおいて、y_t is NBの中で目標値と同符号でy_{t+1}が最もPBに近い値となるu_tはPBである。従って、

$$\text{If } r_{t+1} \text{ is PB and } y_t \text{ is NB then } u_t \text{ is PB} \tag{7}$$

のように空白部分の制御ルールが作成される。同様にしてすべての空白部分のルールを求めることにより、表2に示す制御器のルール表が得られた。

この制御器のルールは言語的に表現されているため、筆者らの提案してきた定性的な安定性解析手法[23]を適用できる。以下、簡単に本手法を示す。

まず始めに、時刻tにおいて適合度が最大であるルールR^iを時刻tにおける発火ルールと定義し、R^{i_t}と記す。時刻tにおける制御対象の発火ルールを$R_P^{i_t}$、制御器の発火ルールを$R_C^{i_t}$と定義する。制御器と制御対象の発火ルール列は次式で表される。

$$\cdots \rightarrow R_C^{i_t} \rightarrow R_P^{i_t} \rightarrow R_C^{i_{t+1}} \rightarrow R_P^{i_{t+1}} \rightarrow \cdots \tag{8}$$

ここで、発火ルールの集約として、

$$R^{i_t} = R_C^{i_t} * R_P^{i_t} \tag{9}$$

を定義する。上式の$*$は、$R_C^{i_t}$の後に$R_P^{i_t}$が発火することを意味する。このR^{i_t}を用いてファジィ制御系の安定性を次のように定義できる。

定義 1. **[安定]** ある時刻$T \geq 0$と$t \geq T$である任意の正定数tに対し、ある正定数τが存在して

$$R^{i_{t+\tau}} = R^{i_t} \tag{10}$$

が成立するとき、ファジィ制御系は安定である。

定義 2. **[漸近安定]**

$$\lim_{t \to \infty} R^{i_t} = R^{i_\infty} \tag{11}$$

であるR^{i_∞}が存在するとき、ファジィ制御系は漸近安定である。

これらの定義に基づき、獲得された制御対象のファジィモデルとファジィ制御器を用いて制御系の安定性解析を行う。図3にその一例を示す。図3は目標値がPBで、制御対象の初期状態y_0がZOの場合を示す。まず、ファジィ制御器のルール表から、操作量u_0がPBとなる(図3上(i))。その結果、制御対象のファジィモデルの表から、出力推定値y_{t+1}が"ZO"(0.03)であり、次第に増加していくことが判る(図3下(i))。従って、ファジィ制御器はルール表の下を右方向に(i) → (ii) → (iii) → (iv)と移動する。同様に制御対象は、u_tがPBの行を(i) → (ii) → (iii) → (iv)と移動する。制御系は各表の(iv)において整定し、この場合、制御系は漸近安定である。他の目標値についても同じようにして、表2の制御器の安定性を検証できる。

表 2: 作成した制御器のルール

u_t		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
r_{t+1} (y_{t+1})	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB
	NM	NM	NB	NB	NB	NB	NB	NB
	NS	NM	NM	NB	NB	NB	NB	NB
	ZO	NM	NM	NM	ZO	NB	NB	NB
	PS	PB	PB	PB	PB	PB	PM	PM
	PM	PB	PB	PB	PB	PB	PB	PM
	PB	PB	PB	PB	PB	PB	PB	PB

2.3 ファジィ制御器のチューニング

前節において設計された制御器を用いて、(1)式に示される制御対象の制御を行う。言語的に表現されている表2の制御ルールを(3)式により数値で表す。しかし、この制御器は、制御対象の発火ルールにのみに着目してルールの設計を行っているために、目標値と出力値との間に定常偏差が生じることがある。そこで、この問題を解決するために、制御器に用いているFNNの学習機能を用いてファジィ制御器を適応的にチューニングする手法を提案する。本FNNは、学習則としてBP法を用いているので、ファジィ制御器の適応則は以下のように導出できる。

今、評価関数を目標値に対する制御対象の出力誤差の二乗と定義する。

$$E = \frac{(r-y)^2}{2} \tag{12}$$

これを最小化するためには、出力層の誤差信号δ[22]を

$$\delta = -\frac{\partial E}{\partial u} = -\frac{\partial E}{\partial y}\frac{\partial y}{\partial u} = (r-y)\frac{\partial y}{\partial u} \tag{13}$$

として、ファジィ制御器にBP法を適用すればよい。ただし、上式の$\partial y/\partial u$は制御対象からは直接求められないので、制御対象のファジィモデルから近似的に求める。具体的には、現時刻tの制御対象の出力y_tと制御器の出力u_tに対し$u_t \pm 0.001$としたもの

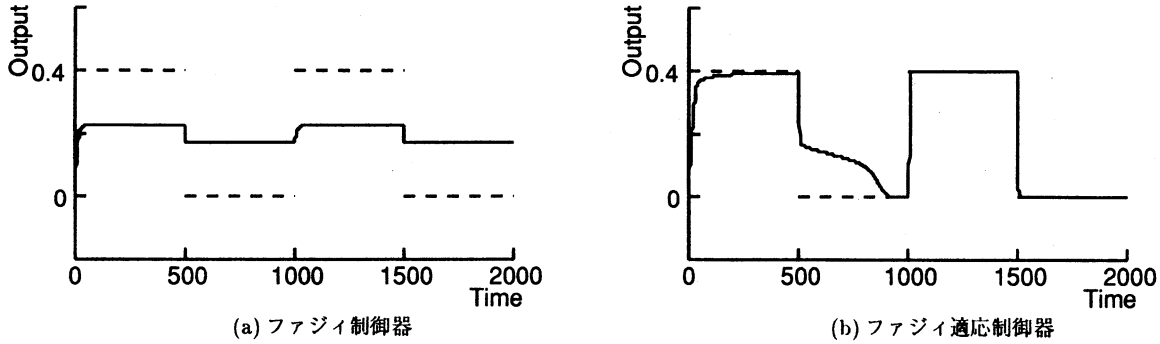
ファジィ制御器

u_t		y_t			
		ZO 0.0	PS 0.3	PM 0.6	PB 0.9
r_{t+1}	ZO 0.0	ZO	NB	NB	NB
	PS 0.3	PB	PB	PM	PM
	PM 0.6	PB	PB	PB	PM
	PB 0.9	PB (i)	PB (ii)	PB (iii)	PB (iv)

制御対象

y_{t+1}		y_t			
		ZO 0.0	PS 0.3	PM 0.6	PB 0.9
u_t	ZO 0.0	0	0.22	0.53	0.85
	PS 0.3	−0.02	0.20	0.51	0.83
	PM 0.6	−0.03	0.19	0.50	0.82
	PB 0.9	0.03 (i)	0.25 (ii)	0.56 (iii)	0.88 (iv)

図 3: 安定性解析



(a) ファジィ制御器　　(b) ファジィ適応制御器

図 4: 制御結果

を入力とした時のファジィモデルの推定値 y_{M+1}の変化を用いて $\partial y/\partial u$ を求める。以上により、ファジィ制御器を適応的にチューニングすることが可能になる。

図 4は、本手法の適応制御を前節までに構成した制御系に適用した結果を示す。図 4の横軸は時間、縦軸は制御対象の出力であり、図中の点線は目標値、実線は制御対象の出力を表す。図 4(a)は、ファジィ制御器の適応を行わない場合の例を示す。目標値 0.4に対して出力 yには定常偏差が存在する。図 4(b) は本手法により適応制御を行った例を示す。本システムが時間の経過に従い良好な応答を示していく様子がよく表れている。

3 まとめ

本稿では、制御対象のファジィモデルに基づくファジィ制御系の定性的設計手法および制御器の適応的チューニング手法を非単調な入出力特性を持つ非線形制御対象に適用し、良好な制御性能を有するファジィ制御系が構築できることを示した。本手法によれば、安定性の保証されたファジィ制御系を設計することができる。また、設計された制御器を適応的にチューニングすることにより、良好な制御が実現可能である。

今後の課題としては、高次の制御対象に対する本手法の有用性の検証が挙げられる。

参考文献

[1] 堀川, 古橋, 大熊, 内川 : "ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器", 計測自動制御学会論文集, Vol.27, No.2, pp.208-215, 1991

[2] 林, 野村, 若見 : "ニューラルネット駆動型ファジィ推論による推論ルールの獲得", 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.4, pp.585-597, 1990

[3] 山口, 今崎, 春木 : "連想記憶によるファジィルールの推論・学習方式", 電気学会論文誌 C, Vol.110-C, No.3, pp.207-215, 1990

[4] 野村, 林, 若見 : "デルタルールによるファジィ推論の自動チューニング手法と障害物回避への応用", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.2, pp.379-388, 1992

[5] 夜久, 増田 : "生成的学習法を用いたニューラルネットワークによるファジィ制御ルールの獲得手法", 第 8 回ファジィシステムシンポジウム, pp.189-192, 1992

[6] 荒木, 野村, 林, 若見 : "ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの一提案", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.4, pp.722-732, 1992

[7] 市橋, 渡辺 : "簡略化ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御", 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.3, pp.157-165, 1990

[8] 渡辺, 市橋 : "逆キネマティクス－逆ダイナミクスモデルを学習するマニピュレータのファジィ制御", 第 6 回ファジィシステムシンポジウム, pp.535-538, 1990

[9] 渡辺, 市橋 : "n 次メンバーシップ関数を用いた逐次ファジィモデリングとそのクレーン制御への応用", 日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.2, pp.347-356, 1991

[10] 市橋 : "C^∞級の階層型ファジィモデル", 第 7 回ファジィシステムシンポジウム, pp.505-508, 1991

[11] 徳永, 市橋 : "ニューロ・ファジィ最適制御によるトレーラ・トラックの後退運転", 第 8 回ファジィシステムシンポジウム, pp.49-52, 1992

[12] 片井, 河野, 他 : "制約指向型ファジィ推論による倒立振子制御システムの構成", 第 8 回ファジィシステムシンポジウム, pp.93-96, 1992

[13] 高濱, 宮本, 小倉, 中村 : "遺伝アルゴリズムによるファジィ制御規則の学習", 第 8 回ファジィシステムシンポジウム, pp.241-244, 1992

[14] T. Takagi, M. Sugeno : "Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control", IEEE Trans. on Syst., Man and Cybern., Vol.SMC-15, No.1, pp.116-131, 1985

[15] 鈴木, 中森, 香春, 山中 : "ファジィモデルによるモデル予測制御系の設計法", 第 7 回ファジィシステムシンポジウム, pp.9-12, 1991

[16] 田中, 佐野, 鈴木 : "ファジィ最適フィードバック制御系の設計", 第 7 回ファジィシステムシンポジウム, pp.17-20, 1991

[17] 安川, 菅野 : "システムモデルに基づく定性的制御ルールの設計", 第 8 回ファジィシステムシンポジウム, pp.533-536, 1992

[18] 市橋, 田中 : "PID と FUZZY のハイブリット型コントローラー", 第 4 回ファジィシステムシンポジウム, pp.97-102, 1988

[19] 長谷川, 堀川, 古橋, 内川 : "ファジィニューラルネットワークを用いたファジィ制御器の設計とチューニング", 電気学会システム・制御研究会, pp.19-28, 1993

[20] 堀川, 古橋, 内川 : "ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.906-928, 1992

[21] S. Horikawa, et al. : "A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks", Proceedings of the IFES '91, pp.562-573, 1991

[22] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Research Group : Parallel Distributed Processing, The MIT Press, 1986

[23] T. Furuhashi, S. Horikawa, Y. Uchikawa : "On Stability of Fuzzy Control Systems Using a Fuzzy Modeling Method", IECON '92, pp.982-985, 1992

[問い合わせ先]　〒 464-01　名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科　内川研究室
長谷川 貴史
TEL (052)781-5111 (内線 2792)
FAX (052)781-9263
e-mail tak@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

WA2-1

前件部に不確かさを持つファジィシステムに対するロバスト安定化問題

A Robust Stabilization Problem for Fuzzy Systems with Premise Parameter Uncertainty

Kazuo TANAKA and Manabu SANO

Department of Mechanical Systems Engineering
Kanazawa University
2-40-20 Kodatsuno Kanazawa 920 Japan
Tel. +81-762-61-2101 (ext.405)
Fax. +81-762-63-3849

Abstract *- A robust stability for fuzzy systems with premise parameter uncertainty is discussed. We derive four conditions for ensuring stability of fuzzy control systems by weakening a stability condition (Basic Stability Condition) proposed by Tanaka and Sugeno. We introduce concept of stability margin and consider design problems of fuzzy controllers and robust fuzzy controllers.*

1. Introduction

One of the most important concepts concerning the properties of control systems is stability. It is, however, difficult to analyze stability of fuzzy control system because it is essentially nonlinear. Recently, some useful stability analysis methods [1]-[5], which are based on nonlinear stability theory, have been reported. In order to develop fuzzy control theory in the future, we will have to seek more advanced stability theory. An approach to construct more advanced stability theory is to develop an analysis technique for robust stability. This paper discusses robust stability for fuzzy systems with premise parameter uncertainty.

2 Basic stability condition and weak stability condition

The fuzzy system, proposed by Takagi and Sugeno [6], is described by fuzzy IF-THEN rules which locally represent linear input-output relations of a system. This fuzzy system is of the following form:

Rule i:IF x(k) is $\mathcal{A}_{1i}$ and $\cdots$ and x(k-n+1) is $\mathcal{A}_{ni}$
THEN $x_i(k+1) = A_i x(k) + B_i u(k)$,

where

$x^T(k) = [x(k), x(k-1), \cdots, x(k-n+1)]$,
$u^T(k) = [u(k), u(k-1), \cdots, u(k-m+1)]$,

$i=1,2,\cdots, r$ and r is the number of IF-THEN rules. $x_i(k+1)$ is the output from the i-th IF-THEN rule, and $\mathcal{A}_{ij}$ is a fuzzy set. Given a pair of (x(k), u(k)), the final output of the fuzzy system is inferred as follows.

$$x(k+1) = \sum_{i=1}^{r} w_i(k)\{A_i x(k) + B_i u(k)\} \Big/ \sum_{i=1}^{r} w_i(k). \quad (1)$$

where

$$w_i(k) = \prod_{j=1}^{n} \mathcal{A}_{ij}(x(k-j+1)),$$

$\mathcal{A}_{ij}(x(k-j+1))$ is the grade of membership of x((k-j+1)) in $\mathcal{A}_{ij}$.

The free system of Eq.(1) is defined as

$$x(k+1) = \sum_{i=1}^{r} w_i(k) A_i x(k) \Big/ \sum_{i=1}^{r} w_i(k), \quad (2)$$

where it is assume that

$$\sum_{i=1}^{r} w_i(k) > 0, \quad (3)$$

$$w_i(k) \geq 0, \qquad i=1, 2, \sim, r$$

for all k. Each linear consequent equation represented by $A_i x(k)$ is called "subsystem".

Tanaka and Sugeno [4], [5] derived a stability condition for ensuring stability of Eq.(2) in accordance with the definition of stability in the sense of Lyapunov. Theorem 2.1 gives the stability condition.

Theorem 2.1 - The equilibrium of a fuzzy system described by Eq.(2) is asymptotically stable in the large if there exists a common positive definite matrix P *such that*

$$A_i^T P A_i - P < 0 \quad (4)$$

for $i=1, 2, \cdots, r$, *that is, for all the subsystems.*

The proof of this theorem is given in [5]. Next, we weaken the stability condition of Eq.(4). It is possible to find a Lyapunov function more effectively if we can weaken the stability condition of Eq.(4). Theorem 2.2 gives a weakened condition for Eq.(4).

Theorem 2.2 - The equilibrium of a fuzzy system described by Eq.(2) is asymptotically stable in the large if there exists a common positive definite matrix P *such that*

$$S = \sum_{i=1}^{r} w_i(k)\, w_i(k)\, \{A_i^T P A_i - P\} + \sum_{i<j} w_i(k)\, w_j(k) \{A_i^T P A_i - P + A_j^T P A_j - P - (A_i - A_j)^T P (A_i - A_j) - P\} < 0. \quad (5)$$

(proof)It follows directly from the proof of Theorem 2.1.

3 Design problems of fuzzy controller and robust fuzzy controller

We have shown the stability conditions for fuzzy systems in the previous section. We apply the stability conditions to design problems of fuzzy controllers and robust fuzzy controllers in this section.

Let us consider the following fuzzy system again.

Rule i:IF x(k) is $\mathcal{A}_{1i}$ and $\cdots$ and x(k-n+1) is $\mathcal{A}_{ni}$
THEN $x_i(k+1) = A_i x(k) + B_i u(k)$,

Assume that this fuzzy system has premise parameter uncertainty. Therefore, the final output of the fuzzy system is calculated as follows.

$$x(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^{r} (w_i(k) + \Delta w_i(k)) \{A_i x(k) + B_i u(k)\}}{\sum_{i=1}^{r} (w_i(k) + \Delta w_i(k))}, \quad (6)$$

where $\Delta w_i(k)$ denotes unknown premise parameter uncertainty. It is assumed that

$$-1 \le \Delta w_i(k) \le 1, \quad \text{for all } i$$
$$0 \le w_i(k) + \Delta w_i(k) \le 1, \quad \text{for all } i$$
$$\sum_{i=1}^{r}(w_i(k) + \Delta w_i(k)) > 0,$$

for all k.

We stabilize the fuzzy system with premise parameter uncertainty, that is, Eq.(6), by the following controller.

Rule i:IF x(k) is A_{1i} and $\cdots$ and x(k-n+1) is A_{ni}
THEN $u_i(k) = F_i x(k)$

The final output of this fuzzy controller is calculated by

$$u(k) = \frac{\sum_{i=1}^{r} w_i(k) F_i x(k)}{\sum_{i=1}^{r} w_i(k)}, \tag{7}$$

where we must use $w_i(k)$ instead of $w_i(k)+\Delta w_i(k)$ as a weight of i-th rule since $\Delta w_i(k)$'s are unknown premise parameters. In this case, fuzzy controller design is to determine the consequent matrices F_i. Linear control theory is used to determine F_i. Fig.1 shows concept of controller design.

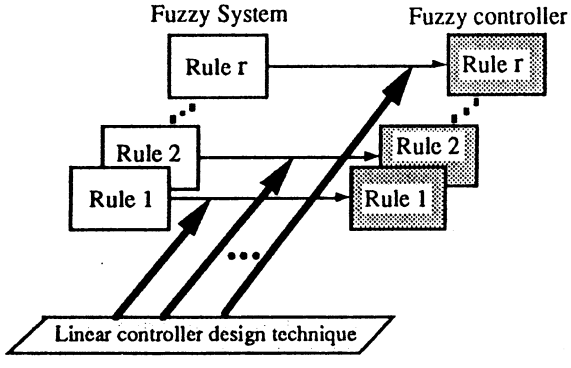


Fig.1 Concept of controller design.

We derive four conditions for ensuring stability of fuzzy control systems:non-robust condition (NC), weak non-robust condition (WNC), robust condition (RC) and weak robust condition (WRC). NC and WNC are conditions for ensuring stability of fuzzy control systems with no premise parameter uncertainty, that is, $\Delta w_i(k)=0$ for all i and k. RC and WRC are conditions for ensuring stability of fuzzy control systems with premise parameter uncertainty. Fig.2 shows relation among NC, WNC, RC and WRC.

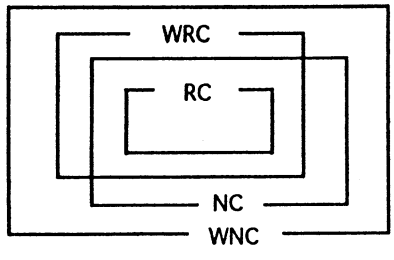


Fig.2 Relation among NC, WNC, RC and WRC.

3.1 NC and WNC

By substituting Eq.(7) into Eq.(1), we obtain

$$x(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} w_i(k)w_j(k)\{A_i+B_iF_j\}x(k)}{\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} w_i(k)w_j(k)} \tag{8}$$

$$= \frac{1}{R}\Big[\sum_{i=1}^{r} w_i(k)w_i(k)\, G_{ii}x(k) + 2\sum_{i<j} w_i(k)w_j(k)\frac{G_{ij}+G_{ji}}{2}x(k)\Big], \tag{9}$$

where

$$G_{ij} = A_i + B_iF_j, \quad R = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} w_i(k)w_j(k).$$

Without loss of generality, Eq.(9) can be rewritten as follows.

$$x(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^{r(r+1)/2} v_i(k)H_ix(k)}{\sum_{i=1}^{r(r+1)/2} v_i(k)}, \tag{10}$$

where

$$H_{\sum_{t=1}^{j}(t-1)+i} = G_{ij}, \quad i = j$$
$$H_{\sum_{t=1}^{j}(t-1)+i} = (G_{ij} + G_{ji})/2, \quad i < j$$
$$v_{\sum_{t=1}^{j}(t-1)+i}(k) = w_i(k)w_j(k), \quad i = j$$
$$v_{\sum_{t=1}^{j}(t-1)+i}(k) = 2w_i(k)w_j(k). \quad i < j$$

By applying Theorem 2.1 to Eq.(10), we derive a NC for fuzzy control systems, Eq.(10), with no premise parameter uncertainty, that is, $\Delta w_i(k)=0$ for all i and k. Theorem 3.1 gives a NC for Eq.(10).

Theorem 3.1 : non-robust condition (NC) - The equilibrium of a fuzzy control system described by Eq.(10) is asymptotically stable in the large if there exists a common positive definite matrix P such that

$$H_i^T P H_i - P < 0 \tag{11}$$

for i = 1, 2, $\cdots$, r(r+1)/2.
(proof)It follows directly from Theorem 2.1.

Next, we weaken the NC of Theorem 3.1 by applying Theorem 2.2 to Eq.(10). Theorem 3.2 gives a weakened NC, that is, WNC.

Theorem 3.2:weak non-robust condition (WNC) - The equilibrium of a fuzzy control system described by Eq.(10) is asymptotically stable in the large if there exists a common positive definite matrix P such that

$$S = \sum_{i=1}^{r(r+1)/2} v_i(k)\, v_i(k)\, \{H_i^T P H_i - P\} + \sum_{i<j} v_i(k)\, v_j(k)\{H_i^T P H_i - P + H_j^T P H_j - P - (H_i-H_j)^T P (H_i-H_j) - P\} < 0. \tag{12}$$

(proof) It follows directly from Theorem 2.2.

3.2 RC and WRC

By substituting Eq.(7) into Eq.(6), we obtain

$$x(k+1)=\frac{\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r}(w_i(k)+\Delta w_i(k))w_j(k)G_{ij}x(k)}{\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r}(w_i(k)+\Delta w_i(k))w_j(k)}, \quad (13)$$

where

$$G_{ij}=A_i+B_iF_j.$$

Without loss of generality, Eq.(13) can be rewritten as follows.

$$x(k+1)=\frac{\sum_{i=1}^{r\times r}v_i(k)H_ix(k)}{\sum_{i=1}^{r\times r}v_i(k)}, \quad (14)$$

where

$$H_{(i-1)\times r+j}=G_{ij}, \quad (15)$$

$$v_{(i-1)\times r+j}(k)=(w_i(k)+\Delta w_i(k))w_j(k), \quad (16)$$

for all i and j. By applying Theorem 2.1 to Eq.(14), we derive a RC for fuzzy control system, Eq.(14), with premise parameter uncertainty. Theorem 3.3 gives a RC for Eq.(14).

Theorem 3.3 : robust condition (RC) - The equilibrium of a fuzzy control system described by Eq.(14) is asymptotically stable in the large if there exists a common positive definite matrix P such that

$$H_i^T P H_i - P < 0 \quad (17)$$

for $i = 1, 2, \cdots, r \times r$.

(proof)It follows directly from Theorem 2.1.

Next, we weaken the RC of Theorem 3.3 by applying Theorem 2.2 to Eq.(14). Theorem 3.4 gives a weakened RC, that is, WRC.

Theorem 3.4:weak robust condition (WRC) - The equilibrium of a fuzzy control system described by Eq.(14) is asymptotically stable in the large if there exists a common positive definite matrix P such that

$$S=\sum_{i=1}^{r\times r}v_i(k)\,v_i(k)\,\{H_i^TPH_i-P\}+\sum_{i<j}v_i(k)\,v_j(k)\{H_i^TPH_i-P+H_j^TPH_j-P-(H_i-H_j)^TP(H_i-H_j)-P\}<0. \quad (18)$$

(proof)It follows directly from Theorem 2.2.

3.3 Stability margin

We introduce concept of stability margin for fuzzy control systems with premise parameter uncertainty from the WRC in Theorem 3.4. By substituting Eqs.(15) and (16) into Eq.(18) and by solving Eq.(18) for $\Delta w_i(k)$'s, we can find an admissible region of $\Delta w_i(k)$'s which satisfies Eq.(18). This admissible region can be regarded as an index which represents stability margin for fuzzy control systems with premise parameter uncertainty. We define an Index of Stability Margin (ISM) as follows.

[Definition 3.1]

$$ISM = S_{adm}/S_{all},$$

where S_{all} is area (or volume) of all changeable region in premise parameters space and S_{adm} is area (or volume) of admissible region in all the changeable region.

In Example 3.2, we concretely illustrate a calculation way of ISM. The detail of this example has been already given in [7].

[Example 3.2] [7]

Let us consider the following fuzzy system and fuzzy controller.

Rule 1:IF x(k) is $\mathcal{A}_1$ THEN $x_1(k+1) = A_1x(k) + B_1u(k)$,

Rule 2:IF x(k) is $\mathcal{A}_2$ THEN $x_2(k+1) = A_2x(k) + B_2u(k)$,

where

$$A_1=\begin{bmatrix}1.0 & 0.5\\ 1.0 & 0\end{bmatrix},\ B_1=\begin{bmatrix}0.2\\ 0\end{bmatrix},\ A_2=\begin{bmatrix}1.0 & -0.5\\ 1.0 & 0\end{bmatrix},\ B_2=\begin{bmatrix}0.4\\ 0\end{bmatrix}.$$

Rule 1:IF x(k) is $\mathcal{A}_1$ THEN $x_1(k+1) = F_1x(k)$,

Rule 2:IF x(k) is $\mathcal{A}_2$ THEN $x_2(k+1) = F_2x(k)$,

where

$$F_1=[-5.0\ \ -3.75],\quad F_2=[-2.5\ \ 0.63].$$

Fig.3 shows membership functions of the fuzzy sets $\mathcal{A}_1$ and $\mathcal{A}_2$.

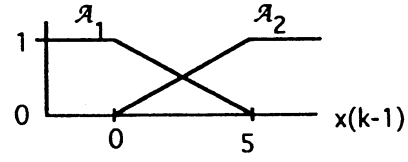


Fig.3 Membership functions

We obtain

$$H_1=H_4=\begin{bmatrix}0 & -0.25\\ 1 & 0\end{bmatrix},$$

$$H_2=\begin{bmatrix}0.5 & 0.63\\ 1 & 0\end{bmatrix},\quad H_3=\begin{bmatrix}-1 & -2\\ 1 & 0\end{bmatrix}.$$

It is found that there does not exist a common positive definite matrix P such that

$$H_i^T P H_i - P < 0 \qquad i=1, 2, 3, 4$$

since H_2 and H_3 are unstable matrices. Therefore, the controller parameter matrices F_1 and F_2 do not satisfy the RC of Eq.(17).

Let us find an admissible region of premise parameter uncertainty $\Delta w_i(k)$'s which satisfy the WRC of Eq.(18). Assume that we select

$$P=\begin{bmatrix}2.2 & 0\\ 0 & 1.2\end{bmatrix}$$

as a common positive definite matrix P. By substituting H_1~H_4 and P into Eq.(16), we obtain

$$S=\begin{bmatrix}\alpha & \gamma\\ \gamma & \beta\end{bmatrix},$$

where

$$\alpha = g_1(w_1(k),\Delta w_1(k)),$$

$$\alpha\times\beta+\gamma\times\gamma = g_2(w_1(k),\Delta w_1(k)),$$

where g_1 and g_2 are functions of $w_1(k)$ and $\Delta w_1(k)$ and

$$\sum_{i=1}^{2}w_i(k)=1,\quad \sum_{i=1}^{2}w_i(k)+\Delta w_i(k)=1.$$

In order that S is a negative definite matrix, it must be satisfied that

$$\alpha<0 \text{ and } \alpha\times\beta+\gamma\times\gamma>0.$$

Fig.4 (a) and (b) shows negative region such that $g_1(w_1(k),\Delta w_1(k)) < 0$ and positive region such that $g_2(w_1(k),\Delta w_1(k)) > 0$, respectively. The stability region, which guarantees robust stability, is intersection region of

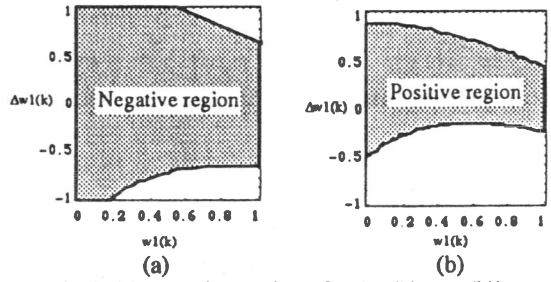
the negative region and the positive region. On the other hand, all the changeable region shown in Fig.5 (a) can be obtained since $0 \leq w_1(k) + \Delta w_1(k) \leq 1$. Fig.5 (a) shows the stability region and all the changeable region. The admissible region is intersection region of the stability region and the changeable region. Fig.5 (b) shows the admissible region. From Definition 3.1 and Fig.5 (b), we can approximately calculate stability margin of this control system.

$S_{all} = 1 \times 1 = 1$,

$S_{adm} \cong S_{all} - S_{tra} = 1 - (1-0.25)(1-0.25)/2 \cong 1 - 0.28 = 0.72$,

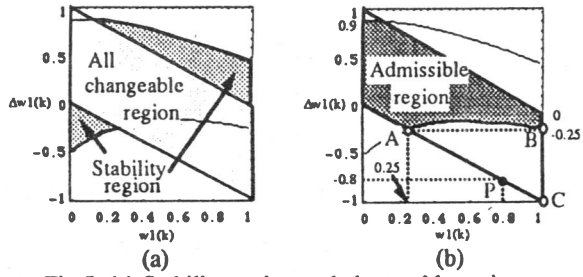
$ISM = S_{adm}/S_{all} \cong 0.72$,

where S_{tra} denotes the area of the triangle which consists of points A, B and C in Fig.5 (b).



(a) (b)

Fig.4 (a) Negative region of $g_1(w_1(k), \Delta w_1(k))$.
(b) Positive region of $g_2(w_1(k), \Delta w_1(k))$.



(a) (b)

Fig.5 (a) Stability region and changeable region.
(b) Admissible region for robust stability.

4. Application to backing up control of Truck-Trailer

We apply the analysis technique discussed in this paper to backing up control of a truck-trailer. Only simulation results are shown in this section. See the paper [8] which appears in this proceedings of 9th Fuzzy System Symposium. Fig. 6 ~ Fig. 7 show control results. In [8], it is shown that the designed fuzzy controller guarantees stability of this control system under a condition.

5. Conclusion

A robust stability for fuzzy systems with premise parameter uncertainty has been discussed. We have weakened a stability condition proposed by Tanaka and Sugeno and derived four conditions for ensuring stability of fuzzy control systems:non-robust condition, weak non-robust condition, robust condition and weak robust condition. Concept of stability margin has been introduced from the weak robust condition. We have considered design problems of fuzzy controllers and robust fuzzy controllers.

References

[1]R. Langari and M. Tomizuka:Analysis and Synthesis of Fuzzy Linguistic Control Systems, 1990 ASME Winter Annual Meeting, pp.35-42 (1990).

[2]S. Kitamura and T. Kurozumi:Extended Circle Criterion, and Stability Analysis of fuzzy Control Systems, Proc. of the International Fuzzy Eng. Symposium 91, vol.2 pp.634-643 (1991).

[3]F. Hara and M. Ishibe:Simulation Study on the Existence of Limit Cycle Oscillation in a Fuzzy Control System, procedings of the Korea-Japan Joint Conference on Fuzzy Systems and Engineering, pp.25-28 (1992).

[4]K.Tanaka and M.Sugeno:Stability Analysis of Fuzzy Systems Using Lyapunov's Direct Method, Proc. of NAFIPS'90, pp.133-136, (1990).

[5]K.Tanaka and M.Sugeno:Stability Analysis and Design of Fuzzy Control Systems, FUZZY SETS AND SYSTEMS 45, no.2, pp.135-156 (1992).

[6]T.Takagi and M.Sugeno:Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control, IEEE SMC-15 no.1, pp.116-132, (1985).

[7]K.Tanaka and M.Sano:Concept of Stability Margin for Fuzzy Systems and Design of Robust Fuzzy Controllers, 2nd IEEE International Conference on Fuzzy Systems (1993).

[8]K.Tanaka and M.Sano:Stabilization of Backing up Control System of a Truck-Trailer by Model Based Fuzzy Control, 9th Fuzzy System Symposium in Sapporo, May 1993.

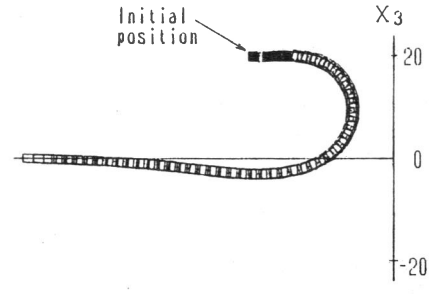


Fig. 6 Control result 1.

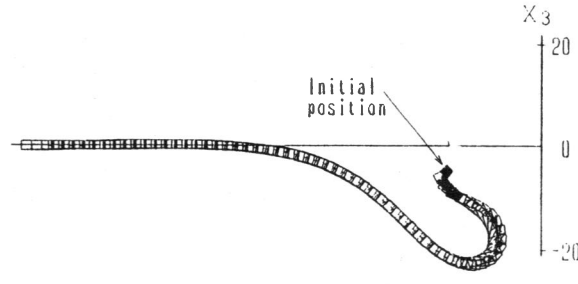


Fig. 7 Control result 2.

WA2-2

「モデルに基づくファジィ制御」による トラック・トレーラのBacking up制御系の安定化

Stabilization of Backing up Control System of a Truck-Trailer by Model Based Fuzzy Control

Kazuo TANAKA and Manabu SANO

Department of Mechanical Systems Engineering
Kanazawa University
2-40-20 Kodatsuno Kanazawa 920 Japan
TEL +81-762-61-2101 EXT. 405
FAX +81-762-63-3849

Abstract - We develop a control system for backing up a computer simulated truck-trailer, which is non-linear and unstable, by applying concept of a robust stabilization problem for fuzzy systems. By approximating the truck-trailer by a fuzzy system with premise parameter uncertainty and by using concept of robust stability, we design a fuzzy controller which guarantees stability of the control system under a condition. The simulation results show that the designed fuzzy controller smoothly achieves backing up control of the truck-trailer from all initial positions.

1. Introduction

We design a control system for backing up a computer simulated truck-trailer by applying the robust stabilization problem discussed in [8] and [9]. It is shown that the designed fuzzy controller guarantees stability of the control systems under a condition. It is well known that backing up control of truck-trailers is a difficult exercise for all but the most skilled truck drivers since its dynamics is nonlinear and unstable. Some papers have reported that learning controls such as fuzzy control, neural control, and both of them [1]-[4] realize backing up control of a computer simulated truck-trailer. However, as far as we know, these studies have not analyzed stability of the control system. It is, in practice, important to guarantee stability of control systems. Our goal in this simulation is to design a fuzzy controller such that the control system is asymptotically stable in the large, that is, such that backing up control can be perfectly achieved from all initial positions.

2 Models of a truck-trailer

We use the truck-trailer model formulated by Tokunaga and Ichihashi [4]. After simplifying the truck-trailer model, we approximate the simplified model by a fuzzy model with premise parameter uncertainty (PPU).

The following truck-trailer model was used in [4].

$$x0(k+1)=x0(k) + v\cdot t/\ell\cdot\tan[u(k)], \quad (1)$$

$$x1(k) =x0(k) - x2(k), \quad (2)$$

$$x2(k+1)=x2(k) + v\cdot t/L\cdot\sin[x1(k)], \quad (3)$$

$$x3(k+1)=x3(k)+v\cdot t\cdot\cos[x1(k)]\cdot\sin[\{x2(k+1)+x2(k)\}/2], \quad (4)$$

$$x4(k+1)=x4(k)+v\cdot t\cdot\cos[x1(k)]\cdot\cos[\{x2(k+1)+x2(k)\}/2], \quad (5)$$

where

x0(k):angle of truck,
x1(k):angle difference between truck and trailer,
x2(k):angle of trailer,
x3(k):vertical position of rear end of trailer,
x4(k):horizontal position of rear end of trailer,
u(k):steering angle,

ℓ is the length of truck, L is the length of trailer, t is sampling time, and v is the constant speed of backing up. In this paper, l=2.8 [m], L=5.5[m], v=-1.0[m/sec.], and t=2.0[sec.]. With respect to x1(k), 90 [deg.] and -90 [deg.] correspond to two "jackknife" positions. Figure 1 shows the truck-trailer model and its coordinate system.

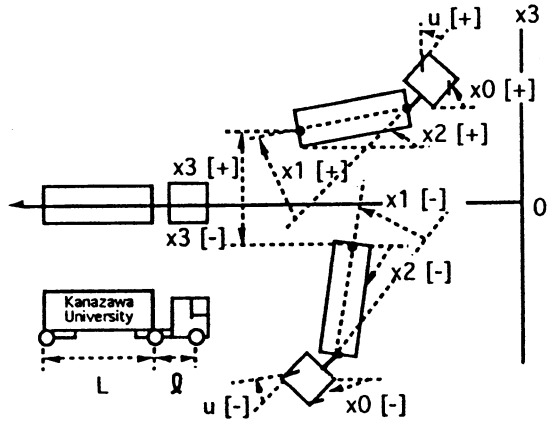


Fig.1 Truck-trailer model and its coordinate system.

Let's simplify the original model. If x1(k) and u(k) are always small values, it can be simplified as follows.

$$x0(k+1) = x0(k) + v\cdot t/\ell\cdot u(k), \quad (6)$$

$$x1(k) = x0(k) - x2(k), \quad (7)$$

$$x2(k+1) = x2(k) + v\cdot t/L\cdot x1(k), \quad (8)$$

$$x3(k+1) = x3(k) + v\cdot t\cdot\sin[\{x2(k+1)+x2(k)\}/2], \quad (9)$$

$$x4(k+1) = x4(k) + v\cdot t\cdot\cos[\{x2(k+1)+x2(k)\}/2]. \quad (10)$$

Of course, the dynamics of this simplified model may not perfectly agree with that of the original model when the value of x1(k) or u(k) is a large value. We will consider influence of the model error in the simulation.

In the case of backing up control, the controlled variable x4(k) is not necessary, because the purpose of our control is to back up a truck-trailer along a desired trajectory (the straight line of x3(k)=0), that is, to regulate x1(k) ~ x3(k) by manipulating the steering angle u(k).

From (6), (7) and (8), we obtain

$$x1(k+1) = (1 - v\cdot t/L)\, x1(k) + v\cdot t/\ell\cdot u(k). \quad (11)$$

On the other hand, from (8) and (9),

$$x3(k+1)=x3(k)+v\cdot t\cdot\sin[x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k)]. \quad (12)$$

Therefore, the simplified model can be described by (11), (8) and (12). We should notice that (12) has non-linearity.

Next, we approximate the simplified model by a fuzzy model. A fuzzy approximation method, proposed by Tanaka and Sano [5], is used to approximate the simplified model. As mentioned above, (12) has non-linearity because its second term is represented by sine function whose value changes according to the value of x2(k)+v·t/{2L}·x1(k). We

should notice that any sine function can be exactly described by a fuzzy model. Since

$$0 \le \sin(x) \le x, \qquad -\pi \le x \le \pi$$

the sine function can be exactly described by

$$\sum_{i=1}^{2} \tilde{w}_i y_i \Big/ \sum_{i=1}^{2} \tilde{w}_i ,$$

where $y_1=0$, $y_2=x$ and $\tilde{w}_1, \tilde{w}_2 \in [0,1]$, that is,

$$\sin(x)= \sum_{i=1}^{2} \tilde{w}_i y_i \Big/ \sum_{i=1}^{2} \tilde{w}_i .$$

This means that the sine function can be interpolated by using y_1 and y_2. By solving the above equation for $\tilde{w}_i$, we can obtain the membership value for each x. Assume that $\tilde{w}_1 + \tilde{w}_2 = 1$. Then, since

$$\tilde{w}_1 y_1 + (1-\tilde{w}_1) y_2 = \sin(x),$$

we obtain

$$\tilde{w}_1 = \frac{\sin(x)-y_2}{y_1-y_2} = \frac{\sin(x)-x}{-x} = 1-\frac{\sin(x)}{x}, \quad \tilde{w}_2 = \frac{\sin(x)}{x} .$$

Kawamoto [6] has reported that non-linear models can be exactly described by fuzzy models using this idea. A disadvantage of this approach is that fuzzy sets in premise parts generally become complex, that is, that fuzzy sets represented by $\tilde{w}_1$ and $\tilde{w}_2$ are not always unimodal and normal. Zadeh [7] pointed out that fuzzy sets can be regarded as linguistic variables. This is the most important feature when applying fuzzy sets to real systems. In general, normal and unimodal (simple) fuzzy sets are required to represent concept of linguistic variables such as big and very high, more or less old, and so on. In this approach, the important feature is lost although it realizes an exact approximation. On the other hand, in Tanaka and Sano's approach [5], normal and unimodal fuzzy sets are used in premise parts although it does not always realize an exact approximation. We will show later that, by introducing concept of PPU, this approach also realizes an exact approximation, that is, non-linear systems can be exactly described by fuzzy models with PPU.

Let us approximate the simplified model by a fuzzy model. From the above discussion with respect to sine function,

$$0 \le \sin\{x_2(k)+\frac{v\cdot t}{2L}x_1(k)\} \le x_2(k)+\frac{v\cdot t}{2L}x_1(k). \qquad (13)$$

Therefore,

$$x_3(k) \le x_3(k)+\sin\{x_2(k)+\frac{v\cdot t}{2L}x_1(k)\} \le x_3(k)+x_2(k)+\frac{v\cdot t}{2L}x_1(k)$$

The left side and the right side of the inequality correspond to $x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k)=0$ and $x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k)=180^\circ$ or -180° (π (rad.) or $-\pi$ (rad.)), respectively. Therefore, when

$$x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k) \equiv 0 \text{ [deg.]},$$

the state equation of the simplified model is approximated by

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\frac{v\cdot t}{L} & 0 & 0 \\ \frac{v\cdot t}{L} & 1 & 0 \\ \frac{v^2\cdot t^2}{2L} & v\cdot t & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v\cdot t}{\ell} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(k). \quad (14)$$

On the other hand, when

$x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k) = 180^\circ$ or -180° (π (rad.) or $-\pi$ (rad.)),

the state equation of the simplified model is approximated by

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\frac{v\cdot t}{L} & 0 & 0 \\ \frac{v\cdot t}{L} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v\cdot t}{\ell} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(k). \quad (15)$$

However, we must notice that (15) is uncontrollable. Therefore, a control law can not be uniquely determined in this case. To avoid it, we approximate the simplified model for

$x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k)=179.997$ [deg.] or -179.997 [deg.] (16)

instead of

$x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k) = 180$[deg.] or -180[deg.].

Then, it can be described by

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\frac{v\cdot t}{L} & 0 & 0 \\ \frac{v\cdot t}{L} & 1 & 0 \\ \frac{d\cdot v^2\cdot t^2}{2L} & d\cdot v\cdot t & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v\cdot t}{\ell} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(k), \quad (17)$$

where $d=10^{-2}/\pi$. Of course, this system is theoretically controllable.

From (14) and (17), a fuzzy model, which approximately represents the dynamics of the truck-trailer, can be derived as follows.

Rule 1:If $x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k)$ is about 0 (rad.),
then $x(k+1)=A_1x(k)+b_1u(k)$,

Rule 2:If $x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k)$ is about π(rad.) or $-\pi$(rad.),
then $x(k+1)=A_2x(k)+b_2u(k)$,

where $x(k)^T=[x1(k), x2(k), x3(k)]$. The consequent equations of Rule 1 and Rule 2 correspond to (14) and (17), respectively. After all, the dynamics of the approximated fuzzy model is represented by

$$x(k+1) = \sum_{i=1}^{2} w_i(k)\{A_i x(k)+b_i u(k)\} \Big/ \sum_{i=1}^{2} w_i(k) \qquad (18)$$

where $w_i(k)$ is membership value of the fuzzy set in Rule i. Figure 2 shows the fuzzy sets of "about 0 (rad.)" and "about π (rad.) or $-\pi$ (rad.)". We define the fuzzy sets as simple triangles. The fuzzy sets are unimodal and normal, however, the dynamics of the approximated fuzzy model does not exactly describe that of the simplified model. Let us show that an exact approximation can be realized by using a fuzzy model with PPU instead of (18).

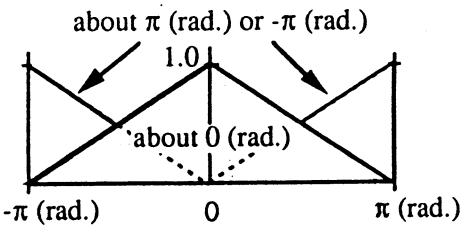


Fig.2 Membership functions.

The simplified model can be generally represented by

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)),$$

where f is a non-liner function. Then, the condition,

$$A_1x(k)+b_1u(k) \le f(x(k),u(k)) \le A_2x(k)+b_2u(k),$$

is satisfied under

$179.997^\circ < x2(k)+v\cdot t/\{2L\}\cdot x1(k) < -179.997^\circ$, (19)

because

$$d\{x_2(k)+\frac{v\cdot t}{2L}x_1(k)\} \le \sin(x_2(k)+\frac{v\cdot t}{2L}x_1(k)) \le x_2(k)+\frac{v\cdot t}{2L}x_1(k)$$

under the condition of (19). This means that the dynamics of the simplified model can be interpolated by two linear systems, $A_1x(k)+b_1u(k)$ and $A_2x(k)+b_2u(k)$, under the condition of (19). That is, for $^3\tilde{w}_i(k) \in [0,1]$ and all k, the dynamics of the simplified model can be exactly described by

$$f(x(k),u(k)) = \frac{\sum_{i=1}^{2}\tilde{w}_i(k)\{A_ix(k)+b_iu(k)\}}{\sum_{i=1}^{2}\tilde{w}_i(k)}$$

By replacing $\tilde{w}_i(k)$ with wi(k)+ Δ wi(k), we can obtain

$$x(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^{2}(w_i(k)+\Delta w_i(k))\{A_ix(k)+b_iu(k)\}}{\sum_{i=1}^{2}(w_i(k)+\Delta w_i(k))} \quad (20)$$

where Δ wi(k) is a value such that

$$-1 \le \Delta w_i(k) \le 1 \text{ and } w_i(k)+\Delta w_i(k) \ge 0, \quad \text{for all i}$$

$$\sum_{i=1}^{r}(w_i(k)+\Delta w_i(k)) > 0$$

for all k,. The equation (20), a fuzzy system with PPU, exactly describes the dynamics of the simplified model under

179.997° <x2(k)+v·t/{2L}·x1(k)< -179.997°.

3 Controller design and robust stability analysis

We design a fuzzy controller for backing up the truck-trailer described by (20). The main idea of the controller design is to derive each control rule so as to compensate each rule of a fuzzy system. From Rule 1 and Rule 2 of the approximated fuzzy model, we derive Rule 1 and Rule 2 of fuzzy controller, respectively:

Rule 1:If x2(k)+v·t/{2L}·x1(k) is about 0 (rad.),
THEN u(k)=f1x(k),

Rule 2:If x2(k)+v·t/{2L}·x1(k) is about π (rad.) or -π (rad.),
THEN u(k)=f2x(k),

where f1 and f2 are feedback gains. We use the exact same fuzzy sets in the premise part of the fuzzy controller. The purpose of controller design is to determine feedback gains of f1 and f2. The following feedback gains are used in the simulation:

f1=[1.2837, -0.4139, 0.0201],
f2=[0.9773, -0.0709, 0.0005].

Ricati equation for linear discrete systems was used to determine these feedback gains because each consequent part is represented by a linear state equation.

By applying an analysis method proposed in [8] and [9], we can show that the designed fuzzy controller guarantees stability of the backing up control system, which consists of the simplified model and the fuzzy controller, under the condition of

-171.29[deg.] < x2(k)+v·t/{2L}·x1(k) <171.29[deg.]. (21)

In other words, the backing up control can be perfectly achieved from all initial positions under the condition of (21). **Please contact the authors if you would like to know the detail of controller design and robust stability analysis.**

4 Simulation results

In this simulation, we use two kinds of the controlled objects:the original model and the simplified model. Table 1 shows four cases of initial positions used in this simulation. Case 2 and case 4 require to turn the truck-trailer in order to realize a perfect backing up control. In particular, case 4 is a jackknife position.

Table 1 Initial positions of truck-trailer.

	x1(0) [deg.]	x2(0) [deg.]	x3(0) [m]
case 1	0	0	20
case 2	0	180	20
case 3	-45	90	-10
case 4	-90	135	-10

Figure 4 ~ Figure 7 show simulation results for four cases of initial positions in the simplified model. Figure 8 ~ Figure 11 show simulation results for four cases of initial positions in the original model. The following points can be pointed out from the simulation results.

1. The designed fuzzy controller can effectively achieve backing up control even from difficult initial positions such as case 2 and case 4 in both of the original model and the simplified model.
2. The dynamics of the simplified model agrees well with that of the original model.

Nobody can deny the first point, because the control system is asymptotically stable in the large under the condition of (21). The second point shows that a fairly good approximation is realized.

5. Conclusion

We have developed a control system for backing up a computer simulated truck-trailer which is non-linear and unstable. By approximating the truck-trailer by a fuzzy system with premise parameter uncertainty and by using concept of robust stability, we have designed a fuzzy controller which guarantees stability of the control system under a condition. The simulation results show that the designed fuzzy controller smoothly achieves backing up control of the truck-trailer from all initial positions.

References

[1]D. Nguyen and B. Widrow, "The truck backer-upper:An example of self-learning in neural networks," in Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks(IJCNN-89), vol. 2, June 1989, pp.357-363.

[2]S.G.Kong and B. Kosko,"Adaptive Fuzzy Systems for Backing up a Truck-and-Trailer,", IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 3, no. 2, March 1992, pp.211-223.

[3]G. K. Park and M. Sugeno,"Learning Based on Linguistic Instructions using Fuzzy Theory," Proc. of 8th Fuzzy System Symposium, May 1992, pp.561-564, in Japanese.

[4]M. Tokunaga and H. Ichihashi, "Backer-Upper Control of a Trailer Truck by Neuro-Fuzzy Optimal Control," Proc. of 8th Fuzzy System Symposium, May 1992, pp.49-52, in Japanese.

[5]K. Tanaka and M. Sano," A design method of Fuzzy servo Systems," Proc. of 8th Fuzzy System Symposium, May 1992, pp.501-504, in Japanese.

[6]S. Kawamoto at el.,"Construction of exact fuzzy system for nonlinear system and its stability analysis," Proc. of 8th Fuzzy System Symposium, May 1992, pp.517-520. in Japanese.

[7]L. A. Zadeh, "The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning part 1~3," Information Sciences 8~9, 1975.

[8]K. Tanaka and M. Sano,"A Robust Stabilization Problem for Fuzzy Systems with premise Parameter Uncertainty," proceedings in 9th Fuzzy System Symposium in Sapporo, May (1993).

[9]K. Tanaka and M. Sano,"Concept of Stability Margin for Fuzzy Systems and Design of Robust Fuzzy Controllers, 2nd IEEE International Conference on Fuzzy Systems (1993).

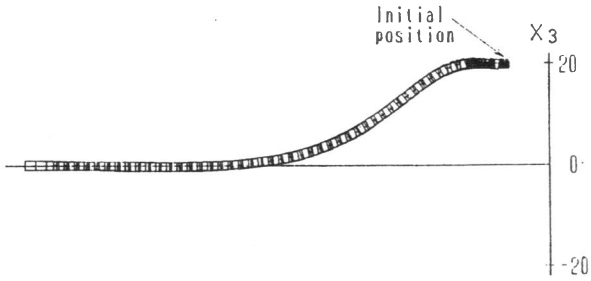


Fig.4 Simulation result (Simplified model, case 1).

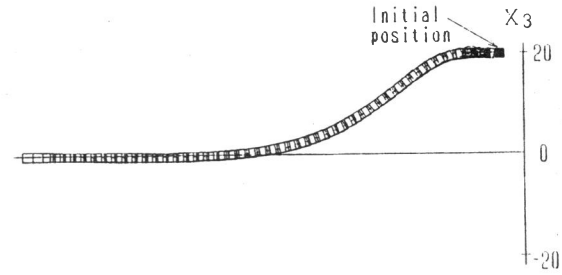


Fig.8 Simulation result (Original model, case 1).

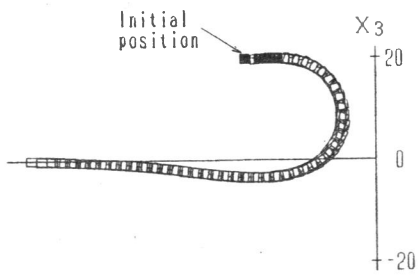


Fig.5 Simulation result (Simplified model, case 2).

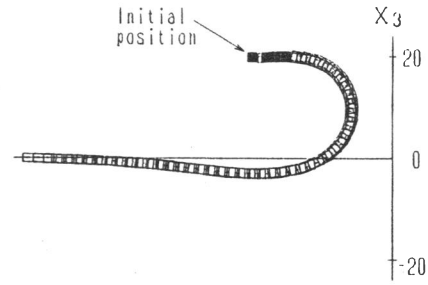


Fig.9 Simulation result (Original model, case 2).

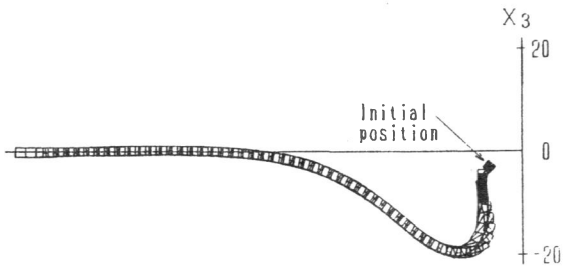


Fig.6 Simulation result (Simplified model, case 3).

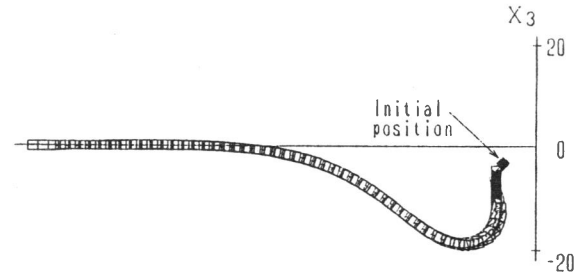


Fig.10 Simulation result (Original model, case 3).

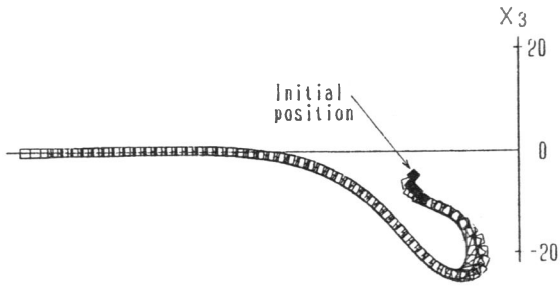


Fig.7 Simulation result (Simplified model, case 4).

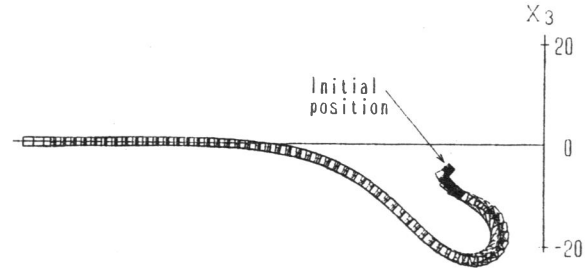


Fig.11 Simulation result (Original model, case 4).

WA2-3

倒立振子のファジィ制御と対象のファジィモデルに基づく安定性解析

A Fuzzy Controller for Inverted Pendulum and a Stability Analysis Using Fuzzy Modeling Method

佐々木 雄二　堀川 慎一　古橋 武　内川 嘉樹
Yuji SASAKI　Shin-ichi HORIKAWA　Takeshi FURUHASHI　Yoshiki UCHIKAWA

名古屋大学工学部
Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract　Fuzzy control has a distinguishing feature in that it can incorporate experts' control rules using linguistic expressions. It is, however, very difficult to guarantee the stability of fuzzy control systems. Several researches on the stability analyses of fuzzy control systems have been done. The authors have proposed an analysis method on stability of fuzzy control systems using fuzzy modeling method. It has not been verified whether the method is effective in analyzing the stability of higher-order systems.

This paper describes a linguistic stability analysis of a fuzzy control system for inverted pendulum using the proposed method. The inverted pendulum is the second-order nonlinear system. The results show that the method is effective in analyzing the stability of the fuzzy control system.

1　はじめに

ファジィ制御は、あいまいな制御アルゴリズムをif-then型のファジィルールにより言語的に記述できるヒューマンフレンドリな制御法である。しかし、ファジィ制御系の安定性は有限回の試行によって検証されることが多く、その保証が極めて困難であった。この問題に対し、ファジィ制御系の安定性解析手法が種々提案されている[1]-[3]。これらの手法では、ファジィ制御系の安定性を厳密に判定できるが、ファジィ制御器を数式化して取り扱っているためにファジィ制御の言語的でわかりやすいという特徴を損なってしまっている。

筆者らはこれまでに、制御対象のファジィモデル[4]に基づくファジィ制御系の定性的な安定性解析手法を提案してきた[5]。本手法は、各サンプリング時刻において最も適合度の高いファジィルールを発火ルールと定義し、任意の初期状態からファジィ制御器と制御対象のファジィモデルにおける発火ルールの履歴をたどることにより、ファジィ制御系が漸近安定か否かを判定するものである。従って、本手法では、制御理論に関する特別な知識を必要とすることなくファジィ制御系の安定性を解析可能であるが、これまでは簡単な非線形一次遅れのシステムについてしか検証がなされていなかった。

本稿では、複雑な非線形制御対象として倒立振子を取り上げ、そのファジィ制御系の定性的な安定性解析を行う。ファジィ制御器の構成と制御対象のファジィモデリングには文献[6]の簡略化ファジィ推論[7]に基づくType Iのファジィニューラルネットワーク(Fuzzy Neural Network : FNN)を用いている[8][9]。このFNNは、ファジィ推論におけるファジィルールの同定やメンバーシップ関数の調整をニューラルネットワーク[10]の学習機能により自動的に行うことができる。本FNNにより獲得された倒立振子のファジィ制御器とファジィモデルを用いて安定性解析を行い、本手法が複雑な非線形制御対象に対しても有用であることを示す。

2　倒立振子のファジィ制御とファジィモデリング

図1は、本稿で制御対象に用いる倒立振子を示す。図中の記号は、それぞれ振子の質量m[kg]、直立状態からの傾き角θ[rad]、支点から重心までの長さl[m]、支点まわりの摩擦係数c[kg·m^2/sec]、支点の水平方向の変位x[m]、支点に加えられる水平方向の力f[N]である。ただし、振子の角度θは直立状態を0として右回りに正の値をとり、支点の変位xおよび支点に加えられる力fは右方向を正とする。この倒立振子の制御器は、角度θが0となるように力fを操作する。ここでは、支点の位置制御については考慮していない。図1の倒立振子の運動方程式は、次のような非線形微分方程式で表される。

$$m\ddot{x} + ml(\ddot{\theta}\cos\theta - \dot{\theta}^2\sin\theta) = f \tag{1}$$

$$\frac{4}{3}ml^2\ddot{\theta} + ml\ddot{x}\cos\theta - mgl\sin\theta = -c\dot{\theta} \tag{2}$$

ここで、gは重力加速度であり、上式では支点の質量が無視されている。本稿では、m=0.025[kg], l=0.5[m], c=0.002[kg·m/sec^2], g=9.8[m/sec^2]、サンプリング時間を20msecとして、力fに対する振子の角度θおよび支点の変位xを4次のルンゲ・クッタ法で求めることにより以下のシミュレーションを行った。本シミュレーションでは振子の角度θの制御のみを行うため、図1の倒立振子は2次の非線形制御対象となる。

まず、文献[8]と同様に、人間の操作パターンからFNNを用いてファジィ制御器を獲得する。人間がディスプレイ上に振子を見ながらマウス操作により初期角度$\theta = \pi$すなわち振子が垂直下向きで静止した状態から倒立させる制御を行い、倒立に成功したときの操作パターンをFNNに学習させた。FNNの入力は、サンプル時刻tおよび$t-1$における振子の角度θ_t, θ_{t-1}、教師信号は時刻tにおいて支点に加えられた力f_tとし、各入力に対する前件部メンバーシップ関数はともに7種類とした。表1は、獲得されたファジィ制御器を示す。表中のNB, NM, NS, ZO, PS, PM, PBは、それぞれNegative Big, Negative Medium, Negative Small, Zero, Positive Small, Positive Medium, Positive Bigを意味する。表1よりこのファジィ制御器は、例えば、

$$\text{If } \theta_t \text{ is ZO and } \theta_{t-1} \text{ is PS then } f_t = -2.20 \tag{3}$$

のようなファジィルールを持つことがわかる。図2は、表1のファジィ制御器における学習後の前件部メンバーシップ関数を示す。

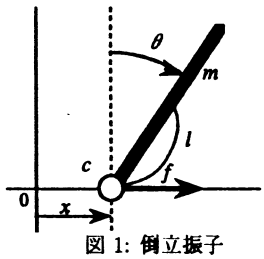


図 1: 倒立振子

表 1: ファジィ制御器

f_t [N]		θ_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
θ_{t-1}	NB	1.41	1.48	0	0	0	0	0
	NM	0.08	1.39	1.69	0	0	0	0
	NS	0	0.09	0.50	2.20	0.09	0	0
	ZO	0	0	−3.12	0	3.12	0	0
	PS	0	0	−0.09	−2.20	−0.50	−0.09	0
	PM	0	0	0	0	−1.69	−1.39	−0.08
	PB	0	0	0	0	0	−1.48	−1.41

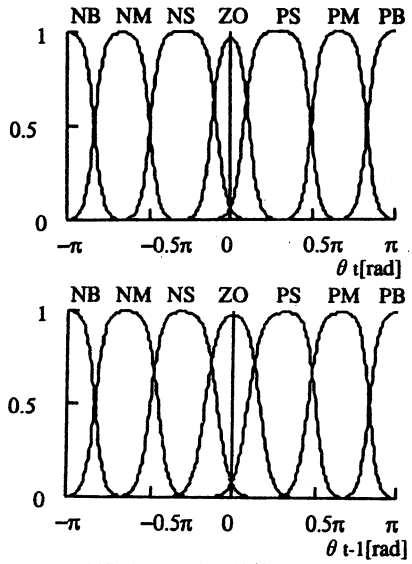


図 2: ファジィ制御器における前件部メンバーシップ関数

次に、倒立振子の入出力データを FNN に学習させることによって制御対象のファジィモデリングを行う。入出力データは、様々な初期状態にある振子の支点に大きさの異なる一定の力 f を加えて採取した。FNN の入力には時刻 t において支点に加えられる力 f_t および時刻 $t, t-1$ での振子の角度θ_t, θ_{t-1}を、教師信号には時刻 $t+1$ での振子の角度θ_{t+1}をそれぞれ用い、前件部メンバーシップ関数は全ての入力に 7 種類設定した。同定された制御対象のファジィモデルにおけるファジィルールを表 2 に、学習後の前件部メンバーシップ関数を図 3 に示す。表 2 では、

If f_t is NM and θ_t is PM and θ_{t-1} is PB then θ_{t+1}=0.69π (4)

のようなファジィルールを読み取ることができる。

3 安定性解析

本稿でファジィ制御系の安定性解析に用いる手法は、ファジィ制御器と制御対象のファジィモデルにおける発火ルールの履歴をたどり、ファジィ制御系が漸近安定か否かを判別するものである[5]。発火ルールは、次のように定義される。

定義 1 (発火ルール) 時刻 t において前件部適合度が最大すなわち

$$\mu_{i_t} = \max_j \mu_{j_t} \tag{5}$$

なるファジィルール R^iを時刻 t における発火ルールと呼び、R^{i_t}と記す。ただし、μ_{j_t}は時刻 t でのファジィルール R^jの前件部適合度である。

時刻 t におけるファジィ制御器と制御対象のファジィモデルの発火ルールをそれぞれ $R_C^{i_t}, R_P^{i_t}$とする。ファジィ制御系の状態遷移は

$$\cdots \to R_C^{i_t} \to R_P^{i_t} \to R_C^{i_{t+1}} \to R_P^{i_{t+1}} \to \cdots \tag{6}$$

と発火ルール列で表される。ここで、発火ルールを次式により集約する。

$$R^{i_t} = R_C^{i_t} * R_P^{i_t} \tag{7}$$

$*$は、$R_C^{i_t}$の後に $R_P^{i_t}$が発火することを意味する。ファジィ制御系の安定性は、発火ルール R^{i_t}を用いて次のように定義できる。

定義 2 (安定) ある時刻 $T \geq 0$ と $t \geq T$なる任意の正整数 t に対し、ある整数τが存在して、

$$R^{i_{t+\tau}} = R^{i_t} \tag{8}$$

が成立するとき、ファジィ制御系は安定である。

定義 3 (漸近安定)

$$\lim_{t\to\infty} R^{i_t} = R^{i_\infty} \tag{9}$$

なる R^{i_∞}が存在するとき、ファジィ制御系は漸近安定である。

これらの定義によれば数学的に厳密ではないが、ファジィ制御器と制御対象のファジィモデルのルール表からファジィ制御系の安定性を定性的にわかりやすく解析することができる。

本稿では、前章にて獲得された倒立振子のファジィモデルとファジィ制御器を用いて、そのファジィ制御系の安定性解析を行う。図 4 は、振子の初期角度が$\theta_0 = \theta_{-1} = \pi$すなわち振子が垂直下向きで静止している状態から制御を始めた場合の解析例を示す。まず、ファジィ制御器のルール表において、θ_t, θ_{t-1}がともに PB であることから①のルールが発火して f_t=−1.41 となる。その結果、制御対象のファジィモデルの表では、f_tが NM、θ_t, θ_{t-1}が PB である①のルールが発火し、θ_{t+1}=0.95πとなって振子が次第に上昇していくことがわかる。このファジィ制御系では、サンプリング時間に比べて振子の応答時間が十分長いため、θ_tとθ_{t-1}は常にほぼ同じ値と見なせる。従って、ファジィ制御器の発火ルールは表の対角線上を①→②→③→④と推移していき、制御対象のファジィモデルでは f_tの変化に伴い発火ルールが①→②→③→④のように変化する。ファジィ制御系は、各表の④において整定しており、この場合は漸近安定であると判定できる。図 5 は、図 4 と同じ初期状態から実際にシミュレーションを行った結果を示す。図中の①②③④は図 4 の各発火ルールに対応し、解析結果と良く一致している。

前章で FNN により獲得したファジィ制御器は、振子の初期角度がπのときに人間が倒立に成功した操作データに基づいており、他の初期角度から制御を始めた場合にはその成功が保証されていない。そこで、振子の初期角度を$\theta_0 = \theta_{-1} = \pi/3$ として解析を行なってみた。その結果を図 6 に示す。図 6 では、発火ルールが①→②→①→ ···のように推移しており、本ファジィ制御系にはリミットサイクルの存在することがわかる。図 7 は、図 6 に対応する実際の制御結果を示す。図 6 の解析結果と同様に、振子の角度が$\pi/2$ を中心として振動している。

以上の解析により、前章のファジィ制御器は必ずしも漸近安定でないことが示された。

4 まとめ

本稿では、制御対象のファジィモデルに基づくファジィ制御系の定性的な安定性解析手法を倒立振子のファジィ制御系に適用し、本手法が複雑な非線形システムに対しても有用であることを示した。

今後は、実機を用いて本手法の有効性の検証をしていく予定である。

表 2: 制御対象のファジィモデル

(a) f_t is NB

θ_{t+1} [×π rad]	θ_t						
θ_{t-1}	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	1.22	−0.79	0.04	0	0	0.62	0.83
NM	−0.72	−0.90	−0.11	0	0	0	0
NS	0	−0.49	−0.38	0.41	0.02	0	0
ZO	0	0	−0.53	0.06	0.65	0.04	0
PS	0	0	−0.05	−0.36	0.34	1.11	0.01
PM	−0.01	0	0	−0.01	−0.14	0.92	−0.95
PB	−0.81	−0.73	0	0	−0.08	0.71	0.89

(b) f_t is NM

θ_{t+1} [×π rad]	θ_t						
θ_{t-1}	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	1.20	−0.89	0.05	0	0	0.64	0.86
NM	−1.15	−0.85	−0.19	0	0	0	0
NS	0	−0.49	−0.37	0.36	0.01	0	0
ZO	0	0	−0.53	0.03	0.62	0.01	0
PS	0	0	−0.03	−0.35	0.34	1.06	0
PM	−0.28	0	0	−0.01	−0.09	0.79	−1.60
PB	−0.96	0.02	0	0	−0.06	0.69	0.95

(c) f_t is NS

θ_{t+1} [×π rad]	θ_t						
θ_{t-1}	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	1.19	−0.83	0.01	0	0	0.05	0.95
NM	−1.12	−0.89	0.05	0	0	0	0
NS	0	−0.03	−0.37	0.22	0	0	0
ZO	0	0	−0.41	0.01	0.59	0	0
PS	0	0	0	−0.29	0.34	1.03	0
PM	−0.01	0	0	0	−0.23	1.01	−1.32
PB	−0.87	−0.02	0	0	0	0.79	0.88

(d) f_t is ZO

θ_{t+1} [×π rad]	θ_t						
θ_{t-1}	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	0.09	−0.98	−0.05	0	0	0.01	0.92
NM	−1.89	−0.83	−0.24	0	0	0	0
NS	0	−0.75	−0.35	0.01	0	0	0
ZO	0	0	0	0	0	0	0
PS	0	0	0	−0.01	0.35	0.75	0
PM	0	0	0	0	0.24	0.83	1.89
PB	−0.92	−0.01	0	0	0.05	0.98	−0.09

(e) f_t is PS

θ_{t+1} [×π rad]	θ_t						
θ_{t-1}	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	−0.88	−0.79	0	0	0	0.02	0.87
NM	1.32	−1.00	0.23	0	0	0	0.01
NS	0	−1.03	−0.34	0.29	0	0	0
ZO	0	0	−0.59	−0.01	0.41	0	0
PS	0	0	0	−0.22	0.37	0.03	0
PM	0	0	0	0	−0.05	0.89	1.12
PB	−0.95	−0.05	0	0	−0.01	0.83	−1.19

(f) f_t is PM

θ_{t+1} [×π rad]	θ_t						
θ_{t-1}	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	−0.95	−0.69	0.06	0	0	−0.02	0.96
NM	1.60	−0.79	0.09	0.01	0	0	0.28
NS	0	−1.06	−0.34	0.35	0.03	0	0
ZO	0	−0.01	−0.62	−0.03	0.53	0	0
PS	0	0	−0.01	−0.36	0.37	0.49	0
PM	0	0	0	0	0.19	0.85	1.15
PB	−0.86	−0.64	0	0	−0.05	0.89	−1.20

(g) f_t is PB

θ_{t+1} [×π rad]	θ_t						
θ_{t-1}	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	−0.89	−0.71	0.08	0	0	0.73	0.81
NM	0.95	−0.92	0.14	0.01	0	0	0.01
NS	−0.01	−1.11	−0.34	0.36	0.05	0	0
ZO	0	−0.04	−0.65	−0.06	0.53	0	0
PS	0	0	−0.02	−0.41	0.38	0.49	0
PM	0	0	0	0	0.11	0.90	0.72
PB	−0.83	−0.62	0	0	−0.04	0.78	−1.22

NB : Negative Big
NM : Negative Medium
NS : Negative Small
ZO : Zero
PS : Positive Small
PM : Positive Medium
PB : Positive Big

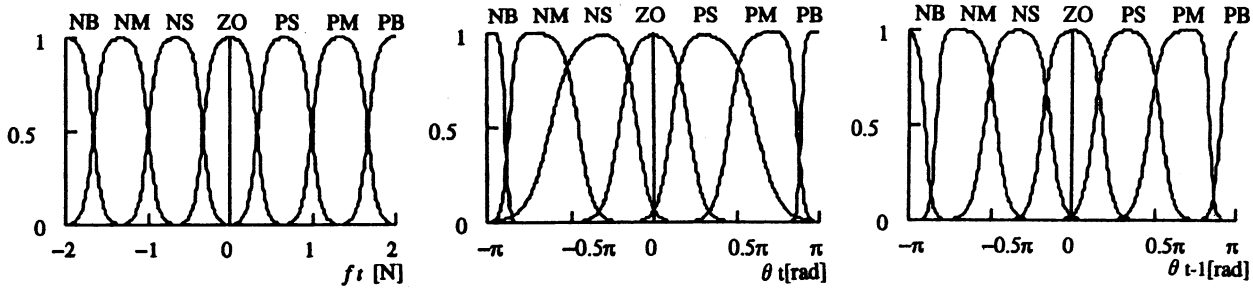


図 3: 制御対象のファジィモデルにおける前件部メンバーシップ関数

f_t		θ_t			
		ZO 0	PS 0.35π	PM 0.8π	PB π
θ_{t-1}	ZO 0	0 ④	3.12	0	0
	PS 0.35π	−2.20	−0.50 ③	−0.09	0
	PM 0.8π	0	−1.69	−1.39 ②	−0.08
	PB π	0	0	−1.48	−1.41 ①

(a) ファジィ制御器

f_t is NM (−1.4)

θ_{t+1} [×π rad]		θ_t			
		ZO 0	PS 0.35π	PM 0.8π	PB π
θ_{t-1}	ZO 0	0.02	0.62	0.01	0
	PS 0.35π	−0.35	0.34	1.06	0
	PM 0.8π	−0.01	−0.09	0.79 ②	−1.60
	PB π	0	−0.06	0.69	0.95 ①

f_t is NS (−0.7)

θ_{t+1} [×π rad]		θ_t			
		ZO 0	PS 0.35π	PM 0.8π	PB π
θ_{t-1}	ZO 0	0.01	0.59	0	0
	PS 0.35π	−0.29	0.34 ③	1.03	0
	PM 0.8π	0	−0.23	1.01	−1.32
	PB π	0	0	0.79	0.88

f_t is ZO (0)

θ_{t+1} [×π rad]		θ_t			
		ZO 0	PS 0.35π	PM 0.8π	PB π
θ_{t-1}	ZO 0	0 ④	0	0	0
	PS 0.35π	−0.01	0.35	0.75	0.05
	PM 0.8π	0	0.24	0.83	0.98
	PB π	0	0.04	1.89	−0.09

(b) 制御対象

図 4: $\theta_0 = \theta_{-1} = \pi$の場合における安定性解析

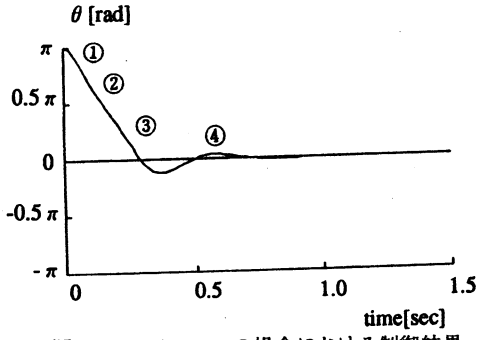


図 5: $\theta_0 = \theta_{-1} = \pi$の場合における制御結果

参考文献

[1] 田中, 菅野 : リアプノフの直接法を用いたファジィシステムの安定解析とリアプノフ関数の構成法について, 第6回ファジィシステムシンポジウム, pp.353-356, 1990

f_t[N]		θ_t	
		PS 0.35π	PM 0.8π
θ_{t-1}	PS 0.35π	−0.50 ①	−0.09
	PM 0.8π	−1.69	−1.39 ②

(a) ファジィ制御器

f_t is NM (−1.4)

θ_{t+1} [×π rad]		θ_t	
		PS 0.35π	PM 0.8π
θ_{t-1}	PS 0.35π	0.34	1.06
	PM 0.8π	−0.09	0.79 ②

f_t is NS (−0.7)

θ_{t+1} [×π rad]		θ_t	
		PS 0.35π	PM 0.8π
θ_{t-1}	PS 0.35π	0.34 ①	1.03
	PM 0.8π	−0.23	1.01

(b) 制御対象

図 6: $\theta_0 = \theta_{-1} = \pi/3$ の場合における安定性解析

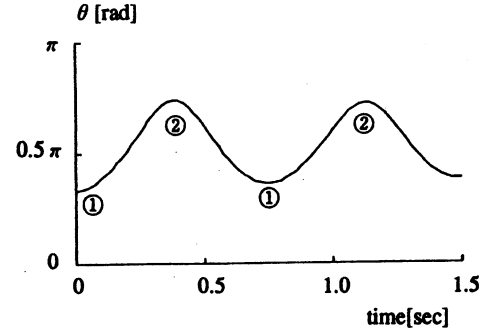


図 7: $\theta_0 = \theta_{-1} = \pi/3$ の場合における制御結果

[2] 北村 : ファジィルール制御系の安定条件－円板条件の拡張－, 計測自動制御学会論文集, Vol.27, No.5, pp.532-537, 1991
[3] 北條, 寺野, 増井 : 位相面によるファジィ制御系の安定解析, 日本ファジィ学会誌, Vol.4 ,No.6, pp.1133-1146, 1992
[4] T. Takagi and M. Sugeno : Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control, IEEE Trans. on Syst., Man and Cybern., Vol.15, No.1, pp.116-132, 1985
[5] T. Furuhashi, S. Horikawa and Y. Uchikawa : On Stability of Fuzzy Control Systems Using a Fuzzy Modeling Method, IECON'92, pp.982-985, 1992
[6] 堀川, 古橋, 内川 : ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法, 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.906-928, 1992
[7] 市橋, 田中 : PID と FUZZY のハイブリッド型コントローラー, 第4回ファジィシステムシンポジウム, pp.97-102, 1988
[8] 堀川, 古橋, 大熊, 内川 : ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器, 計測自動制御学会論文集, Vol.27, No.2, pp.208-215, 1991
[9] S. Horikawa, T. Furuhashi, Y. Uchikawa and T. Tagawa : A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks, IFES'91, pp.562-573, 1991
[10] D.E.Rumelhart, J.L.McClelland and the PDP Research Group : Parallel Distributed Processing, The MIT Press, 1986

[問い合わせ先] 〒464-01 名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科 内川研究室
堀川 慎一
TEL. 052-781-5111 EXT. 2792
FAX. 052-781-9263
E-mail:horikawa@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

WA4-1

天井クレーンシステム自動化における ファジィニューラルネットワークの適用

Application of a Fuzzy Neural Network in the Automation of Roof Crane System.

石出忠輝 Tadateru ISHIDE
内田洋彰 Hiroaki UCHIDA
宮川正平 Shohei MIYAKAWA

木更津工業高等専門学校
Kisarazu National College of Technology

Abstract : The automation of roof crane system is a important field of FA. Our purpose is to attain the automation of this system using a fuzzy neural network(FNN).Fuzzy variables for input and output layers are introduced for the method of FNN in this study.And learning using a neural network is carried out. The final output value of the FNN is obtained by applying fuzzy reasoning in output layer units. Then,by giving initial deflection and disturbance for the crane, the amount of hanging load deflection and control time to reach target position were analyzed by using computer simulation In the case of the contorol to initial deflection, though residual deflection existed, it was observed that the trolley in the crane reached the target position accurately. In the case of the contorol to disturbance, it was found that the state of deflection was changed greatly by moving speed of the trolley.

1．はじめに

機械製造業及び加工産業に代表されるような業種では、新しい生産システムの構築と実用化のためにＦＡ技術が注目されてきている。このＦＡ技術の一要素として天井クレーンシステムの自動化がある。天井クレーンは工場内における空間利用のハンドリング機器として最も多く利用されている。それは地上側の機器の配置に左右されず、どこへでも自由に物を運搬することができ、しかも指定した場所に物を直接セットすることができる等の特徴を持っている。しかしクレーンを運転するには免許が必要であり、また突風による転覆、傷害事故も発生している。本研究では、この天井クレーンシステムの自動化をファジィニューラルネットワーク（ＦＮＮ）を用いて実現することを目的とする。この場合のＦＮＮは、ファジィ数入力ベクトルとファジィ数教師信号を用いて階層型ニューラルネットワークの学習を行っている。そして最終的な出力値は出力層のユニットにファジィ推論を適用することにより得ている。

2．天井クレーンの概要

今回用いた天井クレーンの概略図を図１に、トロリ部分の詳細図を図２に示す。トロリはＡ点から移動を開始し、Ｂ点までの移動を行う。この時の入力情報はトロリから目標点までの距離ｘ、吊り荷の振れ角θ、吊り荷の振れ角速度$\dot{\theta}$、トロリの移動速度ｖである。

ｘについては図２におけるエンコーダ、$\theta \cdot \dot{\theta}$についてはポテンショメータ、ｖについてはタコジェネレータにより検出を行う。これら４種類の入力情報をもとに、ファジィニューラルネットワークを用いて、位置決め及び振れ止め制御を行うものである。

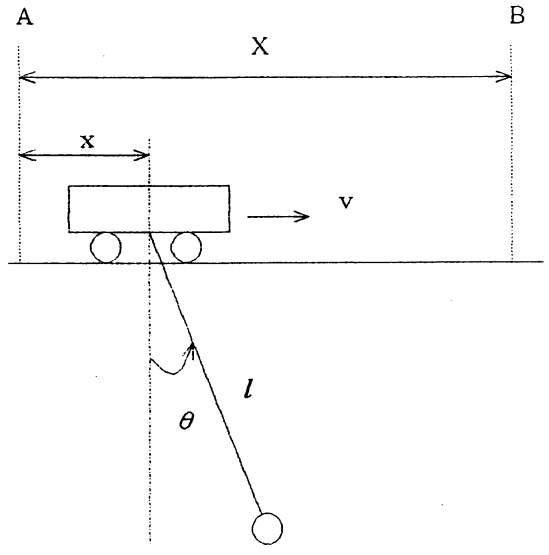


図１　クレーンモデル

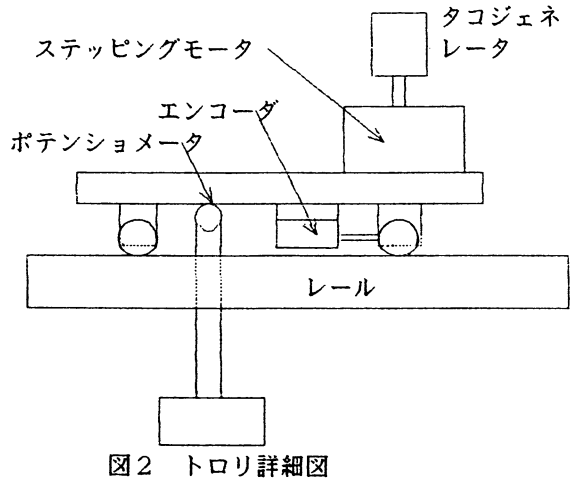


図２　トロリ詳細図

3　天井クレーンのダイナミックモデル

コンピュータシミュレーションを行う際に必要である天井クレーンのダイナミックモデルを以下に示す。

3．1　トロリが加速度運動をしている場合

これは外乱の無い通常のクレーン走行の場合に相当する。図1において吊り荷の振れ角θ、ワイヤーロープ長lとし、またトロリの加速度α、重力加速度gとすると以下の運動方程式が成立する。

$$\frac{d^2\theta}{dt^2} = -\frac{g\theta}{l} - \frac{\alpha}{l} \qquad (1)$$

3．2　吊り荷に外乱が加わる場合

図3に示すように、吊り荷に障害物が衝突する場合を考える。吊り荷の質量をm、衝突前後の速度をv_A、v_A'、また障害物の質量をm′、衝突前後の速度をv_B v_B'とすると次式が成立する。

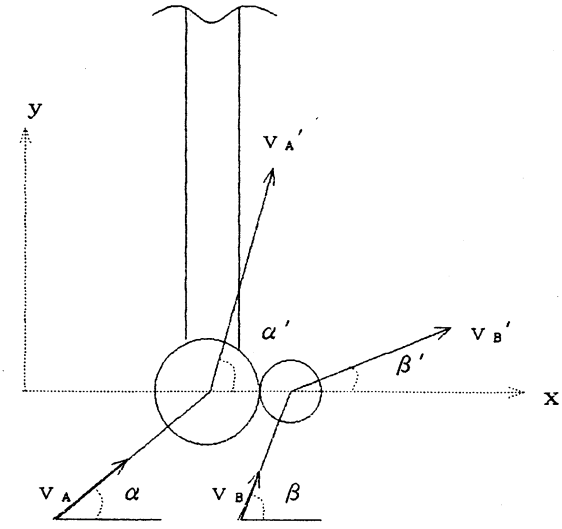


図3　外乱モデル

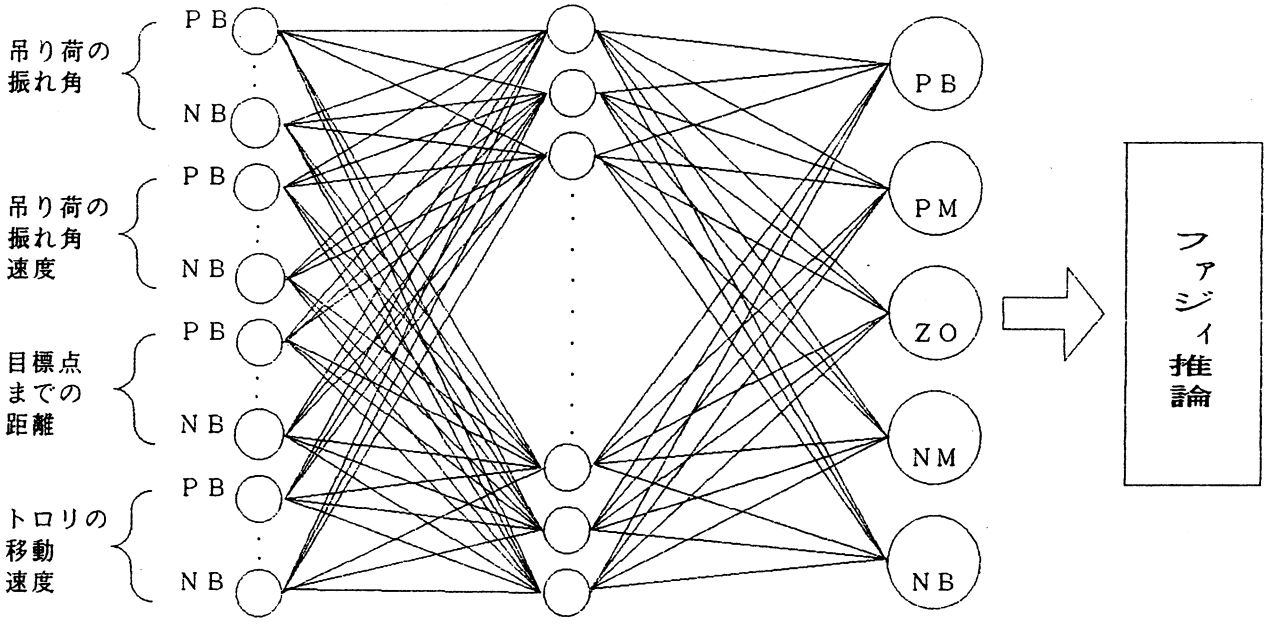


図4　ＦＮＮ構成図

①ｘ方向の運動量保存

$$m v_A' \cos\alpha' + m' v_B' \cos\beta' = m v_A \cos\alpha + m' v_B \cos\beta \qquad (2)$$

②ｙ方向の運動量保存

$$m v_A' \sin\alpha' + m' v_B' \sin\beta' = m v_A \sin\alpha + m' v_B \sin\beta \qquad (3)$$

③ｘ方向のはねかえりの係数

$$\frac{v_B' \cos\beta' - v_A' \cos\alpha'}{v_B \cos\beta - v_A \cos\alpha} = -e \qquad (4)$$

④吊り荷、障害物それぞれのｙ方向の運動量保存

$$m v_A \sin\alpha = m v_A' \sin\alpha' \qquad (5)$$

$$m' v_B \sin\beta = m' v_B' \sin\beta' \qquad (6)$$

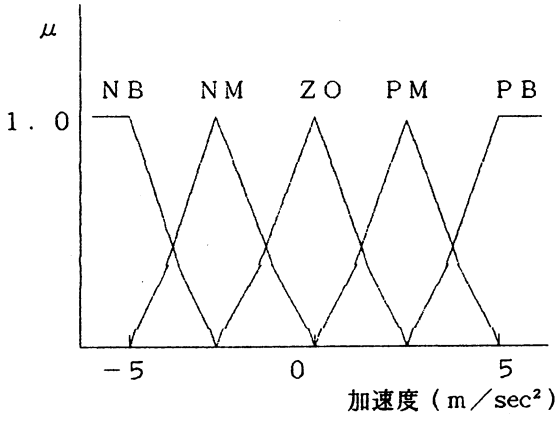


図5　トロリ移動加速度メンバーシップ関数

4　ファジィニューラルネットワーク（ＦＮＮ）

ニューラルネットワークは、非線形写像、並列処理学習能力などを特徴として持つ反面、学習で得られた写像のルールを抽出しにくいなどの問題がある。一方ファジィロジックでは、あいまいさを持たせながらルールを記述できる点で優れている反面、学習によるルールの獲得が難しい。ファジィニューラルネットワーク（ＦＮＮ）は、それぞれの難点を補うことを目的に様々に提案され、その有効性が示されている。本研究におけるＦＮＮは、階層型ニューラルネットワークにおいて入力層と出力層のユニットにファジィ変数を導入する。ここでファジィ数入力ベクトルとファジィ数教師信号を用いて、バックプロパゲーション法によりニューラルネットの学習を行う。この手法により"ｉｆ x_1 ｉｓ Ｓｍａｌｌ ａｎｄ x_2 ｉｓ Ｓｍａｌｌ, ｔｈｅｎ ｙ ｉｓ Ｓｍａｌｌ"というようなファジィＩＦ－ＴＨＥＮルールを用いた学習が可能となる。本研究におけるFNNの構成を図４に示す。入力層のユニット数は２０であり、吊り荷の振れ角θ、吊り荷の振れ角速度$\dot{\theta}$、目標点までの距離ｘ、トロリの移動速度ｖに関してファジィ変数がそれぞれＰＢ、ＰＭ、ＺＯ、ＮＭ、ＮＢの５種類割り当てられている。隠れ層のユニット数は２０である。また出力層のユニット数は５であり、トロリの加速度ＡＣＣのファジィ変数を表現している。各ファジィ変数のメンバーシップ関数は、三角型を採用している。一例として、ＡＣＣのメンバーシップ関数を図５に示す。学習制御則については100種類導入している。一例を以下に示す。

ｉｆ（θ＝ＰＢ and $\dot{\theta}$＝ＰＢ and ｘ＝ＰＢ）
then　　ＡＣＣ＝ＰＢ

最終的な出力値ＡＣＣは、出力層の各ユニットに対して、ｍｉｎ－ｍａｘ演算を行い、ファジィ推論による重心法を適用することにより得ている。

5　コンピュータシミュレーション結果

学習段階において、バックプロパゲーションを3000回行った。その結果、教師信号との誤差の２乗平均は0.008となり、ニューラルネットワークの学習は収束したと考えられる。次に判断処理段階において、本シミュレーションは目標位置までの距離Ｘを0.75m、1.5m、2.25m、3.0mの４パターン設定した。図６は吊り荷の初期振れθ_0が無い時のシミュレーション結果である。この図から、各パターンともに目標位置に確実に到達することがわかる。目標位置の距離Ｘ=0.75mの時、図６からトロリ到達時間が大であることがわかる。これはファジィ制御則の前件部の一要素である目標位置Ｘのファジィ変数ＺＯのグレードが大であるためであると考えられる。図７は吊り荷の初期振れθ_0が目標位置と同一方向に14.5°ある場合のシミュレーション結果である。また表１は、残留振れの値を示している。これらから、各パターンともに残留振れは生ずるものの目標位置に到達することがわかる。残留振れの生ずる原因としては、ファジィ制御則の後件部変数をトロリ移

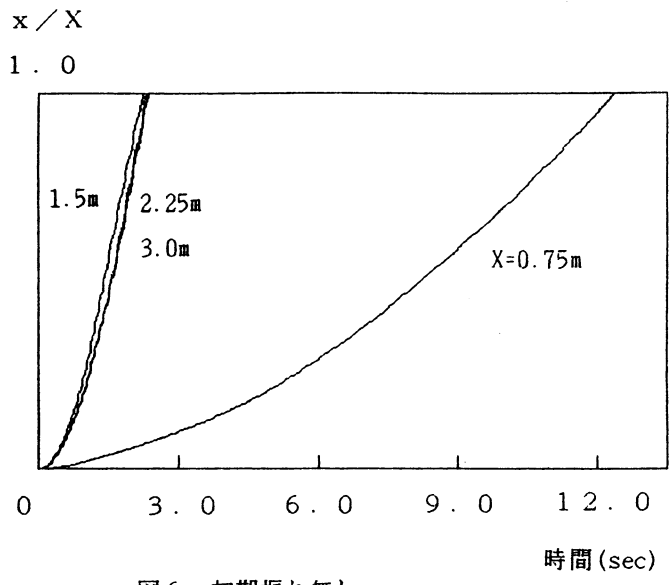


図６　初期振れ無し

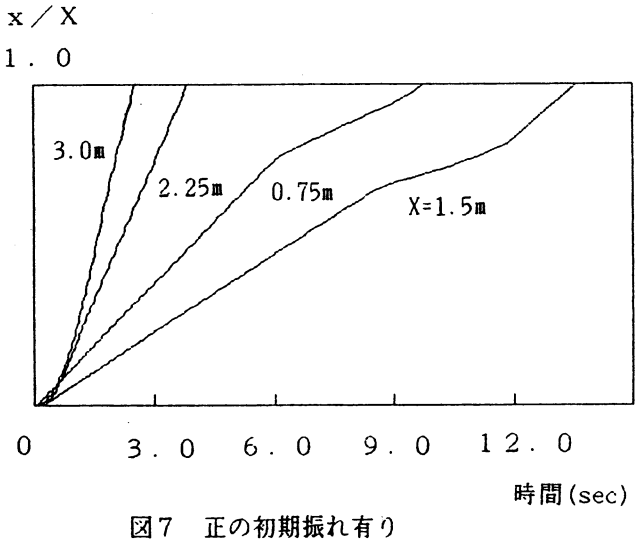


図７　正の初期振れ有り

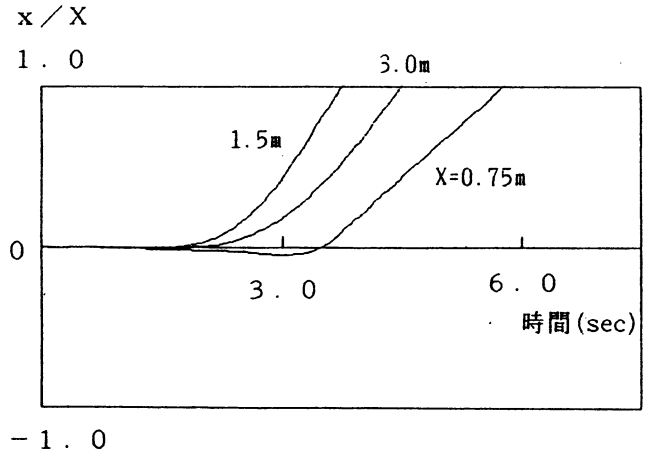


図８　負の初期振れ有り

動加速度としているためであると考えられる。また目標位置到達時間tは、X=1.5mの時最大でありt=13.5(sec)である。X=1.5mの時最大となった理由は、t=0.0付近において目標位置Xのファジィ変数PMのグレードが大であるためであると考えられる。このために数種類のファジィ制御則の前件部のグレードが0より大となる。そして出力層において、複数の加速度ACCのユニットの値が0より大となる。この結果ファジィ推論によって決定されるACCの出力値は、他の目標位置までの距離Xのパターンと比較して小になるからと考えられる。例としてt=0.1(sec)におけるACCのグレードを比較すると、X=1.5(m)の場合はZO=0.0035PB=0.0016、X=2.25(m)の場合はZO=0.0002、PB=0.5103である。図8は吊り荷の初期振れθ_0が目標位置と反対方向に14.5°ある場合のシミュレーション結果であるこの図からX=0.75m、3.0mにおいてトロリは最初目標位置と反対方向に移動してから目標位置に近づくことがわかる。これはファジィ制御則において、吊り荷の振れθを抑えようとするルールが作用したためであると考えられる。目標位置到達時間においても、この2パターンの所要時間が大であることがわかる。なお残留振れについては表1に示すように6° から 14° 生じている。図9は吊り荷に外乱を与えた場合のシミュレーション結果である。外乱の与え方は、吊り荷の質量の1/3の物体を、出発点と目標位置の中間点付近において、トロリの絶対速度と反対方向に正面衝突させている。なお目標位置Xは0.75m、3.0mの2パターン設定している。この図を見ると、X=0.75mの場合は吊り荷の振れは小さくなっていくが、X=3.0mの場合は次第に大きくなっていくことがわかる。この原因としてクレーン移動速度の大きさの相異が考えられる。すなわち、X=0.75mの場合は、クレーン移動速度が小であるために吊り荷の相対速度の絶対値が大とならない。またX=3.0mの場合は、クレーン移動速度が大であるために吊り荷の相対速度の絶対値も大となる。図10は外乱に対するトロリ移動加速度の変化を示している。障害物が衝突した時間はX=0.75mの時t=3.9(sec)、X=3.0mの時t=1.5(sec)である。この図を見ると両パターンともに、衝突直後においてトロリ移動加速度が急変していることがわかる。

6 結論

本研究は天井クレーンシステム自動化において、ファジィニューラルネットワークを適用してシミュレーションによる解析を行った。その結果初期振れ及び外乱が存在する場合でも、ほとんど目標位置に到達することが確認できた。また外乱を与えた場合において、トロリ移動速度が大のとき吊り荷の振れが大になってしまう。これらの対策として、後件部変数にトロリ移動速度を導入することが考えられる。また吊り荷の振れ角速度とトロリの移動速度に関するファジィ制御則を導入することも考えられる。今後は上記2点の検討と、入力層・出力層におけるファジィ変数のパラメータを最適にするオートチューニング手法の研究、さらに試作クレーンモデルを用いた実験を進めていく予定である。

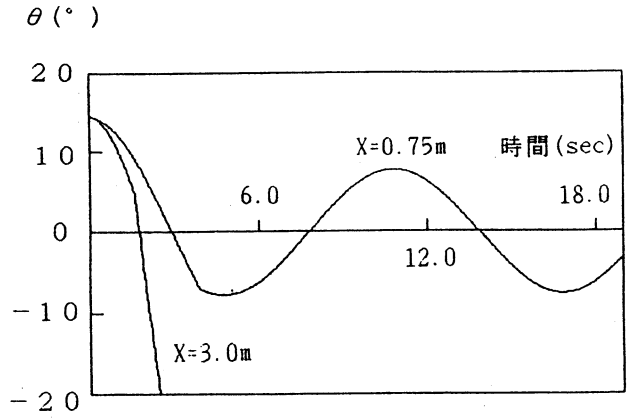


図9 外乱に対する吊り荷の振れ角変化

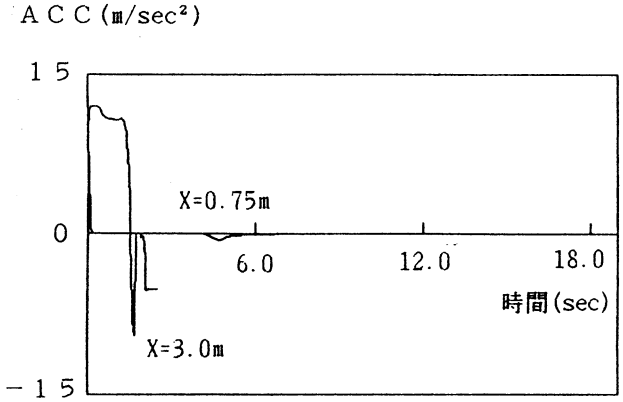


図10 外乱に対するトロリ移動加速度変化

目標点までの距離 / 条件	0.75m	1.5m	2.25m	3.0m
初期振れ無し	0.0°	0.0°	0.0°	0.0°
正の初期振れ有	5.5°	8.6°	-10.5°	-4.7°
負の初期振れ有	13.76°	6.7°	——	10.8°

表1 各条件における残留振れ一覧

参考文献

(1)平野広美．Cでつくるニューラルネットワーク．パーソナルメディア

(2)鈴木、山田、藤川．ファジィ制御による天井走行クレーンの振れ止め制御．第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1991)pp.251-254

問い合せ先

〒292 千葉県木更津市清見台東2-11-1

木更津工業高等専門学校機械工学科

石出忠輝

TEL 0438-98-5751

WA4-2

ファジィ・ニューラルネットワークを利用した拡声音の制御
Controlling of Public Address System using Fuzzy and Neural Networks

栗栖清浩
Kiyohiro Kusiru
TOA（株）開発本部
R & D, TOA Corporation

Abstract:

In order to achieve the efficient Public Address acoustic design, we can not avoid the controlling and tuning of P.A. system. But it is hard to make the sound operator be at the system's side all time. Making the system act for the operator is requested.

To meet this demand, the test system has been constructed by adding three ability (sensing, judging, executing of operation) to it. This test system can sense two acoustic index (ambient noise level, sound source quality) and control output level and equalization. The judging ability of the system is carried out by using fuzzy inference.

1．背景

一般にホールや劇場の音響設備，駅，ビル，コンベンションホール等の固定設備音響機器に於て，快適で且つ効果的な情報提供を行なうために専門の音響オペレータは様々な状況を考慮して音響システムの初期設定を行なう．しかし如何に注意深く設定したとしても，実際の運用にあたって初期設定では対処しきれないケースの生じることが多々ある．例えば，

・音源となる話者の声質によって聴取点での明瞭性が変化する，
・予期できない周囲ノイズによって，アナウンス（拡声音）がマスキングされる，
・話者がマイクロホンを持ったまま歩き回ると，ハウリングすることがある，

このほかにも様々な状況が考えられる．

このような問題を避けるため音響オペレータが常に状況を監視し，適切な処置をすることが望ましいが，専門の音響スタッフが常駐している劇場等を除けば，コスト（人件費）がかかり難しい．よって音響システム自身がある程度のオペレータの動作を代行することが望まれる．

よって今回，オペレータの動作を代行する自律的な拡声のための評価システムを構築することにした．

システムによるオペレータ動作の代行

オペレータはまず自分自身の耳で音場の様子を①感知する．そしてもし好ましくない音響状態であれば専門的知識や経験則に基づいて②判断し，③機器の操作を実行する（図１）．

よって，音響システムにオペレータの動作を代行させるには，この３つの動作を音響システムに付加することが，原始的だが確実な方法であると思われる．

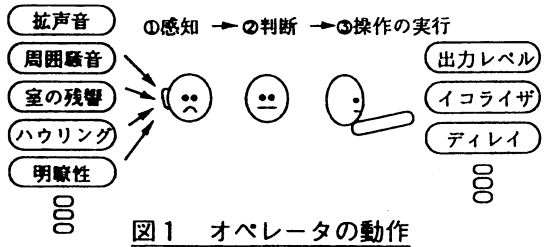


図１　オペレータの動作

このうち①感知と③操作の実行は次のように従来の技術で比較的容易に実現できる．

①感知：各種センサと各種信号処理によって，様々な音響的特性を見る．
③操作：出力レベル，イコライゼーション等がコントロール可能な機器を利用する．

しかし，②判断はオペレータの経験や人間の心理にかかわることが多く，解析的な理論を求めることが困難である．よって以下この判断部にファジィ推論を用いてシステムを構築した．

2．判断部への取り組み

現在の音響状態からそれを改善するのに必要な操作を導きだすためには，音響心理を十分考慮す

る必要がある．しかし聴覚のメカニズムは極めて複雑でありまだ解明し尽くされてはいない[1]．そこで人間の判断のように多少あいまいであるが，ある程度全体の調和の取れた結論を導いてくれるFuzzy推論を利用することによりこの問題を回避した．

音響状態を表すパラメータは多数存在しており，それら全てから数多くの操作を導きだすのは試作評価システムとして複雑になる．よって見通しをよくするため，図2のように周囲ノイズレベルとアナウンス（音源）のスペクトルを処理した声質とを入力とし，出力レベルと明瞭性を高めるためのイコライゼーションとを出力とする，2入力-2出力の判断部を構築することにする．

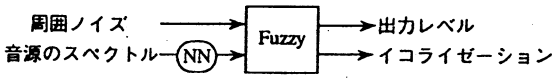


図2　判断部

3．機器による感知と操作の実行

比較的実現の容易な①機器による感知と③制御の実行について，今回行なった方法を紹介する．

3-1 感知部

感知部では音源と感知マイクロホンから，音源となるアナウンスの声質と音場の周囲ノイズを検出する．

a）声質

音源の信号をFFTアナライザで3ディケードにわたり1/3オクターブ解析し，29個の各バンドのレベル値を得る．この値を学習済みニューラル・ネットワーク（NN）により処理し，音源のアナウンスがどの程度男声／女声であるかの度合を求める（図3）．

b）周囲ノイズ（適応フィルタの利用）

事前にスピーカからマイクロホンまでの伝達関数を同定した適応フィルタ（FIRフィルタ）を用いて，感知マイクロホンの信号から周囲ノイズのみを取り出す（図3）．

今回用いた適応フィルタ（試作品）は，フィルタ長2856，サンプリング周波数24kHzより，119msecまでのインパルス応答を形成することができる．

図4のような構成で，室内の暗騒音レベルの十分低いとき適応フィルタにスピーカからマイクロホンまで（正確にはスピーカ用アンプ入力からマイクロホン出力まで）のシステム同定をさせる．システム同定のためのテスト信号には200～10k Hzの帯域通過フィルタを通したピンクノイズを使用した．

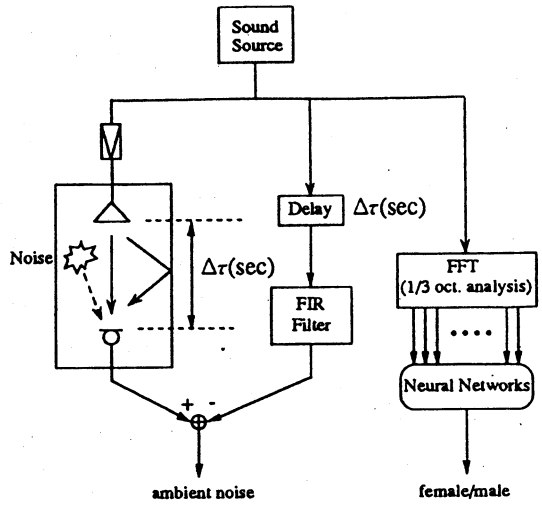


図3　感知部

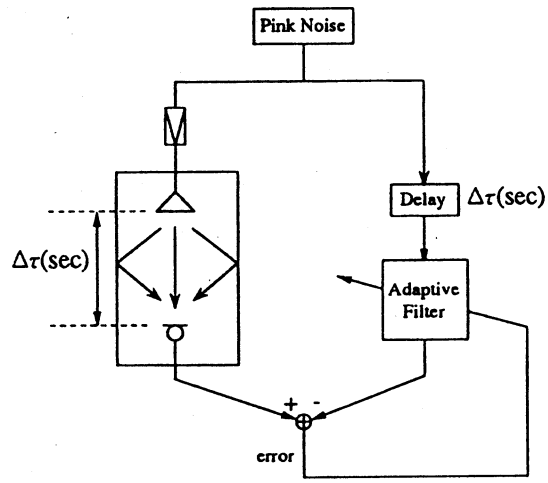


図4　システム同定

この方法でエラー信号（図4：error）が同定開始時に比べて20dB以上減衰した時点で同定を停止させ，そのままFIRフィルタとして使用する．これにより今後は，感知マイクロホンに入る拡声されたアナウンスは20dB以上減衰して取り出されることになる．

3-2 操作部

出力レベルとイコライゼーションをコンピュータからコントロールできる機器として，TOAのSAORIを使用する．SAORIはフルディジタルのサウンド・プロセッサで，グラフィック・イコライザの他にチャンネル・ディバイダ，ハウリング対策のためのノッチフィルタ等の機能を有し，それら全てがRS232Cを介したコンピュータからコントロールできる．

4．ルール抽出のための実験

「周囲ノイズレベル」と「男声／女声」を入力とし「出力レベル」と「イコライゼーション操作量」を出力とする対応関係をみるための評価実験を行なった．

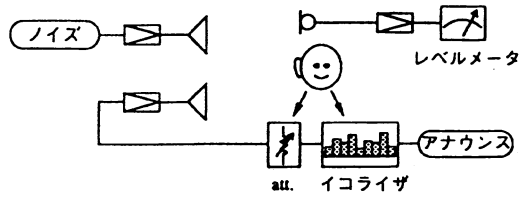


図5　ルール抽出のための実験

図5のようにアナウンスとノイズを別系統で提示し，被験者はアナウンスの内容がよくわかるように出力レベルとイコライザ（1/3oct.band）を調整する．このとき被験者位置でのノイズレベルと調整済みアナウンスレベルを独立に測定する．

事前の予備実験より，中心周波数2.5kHzの帯域を数dB上昇させるだけで騒音下でもアナウンスがある程度明瞭に聞こえるという結果を得たので，今回は2.5kHzの帯域のみを調整することにした．また同時に，イコライザを調整せず出力レベルだけを調整した場合も併せて行なった．

調整の注意点として以下のことを指示した．

・調整の基準は「アナウンスの内容がよく分かるかどうか」である．
・過度の音色加工（coloration）を避けるためにイコライザの調整は最大+6dBまでとする．
・イコライザの調節だけでは十分でない場合に出力レベルを上げること．

イコライザを調整すると結果として受音点での音圧が変化するが，実験の目的が現在の音響状態に対する機器の操作量を求めることなので，特に受音点での音圧（出力レベル）の補正は行なっていない．

被験者は正常な聴力を持つ訓練を受けた成人男子3名で，実験はリスニングルームとして設計された比較的デッドな室内で行なった．結果を図6に示す．

<呈示信号>

アナウンス：TTB（大阪テレビタレントビュロー）
CDより男声2種，女声2種．

ノイズ　：ピンクノイズ
45, 55, 65, 75, 85 dB(A)（被験者位置）

図6のアナウンスのレベルは全体の平均で，イコライザ操作量は男声・女声分けて平均した結果である．

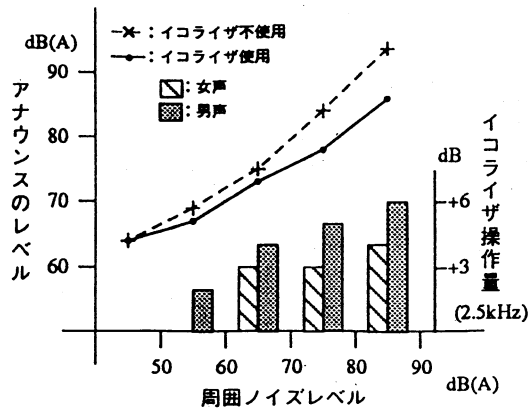


図6　出力レベルとイコライザ操作量

周囲ノイズレベルが増すにつれて，イコライザを使用した方がアナウンスのレベルが低く押さえられている．また男声に比べて女声はイコライザ操作量がやや小さめであることが分かる．

以上のことをふまえて判断部の制御ルールを設定することにする．

5．判断部の設計

判断部での入出力のメンバシップ関数を図7に示す．

次に前項の実験結果より，表1のようなルールを設定した．これは男声・女声とも出力レベルは同じで，女声はイコライゼーションを小さめにしてある．

sex \ noise	LB	LM	LS	M	HS	HM	HB
male	LS	M	M	HS	HS	HM	HB
	"0"	"1"	"2"	"4"	"5"	"6"	"6"
female	LS	M	M	HS	HS	HM	HB
	"0"	"0"	"1"	"2"	"3"	"4"	"5"

upper : output level
lower : equalization

表1　ルール

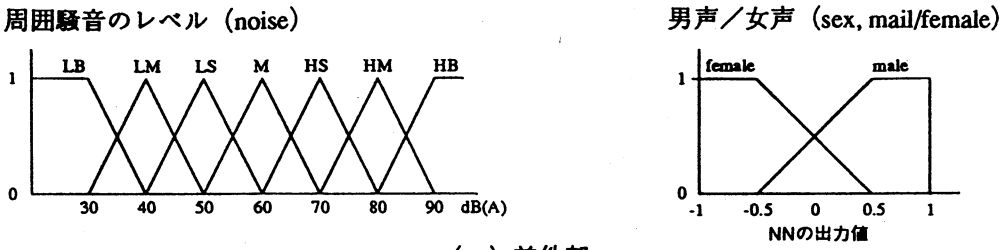
以上のメンバシップ関数とルールより，max-min-重心法を用いてファジィ推論を行った．次項にその全システム構成を示す．

6．システム構成

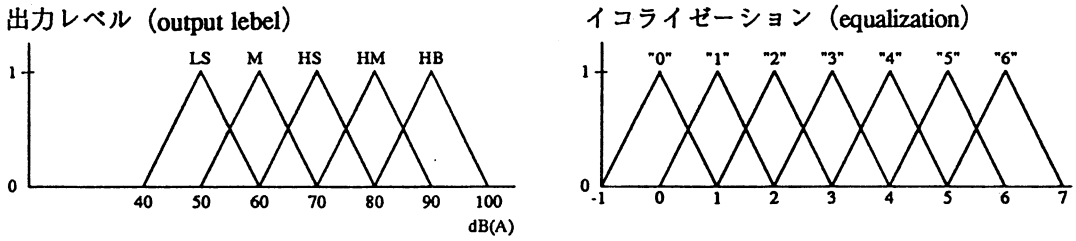
図8に全システム構成を示す．尚，ファジィ推論ボードは日本ファジィウェア（株），ファジィ記述用FPL言語はTogai InfraLogic, Inc.の製品を使用した．

7．まとめ

聴覚実験の結果よりルールを抽出し，そのルールに基づくファジィ推論を使った判断能力を，音響システムに付加した．これによりオペレータの動作の一部を代行する評価システムが構築できた．



（a）前件部



（b）後件部

図7　メンバシップ関数

8．今後の課題

まだ評価実験システムが出来たに過ぎないが，

・聴覚実験を重ねてルール，メンバシップ関数を改良する，

・感知，操作の項目を増してより統合的な制御を目指す，

・アナウンスに限らず音楽（BGM）等も含めて，快適音環境設計に役立つようにする，

等，さらに研究をすすめていきたい．

謝辞

本研究を行なうにあたり貴重な資料と助言を頂いた九州芸術工科大学　北村音壱名誉教授，関西学院大学　八木昭宏教授，有益な討論をして下さった大阪工業大学　和多田淳三教授に深く感謝致します．

また，SYN-AUD-CONのDon & Carolyn Davis夫妻には献身的な意見・助言を頂いた．深く感謝致します．

参考文献

1）電子情報通信学会：新版聴覚と音声，コロナ社（1980）

拡声音の出力レベルのみではあるがファジィ推論をPA分野に応用した先駆的な例として次の文献を掲げ敬意を表す．

2）槙岡，仲田，澤武：音量制御放送装置の開発，近畿日本鉄道技術研究所技報 vol. 23, pp.125-132（1992）

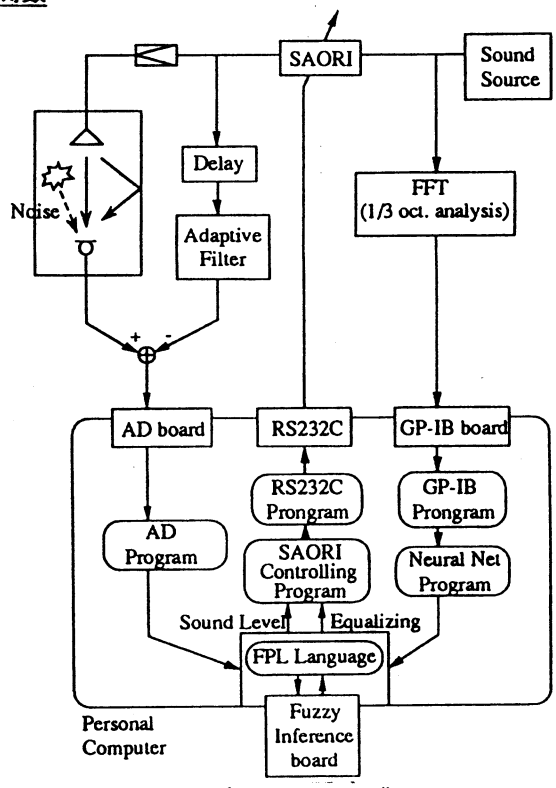


図8　全システム構成

＜連絡先＞

〒665　宝塚市高松町2-1

TOA（株）開発本部

栗栖清浩

Tel：(0797) 71 2213

Fax：(0797) 72 2153

WA4-3

ファジィ理論を用いた無人ヘリコプタの飛行制御

斎藤裕士（東京工業大学）
Yuuji Saitou (Tokyo Inst. of Technology)

平野勲（東京工業大学）
Isao Hirano (Tokyo Inst. of Technology)

菅野道夫（東京工業大学）
Michio Sugeno (Tokyo Inst. of Technology)

Abstract: We propose a fuzzy control system for an unmanned helicopter. The control system has a hierarchical and modular structure. It can control a helicopter not only in a hovering mode, but in a turn, level, take-off, and landing flight mode. We also make a man-machine interface in order to command a controller easily. Its performance has been proved by experiments.

1 はじめに

ヘリコプタは、機動性が高く近年その利用範囲は広がっている。しかし、その操縦は非常に困難であり、熟練者以外には自由に扱うことはできない。

またヘリコプタは、非線形性や不安定性、軸間の干渉といった様々な好ましくない特性を持ち、数理的な解析、制御が困難となっている。とくに、状態変数が多い点、及び飛行形態が多岐に渡り動特性がそれぞれ異なる点が大きな問題となっている。

本研究では、数式モデルを用いずに、ヘリコプタの定性的な性質と熟練パイロットの操縦に関する知識に基づいた、ファジィ制御系を用いて飛行制御をおこなう。

菅野研究室での、過去に行なわれた無人ヘリコプタに関する研究 [1][2] において、ファジィ制御によりヘリコプタが制御可能であること、またその制御における、階層型構造化ファジィ制御システムの有効性が示されている。

本論文では、旋回・水平飛行・離着陸といった、複雑な飛行形態を実現した。また過渡期と定常期での制御構造の切替え・操作トリムの自動調整による制御性能の向上を図った。マンマシンインターフェイスについても考察を行ない、簡易制御装置を作成し、初心者でも目標とする運動の向きと速さのみを意識することで操縦できるシステムを実現した。

2 ヘリコプタ

制御対象とするヘリコプタは、シングルロータヘリコプタと呼ばれる構造のものである。これはメインローターで推力を発生し、テールロータでバランスをとっている。機体は3軸6自由度を持ち、自由な運動をすることができる。

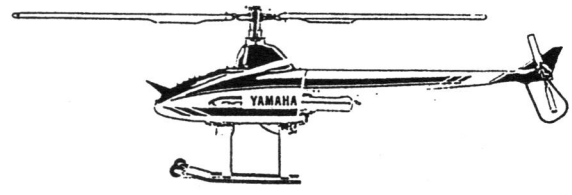


図 1: YAMAHA R-50

ヘリコプタの操縦では、ロータの推力・機体に働く重力・空気抵抗力の3つの力とモーメントの総和が釣り合った平衡状態を見つけなければならない。この平衡状態における姿勢角と操作量の組をトリムという。トリムは、風・機体重量・飛行状態などによって変化する。このトリムを探すことがヘリコプタの操縦には重要であり、経験の少ない初心者に操縦を難しくしている要因の1つとなっている。このような平衡状態など、ヘリコプタの詳しい解析については、文献 [3] 参照。

ヘリコプタは多自由度で変数が多く、平衡状態も大きく変わるため、制御のための数理モデルを構成するのが難しい。

ヘリコプタは以下のようなさまざまな飛行状態（飛行モード）をもっている。

ホバリング
ホバリング前後進・側進

ホバリングターン
旋回

これらの飛行状態はそれぞれ違う動特性を持っている。そこで、ヘリコプタの飛行制御を行なうには、これらの目的とする飛行状態一つ一つに対応する必要がある。

3 制御系の構成

無人ヘリコプタの制御系には、階層型構造化ファジィ制御システムを用いた。階層化は、ヘリコプタの持つ動特性と平衡状態が変化するという性質に対応するためである。また、ヘリコプタの数理モデルは、時変かつ複雑で求めにくい。そこで、熟練者の知識を利用できる、ファジィ制御を用いた。

制御規則は、無人ヘリコプタのパイロットからの見聞、操縦マニュアル[4]等をもとに構成した。これをシミュレータ上で検証しつつ構造の決定を行ない、実機を用いてパラメータの調整を行なった。

制御器の構成図を図2に示す。制御器は、上位と下位に階層化し、それぞれを構造化して設計した。

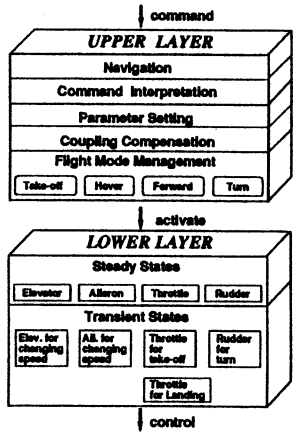


図 2: 制御器の構成

3.1 上位モジュール

上位モジュールは、各飛行モードに応じた動作を実現するよう機能する。1つの飛行モードに対応して1つの上位モジュールを作成するので、飛行モードの数と等しい上位モジュールが存在する。その機能を挙げる。

(1) ユーザのコマンドを受けて、飛行モードの切替えを行ない、次の飛行モードに対応するモジュールに実行を移す。

(2) コマンドと現在の機体状態から適切な下位モジュールを選択し、姿勢角目標値、高度目標値を与え、下位モジュールを駆動する。(3) フィードフォワードによる制御を行なう。飛行状態によって制御構造を切替える等、制御動作の管理を行なう。

ここで、基本的な飛行モードである、水平飛行の上位モジュールを例に説明をする。水平飛行は一定高度を保ち、前後方向・左右方向の各速度目標値により合成された向きへ機体を運動させるものである。操縦者から速度目標値の指示を受けて、ホバリングモードからモジュール遷移が行なわれ、水平飛行モジュールが起動される。水平飛行モジュールは、機体の速度目標値との偏差・加速度から姿勢角目標の修正値を推論し、その結果を下位モジュールに伝える。

前後の姿勢角修正の推論ルールは、前後方向の速度偏差・加速度を用いる次の9つである。

R_{VP1} : if $\ddot{x}$ is Pos and $\dot{x}$ is Neg then Ref_{Pit} is P_1
R_{VP2} : if $\ddot{x}$ is Pos and $\dot{x}$ is Zo then Ref_{Pit} is P_2
R_{VP3} : if $\ddot{x}$ is Pos and $\dot{x}$ is Pos then Ref_{Pit} is P_3
R_{VP4} : if $\ddot{x}$ is Zo and $\dot{x}$ is Neg then Ref_{Pit} is P_4
R_{VP5} : if $\ddot{x}$ is Zo and $\dot{x}$ is Zo then Ref_{Pit} is P_5
R_{VP6} : if $\ddot{x}$ is Zo and $\dot{x}$ is Pos then Ref_{Pit} is P_6
R_{VP7} : if $\ddot{x}$ is Neg and $\dot{x}$ is Neg then Ref_{Pit} is P_7
R_{VP8} : if $\ddot{x}$ is Neg and $\dot{x}$ is Zo then Ref_{Pit} is P_8
R_{VP9} : if $\ddot{x}$ is Neg and $\dot{x}$ is Pos then Ref_{Pit} is P_9

同様に、左右の姿勢角修正の推論も、左右方向の速度偏差・加速度を用いた9つのルールにより行なわれる。

しかし、ヘリコプタには軸間の干渉があり、ある軸方向に対する操作が、他の軸方向に影響を及ぼすことがある。例えば前進をする時には、鉛直方向と左右方向に影響が現れる。この時、熟練パイロットは経験から影響の現れる方向を予測して、当て舵、つまり予測される影響を打ち消すような、操縦を行なっている。本研究でもフィードバックによる補償にあわせて、フィードフォワード動作を用いて、このような制御を行なった。

前進モードでの加速中には、スロットル操作量に補償分を加算し鉛直方向への干渉打ち消し、左右方向の速度目標値に補償分を加算し左右方向への干渉を打ち消している。

3.2 下位モジュール

下位モジュールは、姿勢角および高度の安定化を図るものである。上位モジュールから、姿勢角目標値、高度目標値および機体の状態量を受けとり、各目標値に追従するようファジィ推論を行なう。そして、上位モジュールに推論された操作量を返す。

ファジィ推論での前件部は、Negative・Zero・Positiveの3つに分割し、後件部はシングルトン値で表す。ま

た入力及び出力は、スケーリングファクタを用いて正規化し、台集合を [-1,1] として推論を行なう。

下位モジュールは、次の９つである。

1-1, 前後方向の姿勢角・速度の安定化を図る Elevator (前後の角度・角速度、速度・加速度について推論を行ないルール数は 18)

1-2, 過渡期において、前後方向の姿勢角の安定化を図る Elevator for changing speed (前後の角度・角加速度について推論を行ないルール数は 9)

2-1, 左右方向の姿勢角・速度の安定化を図る Airlon

2-2, 過渡期において、左右方向の姿勢角の安定化を図る Airlon for changing speed

3-1, 高度の安定化を図る Throttle (高度、上下方向の速度・加速度について推論を行ないルール数は 12)

3-2, 離陸時に、上昇速度の安定化を図る Throttle for take-off (上下方向の速度・加速度について推論を行ないルール数は 9)

3-3, 着陸時に、下降速度の安定化を図る Throttle for landing

4-1, 機首の向きの安定化を図る Rudder (機首の角度・角速度について推論を行ないルール数は 9)

4-2, 旋回時に機首の向きの安定化を図る Rudder for Turn (機首の角度・角速度、左右の速度・加速度について推論を行ないルール数は 18)

これらのうち同時に駆動されるモジュールは、Elevator・Airlon・Throttle・Rudder 各１つずつ、合計４つである。

Elevater モジュールを例に説明する。Elevator モジュールは、前後の姿勢角制御サブモジュール (Pitch) と速度制御サブモジュール (Vx) からなる。Pitch における推論の前件部は、姿勢角のトリム値からの偏差 (P) と角速度 (Δ P) である。

ルールは次に示す９つである。なお、E_iは後件部シングルトンの値である。

R_{P1} : if ΔP is Pos and P is Neg then Elev is E_1
R_{P2} : if ΔP is Pos and P is Zo then Elev is E_2
R_{P3} : if ΔP is Pos and P is Pos then Elev is E_3
R_{P4} : if ΔP is Zo and P is Neg then Elev is E_4
R_{P5} : if ΔP is Zo and P is Zo then Elev is E_5
R_{P6} : if ΔP is Zo and P is Pos then Elev is E_6
R_{P7} : if ΔP is Neg and P is Neg then Elev is E_7
R_{P8} : if ΔP is Neg and P is Zo then Elev is E_8
R_{P9} : if ΔP is Neg and P is Pos then Elev is E_9

Vx についても同様に、速度偏差 (EVx) と加速度 ($Xacc$) を前件部として、９つのルールで構成されている。

Elevator モジュールは、Pitch と Vx から推論された結果を加算し出力する。

3.3 速度制御構造の切替え

前進などの速度制御の場合、過渡期と定常状態とで制御構造を切替えることを行なった。

過渡期においては、まず速度偏差と加速度から推論を行ない姿勢角目標値を求める。その目標値からの偏差と角速度から推論を行ない、姿勢角を追従させる操作量を求める。この一連の動作により、機体を加速させる。

定常状態においては、姿勢角・速度からそれぞれ出力を求める。姿勢角目標値との偏差と角速度からの推論と、速度目標値との偏差と加速度から行なう推論との出力を加算し、操作量を求めるのである。この動作により、制御器はヘリコプタの姿勢角と速度を一定に保つように働く。

4 実験

作成したファジィ制御系を、シミュレータ実験と実機実験で検証した。

4.1 シミュレータ実験

機体運動の計算は、川崎重工業（株）のヘリコプタ機体シミュレータソフトを用いた。シミュレートする機体は同社の旅客用機体ＢＫ１１７である。

ファジィ制御シミュレーションは、制御プログラムモジュールと機体運動計算モジュール（機体シミュレータ）をリンクして行なった。制御のサンプリングタイムは、実機実験とほぼ同じオーダーの２０ ms である。

シミュレータ実験は、ホバリング・ホバリングターン・水平飛行・旋回の飛行モードについて行ない、すべてについて良好な結果が得られた [5][6]。

ここでは水平飛行の制御結果を図３に示す。

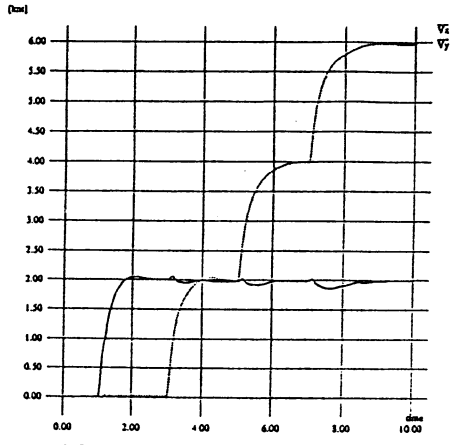


図 3: シミュレータ：水平飛行

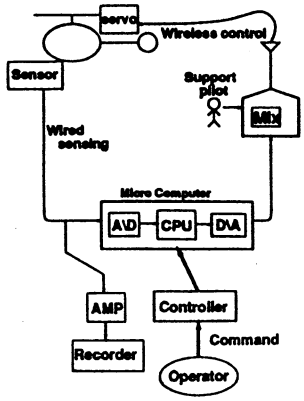


図 4: 実験システム

4.2 実機実験

実験系のシステム構成を図4に示す。使用した機体はヤマハ発動機製の産業用無人ヘリコプタ R50 である。全長3580 mm、ペイロード20 Kgである。

センサー信号は, 3方向姿勢角・3方向角速度・3方向速度・3方向加速度・および高度の合計13である。これらを計測し4つの操作量を出力する。

また、初心者がトリムの釣合を意識せずに、目標とする運動の向きと速さを意識するだけで、ヘリコプタの操縦ができるよう、基本的な飛行モードに限定したインターフェイスを作成した。図5
水平飛行、ホバリング（スティック型入力装置）前後方向と左右方向のスティックの傾きを検出し、速度目標値とする。
ホバリングターン（ダイアル型入力装置）ダイアルの回転角度を検出し、ホバリングターンの機首の角度目標値とする。
ホバリング（スイッチ型入力装置）スイッチのON,OFFを検出し、ホバリング状態を維持する。

実機についても、シミュレータと同様な飛行について実験を行ない、良好な結果が得られた。簡易制御器を用いて行なった、水平飛行・ホバリングターン・ホバリングの組合せ連続飛行の結果を図6に示す。

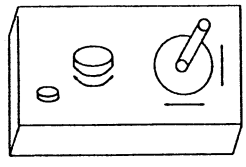


図 5: 簡易制御装置

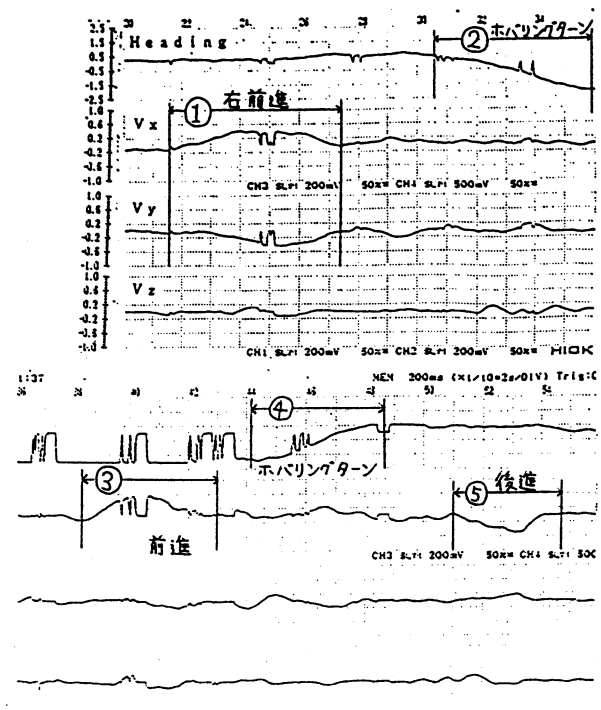


図 6: 実験結果

5 結論

無人ヘリコプタに対して、階層型構造化ファジィ制御系を適用し、様々な飛行制御を実現した。

また、これらの飛行モードを簡易制御装置を用いて選択し、目標値を指示することで、初心者にもヘリコプタを容易かつ自由に、水平面内で操縦することのできるシステムを構築した。

参考文献

[1] 百武友幸, 室伏俊明, 菅野道夫. "シミュレータ上でのヘリコプターのファジィ制御". 第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.35-38, 1991.

[2] 西野順二, 三輪英昭, 菅野道夫. "無人ヘリコプタのための階層型ファジィ制御システム". 第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.53-56, 1992.

[3] 加藤, 今永. ヘリコプタ入門. 東京大学出版会, 1985.

[4] 笹倉新蔵. ラジコンヘリコプタ入門. 電波実験社, 1984.

[5] 斎藤裕士. ファジィ理論を用いた無人ヘリコプタの飛行制御. Master's thesis, 東京工業大学, 1993.

[6] 平野勲. 無人ヘリコプタの操縦支援システム. 東京工業大学制御工学科 卒業論文, 1993.

問い合わせ先：〒227
横浜市 緑区 長津田町 4259
東京工業大学システム科学専攻
菅野研究室内 平野勲
Tel 045-922-1111 (内 2645)
Email: hirano@sys.titech.ac.jp

WA5-1

ファジィ制御によるフォークリフトの荷役制御

Load Handling Operation of Forklift by Fuzzy Control

戸田正章　林義人　栗田裕　遠藤真一郎
Masaaki Toda　Yoshiito Hayashi　Yutaka Kurita　Shinichiro Endo

神鋼電機株式会社
SHINKO ELECTRIC CO.,LTD.

Abstract　Operating a forklift involves danger because of handling a heavy load. Therefore it is needed to create and develop such forklift which can be operated more safely and easily. Now we succeeded in handling loads without vibration,even if in case by a biginner as well as a professional,by using fuzzy control and pressure feedback control for lifting. Following is the method and the result of the control.

キーワード　フォークリフト　荷役　ファジィ制御　圧力フィードバック制御　制振制御

1．はじめに

近年フォークリフトが用いられるような職場では、人手不足などにより熟練者の数が減少してきており、初心者がフォークリフトを運転する機会が増えてきている。フォークリフトの運転の中でも特に荷役作業では、従来熟練者の微妙なリフトレバー操作により、ショックのない滑らかなリフト動作が実現されていた。しかし初心者にとってはこのようなリフトレバー操作は難しく、重量物を積んでいる場合などは急激なレバー操作を行うと、ショックにより荷崩れなどを起こす危険性があった。

そこで今回、初心者でも熟練者並の荷役作業を行うことができるようにすることを目的に、リフト速度の制御にファジィ制御を適用するとともに、圧力フィードバックによる制振制御を加えることにより、荷崩れしない安全な荷役作業を実現することができたので報告する。

2．従来方式

従来の油圧回路を図１に示す。リフト上昇時には、タンクからポンプにより油を吸い上げ、マニュアルバルブによって流量を制御しリフトシリンダを押し上げる。逆にリフト下降時には、シリンダ内の油をマニュアルバルブを通してタンクに返す。従来方式では、油の流量を制御するものとしてマニュアルバルブを用いていた。このマニュアルバルブは直接リフトレバーに接続されており、リフトレバーの倒し角度がそのままマニュアルバルブの開度となるように設計されていた。このためリフトレバーを急激に操作すると、マニュアルバルブも急激に開閉されて、荷に大きなショックが伝わり危険であるという問題があった。

図２にリフト上昇時における従来方式による結果を示す。これは最初にリフトレバーを急に倒し、一定時間上昇させた後レバーを急に戻した場合の結果であり、上から順にレバー信号，シリンダ圧力（変動が大きければ振動も大きい）をそれぞれ表している。図からわかるように、リフトレバーを倒した時と戻した時にかなり大きな振動が発生しており、なかなか減衰せずに長時間にわたって続いている。またリフトレバーを倒した時には、１０Ｈｚぐらいの高周波の振動も発生している。

これに対して、熟練者が振動しないようにレバー操作を行った場合の結果を図３に示す。圧力変動は小さく、

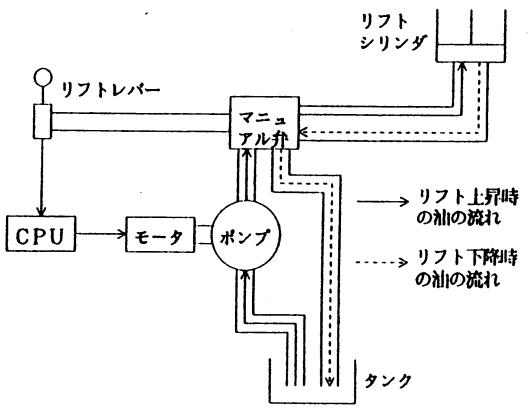


図１　従来方式の油圧回路

高周波の振動もほとんど発生していない。レバー操作を見ると、最初ゆっくり倒していき、最後も徐々にレバーを戻している。

3．ファジィ制御

従来方式の場合、初心者は図２のような急激なレバー操作を行う可能性があり、荷に大きなショックが伝わり非常に危険であった。そこで、マニュアルバルブに代わって電磁比例弁を採用し、電磁比例弁の開度をファジィ制御することにより、ショックのない滑らかな荷役作業の実現を狙った。今回開発したファジィ荷役制御の油圧回路を図４に示す。全体の構成や油の流れについては、マニュアルバルブが電磁比例弁に代わっただけで従来方式と同様である。

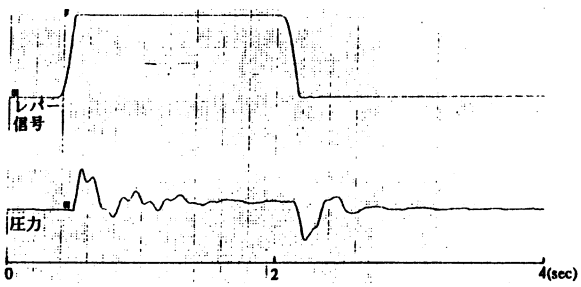


図2　従来方式による結果

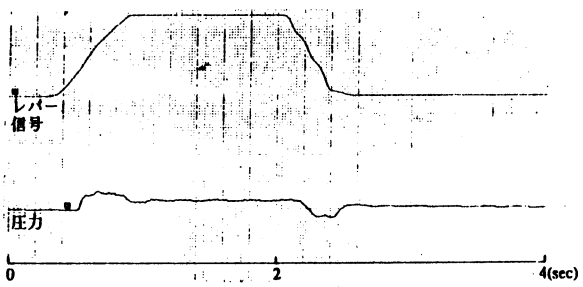


図3　熟練者による結果

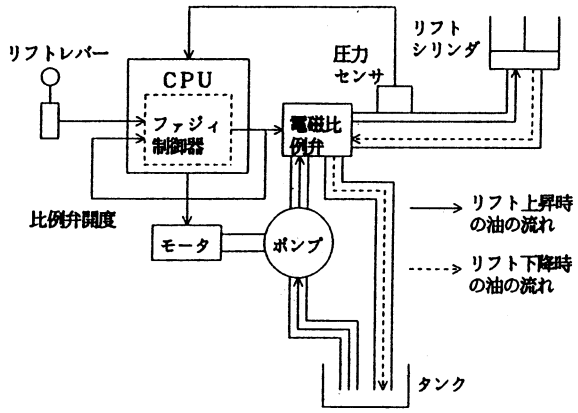


図4　ファジィ荷役制御の油圧回路

図５にファジィ荷役制御の制御ブロック図を示す。ファジィ制御器は、１６ビットマイコン上にソフトウェアで構築した。またファジィ推論方法としては、計算の簡単さから簡略化ファジィ推論法[1]を使用した。

前処理部では、リフトレバーの倒し角度と前回制御時における比例弁指令値を用いて、ファジィ制御器への入力であるレバー角度と比例弁開度を作成する。ファジィ制御器では、これら２つの入力を用いてファジィ推論を行い、比例弁指令値の増減値を出力する。後処理部では、この増減値にあらかじめ設定しておいた制御ゲインを乗算したものを、現在の指令値に加えて出力する。またモータ回転数設定ルーチンにより、比例弁開度に応じた油圧モータの回転数が設定される。表１に今回作成したファジィルールを示す。このルールは、熟練者が行っているレバー操作にならってＩＦ－ＴＨＥＮ形式で表現したものである。

図６にリフト上昇時におけるファジィ制御による結果を示す。これは図２の場合と同様、最初にリフトレバーを急に倒し、一定時間上昇させた後レバーを急に戻した

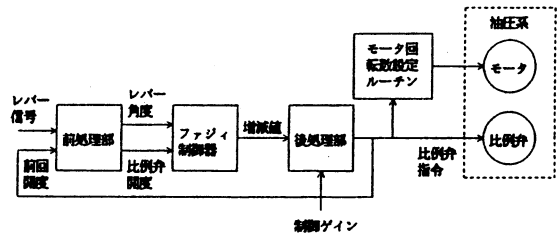


図5　ファジィ荷役制御のブロック図

表1　ファジィルール

レバー角度 ＼ 比例弁開度	S	M	B
S	Z	NS	NB
M	PS	Z	NS
B	PB	PS	Z

S：SMALL（小さい）
M：MEDIUM（普通）
B：BIG（大きい）
NB：NEGATIVE BIG（大きく閉めろ）
NS：NEGATIVE SMALL（少し閉めろ）
Z：ZERO（そのまま）
PS：POSITIVE SMALL（少し開け）
PB：POSITIVE BIG（大きく開け）

場合の結果であり、上から順にレバー信号，シリンダ圧力，比例弁指令値をそれぞれ表している。図２の従来方式と比較すると、圧力変動は大幅に減少しており高周波の振動もほとんど起こっていない。図３の熟練者による結果と比較すると、レバーを急に戻した時にまだ少し振動が残っている。

4．ファジィ+圧力フィードバック制御

３章の制御方法では、熟練者の操作に較べてレバーを戻した時の振動が少し大きかった（高周波の振動は抑えられているが低周波の減衰が悪い）。そこで、低周波の振動をすみやかに減衰させるため、３章のファジィ制御による比例弁指令に、圧力フィードバック量を加えて最終の指令値とするハイブリッド制御を適用した。この制御ブロック図を図７に示す。

圧力フィードバックの方法は、今回は簡単な比例制御のみとした。またファジィ制御の入力に直接圧力信号を取り込みフィードバック制御を行う方法も考えられるが、ファジィ制御は制御系の安定解析を行うのが難しく[2]-[4]、重量物を取り扱うフォークリフトでは特に危険であるので、今回は上記の比例制御を採用した。

図８(a)に実際に測定した制御対象の開ループ伝達関数

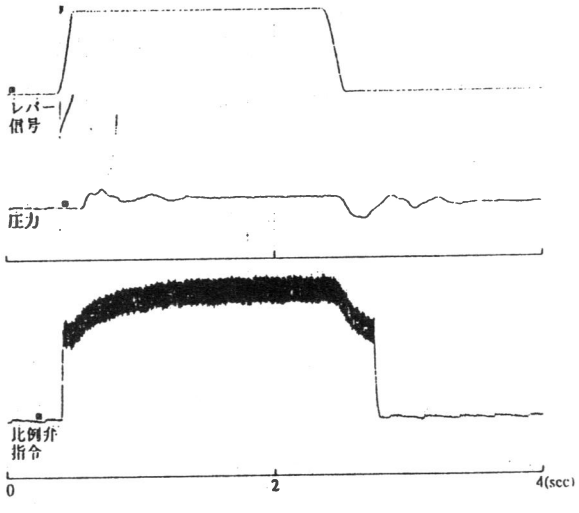


図6　ファジィ制御による結果

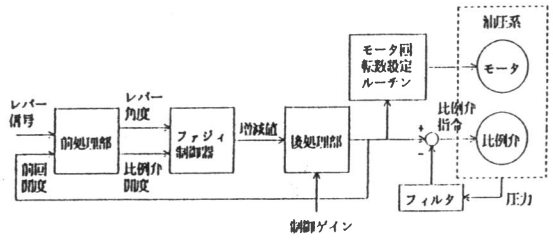
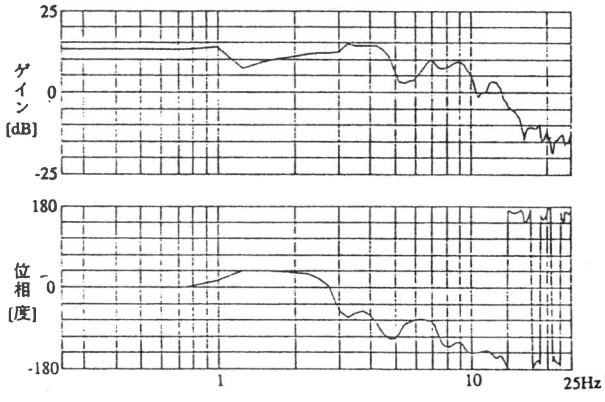
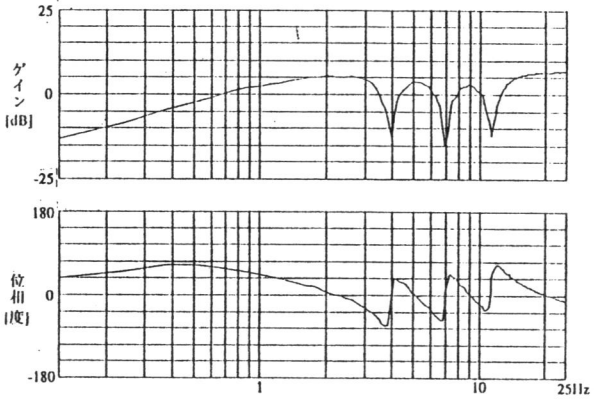


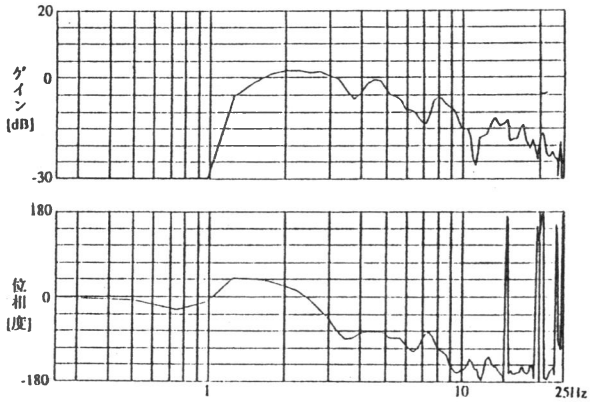
図7　ファジィ+圧力フィードバック制御のブロック図



(a) 制御対象の開ループ伝達関数



(b) フィルタの伝達関数



(c) 全体の開ループ伝達関数

図8　伝達関数

（図７の比例弁指令→圧力）のボード線図を示す。図からわかるように複数の周波数帯で機械系の共振点がある。圧力信号からこれらの共振点を取り除くために、図８(b)に示すような伝達関数で表されるフィルタを設計した。圧力信号をこのフィルタに通した場合の開ループ伝達関数（図７の比例弁指令→フィルタ出力）を図８(c)に示す。また図９にリフト上昇時におけるファジィ＋圧力フィードバック制御による結果を示す。図６のファジィ制御による結果と比較すると、圧力変動はさらに減少しており低周波の振動も無くなっている。図３の熟練者による結果と較べても、遜色のない制御が行われているのがわかる。

５．おわりに

今回リフトの上昇時において、

(1) マニュアルバルブを用いた従来方式
(2) 熟練者がレバー操作を行った場合
(3) 電磁比例弁を用いたファジィ制御による方法
(4) ファジィ＋圧力フィードバック制御による方法

の４つの場合について比較を行った。その結果ファジィ制御による方法は、マニュアルバルブを用いた従来方式に較べて圧力変動が大幅に減少し、高周波の振動もほとんど起こらなくなった。しかしレバーを急激に戻した時に、低周波の振動が少し発生した。このファジィ制御による方法に圧力フィードバック制御を付け加えると、圧力変動はさらに減少し、低周波の振動も無くすことができた。熟練者がレバー操作を行った場合と較べても、ほぼ同等の結果を得ることができた。またリフト下降時においても上昇時と同様な結果を得ることができたが、紙面の都合上省略する。

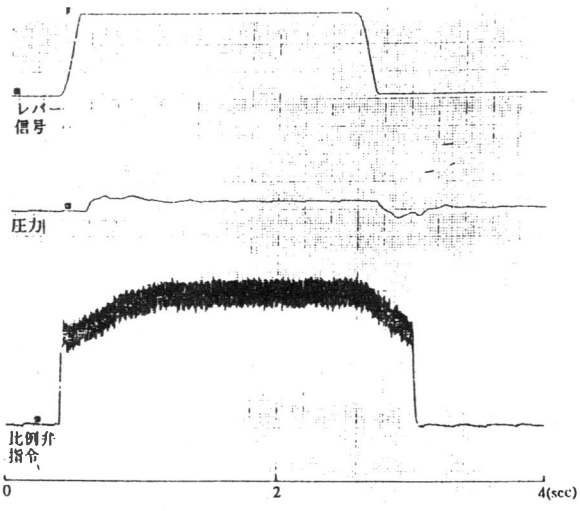


図9　ファジィ＋圧力フィードバック制御による結果

参考文献

[1] 水本：ファジィ制御の改善法（VI），第８回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集，pp.529-532(1992)

[2] 田中，菅野：リアプノフの直接法を用いたファジィシステムの安定解析とリアプノフ関数の構成法について，第６回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集，pp.353-356(1990)

[3] 前田，村上：位相面を用いたファジィ制御系の安定性の解析，日本ファジィ学会誌，Vol.3，No.2，pp.329-338（1991）

[4] 川本他：非線形システムの厳密なファジィシステム構成と安定性解析，第８回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集，pp.517-520(1992)

問い合わせ先

〒５１６　三重県伊勢市竹ケ鼻町１００
神鋼電機株式会社　研究部
戸田正章
ＴＥＬ：（０５９６）３６－３１８０
ＦＡＸ：（０５９６）３６－４９２１

WA5-2

ファジイ制御による天井走行クレーンの振れ止め制御

Anti-Swing Control of The Roof Crane by Fuzzy Control

大坪　亮　　山田　新一　　藤川　英司
Ryo Ohtsubo　　Shin-ichi Yamada　　Hideji Fjikawa

武蔵工業大学
Musashi Institute of Technology

Abstract

This paper deals with the Fuzzy control of roof crane. The object of control is to run the carrier to the desired position correctly by the shortest time with no swing. But when the load has initial swing or there is any disturbance, the position error occur. Therefore, it is very difficult to realize feed back controller. So we introduce Fuzzy control that can be used the learned skills of experience operator, construct the control system. We investigate the validity of this control operator technique by model experimental.

1．はじめに

工場内で荷の輸送する手段として，よく用いられる天井走行クレーンの自動化について研究する．天井走行クレーンの制御目的は短時間で目標位置に到着し，かつ荷が振れることなく正確に停止することである．しかし，初期振れや外乱などにより停止時に振れが残り，さらに停止位置にも誤差が生じるので自動化することは難しい．そこで，熟練オペレータの操作技能を取り入れることのできるファジィ制御を導入した．天井走行クレーンの振れ止め制御を行う方法は盛んに研究されている．本報ではモデル実験結果により，その効果を検討した．

2．クレーンの概要

クレーンモデルの概略図を図1に示す．

簡略化したクレーンモデルにおける荷の運動方程式は，

$$ma_t = ma\cos\theta - mg\sin\theta \qquad (2\text{-}1)$$

$$ma_t = mL\ddot{\theta} \qquad (2\text{-}2)$$

θが極めて小さいとき $\sin\theta \fallingdotseq \theta$，$\cos\theta \fallingdotseq 1$ と近似できるので(2-1)，(2-2)式を整理して

$$\ddot{\theta} = g/L \cdot (a/g - \theta) \qquad (2\text{-}3)$$

(2-3)式の両辺を積分し角周波数ωは$\omega = \sqrt{g/L}$ (2-4)

と定義できるので，整理して

$$(\dot{\theta}/\omega)^2 + (\theta - a/g)^2 = C^2$$

（C：積分定数） (2-5)

となる．(2-5)式は$\dot{\theta}/\omega$を横軸にとり，θを縦軸にとって位相面軌跡を描くと中心が（0，a／g）半径Cの円となる．また，クレーンモデルは想定している実際のクレーンの１／１０スケールである．

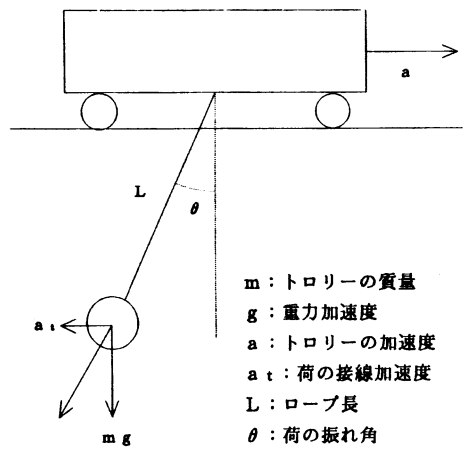


図1 簡略化したクレーンモデル

また，システム図2に示す．

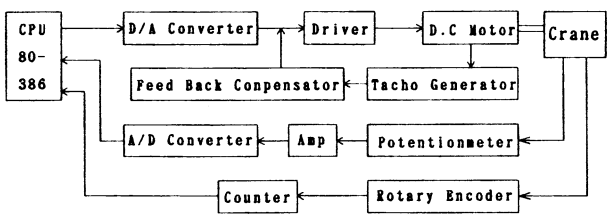


図2　システムブロック図

3．振れ止め制御パターン

(1) 準最適パターン

トロリーの速度制御の準最適パターンを図3に示す．T1～T3，T5～T7区間の時間は，クレーンのロープ長によって決定される荷の振れの角周波数，クレーンの加速度によりあらかじめ計算される時間である．式で表すと，

$$T1=T3=Vmax/2a \qquad (2\text{-}6)$$

$$T2=\{T-(T1+T3)\}/2 \qquad (2\text{-}7)$$

ただし，$T=2\pi\sqrt{L/g}$ （荷の周期）

となる．同様にT5～T7区間も決定される．位相面軌跡では各々の区間の時間はそれぞれの円弧の角に表れる．すなわち各々の円弧の角度は，時間と角周波数ωの積になる．

実際にクレーンを走行させる際には，走行前に荷を釣り上げる動作など初期振れを生じるような動作が行われる．初期振れがあったとき，この準最適パターンでは振れ止めができないという問題がある．

(2)変則型2段階加速パターン

準最適パターンを改良し，初期振れに対応出来るようにした制御法である変則型2段階加速パターンの速度パターンを図4に，位相面軌跡を図5に示す．

この制御則は加速区間終了時の振れを初期振れよりも小さく抑えようとする方針で荷の初期振れの大きさによりT1～T3区間の区間長を変化させる．その区間長の決定法を以下に示す．

この計算は図5に示した位相面軌跡を用いて行う．まず，初期振れの大きさをr[rad]とする．荷の振れは原点を中心とした半径rの円上を反時計回りに周回する．

荷の振れの軌跡がある点Pに来たとき P(x,y)，E(0,a/g)，O(0,0)のなす角を∠Tsωとし，準最適パターンにおける加速区間長をT1～T3とすると，変則型2段階加速パターンにおける区間長T1'，T3'及びTsは，

$$T1'=T1-\frac{Ts}{2} \qquad (2\text{-}8)$$

$$T3'=\frac{Vmax}{a}-T1' \qquad (2\text{-}9)$$

$$Ts=\frac{1}{\omega}Tan^{-1}\left(\frac{x}{a/g-y}\right) \qquad (2\text{-}10)$$

となる．また，準最適パターンでT1～T3の和が荷の周期Tの1／2に等しいことからT2'は，

$$T2'=\frac{T-(T1'+T3'+Ts)}{2} \qquad (2\text{-}11)$$

（Tは荷の周期）

で表せる．初期振れが無いときr＝0[rad]なので，P(0,0)となりTs＝0となる．これを(2-8)，(2-9)，(2-11)式に代入すると準最適パターンと同様になるので，この変則型2段階加速パターンは初期振れの有無に関係しないことがわかる．減速時のT5'～T7'の区間長は準最適パターンと同様に算出する．

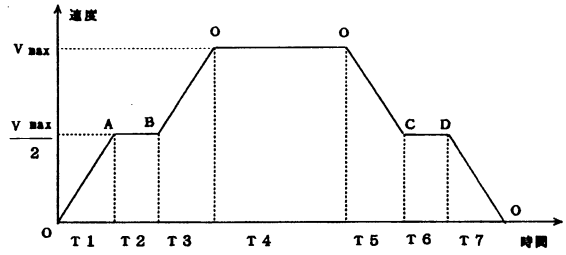


図3 準最適パターン

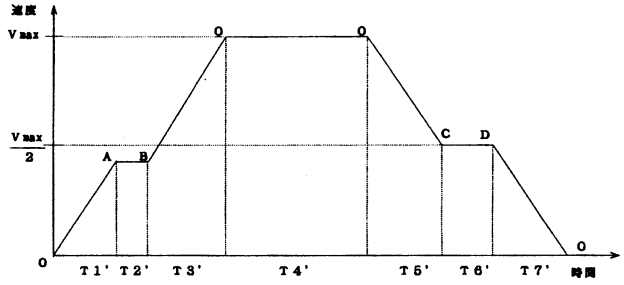


図4 変則型2段階加速パターン

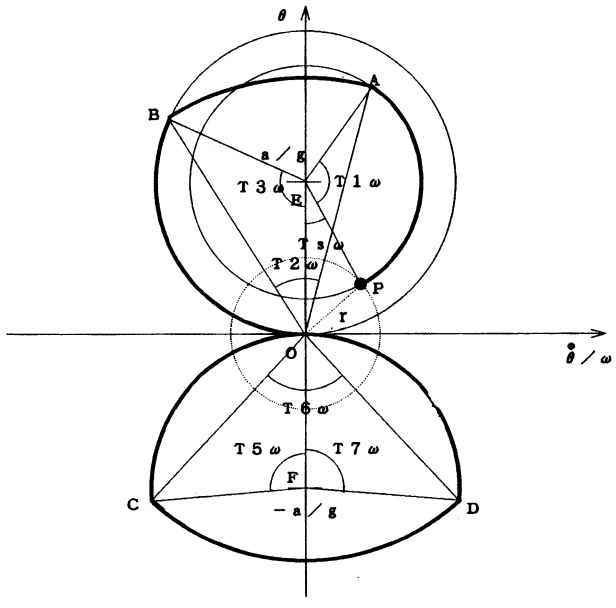


図5 変則型2段階加速パターンの位相面軌跡

(3)　シミュレーションによるスタート時の決定

変則型２段階加速パターンでは初期振れの状態によって制御できない場合がある．そこでスタート時に条件を与えることにする．初期振れの大きさｒを2.5[deg]とし，図6におけるＰ(x,y)から横軸とＯＰのなす角φ（$Tan^{-1}(x/y)$）と加速区間終了時に振れの関係をシミュレーションで調べた結果を表1に示す．

表1　初期振れの状態と加速区間終了時の振れの関係

φ[deg]	振れ[deg]	φ[deg]	振れ[deg]
-30	1.7840	120	1.4463
0	0.8818	135	0.7914
30	0.3600	150	0.1711
45	0.9936	180	0.9636
60	1.5134	210	1.8181

初期振れの大きさ2.5[deg]

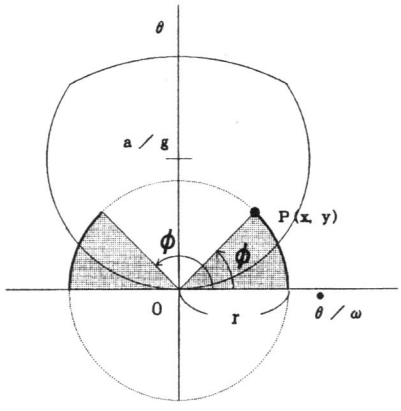


図6　スタート条件

加速区間終了時に振れが1.0[deg]以下になるようなφ[deg]を調べる．条件式は次のようになる．

$$\left\{0 \leqq Tan^{-1}\left(\frac{x}{y}\right) \leqq 45 \ \text{or} \ 135 \leqq Tan^{-1}\left(\frac{x}{y}\right) \leqq 180 \ [\text{deg}] \right\} \quad y \geqq 0$$

実モデルはシミュレーション結果の良かったφ＝30，150[deg]からスタートさせた．

(4)　ファジィ制御

Ｔ４区間において入力を角度と角速度，出力を加速度のファジィ制御による振れ止めを行う．そのときのスケーリングパラメータを表2に離散型ファジィラベルに示す．

表2　スケーリングパラメータ

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
角度 [']	-3.25	-3.25 ~ -2.00	-2.00 ~ -1.00	-1.00 ~ -0.25	-0.25 ~ 0.25	0.25 ~ 1.00	1.00 ~ 2.00	2.00 ~ 3.25	3.25 ~
角速度 ['/s]	-32.5	-32.5 ~ -20.0	-20.0 ~ -10.0	-10.0 ~ -2.5	-2.5 ~ 2.5	2.5 ~ 10.0	10.0 ~ 20.0	20.0 ~ 32.5	32.5 ~

次に離散型ファジィラベルを表3に示す．これによりＮＢ～ＰＢの各適合度が求められる．

表3　離散型ファジィラベル

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
ＮＢ	10	7	3	0	0	0	0	0	0
ＮＳ	5	8	10	6	2	0	0	0	0
ＺＥ	0	0	1	5	10	5	1	0	0
ＰＳ	0	0	0	0	2	6	10	8	5
ＰＢ	0	0	0	0	0	0	3	7	10

出力は，［等速］［減速］［加速］の３種とし，制御指標としては以下の３つとした．

if (S=ZE AND dS=PB) U=減速
if (S=ZE AND dS=ZE) U=等速
if (S=ZE AND dS=NB) U=加速

ただし，　Ｓ：荷の振れ角
ｄＳ：荷の振れ角速度
Ｕ：クレーンの加速度

４．運転結果

加速度 50[cm/sec]，最高速度 60[cm/sec]，移動距離 200[cm]，ロープ長 50[cm]，サンプリングタイム 0.01[sec]で運転した結果を以下に述べる．

初期振れが無い場合と，初期振れが約2.5[deg]のとき，準最適パターンと変則型２段階加速パターンを用いて振れ止め制御を行った．その結果を表にしたものを表4に，入力電圧と振れ角の時間変化のグラフを図7～10に示す．

表4　振れ止め制御結果　（目標値　200[cm]）

	初期振れの角速度	初期振れ [deg]	制御時間 [sec]	移動距離 [cm]	残留振 [deg]
準	－	0.00	4.22	202.0	0.125
	正	2.63	4.35	199.5	0.313
変	正	2.56	4.23	203.9	0.250
	負	2.16	4.24	201.2	0.375

ただし，準：準最適パターン
変：変則型２段階加速パターン

実際のクレーンは停止時に目標位置から前後0.5[m]以内，残留振れ4.0[deg]以下になればいいとされており，このモデルでは，誤差の許容範囲は移動距離誤差Δｘ＝±5.0[cm]残留振れΔθ＝0.4[deg]以内を目標にした．

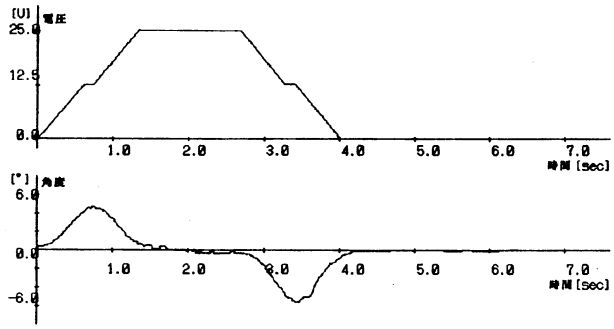


図7　準最適パターンによる電圧と角度の時間的変化
（初期振れ無し）

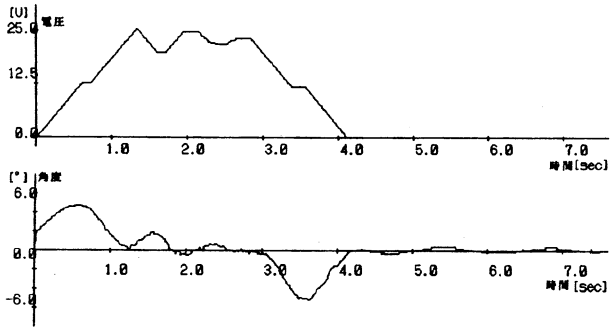


図8　準最適パターンによる電圧と角度の時間変化
（初期振れ有り）

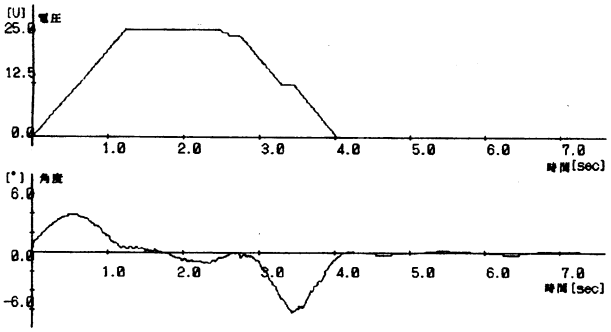


図9　変則型２段階加速パターンによる電圧，
角度の時間変化（初期振れの角速度 正）

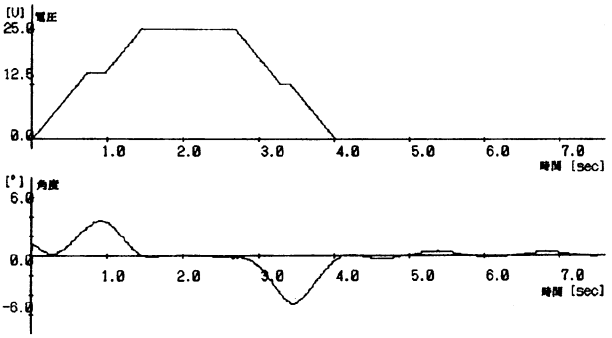


図10　変則型２段階加速パターンによる電圧，
角度の時間変化（初期振れの角速度 負）

初期振れがある時の準最適パターン制御では，定速区間のファジィ制御によって振れ止めを行っている．ファジィ制御による振れ止めでは加速，減速を繰り返し振れを減衰させるので制御時間が長くなる．初期振れがない場合と比較すると0.11[sec]の差になっている．加速区間終了時に振れがあってもファジィ区間で振れ止めできるが，制御時間に悪影響がでるので加速区間終了時に振れ止めした方がよいことがわかる．

変則型２段階加速パターンによる結果は角速度の正負にかかわらず，準最適パターンによる制御時間よりも短い．角速度が正の時，実モデルで0.12[sec]，角速度が負の時0.11[sec]ほど短縮されている．

移動距離，残留振れはいずれも誤差の許容範囲内なので制御できた．

5．おわりに

初期振れがある場合の制御として，変速型２段階加速パターン制御を導入した．これは，加速区間終了時までに振れをできるだけ抑えるようにし，パターン制御では振れ止めできない部分をファジィ制御により振れ止めをするようにした制御である．この結果，制御時間が短縮できた．このことから，この変則型２段階加速パターンは初期振れの制御に対して有効である．

今後の課題として，荷の初期振れの状態により加速区間終了時までに振れを減衰できる割合が異なる．そこで，初期振れの大きさと，初期振れの状態による減衰率からトロリーのスタート条件を決定する制御を導入する必要がある．

【　参考文献　】

［１］菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)

［２］鈴木，山田，藤川：ファジィ制御による天井走行クレーンの振れ止め制御，第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，251，(1991)

問い合わせ先：〒158東京都世田谷区玉堤1-28-1
武蔵工業大学 工学部 電気電子工学科
自動制御研究室　　大坪　亮
TEL　03(3703)3111 ext(391)
e-mail:tsubo@ac.ee.musashi-tech.ac.jp

WA5-3

旋回クレーン振れ止め制御への ファジィ制御方式の導入

The Application of The Fuzzy Control for The Control of Rotary Cranes

荒井 哲三 Tetsumi Arai　山田 新一 Shin-ichi Yamada　藤川 英司 Hideji Fujikawa　森田 篤史 Atushi Morita

武蔵工業大学　工学部
Faculty of Engineering, Musashi Institute of Technology

Abstruct

Recently, rotary crane is almost used to the wharf, the construction sites, etc, for loading. Generally, skill operators have controled it by their experience, it has been required to automate it. But the performance of rotary crane is nonlinear, it is too difficult to control pattern by a mathematically. So we consider to apply fuzzy control to be able to control the comlex system. And we investigate for the system efficiency using by model device.

1. はじめに

旋回クレーンは一般的に，熟練者の経験によって制御されている．しかし，近年において旋回クレーンの自動化が求められている．しかし，旋回クレーンの荷の運搬の自動化の手段としての問題点は，従来の速度制御パターンではその制御パターンの計算は荷の振れの非線形性や外乱などにより解析的には困難である．そこで，ファジィ制御を導入することにより，実用的に有効な制御パターンの計算を可能にした．さらに，モデル実験装置により効果を調べた．

2. 運動方程式

旋回クレーンのモデル図及び各パラメータをFig. 1に示す．

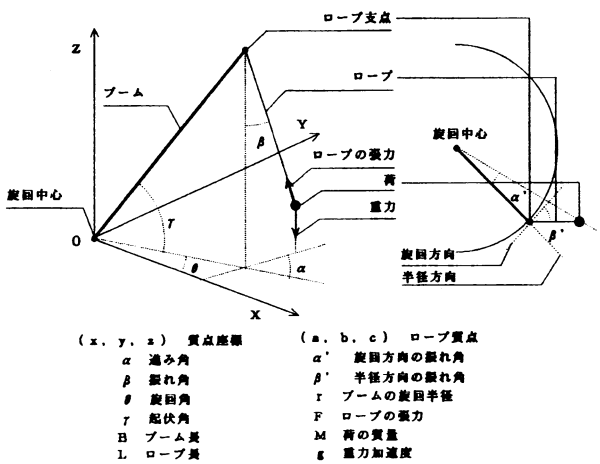


Fig. 1　旋回クレーンモデル図

旋回クレーンの運動方程式はロープを剛体，荷を質点と考え，ロープ下端のフック及びロープの重量を無視すると，次式で与えられる．

$$M\ddot{x} = -F \cdot sin\beta \cdot cos(\theta+\alpha) \quad (1)$$

$$M\ddot{y} = -F \cdot sin\beta \cdot sin(\theta+\alpha) \quad (2)$$

$$M\ddot{z} = -Mg+F \cdot cos\beta \quad (3)$$

また，各座標と角度の関係は次式で表される．

$$x = r \cdot cos\theta+L \cdot sin\beta cos(\theta+\alpha) \quad (4)$$

$$y = r \cdot sin\theta+L \cdot sin\beta sin(\theta+\alpha) \quad (5)$$

$$z = h-L \cdot cos\beta \quad (6)$$

ここで振れ角$\beta \ll 1$，$\cos\beta \fallingdotseq 1$と線形近似すれば，旋回動作ではh，Lが一定ゆえに（6）式より$z \fallingdotseq 0$．よって次式が与えられる．

$$\ddot{x} = -(g/L) \cdot (x-r \cdot cos\theta) \quad (7)$$

$$\ddot{y} = -(g/L) \cdot (y-r \cdot sin\theta) \quad (8)$$

3．旋回角制御方式

旋回クレーンの自動化を検討するにあたって，旋回中あるいは旋回終了後に荷の振れを抑え，かつ最短時間で荷役作業を終えることが望ましい．この旋回クレーン自動化の手段としては，天井走行クレーンの場合を利用しFig. 2に示す速度制御パターンを用いる．

振れの状態をフィードバックし評価するのは，初期振れに対する制御ではT_1の区間に入る直前でT_1から T_5までの各区間の時間の計算が行われる．

また，残留振れに対する制御では，T_8の区間にはいる直前にT_8からT_{11}までの各区間の時間の計算が行われる．

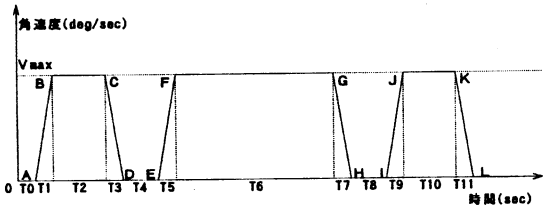


Fig. 2　旋回速度制御パターン

3．1　初期振れに対する制御

Fig. 2に示した速度制御パターンにおいて旋回方向の初期振れを吸収する区間は，T_0からT_5までの区間である．この区間に対する位相面軌跡をFig. 3に示す．

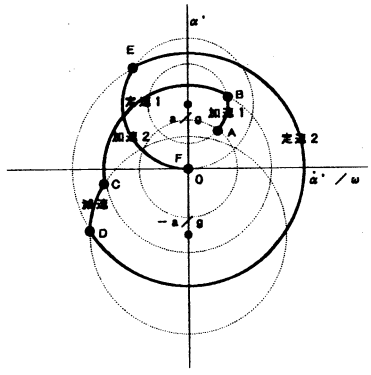


Fig. 3　位相面軌跡（旋回開始時）

位相面上の各切り替え点の座標を次のようにする．

A（x_0，y_0）　B（x_1，y_1）　C（x_2，y_2）

D（x_3，y_3）　E（x_4，y_4）　F（x_5，y_5）

最高速度までの加速時間T_1は最高速度と加速度より決まり，この時，軌跡の回転角はωT_1となる．また，点Fは（0，0）となればよいので，点Bの位置は点Aを用いて表すと次式となる．

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega T_1) & -\sin(\omega T_1) \\ \sin(\omega T_1) & -\cos(\omega T_1) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 - a/g \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ a/g \end{pmatrix} \quad (11)$$

また，同様に点C，点D，点E，点Fを表す．

$$\begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega T_2) & -\sin(\omega T_2) \\ \sin(\omega T_2) & -\cos(\omega T_2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$\begin{pmatrix} x_3 \\ y_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega T_3) & -\sin(\omega T_3) \\ \sin(\omega T_3) & -\cos(\omega T_3) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 + a/g \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -a/g \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$\begin{pmatrix} x_4 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega T_4) & -\sin(\omega T_4) \\ \sin(\omega T_4) & -\cos(\omega T_4) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_3 \\ y_3 \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{pmatrix} x_5 \\ y_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\omega T_5) & -\sin(\omega T_5) \\ \sin(\omega T_5) & -\cos(\omega T_5) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_4 \\ y_4 - a/g \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ a/g \end{pmatrix} \quad (15)$$

（15）式より点Fは原点より，次式となる．

$$\begin{pmatrix} x_4 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(-\omega T_5) & -\sin(-\omega T_5) \\ \sin(-\omega T_5) & -\cos(-\omega T_5) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 - a/g \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ a/g \end{pmatrix} \quad (16)$$

ここで，（11）式から（16）式までのT_1，T_3，T_5の値は旋回加速度や旋回速度の関係より求められる．

T_1，T_3，T_5の値ををそれぞれ（11）式，（13）式，（16）式に代入するとT_2，T_4を求めることができる．このT_1からT_5までの時間の組み合わせがある振れに対する1つの制御パターンとなる．

3．2　残留振れに対する制御

Fig. 2に示した速度制御パターンにおいて残留振れを吸収する区間は，T_8からT_{11}までの区間である．この区間に対する位相面軌跡をFig. 4に示す．

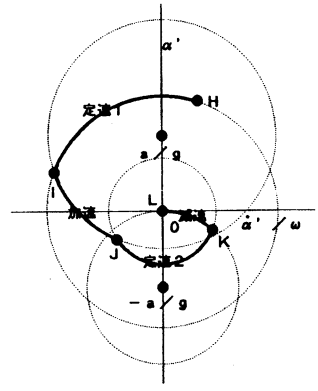


Fig. 4　位相面軌跡（旋回停止時）

残留振れに対する制御は初期振れに対する制御と同様な計算で，T_8からT_{11}までの各区間の時間の値は求めることができる．

4．　起伏角制御方式

起伏角制御方法は半径方向の初期振れに対して有効であり，T_1～T_8の区間で旋回角制御と同時に制御することで最短時間での移動を考慮し，かつ半径方向の初期振れをおさえている．

その速度制御パターンをFig. 5に示す．

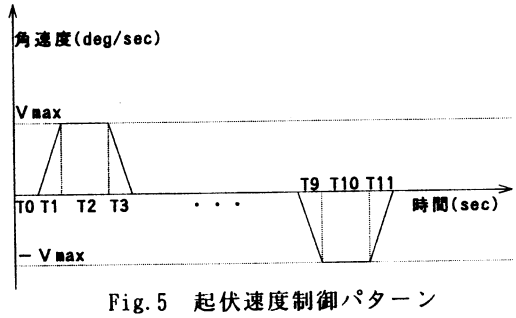


Fig. 5　起伏速度制御パターン

5. ファジィ制御

速度制御パターンのファジィ理論の適用を考える．速度制御パターンは初期振れがある場合にはその振れの状態に応じて変化する．つまり，荷の振れの状態により速度制御パターンを変えなければならないが，その状況ごとに計算し求めるのは荷の挙動の非線形性，時間的制限のため困難とされる．そこで，前もってFig. 2に示す速度制御パターンを定めておき，その場合に応じて初期振れに対する制御ではT_0からT_5，残留振れに対する制御ではT_8からT_{11}の，各区間の時間の組みをファジィ推論により求めることにする．

このファジィコントローラでは前件部のメンバシップ関数は制御出力が実数値であるために，振れの大きさに応じて連続的に制御パターンを変化させることが望ましいためを連続型の三角形とし，後件部は実数値をとる．

Fig. 6に振れ角と振れ角速度のメンバシップ関数を示す．

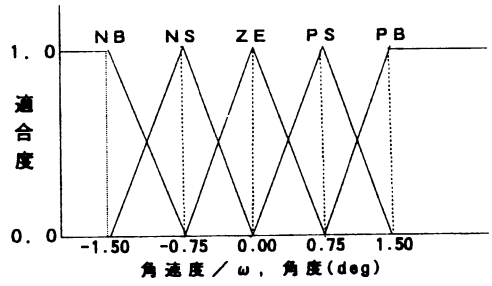


Fig.6 振れ角，振れ角速度のメンバシップ関数

また，振れの状態は位相面上の各点で表すことが可能であるので，位相面を幾つかに分割し，それぞれの部分を代表する各区間の時間を求める．位相面の分割はFig. 7のように行い，この分割された各部分が，それぞれある振れに対する一つの制御則を持つ．ここで，Fig. 7に示された位相面分割による制御則は初期振れの場合と残留振れの場合の二つある．

振れ角 ＼ 振れ角速度	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	1	2	3	4	5
NS	6	7	8	9	10
ZE	11	12	13	14	15
PS	16	17	18	19	20
PB	21	22	23	24	25

Fig.7 位相面分割による制御則

ファジィ制御では使用される制御則は，ファジィ集合からなる言語変数による制御対象の状況判断を条件命題とし，その命題の確かなときの操作方法を結論とする，ＩＦ～ＴＨＥＮ～形式（もし～なら，～せよ）で表現される．ファジィ推論には大きく分けて直接法と間接法の二つが知られている．ここでは，ファジィ集合の適合度を真理値として推論を行う直接法を用いるが，後件部が定数であるので出力の決定には重み付き平均を用いる簡略法を使用する．

また，制御則は次のようになる．ここで，各区間の時間とは，速度制御パターンにおける，初期振れに対する制御ではT_1からT_5までの各区間の時間の組で，残留振れに対する制御ではT_8からT_{11}までの各区間の時間の組である．

IF 振れ角=*PB and* 振れ角速度=*NS THEN* 区間の時間

制御パターンの決定は荷の振れの状態（振れ角，振れ角速度）をフィードバックすることにより，その時の位相面上の位置を求めることから始まり，次に各制御則に対する適合度を求める．これは，各制御則の前件部（振れ角，振れ角速度）の言語ラベルに対する適合度のうち，一番小さな値をとる．この前件部の適合度はメンバシップ関数から求める．よって，メンバシップ関数をμとすると各制御則に対する適合度は，

$$\mu 1\ (e) \wedge \mu 2\ (ec) \qquad (17)$$

（ｅ：振れ角，ｅｃ：振れ角速度）と表すことができる．

そして，最終出力は，各出力にこの適合度の重みをつけ，重み付き平均をとることによって求められる．
よって，最終出力は次式のようになる．

$$T_i = \frac{\sum_{i=j}^{2} (\mu_n \times O_n)}{\sum \mu_n} \qquad (18)$$

ここで，O_nは各制御出力，つまり各区間の時間を示す．

6. 実験結果

本報告で用いたモデル装置のパラメータを以下に示す．

ブーム長 ： 0.540 [m]　　ロープ長 ： 0.585[m]
旋回速度 ：11.3 [deg/sec]　起伏速度 ： 6.8 [deg/sec]
旋回加速度：22.6 [deg/sec^2]　起伏加速度：13.6 [deg/sec^2]
旋回減速度：18.8 [deg/sec^2]　起伏減速度：11.3 [deg/sec^2]
荷の自由振動周期：1.535[sec]

また，制御結果の評価指標として以下の評価値を取り入れる．サンプリングタイムは旋回終了時から２０[sec]までとする．ここでα'は旋回方向の振れ角でβ'は半径方向の振れ角である．

$$E = 10 \times \int_a^{20} (\alpha'^2 + \beta'^2)\ dt \qquad (19)$$

（ａ：旋回終了時）

6．1　実験モデルのシステム構成

実験モデルのシステム構成をFig. 8に示す．ここで旋回クレーンの疑似モデルとして三菱電機性ムーブマスターＥＸを用いる．このムーブマスターは専用のドライブユニットがあるためコンピュータからの命令はこのドライブユニットを通じて実行される．荷の振れの検出は旋回方向及び半径方向の２組のポテンションメータによって検出を行う．制御にはNEC PC9801を使用した．

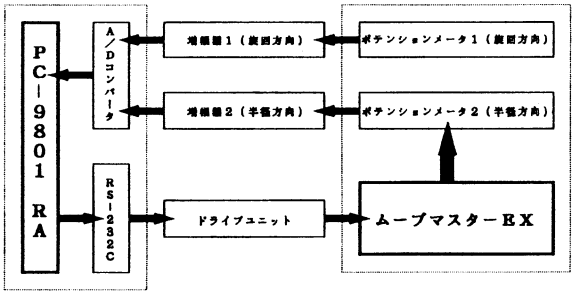


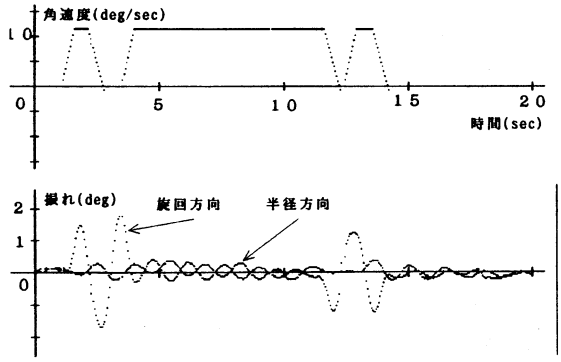
Fig. 8　実験モデルのシステム構成

6．2　荷の振れ角特性

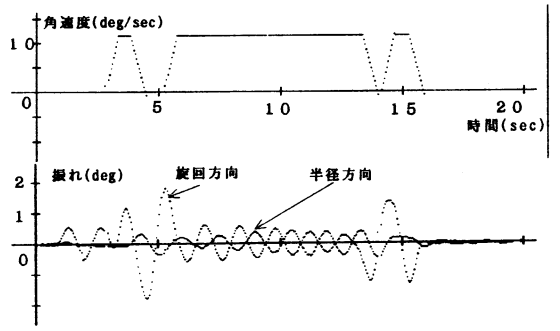
ここでは，初期振れが無い場合でのファジィ制御，初期振れがある場合でのファジィ制御の荷の振れ角特性をFig. 9に示す．

ここで，目標旋回角は１２０(deg)，初期起伏角は４５(deg) 一定とし，初期振れは測定者が任意に生じさせるものとする．

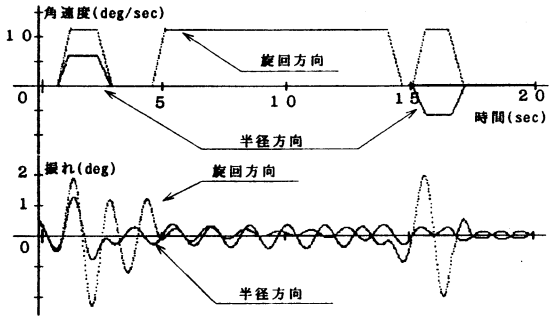
また，ファジィ制御の荷の残留振れ角特性の比較をTablelに示す．



（ａ）　ファジィ制御による荷の振れ角特性
（初期振れ無し）
（目標旋回角　１２０(deg)，初期起伏角　４５(deg)）



（ｂ）　ファジィ制御による荷の振れ角特性
（初期振れ 旋回方向 0.53(deg) 半径方向 0.00(deg)）
（目標旋回角　１２０(deg)，初期起伏角　４５(deg)）



（ｃ）　ファジィ制御による荷の振れ角特性
（初期振れ 旋回方向 0.52(deg) 半径方向 0.49(deg)）
（目標旋回角　１２０(deg)，初期起伏角　４５(deg)）

Fig. 9　荷の振れ角特性の比較

Table 1　残留振れ角特性

旋回方法	初期振れ角 旋回方向 (deg)	初期振れ角 半径方向 (deg)	残留振れ角 旋回方向 (deg)	残留振れ角 半径方向 (deg)	評価値E
ファジィ制御	0．00	0．00	0．08	0．06	7．54
	0．53	0．00	0．07	0．05	10．99
	0．52	0．49	0．12	0．13	12．36
	1．03	0．98	0．14	0．08	11．48

7．　まとめ

非線形な制御システムである旋回クレーンの荷の振れ止め制御に対して，ファジィ制御を導入した速度制御パターンを用いた．この速度制御パターンは荷の振れをフィードバックすることによって，振れの状態に応じて変化する速度制御パターンである．これは，二段階速度制御[1)]では対応できなかった初期振れにも対応している．

この制御システムを実験モデルに適用し，評価値をとりいれた荷の振れ止め制御の実験を行い，旋回方向と半径方向の荷の振れ止めに対し，この制御システムの有効性を示した．

参考文献

［１］井上，中住，福島，クレーンの旋回制御シミュレーション，第三十回自動制御連合講演会，ｐ６５－６８，１９８７

［２］菅野　道夫，ファジィ制御，日刊工業新聞社，１９８９

［３］森田，山田，藤川，鈴木，旋回クレーンのファジィ制御，第八回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，ｐ４５－４８，１９９２

問い合わせ先：〒158　東京都世田谷区玉堤　1-28-1
武蔵工業大学　工学部　電気電子工学科
自動制御研究室　　荒井　哲三
TEL　03 (3703) 3111 ext 391
E-mail:hichu@seta.ac.jp

WA6-1

ファジィ制御による紙幣分離搬送方式
Fuzzy logic based banknote transfer control

佐藤　正康† 渡辺　敬介† 後藤　雅男††
Masayasu Sato Keisuke Watanabe Masao Goto

†沖電気工業（株）　ヒューマンインターフェイス研究所
Human Interface Laboratory, Oki Electric Industry Co., Ltd.
††沖電気工業（株）　ヒューマンインタフェース研究開発センタ
Human Interface Technology R&D Center, Oki Electric Industry Co., Ltd.

***Abstract*-A fuzzy logic based banknote transfer control mechanism is proposed. In this mechanism, linear stepping motors are used for adjusting the gap between a feed roller and a gate roller. The gap is automatically adjusted to an optimal value through fuzzy reasoning, based on the statistical mean value of the feeding pitch and on the statistical mean value of the skew of the banknotes that have been fed.**

Experimental results show that the mean value of the feeding pitch and the mean value of the skew are successfully adjusted automatically to error of ±0.28 msec and ±0.25° or less, respectively, by performing control within one to four times. We have confirmed that fuzzy logic is applied effectively to a banknote separation and feeding mechanism.

1.はじめに

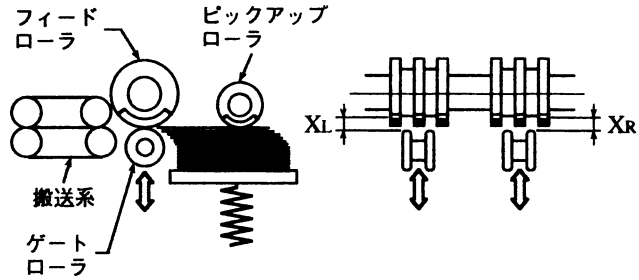
銀行の窓口業務の合理化、効率化のためにＡＴＭやＣＤなどの現金自動取引装置が多く利用されている。自動取引装置は、紙幣、硬貨、通帳、カードなど取り扱う媒体が多く、媒体処理技術が装置開発の要となっている。その中でも、紙幣の分離搬送技術は、装置の信頼性を確保するための重要な要素技術である。より安定した分離搬送性能を得るために、部材や機構の改善が多岐に渡り試みられ、信頼性は向上してきているが、近年の無人運用化の増加にともない、より信頼性の高い装置が要求されている。

紙幣の分離搬送には、摩擦分離方式が多く用いられている。摩擦分離方式ではフィードローラとゲートローラで構成したすきまから紙幣を繰り出すため、このすきまが搬送性能を決める重要な要因となっている。しかしながら、部品のバラツキや、環境変化、経年変化によりすきまが変化するため、初期調整や保守調整を必要とし、しかも、調整は微妙で、熟練を要していた。

本稿では、通過紙幣の分離搬送状態を検出し、その搬送データから得られた繰り出しピッチの平均値及びスキューの平均値データをもとにファジィ推論によりすきまが最適値になるように自動調整するファジィ紙幣分離搬送方式を提案し、実際の紙幣を用いて検証した実験結果について述べる。

2.摩擦分離方式の原理と基本特性

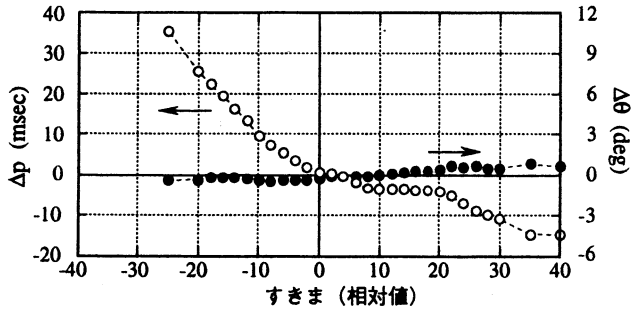
図１に摩擦分離方式の構成図を示す。現在使用されている一般的な摩擦分離方式は、ピックアップローラ、フィードローラ、ゲートローラで構成され、この３つのローラで分離・搬送が行われる。紙幣はバネ力によりピックアップローラに押しつけられ、ピックアップローラが回転すると、ローラと紙幣間の摩擦力により繰り出される。繰り出された紙幣は、フィードローラとゲートローラ間のすきまを通して一枚ずつ搬送される。摩擦分離方式においては、すきまや各ローラの摩擦係数などが紙幣の繰り出しピッチやスキュー、重走などの紙幣搬送状態を左右する重要な要因となる。特に、すきまの状態によって、分離搬送特性が大きく変わるため、フィードローラとゲートローラ間の左右のすきま（X_L、X_R）は調整機構により可変できる構造としている。



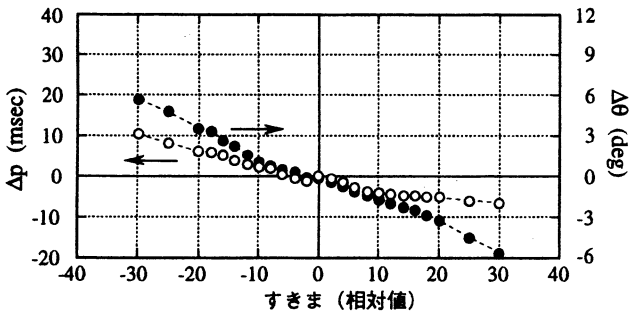
（ａ）側面図　　（ｂ）正面図

図１　摩擦分離方式の構成図

このような摩擦分離方式のすきまと搬送状態の基本特性の一例を図２（a）、（b）に示す。図２（a）は左右のすきまを等しく調整した後、同時に左右同量変化させた時、（b）は右のすきまを固定して左のすきま（X_L）を可変した時、それぞれの繰り出しピッチとスキューの特性である。図は、繰り出しピッチの目標値からの誤差（Δp）とスキューの目標値からの誤差（Δθ）を示し、すきまも適性状態からの変位の相対値を示す。繰り出しピッチの特性は、不感帯特性を有する非線形性を示す。



（a）左右のすきまを同量可変した時



(b) 左のすきまのみを可変した時

図２　すきまと搬送状態の基本特性

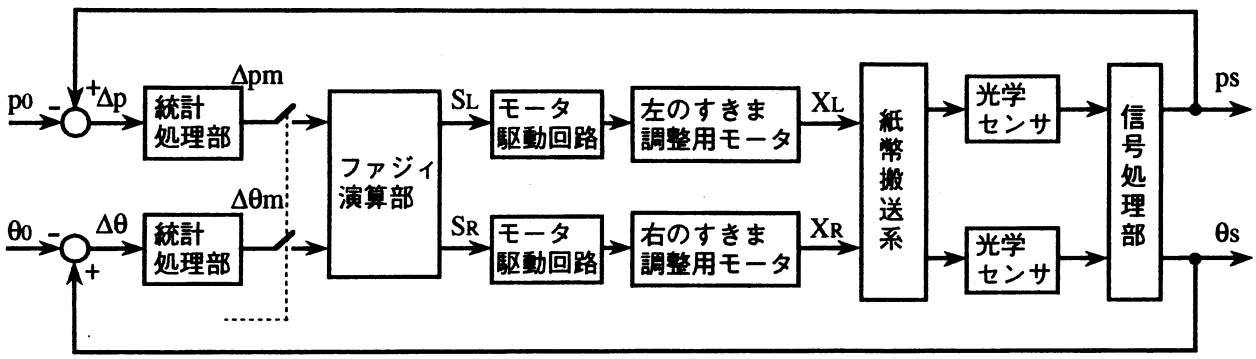
3.ファジィ制御による紙幣分離搬送系

3.1制御系

図３に今回提案するファジィ制御を用いた紙幣分離搬送方式のブロック図を示す。左右のすきまを調整するために２５μm/stepのリニアステッピングモータを用い、紙幣搬送系には、通過紙幣の搬送状態を検出するための光学センサが設けられている。フィードローラとゲートローラ間のすきまから搬送系へ繰り出された紙幣は、搬送系の幅方向に対して間隔をおいて左右に設けられた２対の光学センサにより搬送状態が検出される。検出された搬送データをもとに繰り出しピッチとスキューが計算され、これらの値はそれぞれ目標値と比較されて制御誤差が求められる。制御誤差は、紙幣が通過する毎に累積され、統計処理部でそれぞれの平均値（制御誤差平均値）が求められる。本方式は、これら通過紙幣の繰り出しピッチの制御誤差平均値とスキューの制御誤差平均値をもとにファジィ推論により左右のリニアステッピングモータを駆動して左右のすきまX_L、X_Rを独立に調整する２入力２出力フィードバック制御系である。

3.2　ファジィ制御

ファジィ推論は、当社のファジィチップの仕様をもとに設計した。当社のファジィチップはファジィ化を行うチップ（MSM91U044）と非ファジィ化を行うチップ（MSM91U045）の２チップ構成で、推論方式にはマムダニの提案したMAX-MIN-重心法[1]を用いている。入力変数は最大１６変数、出力変数は最大２変数である。メンバーシップ関数は、１つの入力変数に対して最大１４個（ただし、入力変数全体で最大５６



p0：繰り出しピッチの目標値　　Δp：繰り出しピッチの制御誤差　　S_L：左モータへの制御量
θ0：スキューの目標値　　Δθ：スキューの制御誤差　　S_R：右モータへの制御量

ps：搬送紙幣の繰り出しピッチ　　Δpm：制御誤差の平均値　　X_L：左のすきま
θs：搬送紙幣のスキュー　　Δθm：制御誤差の平均値　　X_R：右のすきま

図３　実験機ブロック図

個まで）、１つの出力変数に対して最大１５個を設定できる。前件部のメンバシップ関数は６４台集合（固定）、１６グレードであり、後件部は３２台集合（１出力時）、１６台集合（２出力時）、１６グレードである。ルール数は、最大９６０ルールである。

実験では、メンバーシップ関数として、前件部７種類、後件部９種類を使用した。また、ファジィルールは、図２の摩擦分離方式の基本特性を考慮して左右のモータ制御用に各々４９ルール作成した。

作成したファジィルールを表１に示す。（ａ）は左モータ制御用ルール、（ｂ）は右モータ制御用ルールであり、繰り出しピッチ誤差（Δp）のラベルのＮは「繰り出しピッチが目標値より短い」、Ｐは「目標値より長い」を示しており、スキュー誤差（Δθ）のＮは、紙幣の左側が先行して搬送されている「左先行スキュー」、Ｐは、「右先行スキュー」を示す。

図４は、これらのルールを用いて、Δp、Δθをパラメータに左右のモータへの制御量をMAX-MIN-重心法で計算した結果を３次元的に表示したもので、（ａ）が左モータ、（ｂ）が右モータに対応する。図において、Ｘ軸はスキュー誤差（Δθ）を表し、中心がΔθ=0°で、中心より右側に行くにしたがって右先行スキューが、中心より左側に行くほど左先行スキューが大きくなって行くことを表す。Ｙ軸は繰り出しピッチ誤差（Δp）を表し、Ｙ軸の中心がΔp=0 msecで、手前側に来るほど、繰り出しピッチが目標値より短くなり、後ろ側に行くほど、目標値より長くなることを表す。そして、Ｚ軸はモータへの制御量を表しており、中心がモータへの制御量が０で、中心より上側に行くほど、すきまを開くようにモータを駆動し、中心より下側に行くほどすきまを閉めるようにモータを駆動する制御量である。

表１　本実験に用いたファジィルール

(a) 左モータ制御用

Δp \ Δθ	NL	NM	NS	ZR	PS	PM	PL
NL	NL	NL	NL	NL	NM	NS	ZR
NM	NM	NM	NM	NL	NS	ZR	PS
NS	NS	NS	NS	NS	ZR	PS	PM
ZR	NM	NS	NVS	ZR	PVS	PS	PM
PS	NM	NS	ZR	PS	PS	PS	PS
PM	NS	ZR	PS	PM	PM	PM	PM
PL	ZR	PS	PM	PL	PL	PL	PL

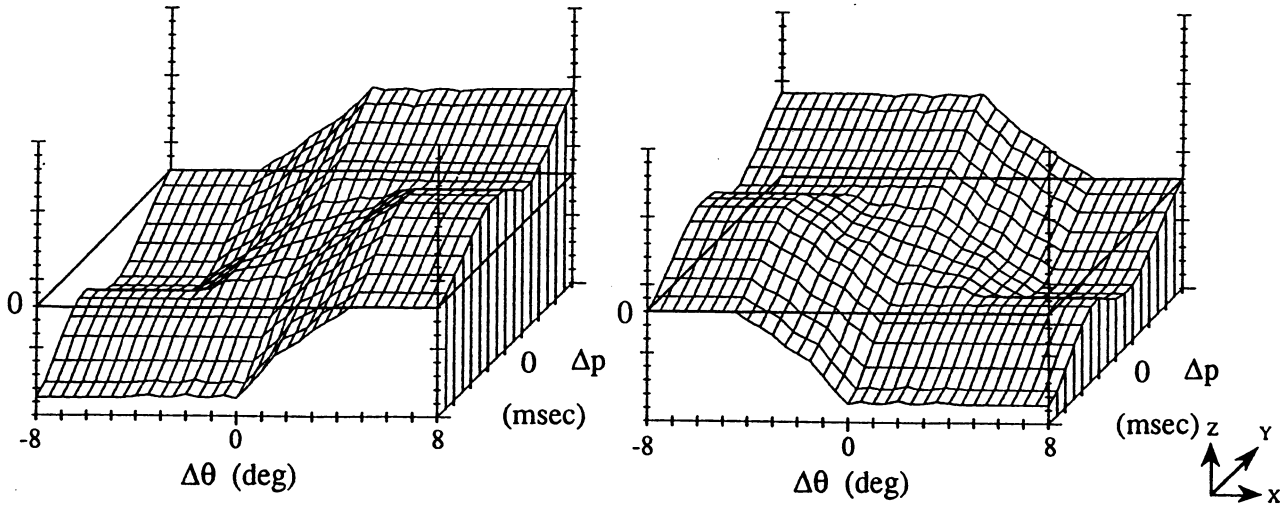
(b) 右モータ制御用

Δp \ Δθ	NL	NM	NS	ZR	PS	PM	PL
NL	ZR	NS	NM	NL	NL	NL	NL
NM	PS	ZR	NS	NL	NM	NM	NM
NS	PM	PS	ZR	NS	NS	NS	NS
ZR	PM	PS	PVS	ZR	NVS	NS	NM
PS	PS	PS	PS	PS	ZR	NS	NM
PM	PM	PM	PM	PM	PS	ZR	NS
PL	PL	PL	PL	PL	PM	PS	ZR

４.実験結果

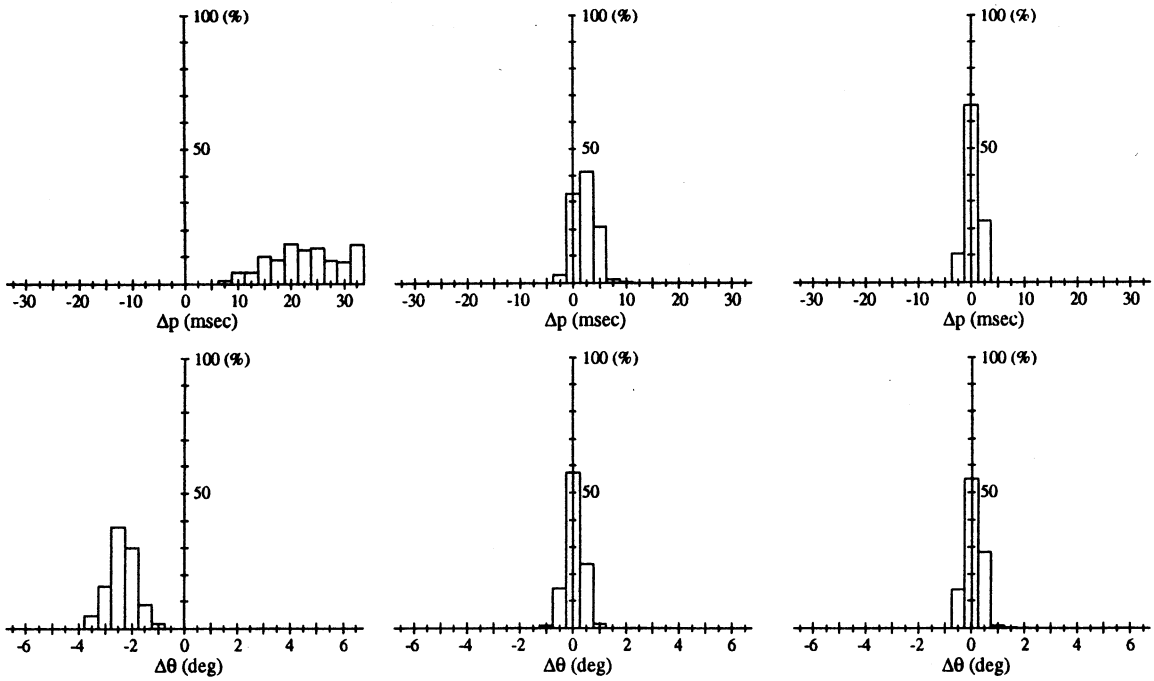
流通紙幣５００枚を用いて実験を行った。まず、制御前の通過紙幣の繰り出しピッチ誤差とスキュー誤差の各平均値をもとにファジィ制御を行い、その後は、制御後に通過した紙幣の各誤差平均値をもとに、左右のモータへのファジィ演算出力が両方とも０になるまで５００枚単位で制御を繰り返した。その結果を図５と図６に示す。

図５は、ファジィ制御により通過紙幣の繰り出しピッチとスキューが目標値に制御される過程をヒストグラムで表示したもので、上図が繰り出しピッチ誤差のヒストグラム、下図がスキュー誤差のヒストグラムである。さらに、図５（ａ）はファジィ制御を行う前、（ｂ）はファジィ制御を行った結果（制御１回目）、（ｃ）は（ｂ）に対してさらにファジィ制御を行った結果（制御２回目）の各ヒストグラムである。



(a) 左モータに対する制御量　　(b) 右モータに対する制御量

図４　繰り出しピッチ誤差とスキュー誤差に対するモータ制御量



(a) 制御前　　(b) 制御１回目　　(c) 制御２回目

図５　ファジィ制御による繰り出しピッチ誤差、スキュー誤差のヒストグラムの変化

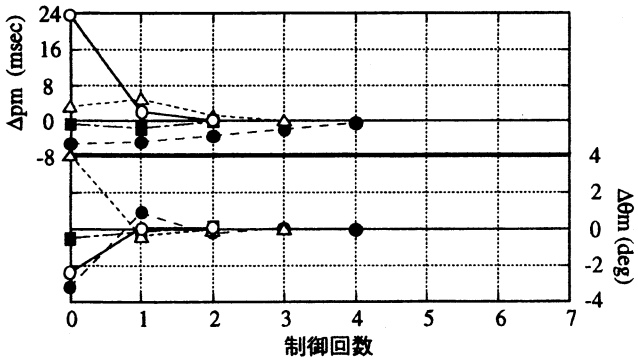


図６　初期値の違いによるファジィ制御結果の履歴

制御前（ａ）では、繰り出しピッチ誤差の平均値Δpm=23.6msec、標準偏差10.5、スキュー誤差の平均値Δθm=-2.4°、標準偏差0.68であったが、１回目の制御で、すでにΔpm=2.14msec、Δθm=-0.05°で、スキューはすでに目標値に制御されている。さらに、２回目の制御で、Δpm=0.23msec、Δθm=-0.09°、標準偏差は、それぞれ1.7、0.30となり繰り出しピッチも制御された。

図６は初期状態を変化させてファジィ制御による効果を調べた図である。図の上半分は繰り出しピッチ誤差の平均値、下半分はスキュー誤差の平均値を表し、横軸は制御回数である。左右のすきまが最適状態ではなく、繰り出しピッチとスキューが目標値から大きくずれていても初期状態から2～4回の制御で繰り出しピッチ、スキューとも目標値に収束した。最終的な制御誤差は、それぞれ±0.3 msec、±0.25°以内であり、標準偏差もそれぞれ1.8、0.3以下である。また、目標値近傍では、１回の制御で収束した。

５.おわりに

本論文では、ファジィ制御を用いた紙幣分離搬送方式を提案し、流通紙幣を用いた実験によりその有効性を示した。本方式は、簡単な構成で、しかも摩擦分離機構の基本特性の把握程度で、高精度の自動調整機構を実現でき、また、紙幣の搬送データをもとに制御を行うため初期調整のみならず保守の自動化にも有効である。

参考文献

[1] E. H. Mamdani :"Apllication of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant", Proc. IEE, vol. 121,no. 12, pp. 1585-1588, 1974

問い合わせ先

〒193 東京都八王子市東浅川町550-5
沖電気工業（株）　研究開発本部
ヒューマンインターフェイス研究所
佐藤　正康
TEL : 0426-63-1111
FAX : 0426-65-9616

WA6-2

計量給油装置の流量制御における動粘度ファジィ計測

Fuzzy Measurment of Kinematic Viscosity in Flow Rate Control of Gasoline Dispensing System

及川達也* ・ 江守一* ・ 大里有生**
Tatsuya Oikawa Ichi Emori Ario Ohsato
*(株)タツノ・メカトロニクス 研究開発部
Tatsuno CORP. R&D
**長岡技術科学大学 工学部
Faculty Of Engineering, Nagaoka University Of Technology

Abstract: Kinematic viscosity of oil fluid varies from the operating environmentoil type, oil degradation.and so on. It is difficult to apply this measurement to industrial products because of measuring condition or equipments. For gas dispensing system installed at filling stations,there is not only great difference occurred in the product performance by used oil type but also the difficulty in keeping the performance stable due to used oil type and the condition on the site which is still unknown. Therfore,the purpose of this study is to measure kinematic viscosity of unknown oil by means of fuzzy logic and to apply this measurement value as "Fuzzy Kinematic Viscosity Index" to control the stabilization of the product performance.

キーワード；ファジィ制御、計測、ファジィ計測、動粘度

1・はじめに

サービスステーションに設置されている、ガソリン計量給油装置（以下システム）に用いている、油液流体の汲み上げポンプ（以下ポンプ）は、使用油種、環境条件、製品の個体差等により性能が変化し、システムの仕様性能も不安定になる場合が多い。そのために多くの問題点が存在する。問題点は、製品が設置された後に使用される油種が未知であるということが、最大の要因となっている。油種が未知であるとき、システムの仕様性能に大きな影響を与える流体動粘度が未知となってしまうことが挙げられる。

従って現状は、設計や検査や製品設置に携わる各々の専門家が、ポンプをチューニングし、未知油や環境条件に適応可能であるように、全製品に対して対応策を実施しているのである。しかしそれも専門家の人員不足や、システムの高機能化、複雑化に伴い最適なチューニングの実施は、徐々に困難になってきている。

そこでもし、システムが使用されている油種の動粘度を計測し自己認識した上で、自動的にシステムのポンプを制御する事が可能であるならば、専門家の負担を軽減する事ができることは明かである。同時に仕様流量を安定に保つことも可能になるはずである。しかし、システムに油種認識を可能とするようなセンサを組み込むことは、難しいのが実状である。

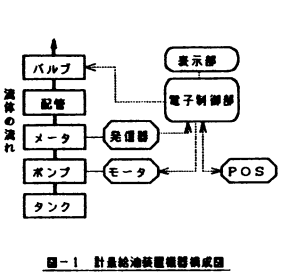
本研究は、ポンプ制御を実行する際に、動粘度を直接計測するのではなく、システム稼働中のポンプをとりまく諸現象から専門家の知識を基に推論することを試みたものである。また各専門家を対象とした調査結果から、専門家の知識は曖昧性を多く含み、動粘度の評価、表現も絶対的なものではなかったことから、ファジィ概念の応用を行うこととしたものである。

本報告では、システムの構成とポンプの持つ特性について解説し、社内ファジィ制御、動粘度ファジィ計測、設置時ファジィ制御の三つのファジィ概念の応用例について論じた後、一部シミュレーションを実施したので、その結果を記述する。

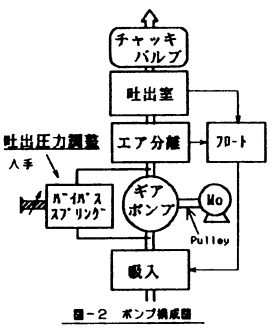
2・制御対象（計量給油装置）の概要

2・1 システムの構成

システムの構成を図－1に、ポンプの構成を図－2に示す。



図－1 計量給油装置機器構成図



図－2 ポンプ構成図

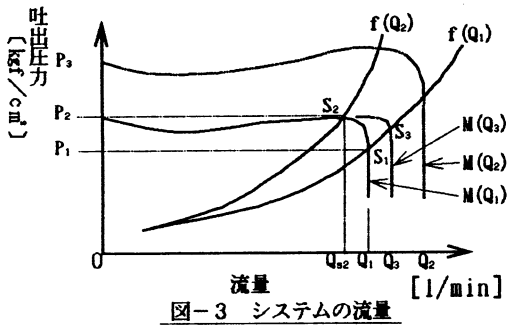
2・2 システムの流量と特性

システムの流量は、システムを構成する部品群の抵抗特性と、ポンプの吐出特性の合成により得られる。

図－3にシステムの流量図を示す。

システムの抵抗特性は、図－3中の$f(Q_1)$、$f(Q_2)$で表され、絶対的数値評価基準を持たない。つまり抵抗の表現は、『$f(Q_2)$は、$f(Q_1)$に比較すると抵抗が高い。』と表現する。システムを構成している部品群が全く同一のものであるとしたとき、抵抗の高低は、使用する油液流体の動粘度に左右される。

ポンプの流量－圧力特性は、図－３中のM(Q₁)、M(Q₂)M(Q₃)で表される。



図－３　システムの流量

M(Q₁)、M(Q₂)は、ポンプの運転回転数と、バイパススプリングの変位量から得られる、図－２中のポンプ吐出室内圧力によって獲得される。

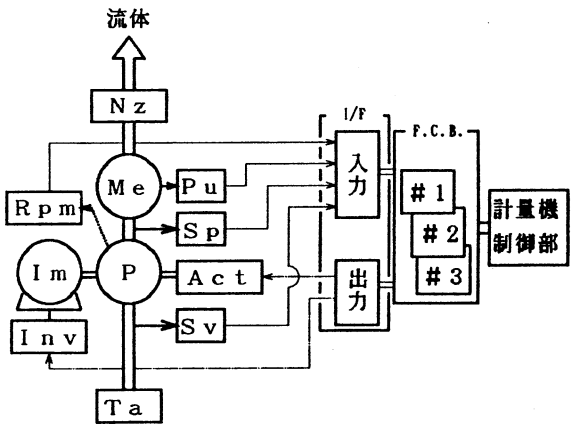
また、Q₁、Q₂は、ポンプの回転数により決定され、Q₃は、タンクより流体を汲み上げてくる揚程（吸入揚程と呼ぶ）によって決定される。吸入揚程は、タンク内の残留液面高さと油種動粘度によって概ね決定される。

この時システム全体の流量は、抵抗特性とポンプ特性の交点によって決定されるが、システムの流量とポンプの性能を変化させる要因は、複雑に働きあっており、性能の変化をモデル化することは困難である。

３・ファジィ制御システム

３・１　システム

ファジィ制御システムの機器構成を図－４に示す。

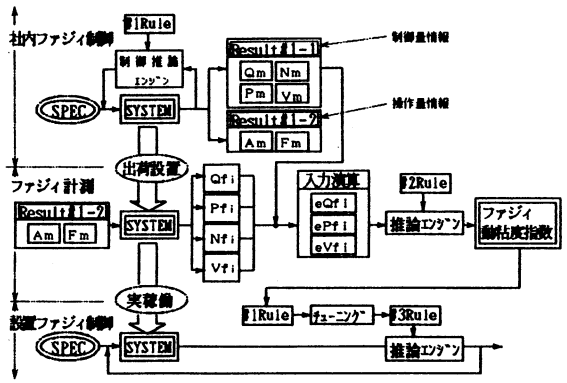


図－４　ファジィ制御システム機器構成図

制御システムの入力として利用する物理的なセンサは、図－４に示したように、図－１の現状のシステムの構成機器に追加する方式とする。入力とするセンサは、ポンプの吐出圧力(SP)、吸入揚程圧力測定用圧力センサ(SV)、ポンプの運転回転数測定用回転計(Rpm)、流量を測定する発信器(Pu)である。システムの制御を実施する出力は、吐出圧力調整用バイパススプリングの変位量制御を実施するアクチュエータ(Act)への制御信号と、ポンプ回転数を調整するためにモータの回転数を制御するインバータへの制御信号(Inv)である。

制御システムは、目的と機能に応じて、出荷前検査室の専門家の負担軽減を目的として、自動流量制御を実行する『＃１社内ファジィ制御』、設置時の制御をより効率的に行うために必要となる『＃２動粘度ファジィ計測』、設置時の専門家の負担軽減と安定性能維持を目的として自動流量制御を実行する『＃３設置時ファジィ制御』の大きく三つに分けて構築する。ファジィ制御システム全体は、各々が影響しあうように構成される。

制御システムブロック図を図－５に示す。



図－５　制御システムブロック図

３・２　機能

a.）＃１・社内ファジィ制御

＃１社内ファジィ制御（以下＃１制御）は、出荷検査時に実施されるシステムの社内チューニングをファジィ制御技術の応用により行うものである。

その目的は大きく二つあり、一つは「チューニングの専門家の負担を軽減する目的で行う自動チューニング」もう一つは、「動粘度をファジィ計測するために必要となる基準油(クレンゾール)による基準データの記憶」である。

一つ目は、システムに仕様流量を入力し、圧力と流量、ポンプ回転数と流量の関係から、インバータと圧力調整アクチュエータの制御量をファジィ推論し、仕様を満足するように制御するものである。

二つ目は、社内検査に使用する流体油液が既知であることを利用して一つ目の目的で制御を実施したときの最終データを基準とするべく記憶することである。

記憶する内容は、最終流量Q_m、その時の吐出圧力P_m、吸入圧力V_m、ポンプ回転数N_m（以上 Result #1-1）と、アクチュエータの設定値A_m、インバータの出力周波数F_m（以上Result#1-2）である。

b.）＃２・動粘度ファジィ計測

＃２動粘度ファジィ計測（以下＃２計測）は、＃３設置時ファジィ制御をより適切に実施するために、＃１制御で記憶した制御量情報を基準として、システムのセンサから得られた情報を比較推論し、設置場所の未知流体の動粘度をファジィ計測するものである。

＃２計測は、設置したシステムに基準操作量情報、A_mとF_mを与え運転を実行した時に得た測定データと＃１制

御で記憶した基準制御量情報から推論し、基準油である社内検査工程時の油種と比較して、動粘度の状態がどのように変化しているかを計測し、ファジィ状態変化量を＃３ファジィ制御へ反映可能なような動粘度指数（連続量）として出力する。

ファジィ推論部への入力は、サンプリング毎の測定データと記憶データの変化分eQ_{fi}、eP_{fi}、eV_{fi}の３変数とし、推論は３入力１出力のMax-Min論理和による演算形式を採用する。

推論出力は、動粘度の程度の表現が＃１制御時の使用油種に対する比較表現であるために、次元を持たない曖昧さの程度で表される。従って、例えば「＃１に使用した油種に比較して動粘度がやや高い」等のファジィ集合の状態で出力される。ファジィ集合のままの状態では、＃３設置時制御を実行する際少々扱いにくい。本研究では、ファジィ計測した動粘度集合（ファジィ集合）を連続量に変換し、ファジィ動粘度指数という表現で数値化する。ファジィ動粘度指数は、未知油の動粘度状態を基準油動粘度に対して高い場合を０から＋１、低い場合を０から－１の連続量で指数化する。演算は、出力ファジィ集合の面積重心を採択する。

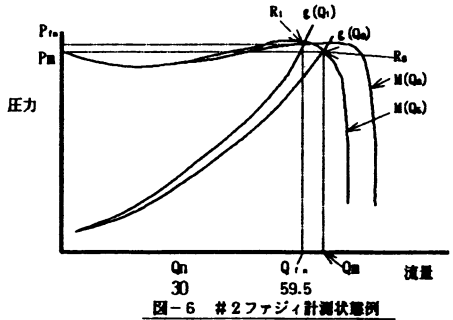
今比較推論を実施する基準制御量情報としてQ_m=62.5 (l/min)、P_m＝2.1(Kgf/cm²)、V_m＝25(cmHg)を所有しているとする。その時の状態は、図－６中の点R_0であることになり、仮想吐出抵抗特性は、$g(Q_0)$、ポンプ特性は、$M(Q_5)$の形であることが予測（仮定）される。

一方設置された時に獲得した情報が図－６中の点R_1のデータであったとし、測定量がQ_{fi}＝59.5(l/min)、P_{fi}＝2.15(Kgf/cm²)、V_{fi}＝10(cmHg)であったとする。この時$g(Q_0)$は使用油種の動粘度の状態により$g(Q_1)$に、$M(Q_5)$は吸入揚程圧力の影響により$M(Q_0)$に変化したことが想像される。従って図－６の例で使用している油種の動粘度は、記憶データ使用時の動粘度に比較して高いことになる。

ファジィ計測推論部は、eQ_{fi}＝-3、eP_{fi}＝+0.05、eV_{fi}＝-15という入力データから、

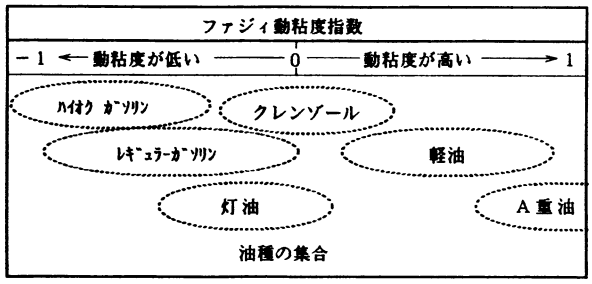
『if eQ_{fi} is NS and eP_{fi} is PS and eV_{fi} is NS then Kv is PS』

等のルールを適用して推論し、その面積重心をとり基準油より例えば０．４ポジティブ（基準油より少し動粘度が高い）というファジィ動粘度指数を導く。



図－６　＃２ファジィ計測状態例

ファジィ動粘度指数と、実際の油種における動粘度状態の関係について概念的に図－７に示す。実際の油種の動粘度状態は、劣化の程度や、温度条件等によって異なるため曖昧な境界を示している。

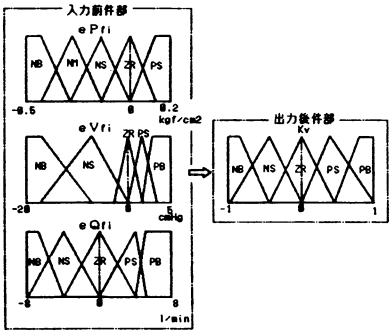


図－７　油種動粘度～動粘度指数対応概念図

＃２計測のルールテーブルを表－１に、メンバシップ関数を図－８に示す。

表－1 ファジィ計測ルール表

No.	eQfi	ePfi	eVfi	Kv
1	ZR	ZR	ZR	ZR
2	ZR	NS	ZR	NS
3	ZR	NS	NS	ZR
4	ZR	NM		NB
5	ZR	NM	NB	NS
6	ZR	ZR	NS	NS
7	ZR	ZR	PS	ZR
8	NS	ZR	ZR	PS
9	NS	ZR	NS	PS
10	NS	NS	NB	NS
11	NS	NM	NB	ZR
12	NS	NB	NB	NB
13	NB		NS	PB
14	NB		NB	PB
15	NB		ZR	PB
16	NB		PS	PS
17	NB		PB	PS
18	PB	ZR	NB	NB
19	PB	NS	NB	NB
20	PS	ZR	ZR	ZR
21	PS	ZR	NS	NS
22	PS	NS	NS	NS
23	PS	NS	ZR	NS



図－８ ＃２動粘度ファジィ計測メンバシップ関数

c.）＃３・設置時ファジィ制御

＃３設置時ファジィ制御（以下＃３制御）は、設置時のシステムエンジニアの負担を軽減し、実稼働時にシステムの仕様流量を安定に保つためにポンプを制御するものである。

制御の入出力は、＃１制御時と同一であるが、＃１制御の知識は、社内で実施する制御であったために使用する油液が既知であることをベースとして生成した知識であるため実稼働時の油液条件に対して実施する制御には、必ずしも最適であるとは言い難いものである。

そこで、＃３制御で用いる知識は、＃２計測で獲得した動粘度指数を用いて、＃１制御の知識（ルール）を最適に自動チューニングすることとした。

チューニングは、＃１制御の出力メンバシップ関数のチューニングを行うものとし、計測した指数をチューニング専用のテーブルに入力し、各ファジィラベルの集合形状の変更を行う方法とした。

この方法は、計測した指数と、知識のチューニングの間にテーブルを置くことで密接な関係を与え、テーブルの生成いかんによって、チューニングに柔軟性を与えることが出来るばかりでなく、専門家の制御手法にもより近いものである。

４・シミュレーション

ガソリン給油装置のファジィ制御システムについて、

シミュレーションを実施した。本報告では、＃１制御と＃２計測のシミュレーション結果について述べ、＃３制御についてはデータ量の関係から、知識のチューニングが未だ不安定な結果を示したために、記述しないものとした。またシミュレーションは、PC-98 を使用したが、システムのばらつきと不安定性を計算機上で取り扱う方法としてシステム全体の効率を経験に基づき変化させた。

a.）＃１制御

※初期条件

・仕様スペック （目標流量） 62 l/min

・吸入揚程圧力 25cmHg (0.3289Kgf/cm²)

※制御開始時条件

・CASE(a-1)吐出圧力 1.0Kgf/cm²,回転数 500rpm

・CASE(a-2)吐出圧力 2.8Kgf/cm²,回転数 850rpm

※シミュレーション結果

・CASE(a-1)演算回数８回P_m=2.25Kgf/cm² N_m=617rpm

・CASE(a-2)演算回数６回P_m=2.30Kgf/cm² N_m=617rpm

b.）＃２計測

※＃１制御終了時に記憶されたシステムの状態

・Q_m=62 l/min, P_m=2.30Kgf/cm², V_m=25cmHg, N_m=617rpm

※設置時に計測されたシステムの状態

・CASE(b-1)～やや劣化した軽油の場合

Q_{fi}=55 l/min, P_{fi}=2.20Kgf/cm², V_{fi}=16cmHg

の時：eQ_{fi}=-7.0 l/min, eP_{fi}=-0.1Kgf/cm², eV_{fi}=-9cmHg

・CASE(b-2)～レギュラーガソリンの場合

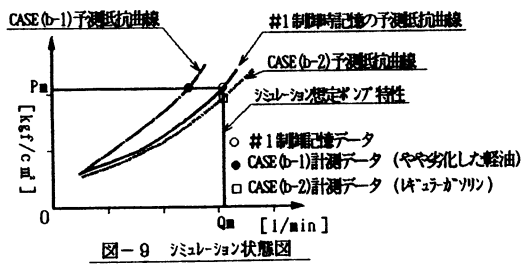
Q_{fi}=62 l/min, P_{fi}=2.27Kgf/cm², V_{fi}=25cmHg

の時：eQ_{fi}=0 l/min, eP_{fi}=-0.03Kgf/cm², eV_{fi}=0cmHg

以上のシミュレーション結果を表－２にその時のシステムを予測した状態図を図－８に示す。

表－２ ＃２計測シミュレーション結果

CASE	RULE	前件部 eQfi ラベル	eQfi 適合度	ePfi ラベル	ePfi 適合度	eVfi ラベル	eVfi 適合度	後件部 KV ラベル	KV 適合度	指数
b-1	13	NB	1.00			NS	0.90	PB	0.90	+0.77
	14	NB	1.00			NB	0.11	PB	0.11	
b-2	1	ZR	0.75	ZR	1.00	ZR	1.00	ZR	0.75	-0.12
	2	ZR	1.00	NS	0.25	ZR	1.00	NS	0.25	



図－９ シミュレーション状態図

今回シミュレーションに用いたデータは、＃１制御と＃２計測の推論知識が有効であるか否かを確認する必要があったために、実際に計測した経験的に既知であるデータを用いた。本報告はその中の一部を記述したものであり、CASE(b-1)はやや劣化した軽油、CASE(b-2)はレギュラーガソリンの実測定データを入力したものである。その結果、実際の油種状態とほぼ一致した結論を得ることができ、他の条件の場合も概ね満足な結論を得た。

シミュレーションの結果より、＃１制御実施時の記憶データと＃２計測の間の関係が証明され、未知流体の状態を特殊なセンサを用いずにファジィ計測可能であることが証明された。

５・おわりに

本研究で実施、提案したシステムの実現により、シミュレーション等の結果から、従来専門家の手に委ねていた流量チューニングの自動化が可能になり、専門家の負担軽減が期待され、専門家知識を製品に移植することによりシステムの仕様性能の安定化が図れるばかりか、ファジィ計測の概念の応用によって、簡単なセンサでシステム構築が可能になる、等多くの期待を寄せている。

今後は、データ不足等で満足な結果が得られなかった＃３制御のシミュレーションと、制御対象の実時間遅れ（センサ、電磁弁、アクチュエータ等の要素が持つ応答遅れ）を含めた現実的システムの構築を実施したいと考えている。同時に、ファジィ制御システムの拡張によるサービスステーション全体の統合監視などの検討を実施して行くつもりである。

参考文献）

[1] 本多，大里：ファジィ工学入門，海文堂.(1989)

[2] 花熊：ファジィ制御の蒸留塔への応用・講習会「ファジィ制御の応用の実際」テキスト(1990)，日本ファジィ学会， pp.59-71.

[3] 水本：ファジィ制御の改善法（Ｖ），第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1991)，日本ファジィ学会， pp.269-273.

[4] 佐藤，松村：ポンプ工学，日刊工業新聞社

[5] 谷，迫田：機械学習により生成された規則とあいまいな情報とによる加熱炉出口温度予測システムの開発，第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1991)，日本ファジィ学会， pp.659-662.

[6] 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社.

[7] 笠原：水力学，オーム社.

[8] 及川、江守、大里：計量給油装置用ポンプのファジィチューニング，第２回ファジィワークショップ講演論文集(1992)，日本ファジィ学会北信越支部，pp.9-18.

連絡先 ：〒２４４
横浜市栄区飯島町２００番地
（株）タツノ・メカトロニクス
研究開発部基礎研究課
TEL 045-891-1238 FAX 045-891-6040
及川達也・江守一

WA6-3

蓄熱槽用3方弁のファジィ制御

Fuzzy Control of the Three Way Type Valve for the Thermal Strage Tank

土岐 康之　　山田 新一　　藤川 英司
Yasuyuki Toki　Shin-ichi Yamada　Hideji Fujikawa

武蔵工業大学 電気電子工学科
Musashi Instirute of Technology, Dept. of Electrical and Electronic Engineering

Abstract

In the practical high voltage undergound power cable tunnel, temperature rise occur because of the exothemic of the electric cable. To overcome this problem, water pipe underlay is set parallel to the cable , and the water let flow into the pipe, in order to cool the cable and the tunnel. For that purpose, large refrigerators, mixing tank that mix the feedback water with the cooling water, thermal strage tank that store the cooling water, three way type valve that controlled by PID regurator that distribute the cooling water from the refrigerator into the mixing tank. The control strategy of the system is based on the intution and experience of expert operaters. However it is usually difficult to formulate the operator's experience. And we study the introduction of the fuzzy control of the three way type valve. From numerical experimence, the effecitiveness of this control law are investigated.

1 はじめに

実用化されている超高圧地中送電線では，使用しているケーブル自体の発熱により送電容量の低下や洞道内の温度上昇が生じる．これらの問題点を解消するために，送電線のケーブルと平行してポリエチレン製のパイプを敷設し，そのパイプ中に水を流すことによりケーブルと洞道の冷却を行っている．そのために冷却水を製造するための大型の冷凍機，帰還温水と冷却水を混ぜ合わせる混合槽，これらの冷水を溜める蓄熱槽，冷凍機からの冷却水を混合槽に分配するための3方弁が設置されている．この3方弁の開度を調節し，分流した冷却水と洞道より帰ってきた帰還温水を混合し，洞道に流す冷却水の温度を一定にするよう制御を行う．
現在，この3方弁の開度の制御は，蓄熱槽の中に温度計を設置し，この温度を偏差入力信号としてＰＩＤ制御により開度を決定して行っている．

しかし，3方弁の開度は洞道からの帰還温水の温度及び流入量に依存し，また，蓄熱槽の設備形態に影響され，開度の制御則を決定するには経験に依存せざるを得ないのが現状であり，制御結果としても十分なものとはいえない．
そこで，オペレータの知識や経験則を制御に活かすためにファジィ制御の導入が検討されていた．

本報告は、3方弁の開度にファジィ制御を適用した制御系を構成し，冷凍機の最適な制御を考案し，シミュレーションにより検討を加え，従来の制御では不可能であった，洞道冷却用送水入口水温と混合槽水温を，制御することを目的とする．

2 システムのモデル化

2.1 システムのモデル

本研究で考察する蓄熱槽の温度システムのモデル図を図1に示す．図1においてT,b,v,N はそれぞれ温度，水槽の容量，流量，水槽の番号とする．

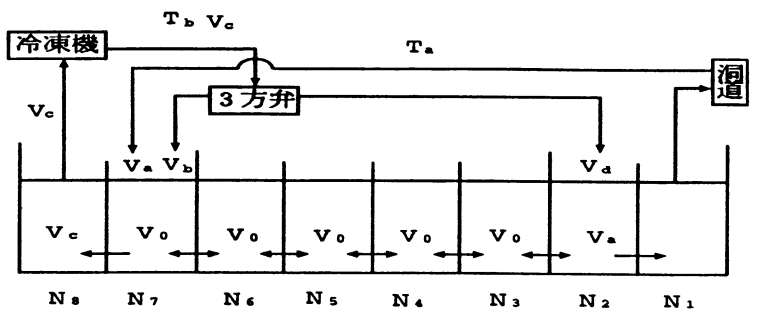


図1: システムのモデル図

2.2 システムの状態方程式

図1のモデルは，厳密に考えると分布定数システムであり，輸送形偏微分方程式で記述されるが，偏微分方程式のままでの解法は高度の数学的知識を要求され，計算は非常に煩雑となる．そこで，蓄熱槽が数室に分かれており各槽の温度は均一であるとしても問題がないことから，集中定数系として扱うことにする．各槽の熱流量（各槽の温度と流量の積）の入出力バランスから状態方程式は，次のように導かれる．

$$b \cdot \frac{dT}{dt} = V_{in}T - V_{out}T \qquad (1)$$

3 ファジィ制御

3.1 基本構造

3方弁の開度を決定する部分に2入力・1出力形のファジィ・コントローラを適用する．ファジィコントローラの入力は出力の偏差 E と開度変化のインターバル時間における E の変化分 ΔEとし，コントローラの出力は操作量の時間変化分 ΔY とする．

ここでは，ファジィ集合の適合度を真理値として推論をおこなう直接法を用いるが後件部が定数であるので出力の決定には重み付き平均を用いる簡略法を使用する．

3.2 ファジィ制御則

ここでファジィ制御則を表すファジィラベルを表1に示す．制御入力信号は3方弁で分流された冷却水が流れ込む7槽と2槽の目標値に対する温度偏差を制御入力信号として用いる．表1は制御入力信号に制御対象の目標値に対する偏差 E とその時間変化分 ΔE を制御入力にしたときのものである．

表1: 制御則（1）

	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	ΔE
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE	
NM	NB	NB	NM	NM	NS	ZE	PS	
NS	NB	NM	NM	NS	ZE	PS	PM	
ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	
PS	NM	NS	ZE	PS	PM	PM	PB	
PM	NS	ZE	PS	PM	PM	PB	PB	
PB	ZE	PS	PM	PB	PB	PB	PB	
E								

以上の制御則を用いて冷凍機の冷却水が流れ込む7槽の温度 T_7，2槽の温度 T_2 の目標値に対する偏差 E_7, E_2 とその時間変化分を制御入力とし，最適なメンバシップ関数の幅を見つけ，その時間応答をシミュレーションで求める．

4 シミュレーション条件

4.1 制御則

以下に蓄熱槽三方弁を制御する上での，いくつかの条件を示す．

1. 3方弁の切り換えは，頻繁に行ってよい．実際，2秒ごとの切り換えは可能である．
2. チラーの入口水温は10℃，一定とする．
   洞道への入口水温は10℃，一定とする．
3. 冷凍機の出力は0．5℃単位での切り換えが可能である．また冷凍機は一端停止すると次の起動には30分を必要とする．
4. 蓄熱槽の初期条件は蓄熱槽全体にわたり，水温10℃となっているものとする．

4.2 シミュレーション方法

コントローラは3方弁で分流された冷却水が流れ込む2槽，あるいは7槽の目標値に対する温度偏差を制御入力信号として用いて，3方弁の開度 $K(= v_b/v_c, v_d/v_c)$ を出力する．そして，状態方程式をルンゲ・クッタ・ギル法を用いて解き，各槽の温度を求める．ここで各層の温度の初期値は10℃，開度計算は2秒間隔とする．

4.3 洞道のモデル化

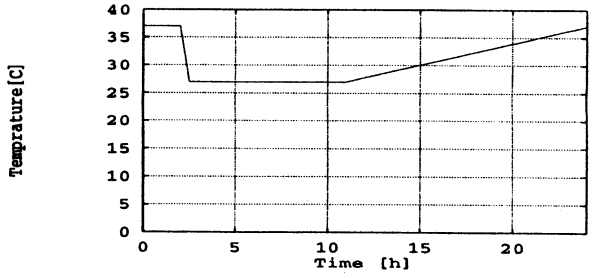


図2: 帰還温水の温度変化（実モデルのパターン）

本年は図2のデータを得るために使用した洞道シミュレータを利用してシミュレーションを行う．図2は洞道シミュレータで出力されたデータ（24時間サイクルで図2の様な波形が繰り返されている）の1サイクルである．

ただし，図2を見てもわかる様に単一式で近似するは不可能なので時間による場合分けを以下の様に行う．

まず，洞道への送水ポンプの起動停止パターンと，図2を考えると送水ポンプ停止時（11h－24h）は曲線の近似は考える必要はない．これは曲線を近似してもポンプ停止時は3方弁の制御は帰還温水により制御されるのではなく，蓄熱槽の温度分布により蓄熱槽全体を均一に10℃となるよう制御すればよいからである．式2－式4に，図2のデータの曲線から読み取った帰還温水の近似式を示す．

$$T_a = 37 \qquad (0.0[h] < t \leq 2.0[h]) \qquad (2)$$

$$T_a = -20t + 77 \qquad (2.0[h] < t \leq 2.5[h]) \qquad (3)$$

$$T_a = 27 \qquad (2.5[h] < t \leq 11.0[h]) \qquad (4)$$

4.4 冷凍機の運転

冷凍機の切り換えは，3方弁で分けられた冷却水が流れ込む7槽の温度 T_7 と，2槽の温度 T_2 の中間値とする．

冷凍機の出力性能が，表2の様な性能であると3ユニット固定（出力1．5℃），1ユニット（出力0．5℃），冷凍機の起動停止判断間隔が30，10（min）の場合について，冷凍機の出力性能と蓄熱槽の特性を観測するためにシミュレーションを行った．

本シミュレーションでは図3に示す様に冷凍機は4台並列に接続，さらに1台は3ユニットからなり各ユニットは独立で制御可能なものとし，(例えばいま冷凍出力が1．5℃のとき冷凍ユニット番号1～3を起動しなければならないということはなく冷凍ユニット番号3，5，9という様な起動が，できるものとする．) 各ユニットの起動は，初期起動時は必要な台数だけ番号順に冷凍ユニット番号1から順に起動し，停止は冷凍ユニット番号の大きい順に停止するものとする．また起動が一順した時は，次の冷凍機の起動は一番最初に停止したユニットから起動するものとする．

表2: 冷凍機の性能（1ユニット）

冷凍機のユニット数	冷凍機の出力	パラメータの値
0ユニット	0．0℃	0～7．5
1ユニット	0．5℃	7．5～8．0
2ユニット	1．0℃	8．0～8．5
3ユニット	1．5℃	8．5～9．0
4ユニット	2．0℃	9．0～9．5
5ユニット	2．5℃	9．5～10．0
6ユニット	3．0℃	10．0～10．5
7ユニット	3．5℃	10．5～11．0
8ユニット	4．0℃	11．0～11．5
9ユニット	4．5℃	11．5～12．0
10ユニット	5．0℃	12．0～12．5
11ユニット	5．5℃	12．5～13．0
12ユニット	6．0℃	13．0～13．5

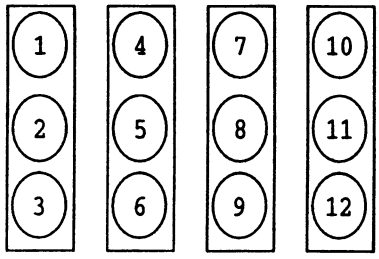


図3: 冷凍機の設備モデル図（1台3ユニット）

5 シミュレーション結果

5.1 時間応答

図4，5は，冷凍機の出力を変化させた時間応答である．図4から冷凍機の出力が，1．5℃である時，2槽と7槽の時間応答は，冷凍機の起動台数の変化に同調して振動を，起こしてしまっている．また，この振動の周期，振幅は起動間隔が小さくなるほど小さくなる．

冷凍機の性能が3ユニット固定（出力1．5℃），1ユニット（出力0．5℃），冷凍機の起動停止判断間隔が30，10（min）の場合について，冷凍機の出力が0．5℃とした時の方が，冷凍機の起動ユニット数の変化は少なくなっている．このことから，冷凍機の出力を0．5℃とした方が冷凍機の負担は小さくなると思われる．なおメンバシップ関数の幅はそれぞれ $E_2 = 3.0, \Delta E_2 = 0.1, \Delta Y_2 = 0.4$ $E_7 = 6.0, \Delta E_7 = 0.1, \Delta Y_7 = 0.4$ とした．

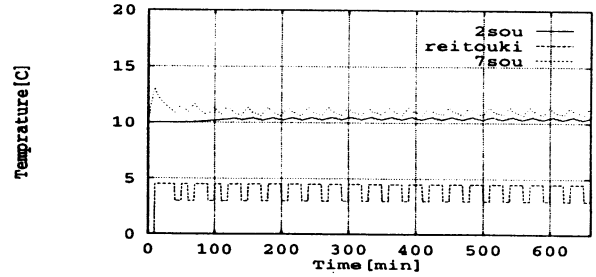


図4: 時間応答（判断間隔10 (min) 出力1．5℃刻み）

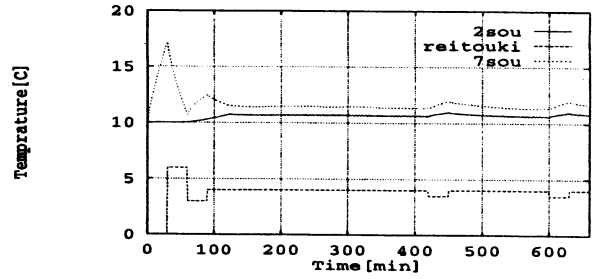


図5: 時間応答（判断間隔30 (min) 出力0．5℃刻み）

5.2 制御の評価

評価の指標として，式5で示した様に，洞道に送り込む冷却水の目標値に対する偏差の2乗積分を考えた．また，冷凍機を頻繁に切り換えることは問題があるので冷凍機の切り替え回数を評価指標に加える．

$$\mathrm{J} = \int_0^t (T_1 - T_0)^2 \mathrm{dt} \qquad T_0 = 10[C] \qquad t = 11[h] \qquad (5)$$

以下の図6に冷凍機の出力を1．5℃と0．5℃とし起動停止判断間隔を1（min）刻みで変化させた，制御の評価関数をグラフで示した．

図6より冷凍機の切替え回数は，冷凍機の起動停止判断間隔が1分～10分までの間は，起動回数が他の起動停止間隔に比べて多い．しかし，その冷凍機の切替え回数の変化に

比べて，評価関数はほぼ一定の変化をしている．また冷凍機の平均出力は，どの冷凍機の起動停止間隔でもほぼ4℃であった．

冷凍機の出力0．5℃のとき，冷凍機の出力1．5℃と同様，冷凍機の切替え回数は冷凍機の起動停止回数判断間隔が1分～5分までの間大きな減少を見せている．しかし，評価関数は，冷凍機の各起動停止間隔において冷凍機の出力0．5℃の変化に比べてほとんど変化はしていなかった．また冷凍機の平均出力は冷凍機の各起動停止判断間隔においてもほぼ4℃であった．

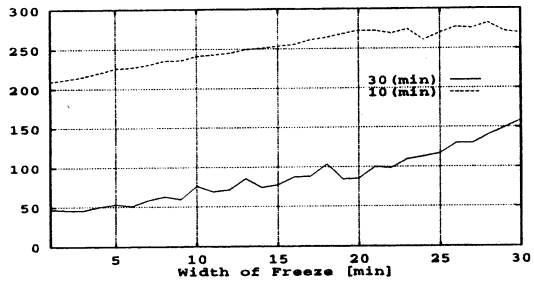


図 6: 評価関数

5.3 冷凍機の制御

図 4，5，において一番冷凍機の切替え回数の多い図 4について以下に冷凍機の最適な制御を考えると，図 4 において最初の起動時に冷凍機 4 台のうち起動しているのは 3 台である．これをいま図 3の冷凍機１２ユニットのうち番号１～９が起動したとすると４０分後，冷凍機が１台停止し（番号７～９が停止）５０分後また１台起動するまで番号１０～１２は起動されておらず６０分後，冷凍機が１台停止し（番号４～６が停止）７０分後また１台起動する時にはまだ１回も起動していない冷凍機はないので，一番最初に停止した番号７～９の冷凍機を起動する．これは第 4 章 4.1 節の制御則 3 を満たしている．以下同様に図 4 において各冷凍機と停止から起動までの間隔をまとめると３０分～４０分であった．

また図 4，5，における目標値の漸近化に対しては表 2 の冷凍機のパラメータを１．５℃下げ，図 4に観察できる冷凍機の出力による，７槽・２槽の水温の振動は，７槽・２槽のメンバシップ関数を調整することで解決できた．図 7に，表 2 の冷凍機のパラメータを１．５℃下げ，メンバシップ関数の幅をそれぞれ $E = 1.0, \Delta E = 0.1, \Delta Y = 0.4$ と変更したときの時間応答を示した．なお７・２槽の目標値は１０℃，冷凍機の起動停止判断間隔は１０分，評価関数は４．４６，冷凍機の切替え回数は５０回であった．

6 結論

本研究は蓄熱槽用３方弁による温度制御システムへのファジィ制御の適用をするため，コンピュータによるシミュレーション

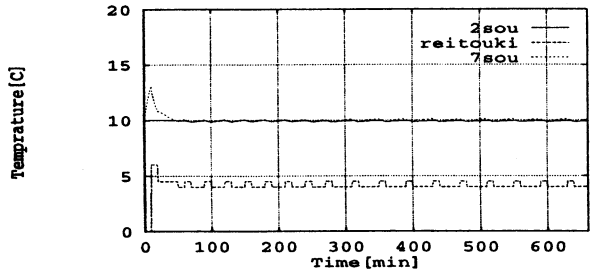


図 7: 振動漸近化の改善された時間応答

によって，その有効性を検討した．以下にその結論を示す．

冷凍機の出力を１．５℃から０．５℃刻みに変えたことにより７・２槽水温の，振幅が小さくなり，冷凍機の切替え回数は減少した．冷凍機の起動停止判断間隔を可能な限り短くすることにより，冷凍機の起動停止に依存してしまう７・２槽の水温の周期は，小さくなり評価関数は小さくなった．

また目標値に対する７・２槽の水温の漸近化は冷凍機の起動停止パラメータを適当に調整することで目標値に対して減衰をしめし，７・２槽の水温の小刻み変化はメンバシップ関数の幅を狭くしてやることで良好な結果を得た．

参考文献

[1] 知福．戸谷．橋本．平成元年電気学会全国大会．P11.21

[2] 鈴木．平成３年電気・情報関連学会連合大会．P1.95-1.98

[3] 早川．平成４年電気学会全国大会．P13.34

[4] 菅野．ファジィ制御．日刊工業新聞社．

問い合わせ先：〒158 東京都世田谷区玉堤 1-28-1
武蔵工業大学 工学部 電気電子科
自動制御研究室 土岐 康之
TEL 03 (3703) 3111 ext391
e-mail:doki@ac.ee.musashi-tech.ac.jp

WA6-4

ＣＯ抑制ファジィ自動燃焼制御システムの開発

A Fuzzy Automatic-Combustion-Control-System for reducing CO

藤　吉　　誠　白　木　敏　之
Makoto FUJIYOSHI, Toshiyuki SHIRAKI
日立造船株式会社　技術本部、環境事業本部
HITACHI ZOSEN CORPORATION,

Abstract
This paper describes Fuzzy-expert system applied to the Automatic-Combustion-Control (ACC) system of a refuse incineration plant. The ACC applied Fuzzy control, called Fuzzy-ACC, has developed to reduce CO (Carbon monoxide) concentration.
In the Fuzzy-ACC, fuzzy controller has two type of fuzzy inference. First inference is to sense fuzzy concept which is assumed to be the cause of CO generation process. Second inference is to control CO by the former sensing result. This system could be called Fuzzy-Expert system by using the hierarchy fuzzy rules.

1. はじめに

90年代の家電で「あいまい」が合言葉とまで言われたファジィ熱は、我々の身のまわりから急速に冷めたように思われる。しかし、簡単でかつ小規模なファジィ制御の応用はすでに始まっており、かつてのマイコン制御のように浸透し便利な機能として利用され始めている。ファジィ制御の基幹となるファジィ理論は1965年にアメリカのL.A.ザデー教授が考案したものである。あいまいさを好まず全てをYES,NOで割り切ろうとする国民性のためか、当初アメリカでは受け入れられなかったが、ようやくNASAをはじめとする宇宙、航空への応用研究が進められている。ヨーロッパでは、スチームエンジンの制御やセメントキルンの制御など、小数であるが先駆的な研究と実用化に成功している。一方、日本では東洋的思想を背景に「あいまいさ」を受け入れる土壌があり、簡単なシステムやファジィチップを用いて仙台市の地下鉄制御や家電製品への応用に成功したことから、雪崩的に開発ブームとなった。この流れは韓国へと引き継がれ、今チョットしたファジィブームになっていると聞く。まさに、種を蒔き、育て、収穫することのどこに興味を示すかと言う民族性の違いをみる思いであるが、これからもっと地道な理論解析、研究開発が必要とされることは間違いない。

本稿では、ごみ焼却炉の燃焼制御という比較的大規模で複雑な系に,ＣＯ低減という環境対策にファジィ制御を応用した例について述べる。ファジィ制御の特徴と応用についてご理解いただければ幸いである。

2. ファジィ制御とは

ファジィ制御は、ファジィ集合を基礎におくファジィ理論を制御に応用したものであり、あいまいな概念をキッチリ数値的に定義することで、ちょっとしたノウハウをルール化したり、いままで数学モデル化が困難とされていた制御も比較的簡単に実現することができる。従来制御とファジィ制御との違いを図１に示す。

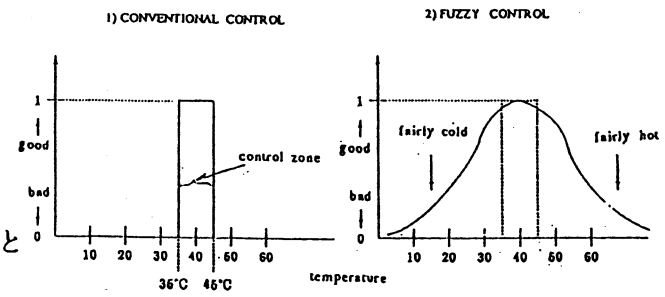


Fig 1. Comparison of conventional control and fuzzy control

最適な湯温を定義する場合を考えてみれば、従来の制御方式は、35℃以上、45℃以下とキッチリ割り切って制御する方式であった。この場合、34℃、46℃などは最適湯温としては認められず排除されてしまう。ファジィ制御は、このような問題を解決するためにメンバーシップ関数を導入し、あいまいな概念をキッチリ定量化して制御に活かそうというものである。現在、家電等に応用されているファジィ制御の多くは、ファジィエキスパートシステムと呼ばれるＡＩ制御の一種であり、エキスパートシステムにファジィ制御の考え方を取り入れたものである。通常のエキスパートシステムはエキスパートの持つ固有のノウハウをIF～THEN …(もし～ならば … する) 形式のプロダクションルールで記述し、エキスパートが行なったのと同じような効果を期待するものである。　例えば、「雨が降れば、傘を持っていく」という簡単なルールを考えて見よう。これを、前述のプロダクションルールに置換えると、通常のエキスパートシステムでは次のように表現される。

「IF 雨が降る THEN 傘を持っていく」

しかし、実際の行動はこのように単純だろうか？前件部の「雨が降る」という状態は一義的に決まっていて、状態量が表されていない。雨が降る状態は、バラバラなのか、ドシャブリなのか、止みそうなのかという程度が表されていない。このような状態を表す概念量をエキスパートシステムに導入したのが、ファジィエキスパートシステムである。ともに人間の脳の働きの探求から生まれたＡＩとファジィが融合し成功した良い例と言えるだろう。

3. ファジィセンサー

ファジィセンサーとは、ファジィ推論を応用したセンサーのことであり、言うなれば状況、傾向を人間のように大きく捉えることができるマクロセンサーである。人間の感覚を例にとれば、目は通常のセンサー、視覚はファジィセンサーに相当することになる。目は外部情報を映像として取り込むが、この情報は他の認識細胞と結合し初めて意味のある情報となる。通常、人間はある重要なポイントのみをフォーカシングしながら、ぼんやりと全体を捉えているのである。ごみ焼却炉の運転員は炉内の状況を監視用のテレビカメラで常時監視しており、特に重要な燃焼位置、燃焼温度、後燃での燃え具合等の情報により燃焼状況を総合的に判断している。従来のセンサーでは、このような次元の違う量を総合して結果を出力するようなことは非常に難しい。例えば、蒸気量と炉温は違う次元を持つので同一に比較することはできない。しかし、燃焼のエネルギーという観点からみれば、ともにエネルギー状態の評価関数として同一の次元で扱うことができる。運転員はこのような次元の変換を無意識のうちに行なっていると思われる。ファジィセンサーとは、従来のセンサーがらの入力を組合わせ、ファジィ推論で一本化することで、通常では定量化できない概念量を数値化するセンサーであると言える。今回のファジィACC開発でも、人間の目に代わるハードセンサーとして画像処理を導入し、燃焼中心位置を検知するために種々のデータをソフトで組み合わせファジィ推論で一元化するファジィセンサーを用いている。図2に示すのは燃焼位置センサーのブロック図である。

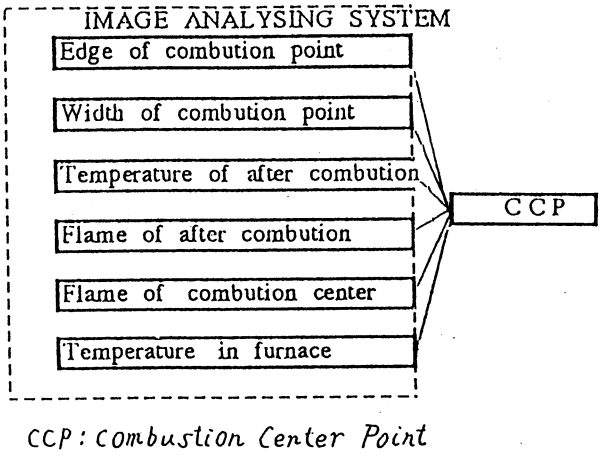


Fig 2. Block diagram of CCP sensor

4. ファジィ自動燃焼制御システム

図３　は当社のボイラー付き焼却炉の標準的な自動燃焼制御（以下ACCと言う）の協調関連図を示している。

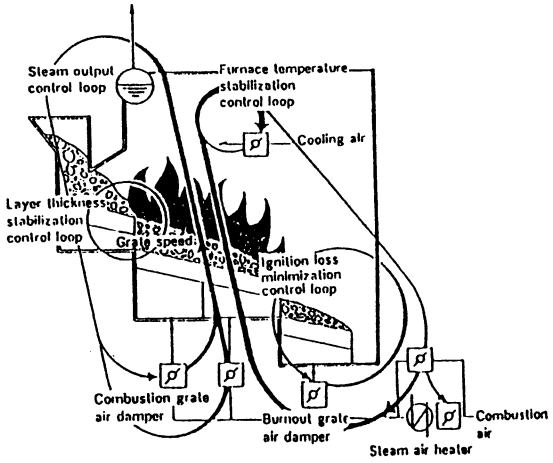


Fig 3. Co-operated control of ACC

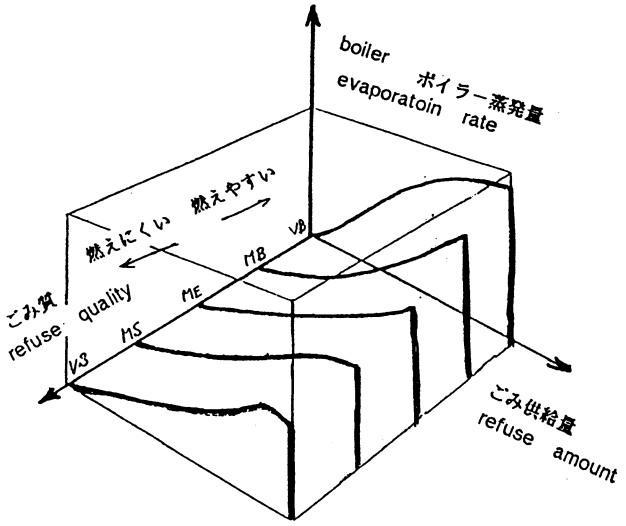


Fig.4.3D-model of refuse quality

主に３段階の火格子によってごみの送り速度、種々の空気ダンパーによって燃焼空気量を調整、制御するシステムである。　通常、この運転制御は自動化されているが、ごみ質の変動等の外乱が大きいため、燃焼不安定時に運転員による制御パラメータの調整や手動介入が避けられない。

これら運転上の障害を引き起こす問題点のほとんどのものがごみ燃焼プロセスに内在する種々の「あいまいさ」に起因していると考えられる。これらの「あいまいさ」が引き金となって制御誤差を増大させ燃焼状態を不安定に陥らせることとなる。今回、ファジィセンサーを応用し、この中のいくつかのあいまいな概念の定量化を試みている。その一例がごみ質センサーであり、燃焼位置センサーである。

さて燃焼の基本にたちかえれば、燃焼には最適な温度と空気量、それに燃えるものが必要である。ごみの燃焼プロセスの難しさは基本的には燃料としてのごみが単純に「燃えるもの」とは言いきれない所にある。　問題は、よく燃えるのか、燃えにくいのか、あるいは燃えないのかと言うごみの燃焼特質が一定でなく、しかも変動している点にある。図４に示すのはごみ質とごみ供給量および燃焼の状態を表すボイラー蒸発量の関係である。ごみ質は、通常定量的に表すことは難しく、運転員らの状況に応じた定性的な概念として主観的にとらえられている。

ファジィＡＣＣシステム（従来の制御ACCに対し、ファジィ制御を付加した制御をファジィACCと呼ぶ。）では通常のセンサーでは、測定できないような概念量をファジィセンサーで定量化し（第一段階のファジィ推論）、この値を制御指標としてある範囲にファジィ制御することでＣＯの発生を抑制している。ＣＯの発生した結果をみてフィードバック制御するのではなく、ＣＯ発生の原因を検知し、　これを押さえるフィードフォワード的な制御を行なっている。図５に示すのはファジィＡＣＣのシステム構成図である。

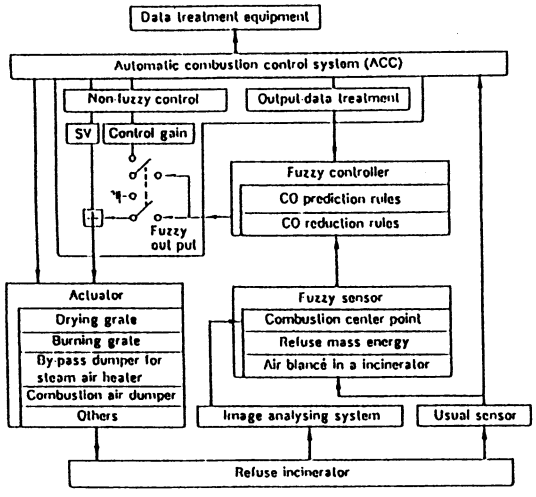


Fig 5. Software system concept of Fuzzy - ACC

5. 実証試験結果

ファジィACCと従来制御のACCの制御比較結果を図６ に示す。両者の制御を比較してみると、制御結果のバラツキがファジィＡＣＣの方が格段に少ないことがわかる。 また、図７に示すのは従来制御とファジィ制御切替え時のＣＯ濃度の状況を長時間で捉えたトレンドデータである。ファジィ概念であるごみ質量が不安定になりプロセスとして発散している様子がよく現われている。

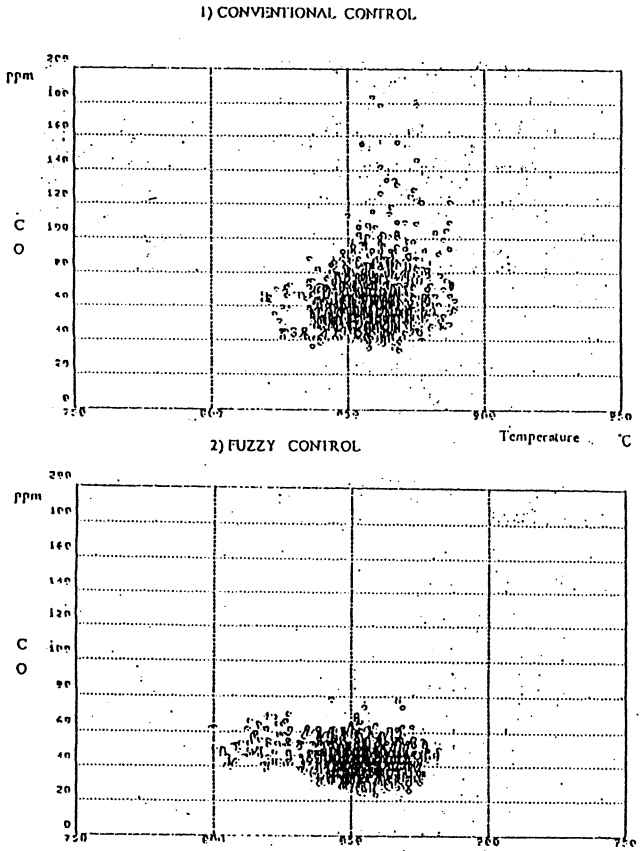


Fig 6. Comparison of control results(1)

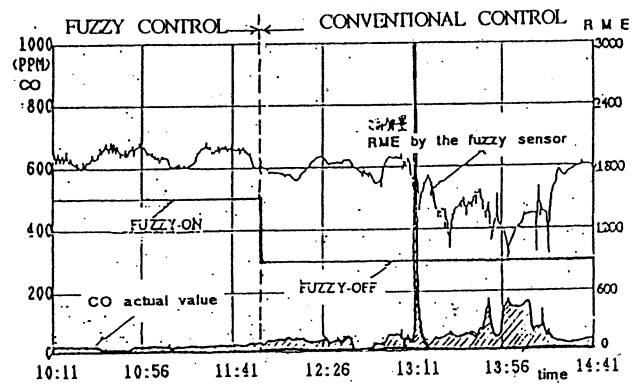


Fig 7. Comparison of control results(2)

6. あとがき

現代は「コンピュータ万能の社会」と言われている。確かに、世の中にはコンピュータが溢れている。ちょっとしたものにまでマイコン制御が取り入れられ一見何でもできそうな錯覚に陥りそうになる。しかし、はたして今のコンピュータが万能と言えるだろうか？我々はコンピュータの持つ高速演算機能を利用しているに過ぎないのではないか？人とコンピュータの関係は、人間がコンピュータを使いこなす立場であり、その逆であるべきではない。しかし、あまりに複雑化したコンピュータソフトは我々の頭を悩ますのに十分であり、時としてコンピュータに命令されて働いているような気になる。コンピュータを自由に、しかも容易く使いこなすためのツールがどうしても必要である。ファジィ、ニューロもそのためのツールの一つと言える。これらのツールを使うことで我々は少しだけ、知的判断作業から開放されることになる。従来のノイマン型コンピュータがうんざりするような繰返し演算から我々を解放したように、いずれ知的コンピュータが複雑な判断や知的作業を肩代わりしてくれることだろう。近い将来、コンピュータにこれら高度な情報処理機能が加わり、人間のような知的作業がおこなえるようになった時、本当の意味での制御革命が起こる様な気がしてならない。

7. 参考文献

(1)日経新聞 1991.11.16

(2)藤井、浜辺、白木他：日立造船技報 VOL.53

(3)Makoto Fujiyoshi and Toshiyuki Shiraki: [IIZUKA '92] A Fuzzy Automatic-Combustion-Control-System of Refuse Incinaration Plant

(4)Makoto Fujiyoshi and Toshiyuki Shiraki: ['93KOREA /Japan Joint Conference on Expert Systems] A Fuzzy Expert system on Automatic - Combustion - Control -System of Refuse Incineration Plant

(5)藤吉、白木他：ＣＯ抑制ファジィ自動燃焼システムの開発：日本機械学会講演論文集No.924-5,page185

8. 連絡先

〒554 大阪市 此花区 桜島１丁目３番２２号
日立造船株式会社 技術本部 技術研究所
藤 吉 誠
TEL (06) - 465 -3130,FAX (06) - 465 - 4042

WB1-1

協調的対話システムにおけるユーザモデルについて
User Model in Intelligent Cooperative Dialogue System

原田 直樹* 山田 耕一* 奴久妻 章* 石丸 恵一*
Naoki HARADA Koichi YAMADA Akira NUKUZUMA Keiichi ISHIMARU
溝口 理一郎**
Riichiro MIZOGUCHI

*国際ファジィ工学研究所
Laboraory for International Fuzzy Engineering Research
**大阪大学 産業科学研究所
The Institute of Scientific and Industrial Research,Osaka University

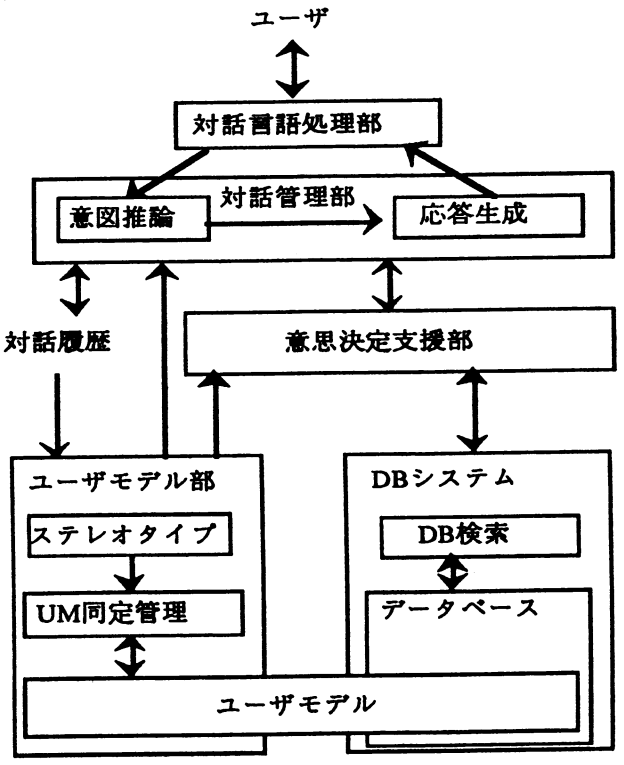
Abstract: In cooperative interactions between users and computer systems, it is effective for systems to have informations about users. User modeling is one of the methods which allow systems to generate and manage informations about users. This paper describes a user model focused on cooperative dialogue in decision support system. We treat a consultation system for house seekers as an example of a decision support system and point model representation based on classification of informations. Then we show an example of cooperative response.

1.はじめに

ユーザフレンドリィなシステムを実現するためには、システムがある程度ユーザを理解している必要があり、ユーザに関する背景情報を用いることによって、ユーザの意図を適切に汲み取った協調的な応答が可能になると考えられる。一般に、ユーザフレンドリィなシステムを作成しようとするシステム設計者は、事前にユーザを想定して、想定ユーザに対するフレンドリィさをシステムに織り込むのが通常であるが、事前にユーザフレンドリィさを作り込むのは難しいことが多い。このような場合、ユーザに関する情報を生成管理する機構をシステムに組み込んでおき、それを利用してユーザとのインターフェイスを向上させることがよく行なわれる。そのような機構は一般にユーザモデルと呼ばれ、ユーザモデルは、種々の分野でインターフェイス向上に用いられている。[1,2]

我々はユーザフレンドリィシステムを、ユーザの意図や知識に合った協調的な応答を行なうシステムとして捉え、ユーザに対して協調的な対話を行なうシステムの開発を目指している。本研究ではそのような観点から、貸家を探しているユーザを支援する不動産相談システムを例として、対話型意思決定支援システムにおいて協調的応答を行なうためのユーザモデル情報とその表現について考察した。

2.システム概要



図ー1. システム概要

システムの概要を図－１に示す。システム本体は、対話管理部、意思決定支援部、ユーザモデル部および住宅物件等を格納したデータベース部から構成される。各部の働きは次の通りである。

対話管理部　：ユーザ発話に基づいてユーザの意図を推論し、必要に応じてユーザモデル情報や意思決定支援部からの物件情報を参考にしながら、ユーザに対する質問や応答を行なう。

意思決定支援部：ユーザモデル情報を参考にして、推薦物件の提案を行なう。提案はユーザが満足するまで繰り返され、その際の検索条件変更もこの部分が管理する。

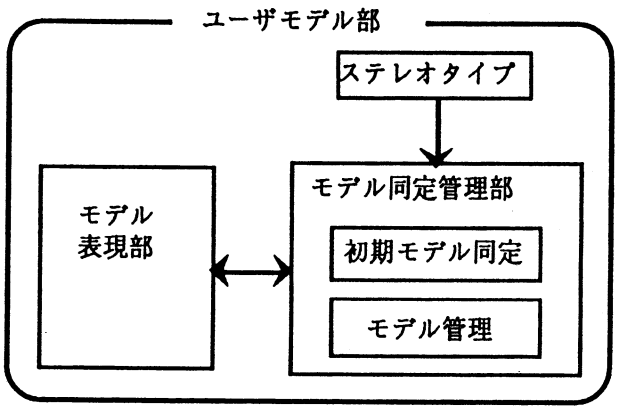
ユーザモデル部：初期対話情報から初期ユーザモデルを同定し、対話管理部を通して得られるユーザ発話や意図に従って、そのモデル情報を管理する。

このように本システムは、対話管理／意思決定支援／ユーザモデルの主要３部分が有機的に結合して、ユーザに対する協調的対話を行なうことを目指している。

3.ユーザモデル概要

ユーザモデル部の概要を図－２に示す。ユーザモデル部は、モデル情報を表すモデル表現部（ユーザモデル）と初期モデル同定およびモデル管理を行なうモデル同定管理部から構成される。また、初期モデル同定のためのステレオタイプも併せて持っている。

ステレオタイプとは典型的なユーザに関する細かい情報を表現したもので、初期モデル同定は、実際のユーザから得られた初期情報をトリガとしてステレオタイプとの適合度を計算し、それに応じて実際のユーザに対する細かい情報を生成することにより行なう。一般にこのようなステレオタイプ手法は、少ない手掛かりから多くの情報を得るのに有効な手段である。



図－２．ユーザモデル部概要

4.ユーザモデル情報

ここでは、以下に示したシステムの想定対話例を基に、ユーザモデルに必要な情報を分析する。

シ１：顧客カードに記入してください。
ユ１：はい。
シ２：どのような住居をお探しですか？
ユ２：京浜東北線沿線で、今より広いマンションを借りたい。
シ３：他に何かご希望はありますか？
ユ３：買物に便利なところがよい。
シ４：２０件ほどあります。その中で良さそうな物件をお見せします。
ユ４：もう少し安い物件はありませんか？
シ５：通勤時間が長くなってもよいですか？
ユ５：はい。
シ６：１０件あります。その中で良さそうな物件をお見せします。
ユ６：この物件は室内がきれいですか？
シ７：わかりません。しかし、築浅で、床はフローリング床です。

対話を行なうためには、対話の前提知識となるような情報を入手しておくことが必要であり、システムは（シ１）でユーザの年令や職業、あるいは現在住んでいる物件のデータといった初期情報を入手する。さらにシステムは（シ２）～（シ６）で検索物件の絞り込みと提示を行なうが、ユーザへの負担を減らすという観点から、この部分ではユーザに対する質問を最小限に押さえることが必要である。そのためには、（ユ２）や（ユ３）に現われる以外のユーザの希望、例えば家賃や通勤時間はどのくらいがいいかとか何を重要視しているかといった情報をシステムが持ち、それを検索に利用する必要がある。また、（シ７）でシステムはユーザの質問に対する応答と情報の付加を行なっているが、このようにユーザの質問に答えたり、ユーザに説明を行なうこともシステムに要求される機能である。しかし、（シ７）の応答は’フローリング床’を知らないユーザに対して協調的な応答とはいえず、そのようなユーザに対しては’床は板張りです’と言った方がよい。つまり、システムがユーザに情報を提供したり説明したりするときには、ユーザが何を知っているかによって内容を変えたほうが協調的であることが多い。さらに例には挙げていないが、仕事優先型のユーザには物件を提示する際に通勤の優位性を協調したり、せっかちなユーザにはなるべく結論を早く言うなど、ユーザのライフスタイルや性格に合わせた応答も協調的応答であるといえる。

以上のようにユーザモデル情報は、大きく

・Profile　　：ユーザの初期情報
・Preference：ユーザの選好
・Knowledge：ユーザの知識
・Character　：ユーザのライフスタイルや性格

の４つに分けられる。システムは、Profileとステレオタイプから**Preference／Knowledge／Character**を推測し、それらの情報を管理し利用することによってユーザに協調的な対話を行なうことができる。

5.ユーザモデル表現

4.で分類したユーザモデル情報は、

・Profile
　属性＝カード記入項目
　属性値＝記入値
・Preference
　属性＝物件の諸属性
　属性値＝希望値
・Knowledge
　属性＝知識項目
　属性値＝知っている程度
・Character
　属性＝ライフスタイルや性格を表現する言葉
　属性値＝その程度

と考えれば、すべて

（属性，属性値）

の形で表現することができる。このように表現を統一することによって、データの扱いが容易になる。また、”１２万円くらい”のようなあいまいな表現を属性値に許すことによって、柔軟で協調的な応答が可能になる。その例として以下に、Preferenceの表現とそれによる協調的応答について述べる。

Preferenceは、家賃や間取りといった物件の諸属性に対するユーザの希望値とその重視度を表し、意思決定支援部は、Preference情報を基に物件の検索と絞り込みを行なう。ユーザへの質問を少なくするという観点から、Preferenceについて細かく質問することは避けるべきであり、希望値や重視度の大部分は推測に基づくものとなる。したがって、それらの値には確信度を付加するのが適当であり、Preferenceの表現は

重視度　　確信度
（属性　，　属性値）

の形をとることになる。また、Preferenceは物件データの持つ属性に対応している必要があり、多岐に亘るものとなる。したがって、その扱いを効率化するために抽象的な属性を導入して、属性の階層化を行なう。費用に関する階層化例を、図－３に示す。階層化による上位属性の合成方法を次のように定める。

（属性値）

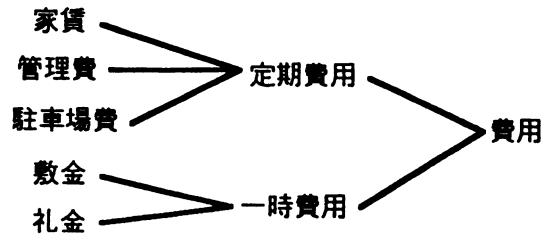
費用の例では、家賃や管理費など最も低いレベルの属性値は金額で表されるので、上位属性である定期費用の属性値を下位属性の属性値の加算で与えることもできる。しかし、最上位にある費用の属性値は、下位属性である定期費用と一時費用の属性値の加算では与えられず、下位属性の属性値を基にした概念的な費用属性値の合成を考えなければならない。一般に、属性の抽象度が上がるほどその属性値は概念的になると考えられるので、ここでは加算による合成の手法は用いずに、具体的な属性値を持つのは最も下位の属性に限り、上位属性の属性値は概念空間上に表すこととする。合成の手順は次のようになる。

（１）下位属性値を規格化する。例えば、すべて空間［0，1］上の値として表す。
（２）上位属性値を計算する。
　合成は重視度を考慮した平均化とし、合成式として

$$Y=\frac{\Sigma W_i \cdot X_i}{\Sigma W_i}$$

Y：上位属性の属性値
x_i：下位属性の属性値
w_i：下位属性の重視度

を用いる。下位属性値があいまいな表現（メンバーシップ関数）の場合は、拡張原理を用いて上位属性値を計算する。



図－３．階層化例

（重視度／確信度）

上位属性の重視度は、下位属性の重視度の最大値を用いる。また、上位属性の確信度は、重視度最大の下位属性の確信度値をそのまま用いる。

階層化によって属性が大きく分類されると、それらの最上位属性の重視度を調べることによって、例えば重視度があるしきい値以上のものを検索対象とするというように、大まかな検索方針を決定することができ、最上位属性から最下位属性に至る重視度のパスを辿ることにより、その分類において最も重視されている具体的な属性、つまり検索対象とすべき属性を容易に知ることができる。また、確信度を調べることにより、検索対象とする属性についてユーザに確認するか否かを判断することもできる。これにより、物件絞り込みのための初期検索を効率的に行なうことができる。

ここで、前述の対話例における（ユ４）への対応を考える。簡単のために費用のみについて考え、属性は家賃と敷金の２つとし、ユーザの**Preference**は図－４のようなメンバーシップ関数で表現されているとする。また、初期検索によって物件はＡ、Ｂ、Ｃに絞り込まれているものとし、各物件の持つ属性値は図－４のＡ、Ｂ、Ｃのようにプロットされるとする。上位属性である費用に対する各物件の属性値は、それぞれの家賃と敷金に合成式を適用することにより計算できる。ユーザ**Preference**に対する適合度は物件Ｃが最も高いので、ユーザに物件Ｃを提示し、ユーザから（ユ４）の発話が得られたとする。この場合、’もう少し安い’のは具体的に家賃と敷金のどちらについてなのかをユーザに質問すれば、次に提示する物件を選択することができるが、抽象的なユーザ発話に対し常にその具体化を求めるのは協調的な応答とはいえない。そこで、家賃や敷金より抽象度の高い費用の属性値メンバーシップ関数を、（ユ４）の発話に合わせて図－４の破線のようにシフトさせれば、各物件に対する適合度が変化し、ユーザへの質問なしに次に提示する物件を選択することができる。つまり、このような表現を用いることによって、ユーザ発話を適切なレベルで汲み取って、ユーザに細かい質問をすることなしに、ユーザの希望物件を提示できる。これはユーザの負担を軽減し意思決定を迅速にするという点で、ユーザに対する協調的な応答といえる。

６．まとめ

不動産相談を行なうシステムを例として、ユーザに対して協調的な応答を行なうためのユーザモデルを提案し、それによる協調的応答の例を示した。

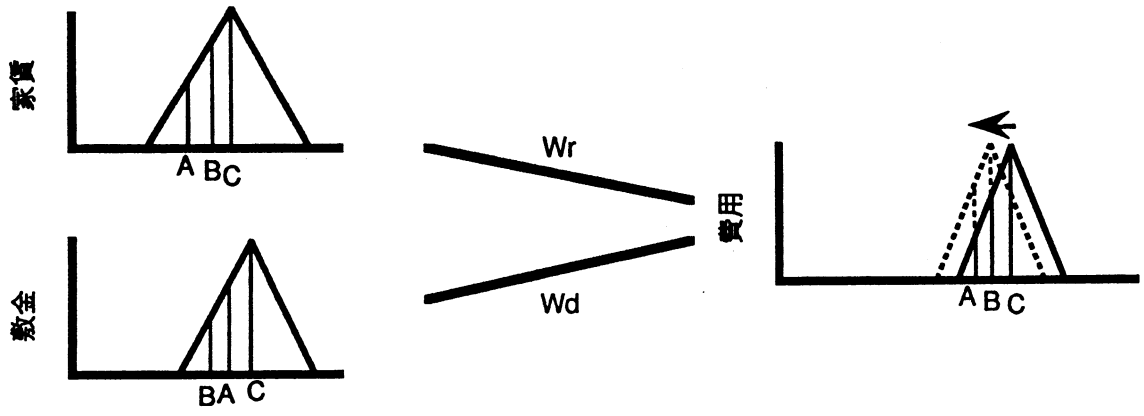
今回の報告はモデルの表現に関するものであり、今後はモデル管理に関する検討も進めながら、実システムによってその有効性を確認しなければならない。また、対象としているコンサルテーション型のシステムでは、必ずしも始めからユーザの意図や希望が明確ではないと思われるので、対話を通して漠然としたユーザの意図や希望を明確化するという観点からの検討も必要であると考える。

（参考文献）

1).S.Carberry,A.Kobsa:User Modeling and User-Adapted Interaction:AAAI-92 tutorial,1992

2).R.Kass,T.Finin:The Role of User Models in Cooperative Interactive Systems:INT.J.INTEL.SYS.,Vol.4,81-112,1989

問い合わせ先：〒231　横浜市中区山下町８９－１
シィベルヘグナービル３Ｆ
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
原田　直樹
TEL: 045-212-8235/FAX: 045-212-8255
E-mail:harada@fuzzy.or.jp



図－４．協調的応答例

WB1-2

Fuzzy プログラムとその宣言的意味論
Fuzzy Programs and Their Declarative Semantics

赤間 清
Kiyoshi Akama

北海道大学　工学部　情報工学科
Faculty of Engineering, Hokkaido University

In this paper we define fuzzy programs and develop the theory of declarative semantics of fuzzy programs. They give the mathematical basis for the theory of the program transformation of fuzzy programs, which will play the fundamental role in developing fuzzy knowledge processing techniques.

1　はじめに

プログラムは、歴史的には、対象をどのように計算するか (how) を記述するものとして導入された。手続き型言語がその代表である。しかし、論理型言語は、プログラムを、どう計算するか (how) ではなく、何を計算したいか (what) を記述するものとして位置づけることが重要であることを発見した。論理型言語では、プログラムは宣言的意味 (what) と手続き的意味 (how) を合わせ持つ存在としてとらえられる。

プログラムを、その **宣言的意味** を不変に保ったままで変形する操作を**プログラム変換** と呼ぶ。プログラムは知識とみなすことができるので、プログラム変換は、知識を変換して新たな知識をつくり出すために用いることができる。プログラム変換は自然言語処理や演繹的学習や帰納的学習などの高度な知識処理 を行なうための基本的で強力な枠組を提供することがわかってきた [7]。この考え方は論理モデルの考えをさらに推し進めるもので、**宣言型モデル**と呼ぶことにする。

この枠組を明快に拡張して Fuzzy プログラムを定義し、その宣言的意味論を構築し、それを保存するプログラム変換を定式化することは、プログラム変換を基礎とした知識処理技術をさらに柔軟なものにするとともに、Fuzzy 知識処理とは何かを見い出し、その研究を推し進める鍵になると考えられる。

本論文では、このような観点から Fuzzy プログラムという新しい概念を数学的に厳密な形で導入し、その宣言的意味論を与える。本論文の理論は、

- Fuzzy 制御で使われている制御規則などをうまく説明できる
- 論理プログラムなどの適切な拡張となる

という 2 点に留意して、十分に一般的な定義を与えるように構築する。

論理型言語として良く知られたプログラム言語は prolog であり、その裏付けとなる理論は論理プログラム（LP）の理論と呼ばれる。また、制約論理プログラム（CLP）の理論と prolog II, CLP(R), CAL などの CLP 言語族は、それらを拡張して作られた枠組であり、現在、論理プログラムの分野では最も一般的な枠組の 1 つと考えられている。これらは論理モデルと呼ばれる。

LP や CLP などの論理モデルを発展させ、さらに一般的で強力にした枠組が一般化論理プログラム (GLP) による宣言型モデルである。我々が Fuzzy プログラムとその宣言的意味論を構築するための直接の基礎は、LP や CLP などの論理モデルではなく、GLP の宣言型モデルである。GLP の枠組を基礎として用いることではじめて、我々は、Fuzzy プログラムの一般的で明快な定義を得ることができるのである。

本論文で解くおもな問題は,

1. Fuzzy プログラムをどう定義するか.
2. Fuzzy プログラムの宣言的意味論をどう展開するか.

の 2 つである。それらの理論は、GLP の理論の 論理プログラムと宣言的意味論を自然に拡大することによって構築される。それによって本論文で導入する Fuzzy プログラムの概念は、Fuzzy 制御で使われている制御規則などを適切に説明し、さらにそれらを拡張してゆけるものになっている。

2　Fuzzy プログラムの例

本論文で提案する Fuzzy プログラムは、Fuzzy プログラム節の集合として定義される。Fuzzy プログラム節には、たとえば、

`control(*x1^small,*x2^big,*y^medium) ←`

のようなものがある。ここで、control は arity

が 3 の述語であり、*x1,*x2,*x3 は変数、small 、big 、medium は Fuzzy 集合である。*x1^small 、*x2^big 、*x3^medium などは、変数に Fuzzy 集合の束縛がついているので、Fuzzy 集合束縛変数と呼ばれる。

この Fuzzy プログラム節は

if x_1 is small and x_2 is big
then y is medium

という制御規則[1]とよく似ている。両者を比較してみる。制御規則は if-then の形で書いてあるが、対応する上記の Fuzzy プログラム節は head だけからなる節である。この場合、制御規則の if 部分の情報は、Fuzzy プログラム節の body ではなく head に組み込まれている。また、Fuzzy プログラム節では、*x1, *x2, *y の 3 つの変数は対等であり、*x1, *x2 を入力として、また、*y を出力として用いなければならないということはない。たとえば、*x2 と *y を入力として *x1 を求めるという使い方もできる。このように宣言的記述を使用の手続きから区別するのが宣言型モデルの流儀である。一方上記の制御規則は、宣言的記述に特定の使用の手続きを加えた扱いになっている。

上記の Fuzzy プログラム節は head だけからなるが、body がある節も自然に考えることができる。たとえば、

```
control(*x1^small, *x2^big, *y)
    ← *y = 5 *x1 + 3 *x2
```

はその例で、この Fuzzy プログラム節は、*x1, *x2, *y の関係を記述しているが、もし *x1, *x2 を入力とし、*y を出力として用いれば

if x_1 is small and x_2 is big
then $y = 5x_1 + 3x_2$

という制御規則[2]に対応する。

3 定式化の基本的アイディア

本論文で Fuzzy プログラムを定式化するための基本的な考え方について述べる。

X 上の Fuzzy 集合 F を、X から $[0,1]$ への写像と定義したとしよう。F から、$f(\tau) = \{x \mid F(x) \geq \tau\}$ によって新しい写像 $f : [0,1] \rightarrow powerset(X)$ をつくることができる。fはあきらかに、$\tau_1 \leq \tau_2$ ならば $f(\tau_1) \supset f(\tau_2)$ という単調性を満たしている。逆に fから Fが、$F(x) = sup_{x \in f(\tau)} \tau$ によって定まる。つまり Fuzzy 集合は「集合の単調な束」であるとみなすことができる。単調性を決める順序は包含関係によって与えられる。

我々はこれを拡張して、Fuzzy オブジェクトを「論理オブジェクトの単調な束」として定式化する。ここで論理オブジェクトとは、論理プログラムの扱う項を一般化した概念であり、代入を一般化した概念である specialization とともに GLP の理論の基礎概念である。論理オブジェクト a には specialization θ が作用して $b = a\theta$ なる論理オブジェクトができる。このとき b は a より特殊であるという。この関係は反射律と推移律をみたすので、これによって単調性を導入する。

Fuzzy オブジェクトが決まれば、それらを並べて Fuzzy プログラム節 $H \leftarrow B_1, B_2, \ldots, B_n$ が定義され、それらの集合として Fuzzy プログラムが与えられる。これは、論理オブジェクトから論理プログラム節をつくり、さらに 論理プログラムを定義するのと同じ構成方法である。

しかし宣言的意味論を構築するためには、これだけでは十分ではない。われわれはさらに、単調性も要請する。すなわち、Fuzzy プログラム節は「論理プログラム節の単調な束」、Fuzzy プログラムは「論理プログラムの単調な束」となるようにする。これらの単調性の基礎となるのは specialization による順序である。

Fuzzy プログラムを「論理プログラムの単調な束」とみなすことができれば、Fuzzy プログラムの宣言的意味論は自然に得られる。なぜなら、論理プログラムの宣言的意味とは、1 つの集合であり、しかも単調性を持つからである。したがって、「論理プログラムの単調な束」である Fuzzy プログラムには、「集合の単調な束」である Fuzzy 集合を対応させることができる。

逆に、Fuzzy プログラム P の $0 \leq \tau \leq 1$ における切り口 $P(\tau)$ は 論理プログラムでなければならない。上記のような Fuzzy 集合束縛変数を引数として持つ Fuzzy プログラムの切り口は、集合束縛変数を引数として持つ 論理プログラムとなる。そのようなプログラムを、LP や CLP で扱うのは適切ではない。それらは GLP の典型例なのである。これが、Fuzzy プログラムの理論が GLP の理論を基礎とすべき理由の 1 つである。

4 GLP 理論の基礎

Fuzzy プログラムの理論を展開する前に、GLP(一般化論理プログラム) の理論 [1, 2, 3, 4] の基礎を簡単に復習する。

4.1 Specialization Structure

specialization structure は、GLP の理論の中で最も基本的な構造の 1 つであり、プログラムの対象の空間の構造を規定している。

定義 1 specialization structure とは次の条件を満たす 3 項組$\Delta = < \mathcal{A}, \mathcal{S}, \mu >$ である。

(1) $\mu : \mathcal{S} \rightarrow partial\_map(\mathcal{A})$

(2) $\forall s_1, s_2 \in \mathcal{S}, \exists s \in \mathcal{S} : \mu(s) = \mu(s_1) \circ \mu(s_2)$

(3) $\exists s \in \mathcal{S}, \forall a \in \mathcal{A} : \mu(s)(a) = a$

[1] [6] の pp.74 参照。
[2] [6] の pp.88 参照。

$\mathcal{S}$の元を specialization と呼ぶ。$\mathcal{A}$ の元を（Δ 上の）論理オブジェクト（節のトップレベルではアトム）と呼ぶ。

$\mathcal{S}$ の元 s が $\mathcal{A}$ の元 a に適用可能であるとは、$(a,b) \in \mu(s)$ なる $b \in \mathcal{A}$ が存在することである。

4.2 Specialization System

specialization structure に解釈領域を追加して specialization system を得る。

定義 2 $< \mathcal{A}, \mathcal{S}, \mu >$ が specialization structure であり、集合 $\mathcal{G}$ が $\mathcal{A}$ の部分集合であるとき、4 項組 $\Gamma =< \mathcal{A}, \mathcal{G}, \mathcal{S}, \mu >$ は specialization system と呼ばれる。$\mathcal{A}$ の元は（Γ 上の）論理オブジェクトと呼ばれる。$\mathcal{G}$ は解釈領域と呼ばれる。

$\mathcal{S}$の元を、しばしば、$\mathcal{A}$ 上の部分写像と同一視し、θなどのギリシャ文字で表わす。その適用は後置記法を用いる. たとえば,$s \in \mathcal{S}, \mu(s)(a)$ などの表現は, それぞれ, $\theta \in \mathcal{S}, a\theta$ と書く。

4.3 論理プログラム

定義 3 H,B_1, B_2, ..., B_n を specialization system Γ 上の論理オブジェクトとするとき、それらを並べた $H \leftarrow B_1, \cdots, B_n$ を（Γ 上の）論理プログラム節という。Hは *head* と呼ばれ, $B_1, \cdots, B_n$ は body と呼ばれる.

定義 4 specialization system Γ 上の論理プログラム P は、Γ 上の論理プログラム節の集合である。Γ 上の論理プログラム全体の集合を $program(\Gamma)$ と書く。

4.4 宣言的意味論と unfold 変換

P を GLP とする。GLP の場合にも通常の論理プログラムの理論と同様の意味論が構築できて、

$$M_P = lfp(K_P) = K_P \uparrow \omega$$

となる。この宣言的意味を $\mathcal{M}(P)$ と書く。$\mathcal{M}$ は $program(\Gamma)$ から $powerset(\mathcal{G})$ への写像である。

写像 $\mathcal{M}$ は単調であることを示す。

定義 5 $P_1 \geq P_2$ とは、任意の $C_2 \in P_2$に対して、ある $C_1 \in P_1$とある$\sigma \in \mathcal{S}$が存在して、$C_1\sigma = C_2$ が成り立つことと定義する。

定理 1 $P_1 \geq P_2$ のとき、$\mathcal{M}(P_1) \supset \mathcal{M}(P_2)$ が成り立つ。

$\mathcal{M}(P)$ を基礎とすれば、それを保存する変換を考えることができる。それが GLP のプログラムの等価変換である。等価変換のなかで、unfold 変換がとくに重要である。GLP の unfold 変換の一般論がすでに与えられている [3]。

5 Fuzzy オブジェクト

5.1 準備

f を X から Y への部分写像とする。X から Y への部分写像は、しばしば、単に $X \times Y$ の部分集合と見なされる。f の定義域 $\{x \mid (x,y) \in f\}$ は、$Dom(f)$ で表す。

定義 6 区間 $[0,1]$ の部分集合 I が $[0,1]$ の *lower subinterval* (LSI) であるとは、$\forall x \in I : [0,x] \subset I$ が成り立つことである。

命題 1 $[0,1]$ の LSI は intersection で閉じている。すなわち、もし $I_1, I_2, \cdots, I_n$ が $[0,1]$ の LSI ならば、$I_1 \cap I_2 \cap \cdots \cap I_n$ もまた $[0,1]$ 上の LSI である。

5.2 Fuzzy 集合

Fuzzy 集合を 2 とおりの方法で定義する。

定義 7 X を任意の集合とする。X 上の Fuzzy 集合 f は、$[0,1]$ から $powerset(X) - \{\emptyset\}$ への部分写像で、次の性質を満たすものである。

1. $Dom(f)$ は $[0,1]$ 上の LSI である.
2. $\forall x, y \in Dom(f) : [x \leq y \rightarrow f(x) \supset f(y)]$

定義 8 X を任意の集合とする。X 上の Fuzzy 集合 f は、$[0,1]$ から $powerset(X)$ への全写像で、
$\forall x, y \in [0,1] : [x \leq y \rightarrow f(x) \supset f(y)]$
を満たすものである。

上の 2 つの定義は明らかに一体一対応をしている。前者の定義を A タイプ、後者を B タイプと呼ぶことにする。両者の違いは、空集合を除外するか否かである。実質的意味を持たない「空オブジェクト」は論理オブジェクトの空間には入れないのが普通である。したがって オブジェクトとしての Fuzzy 集合を扱う場合には A タイプの扱いが自然である。一方、宣言的意味は空集合という値もとれる必要がある。したがって、宣言的意味としての Fuzzy 集合を扱う場合には、空集合を他の集合と対等に扱う B タイプの扱いが自然である。

5.3 Fuzzy オブジェクト

Fuzzy オブジェクト を定義する。

定義 9 $\Delta =< \mathcal{A}, \mathcal{S}, \mu >$ を specialization structure とする。そのとき、Δ 上の Fuzzy オブジェクト f は $[0,1]$ から $\mathcal{A}$ への部分写像で、次の性質を満たすものである。

1. $Dom(f)$ は $[0,1]$ 上の LSI である.

2. $\forall x, y \in Dom(f)$:
$[x \leq y \rightarrow \exists \theta \in \mathcal{S} : f(x)\theta = f(y)]$

この定義は、Fuzzy 集合の タイプ A の定義に対応している。

定義 10 $\Gamma =< \mathcal{A}, \mathcal{G}, \mathcal{S}, \mu >$ を specialization system とする。そのとき、Γ 上の Fuzzy オブジェクトとは、specialization structure $\Delta =< \mathcal{A}, \mathcal{S}, \mu >$ 上の Fuzzy オブジェクトのことである。

6 Fuzzy プログラム

通常の論理プログラム節の定義にならって、Fuzzy プログラム節、Fuzzy プログラムを定義する。以下では、Γ は specialization system$< \mathcal{A}, \mathcal{G}, \mathcal{S}, \mu >$ であると仮定する。

定義 11 $H, B_1, B_2, \ldots, B_n$ を specialization system Γ 上の Fuzzy オブジェクト とする。C を 節 $H \leftarrow B_1, B_2, \ldots, B_n$ とする。$Dom(C)$ を
$Dom(H) \cap Dom(B_1) \cap Dom(B_2) \cap \cdots \cap Dom(B_n)$
で定義する。

命題 2 $Dom(C)$ は $[0,1]$ 上の LSI である。

定義 12 $H, B_1, B_2, \ldots, B_n$ をΓ 上の Fuzzy オブジェクト とする。C を 節 $H \leftarrow B_1, B_2, \ldots, B_n$ とする。$Dom(C)$ の任意の元 x に対して、$C(x)$ は $H(x) \leftarrow B_1(x), B_2(x), \ldots, B_n(x)$ なる Γ 上の プログラム節と定義する。任意の $x, y \in Dom(C)$ に対して

$$x \leq y \rightarrow \exists \theta \in \mathcal{S} : C(x)\theta = C(y)$$

が成り立つとき、C は Γ 上の Fuzzy プログラム節であるといわれる。

定義 13 Γ 上の Fuzzy プログラム P は、Γ 上の Fuzzy プログラム節 の集合である。

7 宣言的意味論

論理プログラムの宣言的意味とは、1 つの集合である。論理プログラムは、より「大きな」プログラムほど対応する宣言的意味も大きくなるという単調性を持つ。したがって、「論理プログラムの単調な束」である Fuzzy プログラムには、「集合 (宣言的意味) の単調な束」である Fuzzy 集合を対応させることができる。以下では、これらをもっと厳密に定式化する。

定義 14 P を$\Gamma = < \mathcal{A}, \mathcal{G}, \mathcal{S}, \mu >$ 上の Fuzzy プログラム とする。$x \in [0,1]$ に対して、Γ 上の論理プログラム[3]
$\{ C(x) \mid C \in P, x \in Dom(C) \}$
を対応させる $[0,1]$ から $Program(\Gamma)$ への写像を τ_P と定義する。

[3]空集合も論理プログラムであることに注意せよ。

このとき次の定理が成り立つ。

定理 2 P を$\Gamma = < \mathcal{A}, \mathcal{G}, \mathcal{S}, \mu >$ 上の Fuzzy プログラム とする。そのとき、$\mathcal{M} \circ \tau_P : [0,1] \rightarrow powerset(\mathcal{G})$ は $\mathcal{G}$ 上の Fuzzy 集合である.

定義 15 Fuzzy プログラム P の宣言的意味とは、$\mathcal{M} \circ \tau_P : [0,1] \rightarrow powerset(\mathcal{G})$ のことと定義する。

8 むすび

本論文では、Fuzzy プログラムを「論理プログラム節の単調な束」によって定義し、Fuzzy プログラムに「集合の単調な束」である Fuzzy 集合を対応させ、それを Fuzzy プログラムの宣言的意味と定義した。

これによって、Fuzzy プログラムは、「ある Fuzzy 集合を表現するための記述」とみなすことができる。それは、プログラムがどう動作するかを指定しなくても知識表現としての意味 (宣言的意味) を持つのである。

GLP の理論を基礎としたプログラミング言語としてわれわれはすでに UL/α を手にしている。これを用いれば、Fuzzy 集合束縛変数なども自然に表現し処理できるので、自然言語処理などの知識情報処理に Fuzzy 的な要素を自然に組み込んでゆくことが可能となる

References

[1] Akama,K. : Declarative Semantics of Logic Programs on Parameterized Representation Systems, *Hokkaido University Information Engineering Technical Report*, HIER-LI-9001 (1990)

[2] Akama,K. : Generalized Logic Programs on Specialization Systems, *Preprints Work. Gr.for Programming, IPSJ* 6-4-PRG, pp.31-40 (1992)

[3] 赤間 清 : 一般化論理プログラムの Unfold 変換, 関数プログラミング JSSST'91, 近代科学社 (1992)

[4] Akama,K. : Sound and Complete Unifier Sets and mgu, *Hokkaido University Information Engineering Technical Report*, HIER-LI-9212 (1992)

[5] 井田哲雄 : 計算モデルの基礎理論, 岩波講座ソフトウエア科学 1 2, 岩波書店

[6] 菅野道夫 : ファジイ制御, 日刊工業新聞社, p183 (1988)

[7] 野村祐士, 赤間清, 宮本衛市 : プログラム変換による意味の解釈, 情報処理学会, 自然言語処理研究会, Vol93, No.1, pp.87-94 (1992)

問い合わせ先 : 札幌市北区北 1 3 条西 8 丁目 北海道大学工学部情報工学科 赤間清 TEL(011)716-2111 ex6814
e-mail:akama@huie.hokudai.ac.jp

WB1-3

コンピュータによるファジィ集合の表現と処理

Data Structures and Manipulation for Fuzzy Sets on Digital Computers

°馬野 元秀　鳩野 逸生　田村 坦之
Motohide UMANO　Itsuo HATONO　Hiroyuki TAMURA

大阪大学 工学部 精密工学教室
Department of Precision Engineering, Faculty of Engineering, Osaka University

Abstract When we implement a fuzzy system on a digital computer, it is very difficult to select a data strucure for fuzzy sets, because its selection depends on operations for them. In this paper, we pick up some operations and consider the suitable data structure for them, where the operations includes that for getting the grade of membership of a fuzzy set for the specific element, that commonly used for fuzzy sets such as the intersection and the union, that by the extension principle for the addition and the subtraction of fuzzy sets, and that for all grades in a fuzzy set.

1. はじめに

ファジィ集合 [1] に基づくシステムを作成しようとすると、コンピュータ上でファジィ集合をどのように表現し、処理するかが問題となる。どのようなデータ構造を用いるのが適切であるかは、どのような処理をしたいかに大きく依存する。その選び方によって、処理の効率が大きく異なってくる。

そこで、本報告では、ファジィ集合に対する典型的な演算をいくつか考え、それぞれに適したデータ構造とその処理効率について考察する。演算としては、特定の要素に対するメンバシップのグレード値を求める計算、共通集合や和集合などのファジィ集合演算、足し算や掛け算などをファジィ集合に拡張する拡張原理による計算、ファジィ集合のすべてのグレードに対する演算について考える。

2. ファジィ集合に対する演算

ファジィ集合に対しては、様々な演算が定義されているが、ここでは次の4つについて考える。

(1) メンバシップのグレード値を求める計算

特定の要素に対するメンバシップのグレード値を求める計算で、ファジィ集合 A に対して要素 u を与えられたときに $\mu_A(u)$ を求めるという最も基本的な演算である。

(2) ファジィ集合演算

共通集合や和集合などを求める演算で、2つ以上のファジィ集合の同じ要素のグレードに対して演算を行なう [1]。例えば、全体集合 U 上のファジィ集合 A と B の共通集合 $A \cap B$ と和集合 $A \cup B$ は、それぞれ、グレードに対する演算 $\wedge$ (min) と $\vee$ (max) によって定義することができ、

$$A \cap B = \{\mu_A(u) \wedge \mu_B(u) / u : u \in U\} \quad (1)$$

$$A \cup B = \{\mu_A(u) \vee \mu_B(u) / u : u \in U\} \quad (2)$$

となる。すなわち、ファジィ集合の $\cap$ はグレードの $\wedge$ で、$\cup$ は $\vee$ で定義されることになる。したがって、一般的には、全体集合 U 上のファジィ集合 A と B に対するファジィ集合演算 $\circledast$ はグレードに対する演算 $*$ を用いて、

$$A \circledast B = \{\mu_A(u) * \mu_B(u) / u : u \in U\} \quad (3)$$

のように定義できる。

(3) 拡張原理による計算

要素に対して定義されている演算をファジィ集合に拡張するもので、2乗などの単項演算に対するものと足し算や掛け算などの2項演算に対するものとがある [2]。

単項演算をファジィ集合に拡張する場合は、「要素のすべてに対して演算を行ない、結果のグレードはもとの要素のグレードとする」という単項演算に対する拡張原理 [2] を用いる。これは形式的には次のようになる。

〔単項演算に対する拡張原理〕 全体集合 U における要素 u に対して定義されている演算 $\sim$ は U におけるファジィ集合 A の上に拡張して定義され、

$$\sim A = \{\mu_A(u) / \sim u : u \in U\} \quad (4)$$

となる。

また、2項演算をファジィ集合に拡張する場合は、「各ファジィ集合の要素のすべての組み合わせに対して演算を行ない、結果のグレードは演算に使った要素のグレードの min をとる。ただし、結果の要素で同じものが複数個あるときは、グレードの max をとり、1つにまとめる」という2項演算に対する拡張原理 [2] を用いる。これは形式的には次のようになる。

〔2項演算に対する拡張原理〕 全体集合 U における2つの要素 u_1 と u_2 に対して定義されている演算 $*$ は U における2つのファジィ集合 A と B の上に拡張して定義され、

$$\begin{aligned} A * B &= \{\mu_A(u_1)/u_1 : u_1 \in U\} * \{\mu_B(u_2)/u_2 : u_2 \in U\} \\ &= \{\max_{u_1 * u_2 \in U}(\mu_A(u_1) \wedge \mu_B(u_2)) / u_1 * u_2 : \\ &\qquad u_1 \in U, u_2 \in U\} \end{aligned} \quad (5)$$

となる。また、A か B のいずれか一方だけがファジィ集合で、他方がファジィ集合でないときは、ファジィ集合でない方を u とすると、それをその要素だけからなるファジィ集合 $\{1/u\}$ と考えて、拡張原理を適用する。

(4) グレードに対する演算

ファジィ集合のすべてのグレードに対して同じ演算を行なうもので、ファジィ修飾語などの処理に使われる。全体集合 U におけるのファジィ集合 A のグレードに関数 $f(x)$ を適用すると、

$$f([A]) = \{f(\mu_A(u))/u : u \in U\} \quad (6)$$

となる。ここでは、ファジィ集合を [ ] で囲むことによりグレードに対する演算であることを示している。

3. ファジィ集合の表現方法

さて、ファジィ集合がいろいろなデータ構造で表現されている場合に、2 節で述べた演算を行なうときの長所と短所とについて述べよう。なお、具体的な記述が必要な場合は、Pascal 風の言語を用いることにする。

(a) グレードのみの配列

最も素朴な表現方法は、全体空間の数の実数型の配列を作っておいて、グレードの値だけを入れておくものである。

例えば、全体集合

$$U = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$$

の上で定義されるファジィ集合

$$small = \{1/0, 0.9/1, 0.5/2, 0.2/3\}$$

を考える。すると、全体集合の要素がちょうど 0 から始まる整数なので、これを配列の添字と考えれば、グレードを入れるための配列だけでファジィ集合を表現することができる。

したがって、上の *small* を表現するには、まず、定数と型を

```
const na = 0; nb = 10;
type fset = array [na..nb] of real
```

のように定義し、変数を

```
var small : fset
```

と宣言する。そして、(Pascal の範囲を越えているが) 配列への一括代入が可能であるとすると、

```
small[*] := (1, 0.9, 0.5, 0.2, 0,
                          0, 0, 0, 0, 0, 0)
```

とすればよい。

それでは、2 節の演算について順に考えていこう。

(1) **グレード値を求める計算**：ファジィ集合を表わしている配列 `A[*]` のグレードを求めたい要素 `u` に対応する場所 `A[u]` を直接取り出せばよい。また、全体集合が添字と直接対応していない場合 (例えば、全体集合が {0, 0.1, 0.2, ...} などの場合) は、対応する添字に変換する必要がある。記憶していない要素に対して (例えば、{0, 1, 2, ...} で、1.2 に対するグレードを求める場合) も、前後のいくつかの要素を用いて補間すればよい (線形補間ならば、2 つでよい)。

(2) **ファジィ集合演算**：同じ全体集合をもつファジィ集合 `A[*]` と `B[*]` の場合は、添字が同じ要素 `A[u]` と `B[u]` とで必要なグレードの計算を行なえばよい。このとき、全体集合の要素数の回数の計算を必要とする。ただし、異なる全体集合のものを処理するのはかなり面倒である。

(3) **拡張原理による計算**：配列の添字 `u` と `v` が表わしている値のすべての組み合わせについて必要な計算をし、それらに対応する配列の要素 `A[u]` と `B[v]` の min を計算する。この計算は、一般的には、全体集合が変化するので、この表現方法では非常に取り扱いにくい。計算回数は全体集合の要素数の積になる。

(4) **グレードに対する演算**：ファジィ集合を表わしている配列のすべての要素 `A[*]` に対して、必要なグレードの演算を行なえばよい。全体集合の要素数の回数の計算を必要とする。

この方法は、分かりやすく、演算のプログラムも簡単であるので、いくつかのシステムで使われている。APL などを使うと効率よくプログラムが作成できるかもしれない。しかし、グレードが 0 のものが多いと、記憶容量がムダになる。また、複数の異なる全体集合を同時に取り扱う場合には、要素どうしの対応に十分注意する必要がある。

(b) グレードと要素の配列

要素の配列も使ってグレードが正のものだけを憶えるようにすると、(a) の問題点のいくつかを解決できる。

例えば、(a) と同じ *small* を表現するには、まずファジィ集合を表わす型を

```
const maxelm = 20;
type fset = array [1..maxelm] of
              record
                grade : real;
                element : real
              end
```

と定義し、これを用いて、変数 `small` を宣言して、

```
small[*].grade := (1, 0.9, 0.5, 0.2, 0);
small[*].element := (0, 1, 2, 3)
```

とすればよい。ここで、定数 `maxelm` はファジィ集合の最大の要素数 (グレードが正となる要素の数) で、`grade` の最後で 0 を代入しているのはデータの終りを示すためである。

(1) **グレード値を求める計算**：これは配列 `A[*].element` を何らかの方法で探索する必要がある。`A[*].element` で整列 (sort) しておくと 2 分探索法が使えるので、ファジィ集合の要素数を n とすると、$\log_2 n$ で探索することができる。しかし、整列に $n \log_2 n$ の手間が必要である。

(2) **ファジィ集合演算**：`element` で整列してあれば、併合 (merge) の手法が使えるので、ファジィ集合の要素数の和の回数で計算できる。全体集合が異なるファジィ集合どうしでも、問題なく処理できる。

(3) **拡張原理による計算**：ファジィ集合の要素 `A[u].element` と `B[v].element` のすべての組み合わせについて必要な計算をし、対応する `A[u].grade` と `B[v].grade` の min を計算

する。そして、同じ要素を1つにまとめる。A[*] と B[*] の全体集合が異なっていても、計算後に全体集合が変化しても、問題はない。計算回数はファジィ集合の要素数の積になる。
(4) グレードに対する演算：A[*].grade に対して、必要なグレードの演算をすればよい。ファジィ集合の要素数の回数の計算を必要とする。

(c) ポインタの利用

ファジィ集合のグレードが正となる要素の数は決まっておらず、実行につれて動的に変化していく。このようなときには、ポインタを用いてリストとして表現するとよい。この場合には、グレードだけの表現は添字に要素の情報を持っているので使えない。したがって、グレードと要素の両方を憶える方法を用いる。すると、(b) によく似たものになる。実際、演算の (2)-(4) のようにファジィ集合全体に渡る処理をする場合には、配列で次を見るために添字を一定数だけ増加させるという操作が、ポインタを1つたどるという操作に代わるだけである。しかし、(1) の演算では、配列のどの場所でも自由に見ることができるという利点がなくなるので、順にポインタをたどっていかなければならない。

しかし、ポインタは番地であれば何でも指すことができる。これは、次の要素を指すだけではなく、特別の構造を指すことも、別のファジィ集合を指すこともできるということを意味する。すると、より複雑なファジィ集合を表現することもできるようになる。これは、ポインタの柔軟性のおかげである。このような考え方で、非常に一般的なファジィ集合の表現・処理を行なうシステムとして、ファジィ集合処理システムの Fortran 版 [3] と Lisp 版 [4]、[5] がある。Fortran 版では、配列上に一般的なファジィ集合を表現・処理するためのポインタ構造を実現していて、ユーザは特別のサブルーティンを通してシステムの機能を利用する。一方、Lisp 版では、Lisp の機能を十分に利用して、Lisp と連係してプログラムを作成できるようになっている。

(d) α レベル集合

実数上のファジィ集合 (ファジィ数) を表現する場合には、α レベル集合を用いる方法が考えられる。α レベル集合とは、グレードが α $(0 < \alpha \leq 1)$ 以上である要素の集合のことで、式で書くと、ファジィ集合 A の α レベル集合は

$$A_\alpha = \{u : \mu_A(u) \geq \alpha\} \tag{7}$$

と定義される。A がファジィ数のときには、その α レベル集合は区間 (または区間の集合) となる。

そして、α をいろいろと変えて、α レベル集合をつくる。すると、α と α レベル集合のいくつかの組から元のファジィ集合を復元できるという分解定理が成立する (ただし、完全に復元できるためには、いくつかの条件がある)[6]。これを使うと、ファジィ集合の演算を通常の集合の演算に還元できる。

いま、ファジィ数の型を

```
const n=10;
type fset = array [1..n] of
              record
                a: real;
                b: real
              end
```

と定義する。ここで、n は α が区間 [0, 1] を n 個に分けることを表わし、各 α の区間が a で始まり b で終わることを表わしている。したがって、いまは $\alpha = 0.1, 0.2, \ldots, 1$ と変化させていることになり、(a) と同じ *small* を表現するには、

```
small[*].a := (0, 0, 0, 0, 0,
                          0, 0, 0, 0, 0);
small[*].b := (3, 3, 2, 2, 2,
                          1, 1, 1, 1, 0)
```

とすればよい。

しかし、ファジィ集合が凸でない場合 (直観的には、山が2つ以上ある場合) には、1つの α に対して2つ以上の区間が対応し、かなり複雑になってしまう。

(1) グレード値を求める計算：これは u が A[*].a と A[*].b の間にあるもののうちで、最大の添字に対応する α の値である。そのためには、配列を後ろから探索するとよい。
(2) ファジィ集合演算：同じ添字の A[i].a と A[i].b という区間と B[i].a と B[i].b という区間との演算に還元できるが、処理の量は多くなる。また、演算結果が凸でない場合の対処も必要である。
(3) 拡張原理による計算：(2) と同じように、同じ添字の A[i].a と A[i].b という区間と B[i].a と B[i].b という区間との演算に還元できる。この場合には区間の演算が簡単なので、非常に有効である。例えば、区間 $[a, b]$ と $[c, d]$ の足し算の結果は $[a+b, b+d]$ となる。
(4) グレードに対する演算：基本的には、α に対して必要なグレードの演算をすればよい。しかし、α の値は添字によって表わされているので、演算は非常に困難である。

(d) 関数のパラメータ

ファジィ集合はメンバシップ関数で表現されるので、メンバシップ関数の形を決めておいて、そのパラメータでファジィ集合を表わすことができる。例えば、図1のような3角形の関数 $t(a,b,c)$ を定義しておいて、

```
type fset_mf = array [1..3] of real
```

と3つのパラメータが記述できるように fset_mf 型を定義できる。

(1) グレード値を求める計算：これはファジィ集合 (すなわち、3つのパラメータ) と計算したい点の値を使って、関数 $t(a,b,c)$ を呼び出せばよい。この場合は手続きが実行されるので、任意の点に対する計算が可能である。

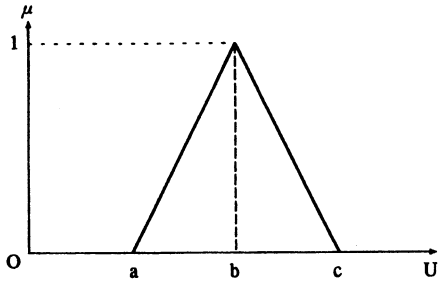


図1　三角型ファジィ集合 $t(a,b,c)$

表 1　各種表現方法の比較

	グレードのみの配列	グレードと要素の配列	グレードと要素のポインタ	α レベル集合	関数のパラメータ	関数自身
(0) 記憶容量	×	△	△	○	◎	△
(1) グレード値を計算	○	△	×	△	○	○
(2) ファジィ集合演算	△	△	△	×	×	○
(3) 拡張原理による計算	×	△	△	○	×	×
(4) グレード演算	△	○	○	×	×	○
ファジィ関係への拡張性	×	△	○	×	×	○
タイプ 2 への拡張性	×	△	○	×	×	×

(2) **ファジィ集合演算**：一般的には、前提としている関数からはずれるので、この方法では表現できなくなる。
(3) **拡張原理による計算**：ファジィ数に対する簡単な計算の場合には、パラメータの計算だけで済む場合がある。例えば、$t(a_1, b_1, c_1)$ と $t(a_2, b_2, c_2)$ の和は $t(a_1+a_2, b_1+b_2, c_1+c_2)$ となる。パラメータの計算だけで、四則演算が実行できる より一般的なファジィ数として、L-R ファジィ数がある。しかし、一般的には近似値になるか、この方法では表現できなくなる。
(4) **グレードに対する演算**：一般的には、前提としている関数からはずれるので、この方法では表現できなくなる。

(e) 関数自身

関数のパラメータで表わすことをより一般的にすると、関数そのものでファジィ集合を表現することが考えられる。この方法では、(2)–(4) の演算を行なう場合には、実行中に関数の定義を参照・修正したり、実行中に関数を新たに定義できなければならない。

(1) **グレード値を求める計算**：これは関数を呼び出して、計算すればよい。
(2) **ファジィ集合演算**：2 つの関数を呼び出して、それらの結果に対して必要なグレードの計算をするという関数を新たに定義すればよい。これは Lisp を使えば容易に実現できる。
(3) **拡張原理による計算**：一般的には、実行することができない。特定の関数に対しては実行できるかもしれないが、かなり複雑な数式処理を必要とする。次善の策としては、自動的に離散化して計算し、その結果を適当な関数で近似するという方法が考えられる。いずれにしても、今後の課題である。
(4) **グレードに対する演算**：その関数を呼び出して、それらに対して必要なグレードの計算をするという関数を新たに定義すればよい。これは Lisp を使えば容易に実現できる。

(f) 表現方法の比較

以上の方法をまとめたのが、表 1 である。これには、上で述べた演算以外に、(0) として記憶容量に関する項目と、ファジィ関係 (要素が 1 つではなく、いくつかの要素の組になる) とタイプ 2 ファジィ集合 (グレードが数値ではなくファジィ集合となる) への拡張の容易性の項目を付加してある。

4. おわりに

以上、ファジィ集合に対する典型的な演算をいくつか考え、それぞれに適したデータ構造とその処理効率について考察した。普通のファジィ集合を特定の演算だけで利用するだけならば、ここで述べた方法のうちのいずれかの方法で間に合うと思われる。しかし、ファジィ情報処理などの応用分野を考えると、1 つのシステムのなかでいろいろな演算を使う必要が出てくる。このような場合には、ファジィ集合の表現方法について十分に考えておく必要がある。また、1 つの表現方法では処理しきれないときには、2 つ以上の表現方法を使う必要も出てくる。その場合には、各表現間の変換が重要になってくる。

参考文献

[1] L.A. Zadeh (1965) : "Fuzzy Sets," *Information and Control*, Vol.8, pp.338–353

[2] L.A. Zadeh (1975) : "The Concept of Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning," *Information Sciences*, Vol.8, pp.199–248; pp.301–357; Vol.9, pp.43–80

[3] 馬野、水本、田中 (1977) : 「Fuzzy 集合処理システムの構成」、情報処理、Vol.18、No.9, pp.884–892

[4] 馬野 (1987) : 「Lisp によるファジィ集合処理システム」、第 3 回ファジィ システム シンポジウム、pp.167–172

[5] 久米、馬野 (1989) : 「Common Lisp によるファジィ集合処理システムの実現」、情報処理学会 第 38 回 (平成元年前期) 全国大会、pp.70-71、講演 No.5B-2

[6] 菅野 (1987) : 「α-カットと拡張原理」、ファジィシステム入門 (オーム社)、pp.27–35

[問い合わせ先]
〒 565 吹田市山田丘 2 − 1
大阪大学 工学部 精密工学教室
馬野 元秀
TEL: 06-877-5111 ext. 4627
FAX: 06-878-3819
JUNET: umano@prec.osaka-u.ac.jp

WB2-1

ファジィ構造モデルのイメージ評価への適用

Application of Fuzzy Structural Modeling to Image Evaluation

村上　譲司
Joji MURAKAMI
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

Abstract : In this paper we apply fuzzy structural models which are able to express order based on human beings' subjects. The fuzzy structural models are supposed to structure hierarchy with binary relations represented by fuzzy binary relations, and using fuzzy algebra. We use them as representations of global order by structuring hierarchy, and identify order relations on multiple subjects by using a fuzzy connective operator and order relations on a single subject. We use illustrations of cats as an application and build fuzzy structural models on each subject.

1．はじめに

人間の主観あるいは感性が、どのような要因によりどれ程影響するかを定量化（尺度化）する方法として多変量解析手法が多く用いられている。すなわち、主観あるいは感性に影響を与える幾つかの要因から1次元の尺度で表現された主観量への関係式のパラメータ推定を行っている。しかし、人間がある主観に基づいて順序関係を評価する際に、順序を付けるのが困難な場合や、その順序関係に矛盾が生じる場合がある。そこで、この順序関係を多次元的に表現するものとして、ファジィ構造モデルの適用を試みる。このファジィ構造モデル[1]は、二項関係（順序関係）を[0,1]で表現しファジィ代数演算を用いて階層化を行うものであるが、この階層化を行うことにより全体的な順序関係を表現する[1]。また、複数の評価項目における順序関係を個々の評価項目における順序関係からファジィ結合演算子を用いて同定を行う。この主観評価の例題としてねこのイラスト10枚についてアンケートを行い、各評価項目においてファジィ構造モデルの構築を行い考察する。

2．尺度における問題点

人間の主観あるいは感性をいくつかの要因により説明する場合、主観の程度とその要因を定量化することによって、主観量と要因量との関係式を統計的に導いている。しかし、この際に主観の程度を表現する尺度用語は等距離性を満足するように選ばれるが、必ずしもその等距離性を満足することは困難である。また主観について評価する際に多次元的な評価を行っているので推移性が成り立たない場合がある。このような主観に基づく評価尺度として、多元的に表現可能なファジィ構造モデルの適用を試みる。

3．ファジィ構造モデル

ファジィ構造モデルの概要とその構築方法について述べる。

3．1．ファジィ構造モデルの概要

主観あるいは感性に基づく順序関係をファジィ構造モデルで表現することを考える。ファジィ構造モデルは、二項関係（順序関係）を[0,1]で表現しファジィ代数演算を用いて階層化を行うものであり、Interpretive Structural Modeling（ISM）法[2]をもとにしている。ISM法は、複雑な社会システム問題を分析する手法として開発されたものであり、その特徴の1つとして複雑な社会システムを構成している多数の要素の間に存在する関係をコンピュータとの対話によって明確化していくことが挙げられる。しかし、ISM法をこのような問題に適用する際に関係があるかないかを判断するのが困難な場合がある。そこで、要素間の関係の強さを[0,1]で表現した結果を用いて階層化するのが、このファジィ構造モデリングである。

ファジィ構造モデルを主観に基づく順序関係を評価する問題に適用する場合、次のような有効性が考えられる。

（1）一対比較法による判断の容易性、安定性
（2）ファジィ関係による判断の融通性
（3）全体的な順序関係把握の容易性

3．2．ファジィ構造モデルの構築方法

構造化のためのアルゴリズムについて述べる。

ステップ1：ファジィ非反射律、ファジィ非対称律が成り立つようにファジィ従属行列Aを作成し、その従属行列Aがファジィ半推移律を満たすかどうかチェックする。満

たさない場合は、満たすように従属行列Aを修正する。
ステップ２：最上層レベル集合Lt(s),中間層レベル集合Lis(s)を求めブロックQjを決定する。
（ブロックQjの同定アルゴリズム）
（手続き１）集合族Dを次のように定義しｊを1とする。

$$D = \{B(si) \mid si \in Lb(s)\} \quad (1)$$

B(si)はLb(s)に属する要素siが従属するLt(s)の要素の集合である。
（手続き２）集合DからB(si)を取り出す。

$$D = D - B(si) \quad (2)$$

ここで、QjをB(si)としD=ϕのときブロックQjが得られる。D=ϕでなければ手続き３を行う。
（手続き３）DからB(sk)を取り出す。
（１）もしQj∩B(sk)≠ϕならば、DからB(sk)を削除し、QjをQj∪B(sk)にする。
（２）もしQj∩B(sk)＝ϕならば、何もしない。
（手続き４）Dが空集合ならば、手続きは終了し、空集合でなければ、jをj+1とし手続き２に戻る。
ステップ３：ステップ２で得られたLt(s),Lb(s),Lis(s)に属する要素に関して、Lt(s)については行を消去し、Lb(s)の要素については列を消去し、Lis(s)の要素については行および列を消去する。
ステップ４：ステップ３で得られた行列を各ブロックQjに対して分割を行い、単一ハイアラキー行列$A^{(j)}$を作る。
ステップ５：それぞれの単一ハイアラキー行列$A^{(j)}$に関して階層化を行う。
（階層化アルゴリズム）
（手続き１）レギュラー行が存在すればそのレギュラー行を消去し、存在しなければレギュラー列が存在するかどうかチェックする。
（手続き２）レギュラー列が存在すればそのレギュラー列を消去する。レギュラー列が存在しなければ低次の行を捜し、その行をレギュラー行に分割しそれぞれのレギュラー行を消去する。
（手続き３）行がすべて消去されるまで以上の手続きを行う。
次に、強連結パスが生じるときの処理について述べる。
（強連結集合の決定アルゴリズム）
ステップ１：行列$A^* = A \vee A^2 \vee A^3 \vee \ldots \vee A^n$ において主対角要素a*iiがpであるすべての要素siを見つけ、それからなる集合をCとする。
ステップ２：集合Cの各要素siに対して到達可能集合R(si)を求める。また、その到達可能集合を要素とする集合を集合族R = {r(si)}とする。
ステップ３：集合族Rから任意の到達可能集合R(si)を取り出し、残った到達可能集合の中でR(si)と等しいすべての集合R(sj)　を見つけ、それらも集合族Rからとりだし、それぞれ集合に対応した要素si,sjからなる集合をCkとする。　このステップ３を集合族Rが空になるまで繰り返す。
以下に、構造化するための強連結集合の処理アルゴリズムについて述べる。
ステップ１：上記のアルゴリズムにより強連結集合を見つけ、それぞれ１つの要素とする。
ステップ２：強連結集合に属する要素と属さない要素との従属関係を決める代表値を求め、ファジィ従属行列を作り直す。代表値として、強連結集合に属する要素の従属値の最大値、最小値あるいは平均値を用いる。
ステップ３：作り直したファジィ従属行列を用いて構造化を行う。

４．ねこのイラストのイメージ評価への適用

ファジィ構造モデルをねこのイラスト評価に適用し、各評価項目についての順序関係を表現する。

４．１．アンケート方法

アンケートの方法およびその処理手順について説明する。まず被験者に一対比較を行ってもらい、それをマトリックス表現する。サンプルsjとサンプルskの一対比較を”好ましい”という評価用語について行うとき、以下のようにマトリックスMの要素のラベルを設定する。sjがskに対して、すごく好ましい場合は、$M_{sj,sk}=0$, $M_{sk,sj}=15$、かなり好ましい場合は、$M_{sj,sk}=0$, $M_{sk,sj}=10$、すこし好ましい場合は、$M_{sj,sk}=0$, $M_{sk,sj}=5$、同等の場合は、$M_{sj,sk}=0$, $M_{sk,sj}=0$とする。ただし、$M_{sj,sk}$はマトリックスMのsj行、sk列の要素を表す。次に、このように設定を行ったラベルから次式に示すメンバーシップ関数により数値化する。

$$\mu_{\text{more likable}}(xi) = \frac{1}{\pi}[\tan^{-1}\{a(xi-b)\}] + 0.5$$
$$\mu_{\text{more unlikable}}(xi) = \frac{1}{\pi}[\tan^{-1}\{-a(xi+b)\}] + 0.5 \quad (3)$$

ただし、a,bは正のパラメータであり、xi (i = 0,1,2,3)はそれぞれ0,5,10,15である。以下のように$M_{sj,sk}$ = xiの場合マトリックスOの要素の値を設定する。ただし$O_{sj,sk}$は、マトリックスOのsj行、sk列の要素を表す。
$O_{sj,sk} = \mu_{\text{more likable}}(xi)$, $O_{sk,sj} = \mu_{\text{more unlikable}}(xi)$
以上の手続きで構成されたマトリックスを用いて３．２で述べたアルゴリズムによりファジィ構造モデルを構築する。

4．2．各評価項目におけるファジィ構造モデル

各評価項目について一対比較を行い、そのファジィ関係行列からファジィ構造モデルを構築する。図1と2に単一の評価項目と複数の評価項目についてのファジィ構造モデルをそれぞれ示す。ここでは、順序付けが目的であるため推移性が成立しているサンプル間の余分なパスを削除し全体の順序関係を把握し易いようにしてある。また、強連結パスが生じたときはその選好関係を表す代表値として最大値を用いている。



図1　prettier

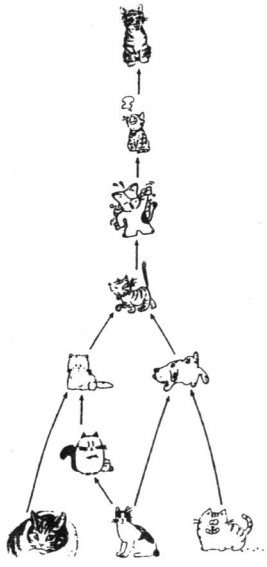


図2　prettier & more childlike

4．3．ファジィ結合演算子による順序関係の同定

複数の評価項目における順序関係を個々の評価項目における順序関係からファジィ結合演算子を用いて同定を行う。結合演算子としてZimmerman[8]が提案したγ演算を用いる。

$$\mu_{A\gamma B}=(\mu_A\mu_B)^{(1-\gamma)}\{1-(1-\mu_A)(1-\mu_B)\}^{\gamma} \quad (4)$$

ここで、$\mu_{A\gamma B}$は総合評価値、μ_Aは尺度Aにおける評価値、μ_Bは尺度Bにおける評価値、γは補償作用を表すパラメータである。以下にパラメータγを同定する手続きについて説明する。まずサンプルiとサンプルｊとを尺度Aについて比較評価したときと尺度Bについて比較評価したときと順序関係が同じ場合になる場合と逆になる場合があり、それぞれの場合について説明する。

（順序関係が同じになる場合）サンプルiとサンプルjとを"more likable"ついて比較評価したとき、サンプルiがサンプルjより好ましいという度合をμ_1とし、"prettier"について比較評価したとき、サンプルiがサンプルjよりかわいいという度合をμ_pとする。また、サンプルiがサンプルjより好ましくかわいいという度合を$\mu_{1\&p}$とする。γ演算を用いてこれらの関係を次式のように記述する。

$$\mu_{1\&p}=(\mu_1\mu_{pr})^{(1-\gamma)}\{1-(1-\mu_1)(1-\mu_p)\}^{\gamma} \quad (5)$$

上式の両辺の対数をとると次式のようになる。

$$\log\mu_{1\&p}=(1-\gamma)\log(\mu_1\mu_p)+\gamma\log\{1-(1-\mu_1)(1-\mu_p)\} \quad (6)$$

$\log\mu_{1\&p}=c$, $\log(\mu_1\mu_p)=a$, $\log(1-(1-\mu_1)(1-\mu_p))=b$とおくと、次式のようになる。

$$c-a=(b-a)\gamma \quad (7)$$

いま、次のようにq組の比較評価が得られたとする。

$$Y=\begin{bmatrix}c1-a1\\c2-a2\\\cdot\\\cdot\\cq-aq\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}y1\\y2\\\cdot\\\cdot\\yq\end{bmatrix}\qquad X=\begin{bmatrix}b1-a1\\b2-a2\\\cdot\\\cdot\\bq-aq\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}x1\\x2\\\cdot\\\cdot\\xq\end{bmatrix} \quad (8)$$

また、重み行列Wを次のように決め、

$$W=\mathrm{diag}[\mu 1_{1\&p},\cdots,\mu q_{1\&p}] \quad (9)$$

パラメータγを重みつき最小2乗法により同定する。

$$\gamma=(X^TWX)^{-1}X^TWY \quad (10)$$

（順序関係が逆になる場合）サンプルiとサンプルjとを"more likable"ついて比較評価したとき、サンプルiがサンプルjより好ましいという度合をμi_1とし、"prettier"について比較評価したとき、サンプルjがサンプルiよりかわいいという度合をμj_pとする。また、サンプルiがサンプルjより好ましくかわいいという度合を$\mu i_{1\&p}$とし、サンプルjがサンプルiより好ましくかわいいという度合を$\mu j_{1\&p}$とする。γ演算を用いてこれらの関係を次式のように記述する。

（1）$\mu i_1>\mu j_p$

$$\mu i_{1\&p}=\{\mu i_1(\mu i_1-\mu j_p)\}^{(1-\gamma)}\cdot[1-\{1-\mu i_1\}\{1-(\mu i_1-\mu j_p)\}]^{\gamma} \quad (11)$$

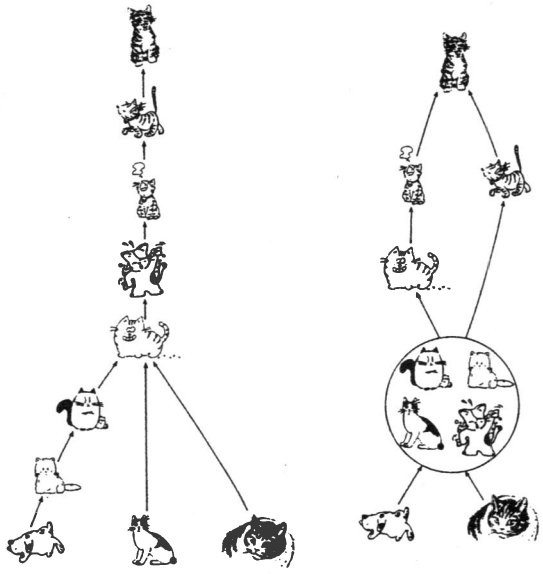
（2）$\mu i_1<\mu j_p$

$$\mu j_{1\&p}=\{\mu j_p(\mu j_p-\mu i_1)\}^{(1-\gamma)}\cdot[1-\{1-\mu j_p\}\{1-(\mu j_p-\mu i_1)\}]^{\gamma} \quad (12)$$

上式のγの同定方法は、順序関係が同じになる場合と同様にして行う。

図3に同定結果を示す。同定結果の方は強連結パスが生じる傾向にあるが、これらを同一のレベルと見なせば

全体的な順序付けを同定していることがわかる。



被験者によるFSM　　同定によるFSM

図3　more likable & prettier

同定結果を定量的に評価するために、構造モデルの構造上の相違を3つの性質によって評価する。

（1）各サンプル間の選好度の相違V1：構造モデルAの各サンプルにおける選好度を表す固有ベクトルを

$$\omega_A = (a1,a2,a3,...,an)\ 0 \leqq ai \leqq 1 \quad (13)$$

とし、構造モデルBの各項目における選好度を、

$$\omega_B = (b1,b2,b3,...,bn)\ 0 \leqq bi \leqq 1 \quad (14)$$

とする。このとき、各サンプル間の選好度の相違V1を次式のように定義する。

$$V1 = \max | ai - bi | \ (i = 1,2,...,n) \quad (15)$$

（2）各サンプル間の順序の相違V2：構造モデルAの各サンプルをその選好度の大きい順に並べる。

$$o_A = (\alpha 1, \alpha 2, \alpha 3, ..., \alpha n) \quad (16)$$

構造モデルBの各サンプルをその選好度の大きい順に並べる。

$$o_B = (\beta 1, \beta 2, \beta 3, ..., \beta n) \quad (17)$$

このとき各サンプル間の順序の相違V2を次式のように定義する。

V2＝反転数/最大反転数

（3）各サンプル間の選好関係の相違V3：構造モデルAと構造モデルBを与えるファジィ関係行列を、

$$Ma = [aij], Mb = [bij] \quad (18)$$

とする。このとき、aij＞pかつbij＞p　または　aij＜pかつbij＜pを満たす要素の数をθとする。このとき、各サンプル間の選好関係の相違V3を次式のように定義する。

$$V3 = (1 - \theta)/n^2 \quad (19)$$

各評価指標について同定結果を評価した結果を表3に示す。

表3　評価結果

	V1	V2	V3
more likable & prettier	0.27	0.09	0.12
more likable & more childlike	0.16	0.22	0.20
cruder & more unlikable	0.08	0.22	0.04
more individualistic & more likable	0.32	0.18	0.16
more individualistic & more unlikable	0.81	0.42	0.25
prettier & more childlike	0.24	0.09	0.10

表3より全体的にそれぞれの評価項目において評価指標V1,V2,V3がそれぞれ0に近い値になっており構造上の相違はあまりないということがわかる。

5．まとめ

ファジィ構造モデルにより人間主観における順序関係を表現することを、ねこのイラストを例題として試みた。また、複数の主観（評価項目）における順序関係を個々の主観（評価項目）における順序関係からファジィ結合演算子を用いて同定し、その有効性を検討した。

参考文献

[1] E.Tazaki & M.Amagasa, "Structural modeling in a class of systems using fuzzy sets theory", Fuzzy Sets and Systems, Vol.2, pp87-103 (1979)

[2] 河村和彦　"複雑な社会問題を取り扱う一手法" 計測と制御　Vol.16, No.1, pp157-161 (1977)

[3] 長沢伸也　"ファジィ理論によるVTRの留守録操作に関 する選好度の評価"　デザイン学研究 No.87,p130 (1991)

[4] 天笠美知夫　"システム構成論" 森山書店

[5] "ねこのイラスト" 株式会社MPC (1991)

[6] H.J.Zimmerman & P.Zysno,"Latent connectives in human decision making",Vol.4, pp37-51 (1980)

問い合わせ先

〒231　横浜市中区山下町89-1シイベルヘグナービル3階
国際ファジィ工学研究所　村上　譲司
FAX：(045)212-8255　TEL：(045)212-8229

WB2-2

ファジィ理論を応用した授業分析とその評価（II）

The Analysis and Evaluation of Class Applying Fuzzy Logic (I)

宮武　直樹　　清水　誠一　　安田　隆人
Naoki Miyatake　Seiiti Simizu　Takato Yasuda

法政大学工学部　岡山県・中川小学校　岡山県・美星小学校
Hosei Univ.　Nakagawa Elementary school
Bisei Elementary school

In this paper, we consider multiobjective programimming problems involving fuzzy educational evaluation system in elementary school. Items of fuzzy evaluation are used a record of pupils and a leadership's faculty of teachers. So, we have a evaluation of class that is applied fuzzy integral. The fuzzy paret optimal sulution concept is introduced and it is show that it may be obtained on the basis of this method and analysis.

1．はじめに

筆者らは、小学校で１、２年生の社会と理科に代わるものとして新設された「生活科」の評価に関して、この授業が体験や遊びを中心としたものであるため、児童の活動をテスト以外の方法でどのように評価したらよいかという課題に応えるものとして、ファジィ推論やファジィ積分を用いた評価システムについて提案してきた。[1],[2] 昨年は、教師の自己評価と授業改善について数理計画法で用いられているパレート最適解の概念を取り入れた対話型のファジィ評価支援システムについて試案を提案した。本年度は、このマクロ、ミクロ代替案のアルゴリズムを補充し、より完全なシステムの構築を試みたので報告したい。

教師は自ら作成した教案が学習指導の目標に適ったものであるか、授業の準備、実際の授業場面での指導結果等ついて自己評価を行ない、児童との双方向性を保ちながら授業の改善や個々の児童に適した指導方法を取り入れていかなければならない。しかし、教師が自からの授業を自己評価したとしても、この評価の適、不適について診断する手段を持ち合わせていないのが現状である。本報告は、この課題に応えるものとして提案したものである。

本システムはマクロ代替案にマクロ知識の判断が包含されており、その最適解やミクロ代替案が対話式に提示されるようになっている。

マクロ代替案は教師が児童の学習の状況を評価した「ファジィ評価」と、教師の「自己評価」を基に提示されるから、教師は自分の授業を主観で評価した「授業評価」と、いま提示された評価（マクロ代替案）を参考に意志決定を行なえばよいことになっている。

このように本システムは、教師が授業評価のために引き出した「選好」に関して、その妥当性について対話の形式で提供されるため、教師の意志決定にかなりの有意性が期待される。

2．教師の意志決定におけるファジィの役割

新しい新指導要領の学習の記録は図１に示すように「関心・意欲・態度」を観点項目の最初にすえ、以下「思考・判断」、「技能・表現」、「知識・理解」の順に配列されている。これは、従来の並べ方とは全く逆になり、評価の中心が従来の知識、理解中心主義から関心、態度面に移行し、教師は早急に新しい観点を活かすような評価方法や授業方法の確立が求められている。筆者らが、こうした要望に応え得るものとして取り上げたのがファジィ理論を適応した教育評価システムである。

ファジィ理論の特徴が教師の思考方法や主観的なあいまい量（自然言語を含む）を比較的無理なく表現できる点にある。また、これまでに提案されてきているシステムが図２-(a)に示すような、コンピュータに教師の知識や思考方法を植えつけ、コンピュータを高度に知識化させておき、これに教師が入力操作を行なうと自動的にコンピュータが解答を出してくれるという「知識支援」型のエキスパート・システムである。これに対して、本研究は図２-(b)の思考支援型のエキス

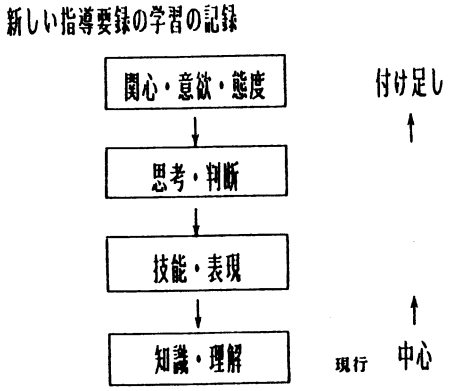


図１　観点別学習状況評価（絶対評価）の基本的観点

連絡先：〒184 小金井市梶野町３－７－２　法政大学工学部計測制御工学科
TEL. 0423-87-6113(代)、6252(直)、FAX.0423-87-6123

パート・システムで構築を試みてみた。これは問題解決のための思考が、教師にもその求めている答の形、内容、範囲などがはっきり分かっていないから、教師はコンピュータと情報を交換しながら、それを煮つめていけばよいという考え方により設計した。

3．対話型のファジィ評価支援システム

図3に示すように、生活科の授業での評価項目を分析、整理して、児童の学習活動で9領域62項目、教師の自己評価で13領域101項目の階層構造を構築して、対話型ファジィ計画法のアルゴリズムに沿ってシステムの構築を試みた。

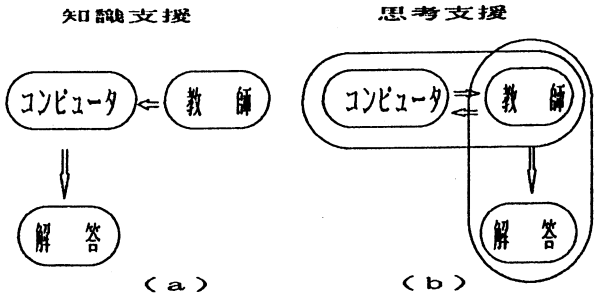


図2　教師とコンピュータの関係
（a）　知識支援　　（b）　思考支援

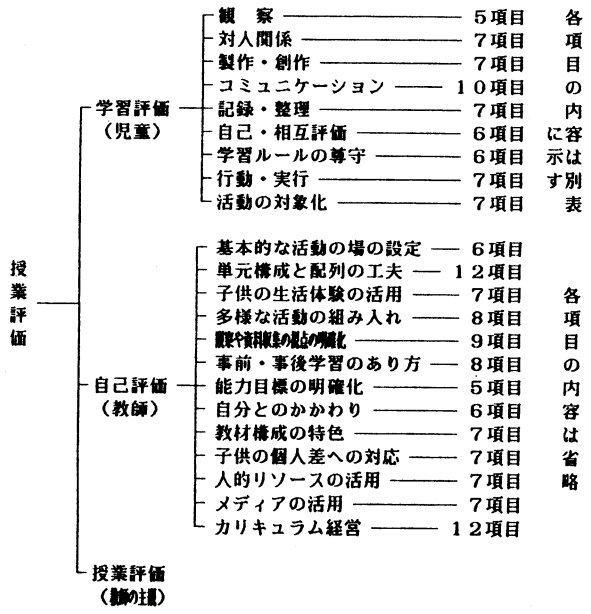


図3　（a）　生活科の評価項目の階層構造
図3　（b）　学習評価（児童）の第3階層の項目内容

A. 観　察

1	大きな特徴と細かな特徴を両方とらえることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2	対象の変化をとらえることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3	異なるいくつかの対象をある観点から比較することができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
4	実物を直接見てその特徴に気づくことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
5	物事を関連的にとらえて、総合的な観察ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

B. 対人関係

6	感謝の気持ちを表現することができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
7	適切な敬語や丁寧語を使うことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
8	多くの人と協力して活動に取り組める。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
9	気持ちの良いあいさつができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	地域の人々を学校へ招いておもてなしができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
11	相手の人の気持ちを考えることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
12	地域の人々へ、適切な表現を使って学習への協力を依頼できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

C. 製作・創作

13	観察した対象の特徴をとらえた表現ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
14	工夫した所や見てもらいたい所がはっきりと書ける。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
15	人とは違った工夫ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
16	与えられた時間を有効に使って製作活動ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
17	完成イメージを明確にした製作活動ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
18	友達のよいところを取り入れて自分の作品を改善することができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
19	学習のめあてをはっきりと持って製作活動に取り組める。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

D. コミュニケーション

20	自分の考えをはっきりと言うことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
21	大きな声で話ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
22	人の考えをよく聞くことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
23	筋道を立てて話すことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
24	豊富な語彙を用いた表現ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
25	見つけたことと考えたことを区別できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
26	効果的なインタビューができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
27	見やすくて説得力のあるTPシートや模造紙の書き方を工夫できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
28	効果的な発表計画を立てることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
29	効果的な発表方法（メディア活用、実演、紙芝居）を選ぶことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

E. 記録・整理

30	正確に記録できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
31	継続して記録ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
32	対象の変化をはっきりととらえた記録ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
33	友達の記録と自分の記録とを比べて違いに気づくことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
34	記録したことから決まりや特徴を見つけて発表できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
35	カードやノートの整理ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
36	文章と絵を効果的に組み合わせた記録が取れる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

F. 自己・相互評価

37	友達のいい所やよくしたほうがいい所を見つけること	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
38	友達のいい所を取り入れることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
39	幼稚園の頃や入学当時と比べて自分の成長の様子に気づくことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
40	友達のいい所をみんなの前で発表して認め合うことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
41	自分の学習のよしあしを友達と比べながら判断できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
42	自分の作品や活動のよしあしを評価カードを用いて反省できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

G. 学習ルールの遵守

43	身の回りの整理、整頓ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
44	交通安全に気をつけて校外に出かけることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
45	順序よく並列することができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
46	授業開始のチャイムと同時に勉強の用意ができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
47	校外での学習中にあばれたりふざけたりしない。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
48	その他授業中に約束した決まりを最後まで守ることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

H. 行動・実行

49	自分から進んで行動を起こすことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
50	いくつものアイデアを出すことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
51	友達のリーダーになることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
52	地域の人へのインタビューや発表会など恥ずかしがらずにできる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
53	自分がやりたい学習課題をすぐに選ぶことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
54	友達へ活動の協力をよびかけることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
55	遊び方のルールをみんなで決めることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

I. 活動の対象化

56	活動のねらいや目標をはっきりと持つことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
57	活動しながら気づいたことや発見したことを整理しながら記録できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
58	自分の活動のよしあしをふりかえって反省できる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
59	方法や材料を変えて、発展した活動をすすめていくことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
60	次の活動の方向性を自分で考え出すことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
61	既習を生かした工夫をしながら活動に取り組むことができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
62	自分で活動計画を立てることができる。	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

MAX.　MIN.　Σ　AVE.

本システムは、児童の教育活動に対する評価と教師の自己評価をファジィ積分を用いて算出し、[2] この２つのファジィ評価値を利用いて、教師が主観で求めた授業評価の妥当性を、対話形式で比較検討し、教師の意志決定を支援することを狙ったものであり、同時にこの過程を経て教師の評価能力の向上に役立てばと思っている。

３．１システムの構成[4]、[5]、[6]、[7]

教師は、自分の授業を評価しようとするとき、児童の学習状況の評価、授業分析にともなう自己評価や主観で評価した授業評価など多岐の選択のうち１つを選ぶことに教師自身が迷ってしまうであろう。このとき外部的な評価があれば意志（評価）決定の参考になるはずで、このような評価の問題を扱う場合、効用理論とファジィ多目的計画法が考えられる。[6]

複数のトレードオフの関係にある評価項目をもつ対象から代替案を選択するとき、全ての評価項目に対して最適の解は一般に存在しない。目的関数が多変数で、最適解を求めるには、

$$f_1(x_1, x_2, \cdots, x_n) \rightarrow \min$$

１つの変数だけ動かして目的関数を比較して、次式が成り立つとき、

$$f_1(x_1, x_2, \cdots, x_n) < f_2(x_1', x_2, \cdots, x_n)$$
$$f_1(x_1, x_2, \cdots, x_n) < f_2(x_1, x_2', \cdots, x_n)$$
$$\cdots\cdots$$
$$\cdots\cdots$$
$$f_1(x_1, x_2, \cdots, x_n) < f_2(x_1, x_2, \cdots, x_n')$$

このとき f_2 は f_1 より選好される、これをパレート解と呼ぶ。本研究では、図４に示すように教師の選好のあいまいさを考慮して、実際のパレート解に幅を持たせると同時に、最適評価計画集合帯を３分割して、教師の志向を柔軟に包括できるように配慮した。

整　理　用　紙

No.

年月日 ＿＿＿＿＿＿

学校名 ＿＿＿＿＿＿

学年・組・番号 ＿＿＿＿＿＿

生徒氏名 ＿＿＿＿＿＿

活動性		周期性		整・整		順応性		反応の強		気分		持続性		散漫性		反応のいき値	
得	評価	得	評価	得	評価	得	評価	得	評価	得	評価	得	評価	得	評価	得	評価
12		31		40		3		6				43		47		2	
19						17		7									

A									
B									
C									
D									
E									
F									

A:Total　B:Factor　C:A×B　D:ΣC　E:No. of Items Rated　F:D/E

記入（計算）者氏名

＿＿＿＿＿＿

図５　図３の（ｂ）の評価項目を気質の質問へ修正するための用紙

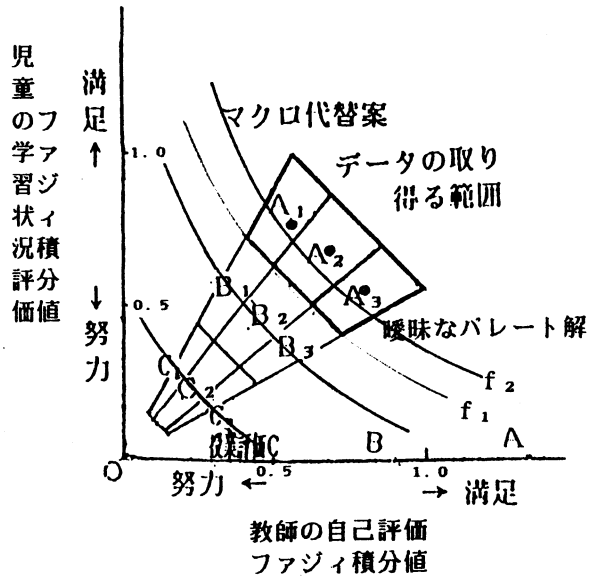


図４　マクロ・ミクロ代か得案の選択方法

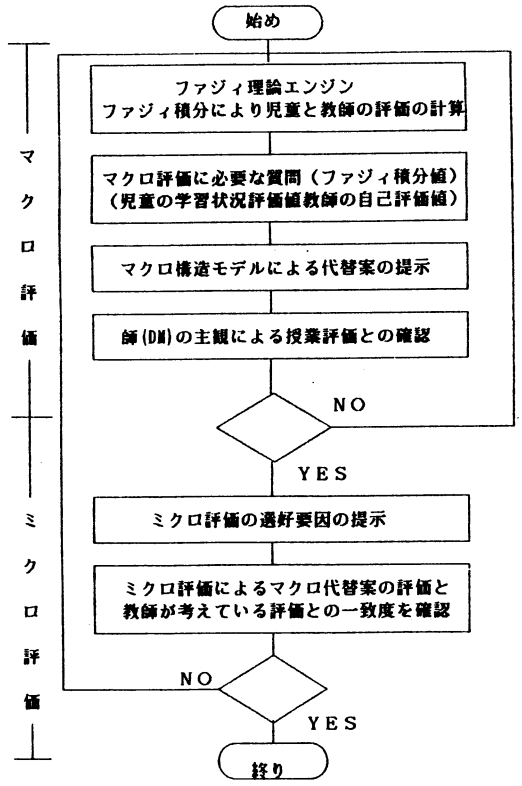


図６　システムの構成とその手順

このような妥協的なパレート最適解を導入して、その代替案の選択を行なうことにした。しかし、このパレート最適解はたくさんあるため、現実の意志決定に

当たっては、教師は自己の選好に基づいてその中から最終的な解を選択しなければならないが、教師の選好関数も本来未知であり、また直接同定することも困難な場合が多いので、教師の選好関数を大域的に同定することなく、対話により得られた局所的な選好情報に基づいてその選好解を導き出そうという手法を用いてみた。

授業を評価するための基準については多くの要素が考えられるが、本システムでは、マクロ的な見地から代替案を選択するための評価項目として、図３の第１階層の３つの項目を当てることにした。

・児童の学習状況の評価（ファジィ積分値Ｆ）
・教師の自己評価（ファジィ積分値Ｆ’）
・教師が主観により評価した授業評価値

また、指導目標への到達度を示す評価は、

Ａ　十分に満足できる
Ｂ　おおむね満足できる
Ｃ　努力を要する

の３段階評価で表わすことにする。

次に、ミクロ代替案に用いるための評価項目は、前述の児童評価、９領域６２項目を利用してウイリアＢ．ケアリーの幼児気質尺度を参考に、１、２年生の児童に使用できるように修正した行動様式整理表(図５)を用いて当てはめを行ない、学業成績と児童の気質の相関に関する要因を分析し、選好のミクロ代替案を作成した。

４．結果と考察

本システムは対話形式をとることにより、教師が持つ選好を見つけだし、代替案の選択を行なうことが本筋であるが、本報告はこのシステムを授業評価の検証に利用しようと考えたものである。この点について以下にその結果を述べることにする。

４．１　マクロ評価について

ここでは、詳細な点は無視して本質的な点だけの評価を行なおうというものである。

マクロ評価に必要な質問は、

・児童の学習状況の評価（ファジィ積分値Ｆ）
・教師の自己評価（ファジィ積分値Ｆ’）

である。なお、ファジィ積分値の求め方については、昨年の本会での講演論文を参照して下さい。(5)

図４に示すようなパレート解が代替案で、特にマクロ評価の質問から得られたパレート最適集合はこの図の網かけの部分（$A_{1\sim3}$，$B_{1\sim3}$，$C_{1\sim3}$）になる。

教師が、この２つのファジィ積分値を入力すると、これをもとに授業評価（マクロ代替案）が提示される。

教師は、主観により評価した授業評価値と一致した場合はその評価が妥当とみなし、ミクロ代替案の提示に進ことにする。もし、教師とシステムの評価が違っ場合は、評価線の変更を意味し、全く別の最適評価計画集合に解があることを意味することになる。

教師は、評価を最初からやり直すか、システムの指示に従うのかを、志向の傾向やミクロ代替案を検討して意志決定すればよいことになる。

＊＊＊　マクロ評価の提示　＊＊＊

授業評価値	ファジィ積分値	
Ｃ　努力をようする	児童の学習状況評価	0.246
C_1	教師の自己評価	0.454

＊＊＊　ミクロ評価の提示　＊＊＊

行動の様式	学習指導の留意点
散漫	基礎学力の不足
集中力無し	正しい学習態度欠如
順応性乏しい	習慣の欠如
明朗さ欠く	

図７　マクロ・ミクロ評価の出力結果の事例

４．２　ミクロ評価について

ミクロ代替案の内容は、教師の判断資料とどれだけ一致しているか、または評価がどのような要因で選好されたかを詳細に提示し、教師が主観で評価した授業評価値との一致度を示している。このミクロ評価には、前述のウイリアＢ．ケアリーの幼児気質尺度を参考に構築した内部知識が利用されている。

ここでも、ミクロ代替案が教師の評価と相違した場合は、評価をやり直すか、システムの指示に従うかは、自分の意志で決定すればよいことになる。

図６に、学業成績の振るわない児童Ｓのマクロ評価とミクロ評価の出力結果を示す。

５．おわりに

今後の課題としては、

・ミクロの代替案のアルゴリズムを確立し、より完全な内部知識の構築を目指すこと
・多くの実践試み、他の評価方法との比較検討を加えると共に学習機能の組み入れを考えること。
・システムの評価を行なうこと

などである。

本システムとの対話により、対生徒の授業の評価、分析結果から、生徒の学習成績に対する要因がつかめるため個人指導に効果が期待できる。また、教師の評価能力の向上のための道具としてもかなりの有用性が認められる。

<参考文献>

(1)宮武、他：日本教育情報学会誌、Vol.6-4('91)
(2)宮武、他：第18回 全日本教育工学研究協議会 全国大会研究発表論文集 P.203-206、P.299-302('91 東京大会)
(3)寺野：第17回土木学会関東支部技術研究発表会特別講演会('90.3)
(4)宮武、他：第8回 本教育情報学会 年大会研究論文集 ('92)
(5)宮武：第8回 ファジィシステムシンポジウム講演論文集、('92)
(6)寺野：システム工学入門、共立出版
(7)坂和：ファジィ理論の基礎都応用、森北出版

WB2-3

一対比較型評価手法間の関係

－ＡＨＰ，ファジィ構造モデル，官能検査手法の比較－

Relation Among Evaluation Methods by Paired Comparisons
－On AHP, Fuzzy Structural Modeling and Scheffé's Method－

長沢 伸也
Shin'ya NAGASAWA

亜細亜大学経営学部
Fac. of Bus. Admin., Asia Univ.

Abstract: This paper argues relation among evaluation methods by paired comparisons, i.e. AHP (Analytic Hierarchy Process), FSM (Fuzzy Structural Modeling) and sensory analysis (Scheffé's method). It is clarified that in FSM the assumptions in AHP and Scheffe's method are not necessary and problems of transitivity is fairly resolved. In order to demonstrate it, a practical example is given in which the structure of paired comparisons been successfully identified by FSM.

1．緒　言

官能検査とは、人間の感覚を使って品質特性を評価する検査をいう（JIS Z 9080）。いわゆる「感性の時代」を迎えている今日、嗜好や好き嫌いといった選好に関する感性品質を評価する手法として官能検査手法が改めて注目されている。

官能検査手法には様々な手法があるが、選好に関して一対比較を行った評点による官能評価データは、代表的な統計的官能検査手法で差のデータの最小２乗法であるSchefféの一対比較法（Scheffé法、各変法を含む）[1]により解析するのが一般的である。しかし、このようなデータは、人間の主観や曖昧さを伴うので、Scheffé法により解析を行うことは必ずしも適切ではない。

そこで著者[2][3]は、複雑な社会システムの構造同定を行うための手法であるファジィ構造モデル（Fuzzy Structural Modeling, ＦＳＭ法）[4][5]をこのような官能検査に適用することを提案した。すなわち、官能検査における一対比較による選好を対象として、ファジィ構造モデルにより階層化を行い、選好構造を多元的に表現するという「ファジィ一対比較法」を提案し、そのための適用方法や適用例、および、その有効性を示した。

一方、ＡＨＰ（Analytic Hierarchy Process）[6]は、意思決定のための評価手法であり官能評価にも適用することができる。ＡＨＰ、Scheffé法およびＦＳＭ法は、いずれも評価対象間の一対比較を全ての組み合せについて行い、全体としての順位などを求める手法であるが、これらの手法間の関係は必ずしも明らかではない。

そこで本報では、これらの一対比較型の評価手法間の関係を検討し、ＦＳＭ法の特長について明らかにする。

2．ＡＨＰの概要と問題点

ＡＨＰでは、一対比較により評価基準のウエイト付けを行い、次にそれぞれの評価基準での代替案のウエイト付けを行った後、それらを合成して各代替案の総合ウエイトを導き出す[6]。この一対比較およびウエイトの決定に関して、以下の点が問題であると考えられる[7]。

2.1 曖昧な評点を比例尺度とみなす問題

ＡＨＰでは表１に示した１から９までの値とその逆数を基に各評価項目のウエイトを計算する。このように、ＡＨＰでは評価項目の比をもっぱら問題にしているので比例尺度による評価であり、ＡＨＰは比例尺度による一対比較を基に全体としての項目間の比例尺度を決定する方法であるということができる[6]。しかし、主観的に与えられた点数は、本来、人の官能による質的でかつ順位のある分類データなので表２に示した尺度の種類[1]でいえば基本的には順序尺度である。したがって、ＳＤ法などによる評点を間隔尺度とみなすことにさえ疑問が呈されているが[8]、主観的な評価値を比例尺度とみなすＡＨＰはそれ以上に問題があると考えられる。

2.2 順序効果を考慮しない問題

例えば、新車の選定という問題[6]における評価基準の一つである「乗り心地」について、実際に候補の車を２台ずつ対にして試乗して比較する場合は、対にした２台の車のどちらを先に乗ったかによる順序の影響、すなわち、官能検査でいう順序効果が考えられるが、一対比較行列の対称要素を無条件に逆数とするＡＨＰではこれを考慮していない。したがって、ＡＨＰは、Scheffé法の原法および３つの変法の関係を示した表３の中で、中屋の変法が適用できる場合に限定されると考えられる。

表1　AHPで用いる一対比較値

一対比較値	意　味
1	両者同じぐらい重要
3	前者の方が若干重要
5	〃　重要
7	〃　かなり重要
9	〃　絶対的に重要
2,4,6,8	補間的に用いる
逆数	後者からみた場合

表2　尺度の種類と各手法

尺度の種類	手　法
比例尺度	AHP
間隔尺度	Scheffé法
順序尺度	（ファジィ）
名義尺度	

表3 Schefféの一対比較法の原法と各変法

		1人の検査員が検査する試料対	
		1対のみ	全ての対
順序効果	考える	Scheffeの原法	浦の変法
	考えない	芳賀の変法	中屋の変法（AHP）

表4　Scheffé法で用いられる評点の例

評　価	点数
A_iがA_jに比べて非常に良いとき	＋2点
A_iがA_jに比べて幾分良いとき	＋1点
A_iがA_jと同じ良さであるとき	0点
A_iがA_jに比べて幾分悪いとき	－1点
A_iがA_jに比べて非常に悪いとき	－2点

2.3 推移律が成立しない場合の問題

人の主観による一対比較を全ての対について行うと通常は一対比較値の推移律が成立しない（判断の整合性を欠く）。そこでAHPでは、一対比較行列の最大固有値より整合度および整合比を求め、これらが0.1～0.15以下であれば合格とし、整合性が悪い場合には一対比較値を再検討するとしている[6]。しかし、同一被験者による再検討が困難な場合や、再検討しても人間の感覚としては三すくみがどうしても生じたりして整合性の悪さが解決しない場合もあろう。このように、一対比較行列の部分行列に問題があるため推移律が満たされない場合にも、全体としての選好構造を一応は得ることができれば有効なことも多いと考えられるが、AHPでは解析できない。

2.4 選好関係の階層構造が不明瞭な問題

AHPでは、各代替案の総合ウエイトの差が1/100程度の場合はあまり意味がないとしている[6]。しかし、その基準は明確ではないので、代替案が多いと選好関係の階層構造が必ずしも明らかにならない場合も考えられる。

3．Schefféの一対比較法の概要と問題点

官能検査では評価の基準が明瞭でなく変動しやすいため判断しにくい場合が多いが、二つのものを比較して評点をつける程度なら割合い簡単に行えるので、一対比較法は実際によく使われている。その代表的な方法であるSchefféの一対比較法では、評価対象を2個ずつ対にして比較した結果を表4のような点数で表わし、これに適当な構造を仮定して母数を推定する。実用上の目的から、Schefféの原法に対して表3の各変法が考えられている。

このような官能評価データを Scheffé法により解析を行うことは、以下の問題点があると考えられる[2][3]。

3.1 曖昧な評点を間隔尺度とみなす問題

Scheffé法では、表4に示した5点法あるいは7点法などの値を基に各評価対象の平均嗜好度を計算する。このように、Scheffé法では評価対象の差をもっぱら問題にしているので間隔尺度による評価であり、Scheffé法は間隔尺度による一対比較を基に全体としての対象間の間隔尺度を決定する方法であるということができる。したがって、基本的には順序尺度である主観的な評価値を間隔尺度とみなすScheffé法には問題があると考えられる。

3.2 構造式における仮定の妥当性の問題

例えば、Schefféの原法では、順序のある対（A_i, A_j）に検査員O_kが与えた評点x_{ijk}に次のような線形の構造式を仮定し、さらに誤差に独立性や正規分布を仮定する。

$$x_{ijk}=(\alpha_i-\alpha_j)+\gamma_{ij}+\delta_{ij}+\varepsilon_{ijk} \quad (1)$$

ここで、α_i　：試料A_iの平均嗜好度

γ_{ij}　：組合せ効果

δ_{ij}　：順序効果

ε_{ijk}：誤差

しかし、これらの仮定については心理学的な保証はない。

3.3 推移律が成立しない場合の問題

一対比較の結果を優劣で判断する場合に推移律が成立せず循環を生ずることを官能検査では一巡三角形と呼ぶ。これは判断のふらつきや評価が一元的にされるのではなく多次元的な構造を持っているために起こるもので、一意性の係数ξや一致性の係数uで解析できる[1]。これに対して差を評点で判断する場合、一対比較行列の部分行列に問題があって一巡三角形的な循環が存在し推移律が満たされない場合に、循環が抽出でき、しかも全体としての選好構造を一応は得ることができれば有効なことも多いと考えられるが、Scheffé法では考慮されていない。

3.4 選好関係の階層構造が不明瞭な問題

Scheffé法では、平均嗜好度を求め、試料間の平均嗜好度の差について有意差検定を行うが、試料数が多く有意差の有無が交錯したり無さすぎたりすると、選好関係の階層構造が必ずしも明らかにならない場合も考えられる。

4．ファジィ構造モデルの概要と特長

ファジィ構造モデル（FSM法）では集合$S=\{s_1, s_2, \cdots, s_n\}$の要素間のファジィ2項関係に関するメンバーシップ関数f_r, $f_{\bar{r}}$を式(2)で定義し式(3)の関係を与える。

$$f_r, f_{\bar{r}} : S\times S\rightarrow[0,1] \quad (2)$$

$$f_{\bar{r}}=\frac{1-f_r}{1+\lambda f_r}, \quad -1<\lambda<\infty \quad (3)$$

閾値pが半開区間(0,1] の実数であらかじめ与えられたとき、f_rについてファジィ非反射律、ファジィ非対称律およびファジィ半推移律を数学的に定義し、ファジィ代数を利用した所定の手順と演算によりシステムの構造化を行いファジィ構造グラフを作成する[4][5]。上述のＡＨＰやScheffé法の問題点に対し、官能検査手法としてのＦＳＭ法ではそれぞれ次のように解決される[2][7]。

4.1 尺度の問題

ＦＳＭ法では、人間の曖昧な主観評価値を比例尺度や間隔尺度としてではなくファジィ２項関係のメンバーシップ関数として順序尺度的に扱いファジィ代数を用いる。

4.2 順序効果の問題

ＦＳＭ法ではファジィ構造パラメータλ（$-1<\lambda<\infty$）に関して$\lambda\neq 0$とすることにより順序効果を考慮できる。

4.3 構造式の仮定の問題

ＦＳＭ法では、数学的定義以外にはScheffé法のような線形構造や誤差の独立性・正規性を仮定する必要はない。

4.4 推移律が成立しない場合の問題

ＦＳＭ法では、ファジィ非反射律およびファジィ非対称律を満たすように設定されたファジィ従属行列Ａをファジィ半推移律を満たすように以下のように修正する。

(1) 次式のファジィ合成によりA^kを求める。

$$A^{k+1}=A^k\circ A,\quad k=1,2,\cdots,n-1 \tag{4}$$

さらに、次式によりファジィ半可到達行列A^*を求める。

$$A^*=[a_{ij}^*]=A\vee A^2\vee\cdots\vee A^n \tag{5}$$

(2) $a_{ij}^*<p$ならば$a_{ij}^*=0$とする。

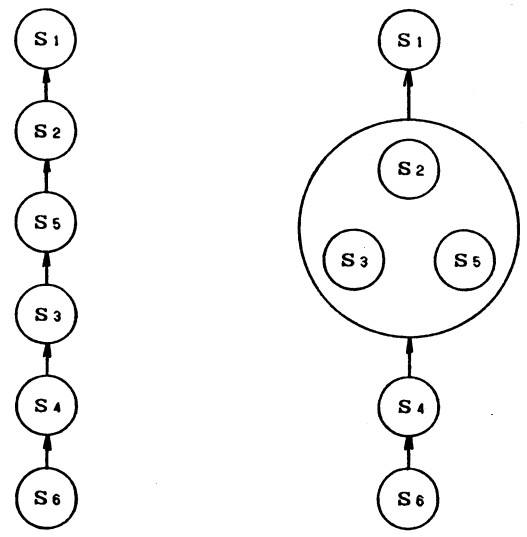
(3) 次式の演算により$[a_{ij}']$を決定する。

$$a_{ij}'=a_{ij}^*\vee a_{ij},\quad i,j=1,2,\cdots,n \tag{6}$$

整合性の悪さの程度が小さい場合には以上の手順により解決されるが、この手順における$A^*=[a_{ij}^*]$において少なくとも２個以上の主対角成分a_{ii}^*が$a_{ii}^*\geqq p$であるならば、その閾値pにおいて少なくとも１つの強連結集合Ｃが存在する。ここで、強連結集合とはサイクリックパス（ある要素s_iが他の要素を介して間接的にs_i自身に従属している状態）上の全ての要素からなる集合である。この場合、ファジィ半可到達行列はファジィ非反射律およびファジィ非対象律を満足しないので、そのままでは構造化が不可能である。そこで、これらを満足させるように強連結集合を処理するための処理方法として、強連結集合を１個の要素とみなして最初に与えられたファジィ従属行列において強連結集合とそれに属さない要素とのファジィ従属関係を示す代表値（最小値や最大値など）を選定するという方法が提案されている[4]。このように、ＦＳＭ法では、一対比較行列の部分行列に問題があるため推移律が満たされない場合にも、循環するサイクリックパスの存在を判定し、これを処理して全体としての選好構造も一応は得ることができる。

4.5 階層構造の問題

ＦＳＭ法では、選好構造を１次元的な平均嗜好度ではなく、ファジィ構造グラフとして多元的に表わす。



(a) ＡＨＰ，Scheffé法　　(b) ＦＳＭ法（p=0.6, λ=0）

図１　適用例における重要度の階層構造の解析結果

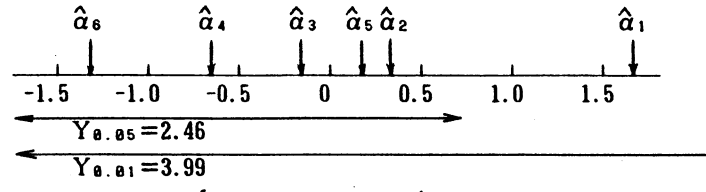


図２　Scheffé法による平均嗜好度$\hat{\alpha}_i$の尺度図

表５「100円ライター」における要求品質１次項目のＡＨＰ[9]

i / j	s1	s2	s3	s4	s5	s6
s1:確実に着火する	1	1/5	1/5	1/3	1/5	1/7
s2:使いやすい	5	1	3	1/3	1/5	1/5
s3:安心して携帯できる	5	1/3	1	1/5	5	1
s4:長い間使用できる	3	3	5	1	3	1/3
s5:良いデザインである	5	5	1/5	1/3	1	1/5
s6:愛着が持てる	7	5	1	3	5	1
幾何平均によるウエイト	0.46	0.16	0.11	0.07	0.15	0.04
固有ベクトル	0.41	0.19	0.14	0.06	0.17	0.04
重要度の順位	①	②	④	⑤	③	⑥

最大固有値=8.14，整合度=0.43，整合比=0.34

表６　ＡＨＰ，Scheffé法，ＦＳＭ法の一対比較値の対応付け

手　法	一対比較値								
ＡＨＰ	1/9	1/7	1/5	1/3	1	3	5	7	9
Scheffé法	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
ＦＳＭ	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9

表７　Scheffé法による$\hat{\alpha}_i$の有意差検定

i / j	1	2	3	4	5	6
1						
2						
3						
4						
5						
6	*					

ただし、＊：５%有意

5．適用例

品質機能展開において、要求品質展開表の各要求品質に対して要求品質重要度を求める例として、「100円ライター」における要求品質１次項目を取り上げる[9]。

5.1 ＡＨＰによる解析

これにＡＨＰを適用して一対比較値が表５のように与えられた場合、重要度の順位は図１(a)のようになる。しかし、判断の整合性を欠くため整合度および整合比はともに大きく、実はＡＨＰを適用することができない[7]。

5.2 Schefféの一対比較法による解析

この一対比較値を表６のように対応付けて Scheffé法（中屋の変法）により解析し平均嗜好度を求めると図２のようになる。平均嗜好度の有意差検定は表７のようになるので、選好関係は単純に図１(a)とは断定できない。

5.3 ＦＳＭ法による解析

これをＦＳＭ法により解析するため表６によりメンバーシップ関数を対応付けて次のファジィ従属行列を得る。

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.0 & 0.3 & 0.3 & 0.4 & 0.3 & 0.2 \\ 0.7 & 0.0 & 0.6 & 0.4 & 0.3 & 0.3 \\ 0.7 & 0.4 & 0.0 & 0.3 & 0.7 & 0.5 \\ 0.6 & 0.6 & 0.7 & 0.0 & 0.6 & 0.4 \\ 0.7 & 0.7 & 0.3 & 0.4 & 0.0 & 0.3 \\ 0.8 & 0.7 & 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.0 \end{bmatrix} \end{array} \quad (7)$$

$p=0.6, \lambda=0$として前述の方法でファジィ従属行列を修正するとファジィ半可到達行列A^*は次のようになる。

$$A^*=[a_{ij}^*]=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.0 & 0.3 & 0.3 & 0.4 & 0.3 & 0.2 \\ 0.7 & \underline{0.6} & 0.6 & 0.4 & 0.6 & 0.3 \\ 0.7 & 0.7 & \underline{0.6} & 0.3 & 0.7 & 0.5 \\ 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.0 & 0.7 & 0.4 \\ 0.7 & 0.7 & 0.6 & 0.6 & \underline{0.6} & 0.3 \\ 0.8 & 0.7 & 0.6 & 0.6 & 0.7 & 0.0 \end{bmatrix} \end{array} \quad (8)$$

強連結集合$\{s_2, s_3, s_5\}$が存在するので、これを式(9)のように１個の要素とみなすとＡは式(10)のようになる。

$$Ac=\begin{array}{c} \\ s_2 \\ s_3 \\ s_5 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{ccc} s_2 & s_3 & s_5 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.0 & 0.6 & 0.3 \\ 0.4 & 0.0 & 0.7 \\ 0.7 & 0.6 & 0.0 \end{bmatrix} \end{array} \quad (9)$$

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_4 \\ s_6 \\ s_c \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccc} s_1 & s_4 & s_6 & s_c \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.0 & 0.4 & 0.2 & a_{1c} \\ 0.6 & 0.0 & 0.4 & a_{4c} \\ 0.8 & 0.6 & 0.0 & a_{6c} \\ a_{c1} & a_{c4} & a_{c6} & 0.0 \end{bmatrix} \end{array} \quad (10)$$

ここで、Ａにおける強連結集合とそれに属さない要素とのファジィ従属関係を示す代表値として最小値または最大値いずれを用いても、図１(b)に示す構造が得られる。このように、ＦＳＭ法では、全体としての階層構造をそれなりに得ることができ実用的である。

6．結　言

本報では、主観により評価対象間の全ての組合せの一対比較を行って全体としての順位などを求める評価手法であるＡＨＰ、官能検査手法（Scheffé法）およびＦＳＭ法について考察し、ＡＨＰやScheffé法の問題点がＦＳＭ法では解決されることを述べた。さらに、要求品質重要度を求める例で各手法による解析結果を比較し、ＦＳＭ法による選好構造の階層化の特長を明らかにした。

とくにＦＳＭ法では、選好構造を多元的に表せる上に、「三すくみ」的な循環が存在するかどうかという観点から被験者の判断が確立しているか否かを判定することもできる。また、比較数をある程度削減することもできる[4][10]ので、官能評価手法として優れているといえる。

ＦＳＭ法の御教唆を戴きました大東文化大学天笠美知夫先生、桐蔭学園横浜大学田崎栄一郎先生に深謝します。

なお、本研究は平成４年度文部省科学研究費奨励研究（課題番号：04730056）の補助を受けている。

参考文献

[1]日科技連官能検査委員会編：新版官能検査ハンドブック、日科技連出版社 (1973).

[2]長沢伸也：ファジィ構造モデルの官能検査への適用、第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、349/352 (1990).

[3]野呂影勇、長沢伸也：あいまいさを測る、野呂影勇編『生活のための工学（放送大学印刷教材）』、放送大学教育振興会 (1992)

[4]田崎栄一郎、天笠美知夫、滝沢雅人：あいまい理論によるシステムの構造モデル、日本オペレーションズリサーチ学会論文誌、20, 285/310 (1977).

[5]Tazaki,E. and Amagasa,M.: Structural Modeling in a Class of Systems Using Fuzzy Sets Theory, Fuzzy Sets and Systems, 2, 87/103 (1979).

[6]刀根　薫：ゲーム感覚意思決定法、日科技連出版社 (1986).

[7]長沢伸也：ファジィ理論の品質管理への応用（６）ＡＨＰとファジィ構造モデルと比較、日本品質管理学会第19回年次大会研究発表要旨集、49/52 (1989).

[8]佐藤　信：官能検査入門、日科技連出版社 (1978).

[9]大藤　正、小野道照、赤尾洋二：品質展開法（１）－品質表の作成と演習－、日科技連出版社 (1989).

[10]長沢伸也：ファジィ構造モデルにおける一対比較数の削減方法、第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、319/322 (1991).

[問い合わせ先] 〒180 東京都武蔵野市境5-24-10
亜細亜大学経営学部　長沢　伸也
TEL.0422-54-3111 FAX.0422-36-4857

WB2-4

拡張ファジィ統合則による主観的建築構造評価の同定

Identification of Subjective Evaluation in Architectural Structural Design by Expanded Fuzzy Confluence Rule

大町 靖高　河村 廣　谷 明勲

Yasutaka Omachi, Hiroshi Kawamura, Tani Akinori

神戸大学，同左，同左

Kobe University, Kobe University, Kobe University

This paper proposes an expanded fuzzy confluence rule as method to formulate and quantify human subjective evaluations and uncertain numerical values based on the results of questionnaires about structual damage, economy, structual safety and opening patterns in structual design and planning distributed to structual designers.

The expanded fuzzy confluence rule can be utilized in Intelligent Fuzzy Networks for aseismic structual planning systems.

1．序論

構造設計技術者が構造設計を行なう際には、構造計画上の常識であったり構造図書によらない事項が多く、彼らが行なう意思決定は主観的・直観的に行われている場合が多い。つまり、構造計画において構造設計技術者が行う推論にはあいまい性が内在すると考えられる。

そこで、本研究では、構造設計技術者の判断を定量化・定式化する手法として既往のもの[1]とは異なる新しいファジィ統合則を提案し、構造物評価システムを構築する手掛かりを追求する。このファジィ統合則は、ファジィ理論[2]を基とするものであり、人間の主観的な評価などの定性的なあいまいさを定量的に記述するものである。

さらに、本研究は、主観的意思決定を定量化するばかりではなく、筆者らの研究室で構築しているインテリジェントファジィネットワーク[3)4)]を用いた構造設計支援システムに応用されるものである。

2．アンケート

構造技術者の主観的判断のデータは、アンケートを実施することによって得ることができる。アンケート対象者は、関西電力株式会社及び株式会社ニュージェックにおいて構造設計を担当している経験年数3年から30年までの構造技術者27名とし、直接依頼した。但し、アンケートを行う際には次の事柄に留意してもらった。

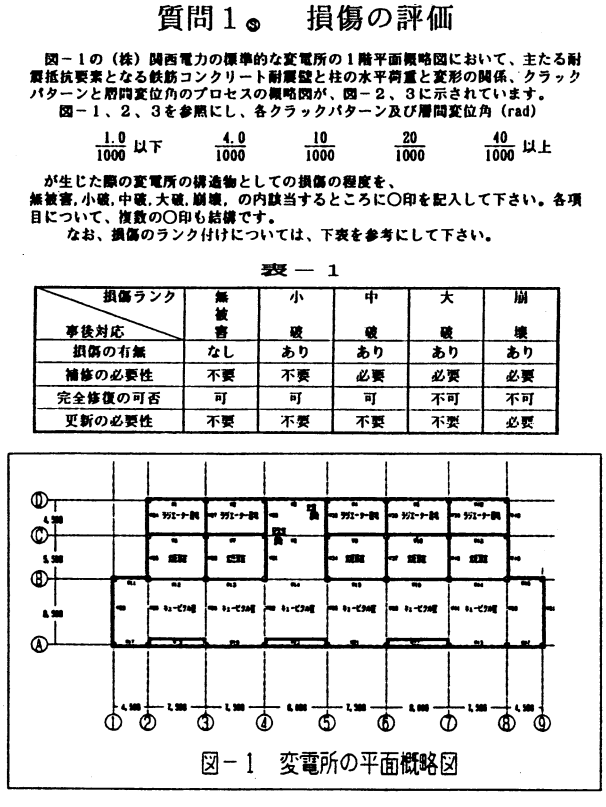
(1)対象構造物は、関西電力株式会社の標準的な鉄筋コンクリート造の変電所建物とする。

(2)回答時の評価は、あくまで軽い気持ちで直感的に判断する。

今回実施したアンケートは全部で4問で、その質問内容を一括して Table 1 に示し、各質問の具体的な内容は Figs. 1-1, 1-2, 2, 3, 4 に示すとおりである。さらに、アンケートは集計後、可重複相対頻度[5]を求めた。その結果を Figs. 5, 6, 7, 8 に示す。

Table 1　アンケート質問内容

質問	内　容
1	ＲＣ構造物における損傷の評価
2	ＲＣ構造物における広義の経済性の評価
3	構造安全性の評価
4	ファサードの開口デザイン



質問１。　損傷の評価

図－１の（株）関西電力の標準的な変電所の１階平面概略図において、主たる耐震抵抗要素となる鉄筋コンクリート耐震壁と柱の水平荷重と変形の関係、クラックパターンと層間変位角のプロセスの概略図が、図－２、３に示されています。
図－１、２、３を参照にし、各クラックパターン及び層間変位角（rad）

$\frac{1.0}{1000}$ 以下　$\frac{4.0}{1000}$　$\frac{10}{1000}$　$\frac{20}{1000}$　$\frac{40}{1000}$ 以上

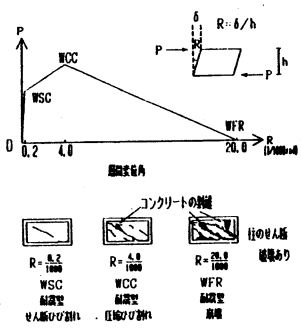
が生じた際の変電所の構造物としての損傷の程度を、
無被害，小破，中破，大破，崩壊，の内該当するところに○印を記入して下さい。各項目について、複数の○印も結構です。
なお、損傷のランク付けについては、下表を参考にして下さい。

表－１

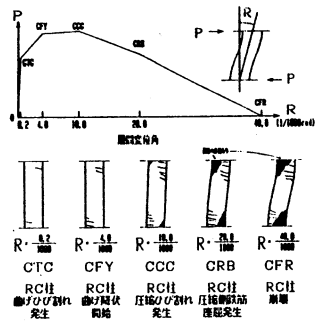
損傷ランク / 事後対応	無被害	小破	中破	大破	崩壊
損傷の有無	なし	あり	あり	あり	あり
補修の必要性	不要	不要	必要	必要	必要
完全修復の可否	可	可	可	不可	不可
更新の必要性	不要	不要	不要	不要	必要

図－１　変電所の平面概略図

Fig. 1-1　アンケート内容－質問１－(その１)



図－2　耐震壁の層間変位角とクラックパターン



図－3　柱の層間変位角とクラックパターン

Fig. 1-2　アンケート内容－質問１－(その２)

質問２◎　広義の経済性の評価

変電所の構造物としての損傷について、前問の表－１のように、無被害，小破，中破，大破，崩壊，が使用期間、２年，５年，１０年，５０年，１００年の間に一度、最大の地震により生じたものと想定します。

この場合、変電所の構造物としての機能傷害による損害額，初期建造コスト，損傷に対する修理コスト等々の総合的な判断に基づく広義の経済性について、不経済，収支均衡，経済的，その補間値，の内該当する箇所に○印をして下さい。各項目について複数の○印も結構です。

但し、減価償却期間（寿命）を、建物は５０年として考えて下さい。なお、減価償却期間よりも長い使用期間について考える場合は、そのまま手を加えずに建物及び電力機器は継続して使用されているものとします。

Fig. 2　アンケート内容－質問２－

質問３◎　構造安全性の評価

京阪神地区における変電所の建物の構造設計を、強度型で行うものとします。

$$今\quad K=\frac{25\Sigma AW+7\Sigma AC}{W}$$

とし、K＝ 0.50以下，0.75，1.00，1.25，1.50，1.75，2.0以上　について、全く危険，危険，ふつう，安全，極めて安全、の内該当する箇所に○印をして下さい。各項目について、複数の○印も結構です。

なお、Kについては参考迄に建設省告示と施行令の関連部分を下記に示します。

【参考】※ 建設省告示第1790号　第4項　　施行令第82条の2

$\Sigma 25AW+\Sigma 7AC \geq ZWAi$　→　ルート１（R≦1/200）

AW：当該階の耐震壁のうち計算しようとする方向に設けたものの水平断面積（cm²）

AC：当該階の構造上重要な部分である柱の水平断面積及び耐震壁以外の鉄筋コンクリート造の壁（上下端が構造耐力上重要な部分に緊結されたもの）のうち計算しようとする方向に設けたものの水平断面積（cm²）

Z：地震地域係数　（神戸、大阪は1.0）

W：当該階が支える固定荷重と積載荷重の和

Ai：当該階に係るAi　（１階は1.0）

※ 建設省告示第1791号　第2項　　施行令第82条3の3号

ルート２－１

$\Sigma 25AW+\Sigma 7AC \geq 0.75ZWAi$　→　$\begin{cases} Rs \geq 0.6 \\ Re \leq 0.15 \end{cases}$

Fig. 3　アンケート内容－質問３－

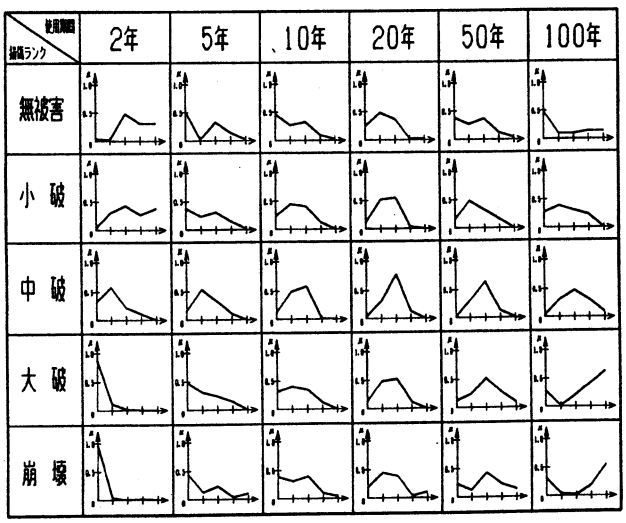
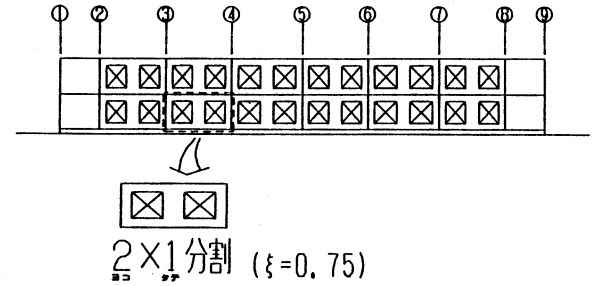


Fig. 6　アンケート結果－質問２－

質問４◎　ファサードの開口デザイン

一般に鉄筋コンクリート造変電所は、柱、梁、壁からなる整形の平面、立面を構成しています。では、住宅地の一角に建つ変電所を正面からみた場合の柱と梁で囲まれる一区画（図－４参照）の開口（窓、出入口、換気口等）について考えます。図－５は、一区画中の開口（図印）の大きさと分布を示しており、全区画同一開口パターンと仮定します。

構造安全性の観点からみて（ξは等価開口周比です）各開口パターンについて、最悪，悪い，普通，良い，最良，の内該当する箇所に○印をして下さい。なお、各項目に付いて複数箇所の○印も結構です。



図－４　変電所正面概略図開口の例

分割＼等価開口周比 ξ	0	0.25	0.50	0.75	1.00
1×1分割		2	3	4	
1×2分割		5	6	7	
2×1分割		8	9	10	
3×1分割	1	11	12	13	20
4×1分割		14	15	16	
2×2分割		17	18	19	

図－５　開口パターン

（柱，梁一区画について）

Fig. 4　アンケート内容－質問４－

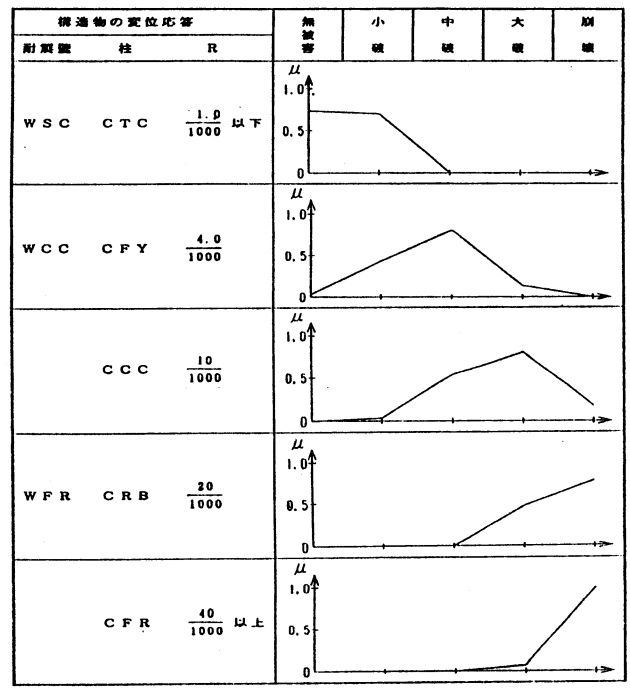


Fig. 5　アンケート結果－質問１－

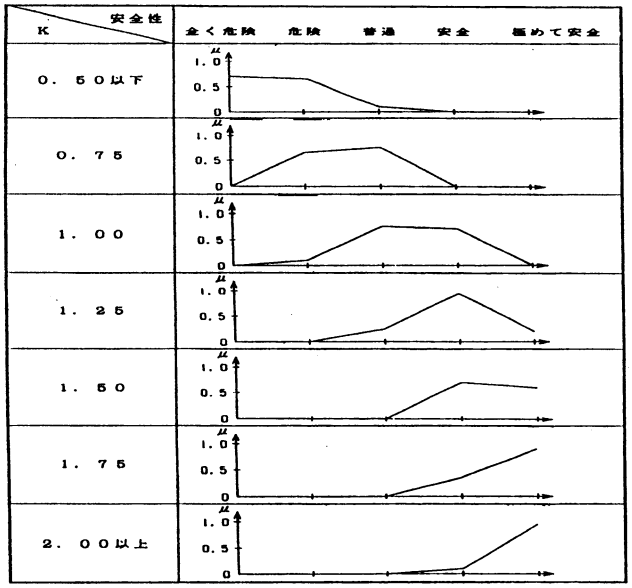


Fig.7 アンケート結果－質問3－

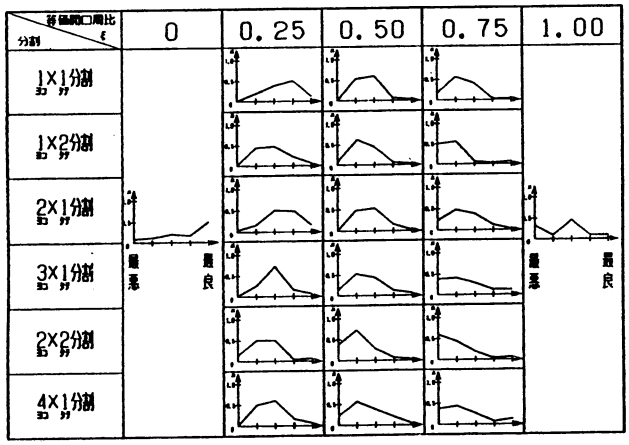


Fig.8 アンケート結果－質問4－

3．ファジィ統合則

ファジィ統合則は、最も基本的なファジィ演算と数個のパラメータを統合することによって、主観的なファジィ関係を定式化するものである。従って、アンケート結果を近似して得られたファジィ統合則の形式が構造設計技術者の主観的な判断の定性的な構造を示し、そのパラメータが判断のメカニズムを定量的に示すものとなる。

本論では、質問1,3について、その同定法である拡張ファジィ統合則を以下のように設定する。但し、質問2,4のような高次のアンケート結果の同定については今後の課題である。

3－1．拡張ファジィ統合則

拡張ファジィ統合則の空間内での統合概念はFig.9のように示すことができる。

①は (1-X)と(1-Y)を用いて積集合演算を行った結果である。(式-(1)参照)

$$\mu = (1-X) \wedge (1-Y) \qquad (1)$$

②は XとYをを用いて積集合演算を行った結果である。(式-(2)参照)

$$\mu = X \wedge Y \qquad (2)$$

ここで行った積集合演算は、アンケートにおける判断要素を互いに過小評価していることを意味しているといえる。

③は①と②のμ値の和演算を行った結果である。(式-(3)参照)

$$\mu = \{(1-X) \wedge (1-Y)\} + \{X \wedge Y\} \qquad (3)$$

さらに④は③のμ値全体についてγ乗したものである。(式-(4)参照)

$$\mu = [\{(1-X) \wedge (1-Y)\} + \{X \wedge Y\}]^{\gamma} \qquad (4)$$

拡張ファジィ統合則においてはこのγをパラメータとして扱うことにする。このγが大きい値であれば評価が集中していることを意味している。また、この拡張ファジィ統合則は④に見られるように、Y＝X上で一連のμ値の極値を有する関数型であるという形状的特徴を示す。

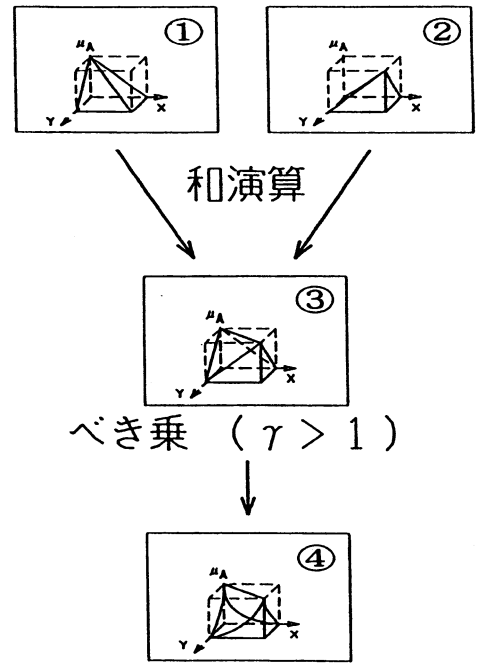


Fig.9 拡張ファジィ統合則の空間的統合概念

3－2．境界条件式の設定とファジィ統合則の定式化

3-1で示した拡張ファジィ統合則をアンケート結果に近似する手法として最小二乗法を採用する。しかし、単なる数値的近似を行った場合、同定結果におけるファジィ関係のグラフの形状的特徴がアンケート結果のそれと著しく異なってしまうことを避けるために、アンケート結果における3次元のファジィ関係のグラフ(Figs.10,12)を参照して境界条件（式-(5)）を設定した後、3-1のファジィ統合則により定式（式-(6)）を導き出す。

$$\mu = a(1-X), \quad \mu = b(1-Y)$$
$$\mu = cX, \quad \mu = dY \qquad (5)$$

$$\mu_R = [\{a^{1/\gamma}(1-x)\} \wedge \{b^{1/\gamma}(1-Y)\} + \{c^{1/\gamma}x\} \wedge \{d^{1/\gamma}Y\}]^{\gamma} \qquad (6)$$

（但し、a，b，c，dは係数でa＝b，c＝d）

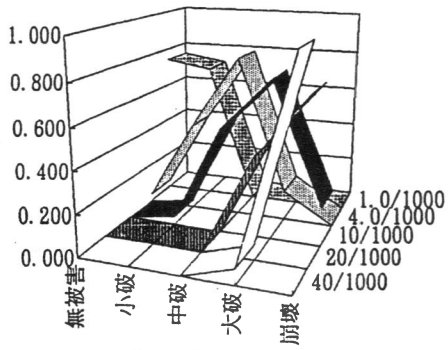


Fig.10 アンケート結果－質問１－

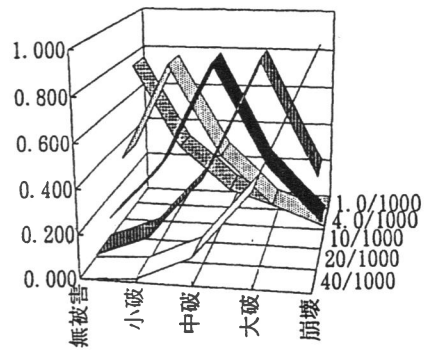


Fig.11 同定結果－質問１－

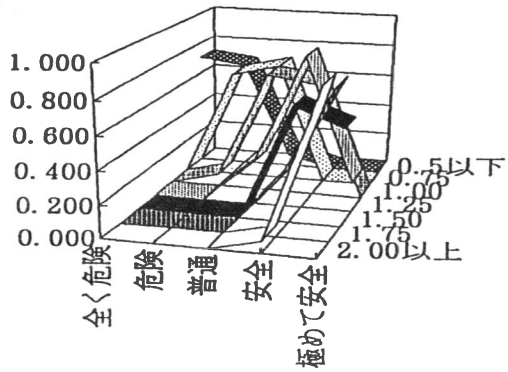


Fig.12 アンケート結果－質問３－

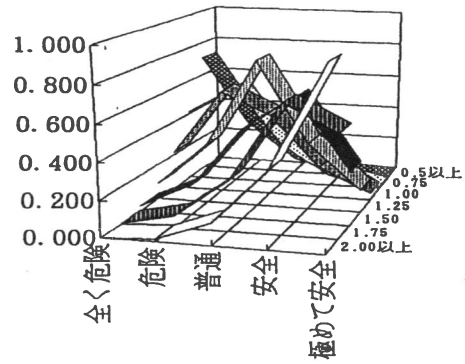


Fig.13 同定結果－質問３－

４．同定結果及び考察

同定して求められたパラメータγと残差平方和を一括して Table 2 に示す。また、求められたファジィ関係の３次元の折れ線グラフを Figs.11,13 にアンケート結果を Figs.10,12 に示す。

Table 2 拡張ファジィ統合則による同定結果データ

質問	γ	残差平方和
1	2.972	1.593625
3	2.940	2.823984

Table 2 の最適重み係数の値から、構造設計技術者は構造物の損傷評価及び耐震設計ルート１を考慮した構造安全性の評価は、分散しているのではなく、かなり集中していることは明確である。さらに、Figs.10, 11,12,13を見ると、アンケート結果と同定結果におけるファジィ関係のグラフの形状的特徴は似ているといえる。つまり、質問1,3についてこの拡張ファジィ統合則を用いて同定することができたといえる。

５．結論

本論では、構造設計技術者の建築物に対する主観的評価のアンケートによる結果を示し、そのうちの質問1,3について、主観的評価の定量化・定式化を行うために、アンケート結果を参照して求められた境界条件式中の2個のパラメータと評価の集中度を示す1個のパラメータγを用いた拡張ファジィ統合則を提示した。また、ファジィ統合則にはそのファジィ関係のグラフに形状的特徴を有し、構造技術者によるアンケート結果にも独特の形状的特徴がみられる。従って、質問2,4のような高次のアンケートの質問内容や形式等に対してはアンケートに応じて、その形状的特徴を最もよく示すファジィ統合則を考案しなければならないことがわかった。このように、構造技術者の構造物評価における推論過程は複雑ではあるが、ファジィ統合則によって定量化・定式化した結果は、筆者らの研究室で構築しているインテリジェントファジィネットワーク[3)4)]を用いた構造設計支援システムに有効に用いることが可能となる。

謝　辞

本研究を行うにあたり御援助を賜った関西電力株式会社，株式会社ニュージェック、及びアンケートに御回答頂いた方々に深い謝意の意を表します。

文　献

1）河村　廣，谷　明勲，川村雅彦，松本眞一，山田稔，”ファジィ目標･制約統合則の一般的定式化と非数値的最大化，講演論文集，第３回ファジィシステムシンポジウム，1987年6月，pp.71-76.
2）Zadeh,L.A.,"Fuzzy Sets,"Information and Contorol,Vol.8,1965, pp.338-353.
3）山田　稔，河村　廣，谷　明勲，神原　浩，”インテリジェントファジィネットワークによる耐震構造計画（再来期間別最大加速度極値分布による地震入力の予測を考慮して），日本建築学会近畿支部研究報告集，平成4年度6月，pp.433-436.
4）Kawamura,H.,Tani,A. and Kambara,H.,"Aseismic structual planning system by fuzzy network," Proc. of 10WCEE,Vol.10,July 1992,Madrid, pp.6271-6275.
5）河村　廣，”構造信頼性評価のためのファジィ集合ファジィ測度の定義とその応用，講演論文集，第8回ファジィシステムシンポジウム，1992年5月，pp.17-20.
6）Kawamura,H., and Tani,A.,"A Paradigm of Intelligent Fuzzy Networks," Proceedings of The IEEE International Conference on Systems Engineering, Sept.1992, Kobe, pp.159-164.

問い合わせ先　〒657　神戸市灘区六甲台町　神戸大学工学部建築系教室　河村研究室
TEL 078(881)1212-5063,5064　FAX 078(881)3921

WB4-1

遺伝的アルゴリズムによるファジィ制御のメンバーシップ関数の学習

Learning of a membership function for fuzzy controller with genetic algorithm

山本　和美, 久保　祐二, 和多田　淳三
Kazumi YAMAMOTO, Yuji KUBO, Junzo WATADA

大阪工業大学
Osaka Institute of Technology

Abstract: In fuzzy controller, the rules which are derived from expertise and the parameters of a membership function which corresponds to a babal word included in the expertise play an important role. Therefore, recently, rule acquisition and auto-tuning of membership parameters are one of prevailing research fields.

In this paper, we propose the learning of the membership parameters for the fuzzy controller. The evaluation function of the fuzzy controller is well known as a very complex multi-peaked one against these membership parameters.

We have proposed an auto-tuning way based on a hill climbing method. There we should employ random search technique in order to prevent from falling in a local optimum solution. In this paper, we employ genetic algorithm in order to avoid the local optimums. The effectiveness and efficiency of the method is proved using an example.

1　はじめに

ファジィ制御の特徴は，言語による制御規則の記述ができること，数値制御に比べて内部構造が簡単であることである．近年では，非常に広範囲の応用が行われており [4]，技術の実用化にともないその有効性が認められるようになった．

ファジィ制御システムの設計において，推論ルールの設計やメンバーシップ関数の調整は専門家の知識，経験による試行錯誤的に行われている．しかし，制御システムへの入力変数の数が多い場合や，パラメータの微妙な調整が必要な場合には，このような試行錯誤による方法での制御システムの最適設計は困難なものとなる．

ファジィ制御のメンバーシップ関数の最適チューニングについては，メンバーシップ関数の形状を決定するいくつかの変数と，決定されたメンバーシップ関数を用いた場合の制御システムの性能（目標値との誤差）を，多変数の関数と捉え，山登り法によって最適解を探索する研究 [5][8] などが行われているが，多くの場合，いわゆる局所解に陥るという欠点をもっている．局所解を避けるために確率的探索法などを適用する必要がある．

本研究は，メンバーシップ関数の最適チューニング法として，遺伝的アルゴリズムにより自動調整を行う方法を提案するものである．ここでは説明を簡単にするために，無駄時間を持つ１次遅れ系システムについてメンバーシップ関数の最適チューニングを行い，得られたメンバーシップ関数について検討している．

2　制御システムの評価

本研究では説明のために１次遅れ系のモデルを用いる．１次遅れ系の制御システムの性能の評価の基準としては，目標値と現在値の偏差を最小にするという意味で，つぎの評価関数を用いる．

$$J = \int_0^t |f - f_0| \, dt \qquad (1)$$

すなわち,Jは制御系の現在値と目標値の差の時間積分(図1)の斜線部の面積で表される.この評価関数の値が最小となるメンバーシップ関数のパラメータを決定することが本研究の目的である.

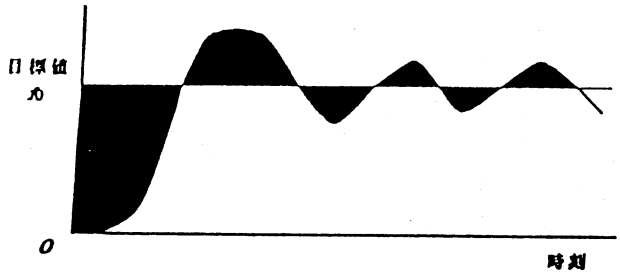


図 1: 評価関数

3 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは基本的には乱数探索法の一つであるが,他の最適化アルゴリズムと大きく違う点は,一点探索ではなく,多点探索を行う点にある.また,多くの点が個々ばらばらに更新されるのではなく,生物特有の相互作用を用いる点が特徴的である.多点探索を行っているために一点探索より,一般的には多峰性の問題にも有効である.

3.1 遺伝的アルゴリズムのメカニズム

本研究では,単純遺伝的アルゴリズムを用いている.そのメカニズムを説明する.個体は遺伝子によって特徴づけられている.この遺伝子は個体の形質を決定する情報を記録したものである.遺伝子は0と1の2値のビット列で表現されている.個体の環境への適応度は遺伝子型によって決定される.適応度の大小に応じて確率的に淘汰が行われ,生き残った個体から子が生成される.その結果,適応度の高い遺伝子を持つ個体が次世代に存在する確率が高くなる.このとき交叉,突然変異などの遺伝子操作が確率的に行われる.遺伝子操作の対象となる個体は,乱数によって選択される.

3.2 交叉

交叉は,2つの個体の遺伝子の一部分が互いに相手の個体の遺伝子と交換されることをいう.遺伝子のどの部分が交叉の対象になるかは乱数によって決定される.

3.3 突然変異

突然変異は遺伝子の一部分が他の個体とは無関係に変化することをいう.この突然変異は局所解からの脱出の方法として用いられる.

3.4 評価関数

評価関数は,個体の環境への適応度から求められる値である.本研究での個体の評価関数は,式1のJの値の逆数$1/J$を用いている.

3.5 選択

選択とは,集団の中から,環境への適応度を表す評価関数の値に応じて次世代に子孫を残す個体を選び出す操作をいう.本研究では,評価関数と生存率が比例するようにしている.個体の選択は,評価関数から求められた生存率をもとに確率的に行われる.したがって,評価関数の小さい個体が生存していることも有り得る.

図2に遺伝的アルゴリズムを示す.

4 メンバーシップ関数の最適化

本研究では,ファジィ制御のメンバーシップ関数を最適化するために遺伝的アルゴリズムを用いている.対象となるメンバーシップ関数を図3に示す.同図において,入力1,入力2,出力のメンバーシップ関数のNB,ZO,PBの値は固定されており,PB(NB)のZOからの距離を16等分した位置にPS(NS)の値を設定する.

0から16までの整数を4ビットの2進数で表現したものを以下のように入力1,入力2,出力の3つ分,12ビットで一つの個体の遺伝子を表現する.

$$e_0e_1e_2e_3e_4e_5e_6e_7e_8e_9e_{10}e_{11} \tag{2}$$

$$e_i = [0,1], i = 0 \ldots 11 \tag{3}$$

$$\begin{aligned} d_{\text{PS-PB}}(\text{入力 1}) &= d_{\text{NS-NB}}(\text{入力 1}) \\ &= (8e_0 + 4e_1 + 2e_2 + e_3 + 1)dx_1 \\ d_{\text{PS-PB}}(\text{入力 2}) &= d_{\text{NS-NB}}(\text{入力 2}) \\ &= (8e_4 + 4e_5 + 2e_6 + e_7 + 1)dx_2 \\ d_{\text{PS-PB}}(\text{出力}) &= d_{\text{NS-NB}}(\text{出力}) \\ &= (8e_8 + 4e_9 + 2e_{10} + e_{11} + 1)dy1 \end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{cases} dx_1 = \dfrac{PB(\text{入力 1}) - PS(\text{入力 1})}{17} \\ dx_2 = \dfrac{PB(\text{入力 2}) - PS(\text{入力 2})}{17} \\ dy = \dfrac{PB(\text{出力}) - PS(\text{出力})}{17} \end{cases} \tag{5}$$

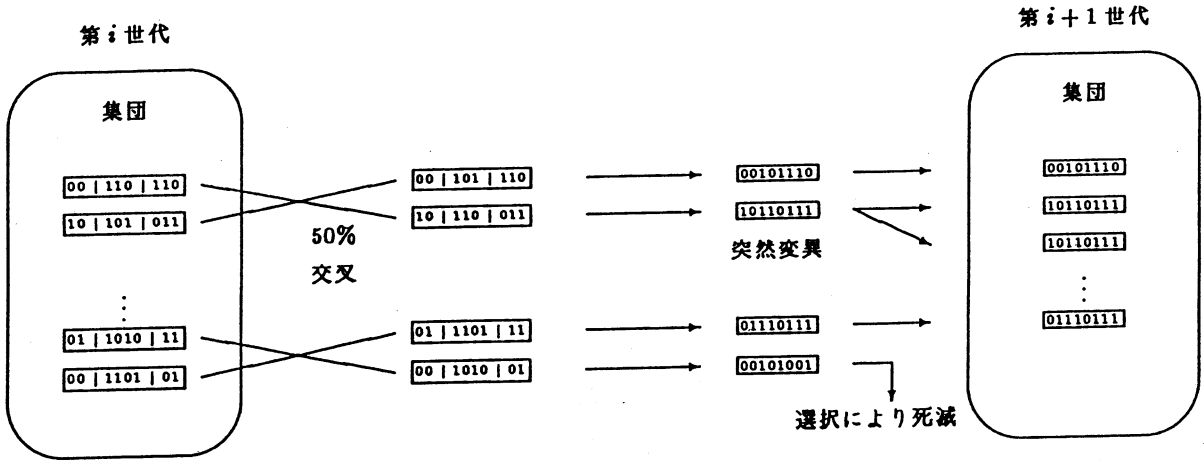


図 2: 遺伝的アルゴリズム

ここで, 式 2の e_iは個体の遺伝子を表しており,0 または 1 の値を取る. また, 式 4の $d_{PS-PB}(\cdot)$, $d_{NS-NB}(\cdot)$は, 入力 1, 入力 2, 出力のメンバーシップ関数の PS(NS) と PB(NB) の距離を表している.

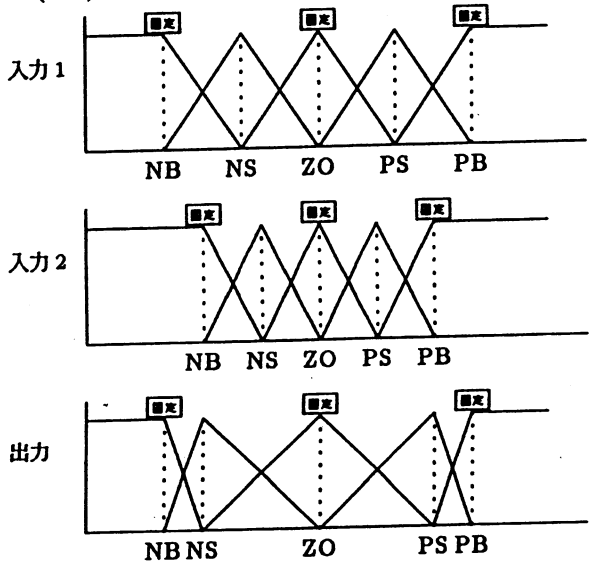


図 3: メンバーシップ関数

0.00285(最大値) に近い値となり, 最適解が得られていることがわかる. また, このときの遺伝子から生成されるメンバーシップ関数を図 5に示す. 図 5を見ると, 出力 (操作量) を表すメンバーシップ関数の PS,NS の値が ZO に近づいていることがわかる. これは, 制御系の状態が目標値に近いときには, 微妙な制御を行うということを表している. この傾向は,[8] の結果とも一致している.

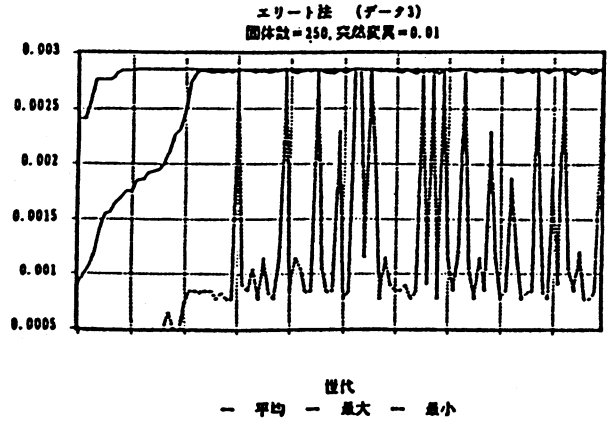


図 4: 集団の評価値の変化

5 実験と結果

以上述べた手順によってメンバーシップ関数の最適解を求める実験を行った. その結果を図 4に示す. 図において, 横軸は世代を, 縦軸は評価値を表しており, 集団の中に存在する個体の評価値の平均, 最大, 最小値の変化をグラフにしてある. なお, シミュレーションの評価を行うためにオーバラルな実験により, 評価値の最大値は 0.00285 であることをあらかじめ確認してある. 図 4より, 世代が進むにつれて集団全体の評価値が

6 遺伝的アルゴリズムの探索効率

個体を 12 桁のビットストリングで表現すると, 生成される個体の種類は 4096 通りとなる.GA の探索効率を調べるために, 実際に探索を行った点の数と, 理論的な組み合わせの数 (4096) の比率を求めた. 個体数, 突然変異率を変化させて実験を行った結果は表?? のようになった. 表 1において数字に*の施してあるものは準最適解を得たことを示している. 準最適解は最適解

表 1: 遺伝的アルゴリズムの探索効率

固体数 / 突然変異率	150	200	250	300
1%	8.81	14.21	19.48	25.37
	10.47	10.91*	20.09*	21.14*
	12.33*	14.04	19.65	19.12
5%	10.25	13.79*	17.65*	17.99
	10.89	15.11	22.58	25.95
	13.23	17.65	24.19	20.04
10%	13.06*	20.24	25.02*	26.83
	13.57	16.21*	22.34	29.27
	12.72	20.97	19.63	27.91

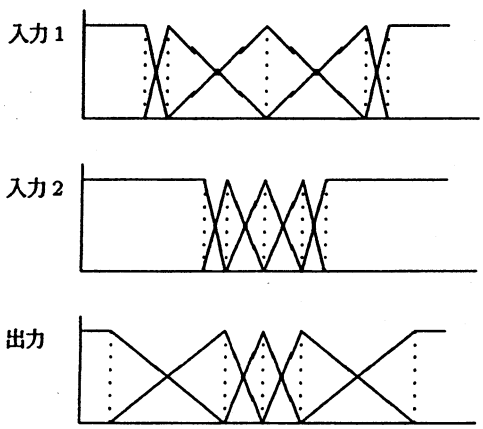


図 5: 最適化されたメンバーシップ関数

の次に良い解であり, 本研究の結果によるとその値は 0.00284 であった.. 個体数が増加すると遺伝的多様性が高くなること, 突然変異率が高くなると集団の状態が不安定になる. このため探索効率は比較的高くなっているが, 10%前後の探索率で最適解を得ており,GA による探索の効率の高さを示している.

7 おわりに

遺伝的アルゴリズムを利用して, ファジィ制御のメンバーシップ関数の形状と制御系の性能という, 定式化の困難な問題についても最適解を求めることが可能である. 同手法の解探索は効率的であり, その有効性を示した.

参考文献

[1] Goldbberg D.E.: *Genetic algorithm in search, optimization and machine learning*, Addison-Wesley Publishing co., 1989

[2] 小長谷 他:遺伝的アルゴリズム概説, 日本電気株式会社 C&C システム研究所

[3] 星野 力:遺伝的アルゴリズムによる生物進化のシミュレーション, Bit, Vol.23, No.8, pp.11–22, 1991

[4] 菅野 道夫:ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (1988)

[5] 和多田 他:ファジィ制御のためのメンバーシップ関数の自動調節法, 第 7 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 627–630, 1991

[6] 西山, 高木, イェガー, 中西:遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ推論ルールの自動生成, 第 8 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 237–240, 1992

[7] 高濱, 宮本, 小倉, 中村:遺伝的アルゴリズムによるファジィ制御規則の学習, 第 8 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 241–244,1992

[8] 久保, 山本, 和多田:ファジィ制御のためのメンバーシップ関数の学習方法 (第 2 報), 第 8 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 565–568, 1992

問い合わせ先
〒 535 大阪市旭区大宮 5-16-1
大阪工業大学経営工学科
和多田 淳三
Tel:(06)952-3131 ex.3702
Fax:(06)952-6197

WB4-2

階層化ファジィクラシファイアシステムによる制御

A Control Using Hierarchical Fuzzy Classifier System

古橋 武 Takeshi FURUHASHI
中岡 謙 Ken NAKAOKA
森川 幸治 Koji MORIKAWA
内川 嘉樹 Yoshiki UCHIKAWA

名古屋大学工学部
Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract

This paper presents Hierarchical Fuzzy Classifier System(HFCS). The system is capable of acquiring clear fuzzy rules for complex fuzzy control/inference problems. Two methods of profit sharing for the HFCS are studied.

Simulations are done to show that the HFCS works well to obtain fuzzy control rules.

1 はじめに

ファジィ推論は、人間が経験的に獲得した推論アルゴリズムをIF-THEN形式のファジィルールにより言語的表現のままに記述でき、ヒューマンコンピュータインタラクションに優れ、種々の応用が進められている。しかし、人間が体得した推論アルゴリズムは必ずしも言語的表現に対応していないため、ファジィ制御器・ファジィエキスパートシステムの構築に際しては、ルールの獲得が困難であるという問題がある。そこでルールの自動獲得を目指して、ファジィニューラルネットワーク[1]~[3]、ニューラルネットワーク[4]、遺伝的アルゴリズム[5]~[7]を用いる研究が報告されている。

最近、ファジィ推論ルールを学習により獲得する新しい機械学習の枠組としてファジィクラシファイアシステム（Fuzzy Classifier System:FCS）が提案された[8]。FCS は分類（クラシファイア）システム（Classifier System:CS）の1種であり、CS における分類子リストにファジィ推論ルールを用いている。このシステムは、環境とのインタラクションを通してファジィルールを発見的に獲得するものであり、複雑な制御・推論システムの構築に高い能力を発揮すると期待している。しかし、FCSでは環境との入出力を1つの推論システム内で一括に処理するため、システムの入出力が多くなるに従って、FCSが獲得した知識の解釈が困難になるという問題がある。

本稿では、分かり易い知識の獲得を目指して階層化ファジィクラシファイアシステム（Hierarchical Fuzzy Classifier System:HFCS）を提案する。本HFCSは複数のFCSを階層化し、各FCSに役割を分担させることによって、獲得される知識の明確化を計っている。FCSを階層化することで報酬の与え方に工夫を要するが、本稿ではHFCSに適した報酬の与え方を2通り検討する。本システムを船の制御に適用し、本システムにより明快な知識の獲得が可能であることを示す。

2 階層化ファジィクラシファイアシステム

2.1 ファジィクラシファイアシステム（FCS）

FCSは、ルール発見機構、ファジィルールベース、ファジィ推論システム、および信頼度割り当てシステムの4つの構成要素からなる学習システムである。FCSの構成図を図1に示す。

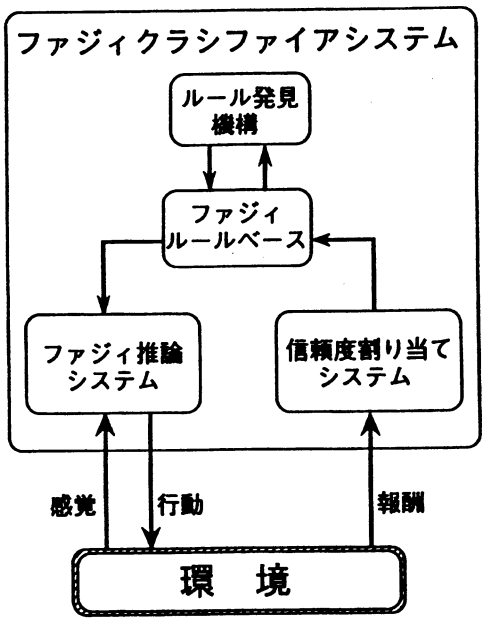


図1 ファジィクラシファイアシステムの構成図

それぞれの構成要素について以下に説明する。

（1）ファジィルールベース

0と1からなるビット列で表現された複数のルールからなる。これらのルールはそれぞれファジィルールに対応している。刺激－反応型（stimulus-response type）のFCS[8]では、ファジィルールは図2のように記述される。

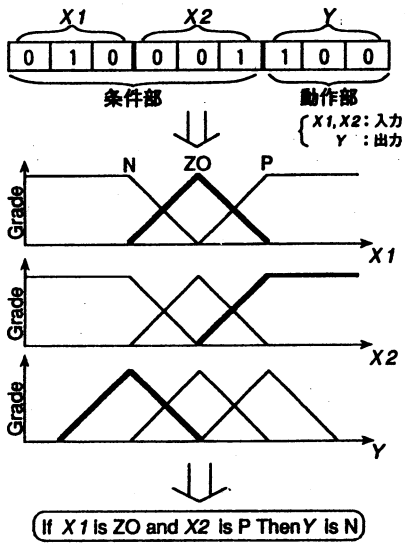


図2　ファジィルールの表現方法

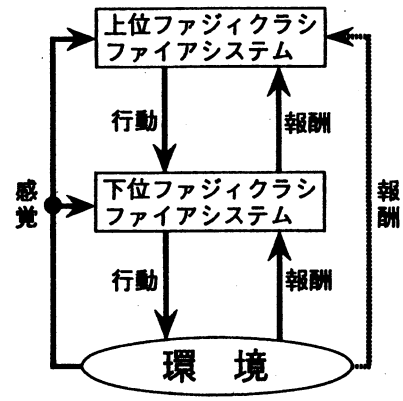


図3　階層化ファジィクラシファイアシステムの構成例

図は2入力 $x1$・$x2$、1出力 yでメンバーシップ関数が3種類の場合である。このとき、1つのルールは9ビットの数字列で表現される。条件部には入力変数 $x1$・$x2$が、動作部には出力変数 yが割り当てられており、入出力変数はそれぞれ3ビットずつを持つ。この3ビットは、左から順にNegative(N)、Zero(ZO)、Positive(P)のメンバーシップ関数に対応している。そこで、各ビットの“1”に対応するメンバーシップ関数に注目すると、この例では

IF $x1$ is ZO and $x2$ is P Then y is N

というファジィルールを読み取ることができる。

（2）ファジィ推論システム

環境から感覚（入力）を取り込み、ファジィルールベースからその感覚に対して適合度を持つファジィルールを取り出してファジィ推論を行い、環境に対して行動（出力）する。

（3）信頼度割り当てシステム

ファジィ推論システムが環境に対して行動を行った結果、信頼度割り当てシステムは環境からその行動に対する報酬を受け取り、前件部適合度に応じて各ファジィルールにその報酬を信頼度の増減という形で割り当てる。

（4）ルール発見機構

（1）～（3）の操作を繰り返すだけではルールの信頼度が変わるだけで、環境に対する行動の改善は行われない。そこで適当な時期に信頼度をファジィルールの適応度と見なし、遺伝的アルゴリズムなどのルール発見手法を用いることで新しいルールの生成を行う。

2.2　階層化ファジィクラシファイアシステム（HFCS）

前節で説明したFCSでは、環境との入出力を1つの推論システム内で一括に処理するため、入出力変数が多くなるに従い、得られるファジィ制御ルール表は多次元となり、知識獲得の観点では問題がある。そこで本研究では、複数のFCSを階層化したHFCSを提案する。HFCSでは、個々のFCSに認識・判断・行動の役割を分担させ、それぞれのFCSからファジィ推論ルールを獲得することにより、システム全体としての知識獲得を容易にしている。図3に、上位・下位の2層から成るHFCSの構成例を示す。

図3のHFCSでは、環境からの感覚をまず上位FCSが取り込み、次に下位FCSが環境からの感覚と上位FCSからの行動を取り込むことによって環境へ行動を起こす。その結果、環境から下位FCSへ報酬が与えられ、そこからさらに上位FCSへと報酬が伝わっていく。また図の破線で示したように、直接上位FCSに報酬を与えることも有効である。この報酬の与え方については次章の具体例を通して詳述する。

3　船の制御

3.1　問題設定

文献[6]にならい、一次遅れ系で近似された船を制御対象とする。

$$T \cdot \frac{d\omega}{dt} + \omega(t) = u(t)$$

$$\theta(t) = \int \omega(t)dt + \theta(0)$$

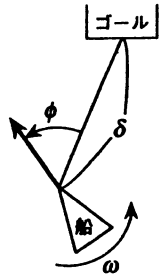
$$\frac{dx}{dt} = V \cdot \sin\theta(t)$$

$$\frac{dy}{dt} = V \cdot \cos\theta(t)$$

T ：時定数
V ：速度
u ：操舵量
ω ：旋回角速度
θ ：絶対方向角
x,y ：船の位置座標

船は旋回角速度 ωに対して時定数 Tを持つ。船の速度 Vは一定とし、HFCSは行動として操舵量 uを出力する。本研究では船をゴールに入れる問題設定[6]とする。環境からHFCSへの入力は、船首方向とゴールの中心位置との相対角度 ϕ、船からゴールまでの距離 δ、船の旋回角速度 ωの3つとし、出力は操舵量 uとする（図4）。そして船の初期状態は、ゴールとは反対の壁の4ヶ所からそれぞれ相対角度30°、0°、-30°、旋回角速度0(rad/s)で出発することとする。いずれの初期状態からも船をゴールに入れることができれば、HFCSは何等かの操舵知識を獲得したと見なすことができる。操舵中に相対角度が±90°の範囲外に出たり、船が領域外に出た場合は、その時点で操舵を

中止して次の初期状態から操舵を行う。



φ:船首方向とゴールとの相対角度
δ:船からゴールまでの距離
ω:船の旋回角速度

図4　船のパラメータ

3.2　階層化ファジィクラシファイアシステムの適用

本稿では上位層・下位層の2つのFCSから成るHFCSを用いて船の制御を行う。上位FCSは距離δと相対角度φを入力とし、出力を下位FCSに渡す。下位FCSは上位FCSの出力と旋回角速度ωを入力とし、操舵量uを出力する。本HFCSでは、上位FCSが距離δと相対角度φから針路dを決定するルールを獲得し、下位FCSが針路dと旋回角速度ωから船を操舵するルールを獲得することが期待される。すなわち、上位・下位2つのFCSにそれぞれ意思決定・制御の役割を分担させようとしている。そこで、上位FCSと下位FCSのルールは図5のように表現することにする。

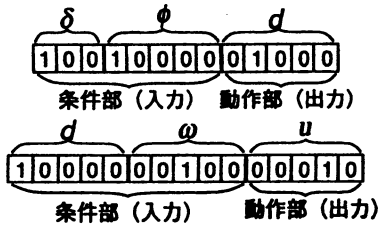


図5　入出力変数のコーディング例

入出力変数にはそれぞれメンバーシップ関数が割り当てられるが、距離δに関しては3種類（Zero(ZO)、Medium(M)、Big(B)）、他の変数は5種類（Negative Big(NB)、Negative Medium(NM)、Zero(ZO)、Positive Medium(PM)、Positive Big(PB)）とする。図6は用いたメンバーシップ関数を示す。

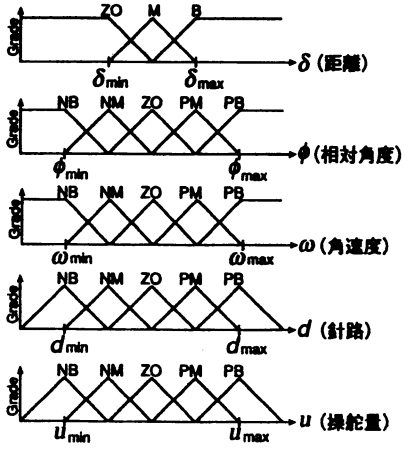


図6　メンバーシップ関数

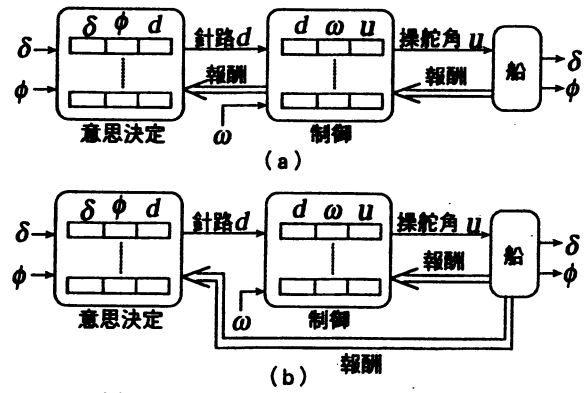


図7　HFCSによる階層的ファジィ制御

実際に構築したHFCSを、図7に示す。
図7は報酬の与え方に応じて(a)、(b)の2種類のHFCSを示している。(a)では報酬は下位層から上位層へと引き継がれている。(b)では下位・上位それぞれに直接報酬が与えられている。

3.3　報酬

FCSでは、ファジィ推論システムから環境に対して行動が行われた結果、その行動の評価として、信頼度割り当てシステムに環境から報酬が与えられる。そして、各ファジィルールには前件部適合度に応じてその報酬が信頼度の増減という形で割り与えられる。本稿では、各FCSへの報酬の与え方を図7(a)、(b)の2種類について検討した。

（a）船が出発してから、ゴールもしくは中止するまでの各ファジィルールの前件部適合度の履歴を記録しておく。そして相対角度φがφ<-90°もしくはφ>90°となるか、船が領域外に出た場合は失敗、ゴールに入った場合は成功とする。下位層の各ルールには、失敗の場合にはその時点のゴールまでの距離と前件部適合度の履歴とに基づいたマイナスの信頼度が与えられ、成功の場合には一定の値と前件部適合度の履歴とに基づいたプラスの信頼度が与えられる。すなわち、失敗した時点からゴールまでの距離が遠いほど信頼度は低くなり、逆に成功した場合には信頼度は高くなるように設定する。上位層の各ルールには、下位層がマイナスの報酬を受け取った場合には前件部適合度の履歴に基づいたマイナスの信頼度が与えられ、下位層がプラスの報酬を受け取った場合には同様にしてプラスの信頼度が与えられる。

（b）上位層では、各ファジィルールの前件部適合度と出力値（針路d）の履歴を記録しておき、下位層では、各ファジィルールの前件部適合度と出力値（操舵量u）の履歴を記録しておく。上位層では、ゴールに向かう推論値を出力したルールにはプラス、そうでないルールにはマイナスの信頼度を前件部適合度に基づいて与える。下位層では、上位層の出力（針路d）に追従する操舵量uを出力したルールにはプラス、そうでないルールにはマイナスの信頼度を前件部適合度に基づいて与える。

3.4　ルール発見機構

ルール発見機構は、12通りの初期状態からシミュレーションを行い、各ルールの信頼度が割り与えられた後に、ルールの信頼度を適応度と見なして遺伝的アルゴリズムによりルールの削

除・生成を行う。上位・下位FCSそれぞれに適応度の低いものから順に2割のルールを削除し、削除されずに残ったルールからランダムにルールを選び出す。そしてそれらのルール間で1点交叉を行い新しいルールを生成する。また一定の確率で、新しく生成されたルールに突然変異を施す。ただし、図2のルール表現において各変数ごとに1となるビットは1つしか許容していない。また前件部が同じであるルールがすでに存在する場合には、新しく生成されたルールは直ちに削除している。

4 シミュレーション結果

各層のルールをランダムに発生させる。図8はその初期ルールによる船の操舵結果を示す。図は12通りの初期状態からの船の軌跡を示す。これらの初期ルールを図7(a)、(b)のHFCSを用いて発見的に改善していく。図9は12通りの初期状態から全てゴールに入るようになったときの船の軌跡を示す。図9(a)、(b)はそれぞれ図7(a)、(b)のHFCSによる操舵結果である。初期ルールではゴールに向かって進む操舵はなされていないが、信頼度に基づいてルールが削除・生成されるに従って船は次第にゴールに向かうようになり、ある段階まで進むと全ての初期状態から船がゴールに入るようになった。表1の(a)、(b)は図9の(a)、(b)の操舵を行ったときのファジィルールを示したものである。

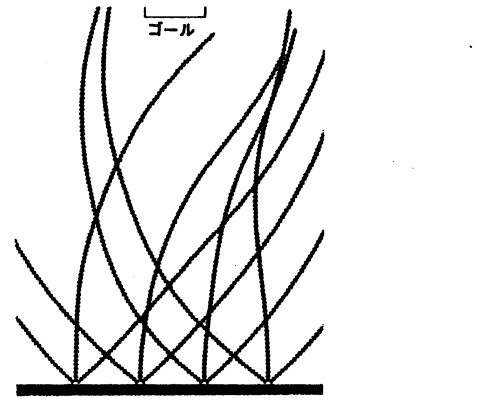
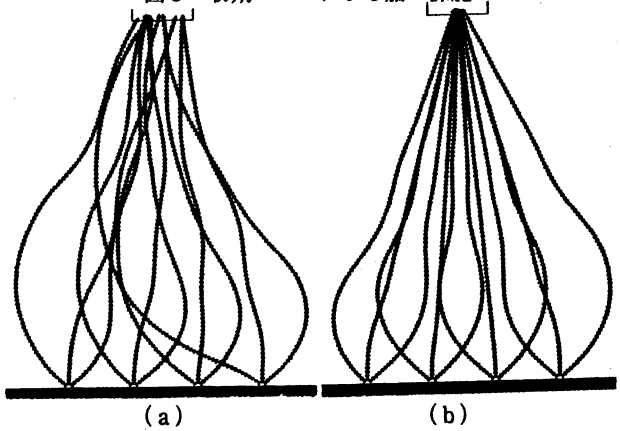


図8 初期ルールによる船の操舵



(a) (b)

図9 最終ルールによる船の操舵

表1 (a) HFCSのファジィ制御ルール表 (図7(a))

上位ファジィ制御ルール表

d \ φ	NB	NM	ZO	PM	PB
δ ZO			NB	PM	
δ M	NB	NB	NM	PB	NB
δ B	NB	NB	PB	NB	ZO

下位ファジィ制御ルール表

u \ d	NB	NM	ZO	PM	PB
ω NB	PM		PB		PM
ω NM	PB	ZO	NM	PM	
ω ZO	PB	NM	NB	NB	PM
ω PM	PB	ZO	NB	NB	
ω PB	ZO	PM	PM		PB

表1 (b) HFCSのファジィ制御ルール表 (図7(b))

上位ファジィ制御ルール表

d \ φ	NB	NM	ZO	PM	PB
δ ZO			ZO		NB
δ M	PM	PB	ZO	NM	NM
δ B	PM	PB	ZO	NM	NB

下位ファジィ制御ルール表

u \ d	NB	NM	ZO	PM	PB
ω NB				PM	PB
ω NM			NB	PM	PB
ω ZO	NB	NM	ZO	PM	PB
ω PM	NB	NM	NB	PB	PM
ω PB	NM	NB	NM		

表1の(a)では、船がゴールに入ったかどうかということだけを判断基準として報酬を与えたので、上位層から下位層へ伝えられる変数には針路 d の意味を必ずしも持たせることができない。(b)では、上位FCSにはゴールに向かうように報酬を与え、下位FCSには上位の指令に追従するように報酬を与えたので、上位ファジィ制御ルール表からは針路 d、下位ファジィ制御ルール表からは操舵量 u が我々の直感にほぼ合った形で獲得できている。

5 まとめと今後の課題

本稿では、階層化ファジィクラシファイアシステムを提案し、船の制御に適用することにより、制御知識獲得の手段として本システムが有効であることを示した。

本稿では生成されるルールを3.4節のごとく制限した。この制限のため、本稿で扱っている問題程度の複雑さでは交叉のメリットはあまり活かされていない。今後の課題としては、衝突回避問題などの多変数の複雑な問題に本システムを適用し、その有用性を高めていくことが挙げられる。

【参考文献】

[1]堀川、古橋、内川：“ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法”、日本ファジィ学会誌、Vol.4、No.5、pp.906-928、1992

[2]S.Horikawa、T.Furuhashi、Y.Uchikawa and T.Tagawa：“A study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks”、IFES'91、pp.562-573、1991

[3]中山、古橋、内川：“ファジィモデリングにおけるルールの階層化手法の一提案”、第8回ファジィシステムシンポジウム、pp.381-384、1992

[4]林、中井：“ニューラルネットワークを用いたファジィプロダクションルールの自動抽出”、第5回ファジィシステムシンポジウム、pp.169-176、1989

[5]高濱、宮本、小倉、中村：“遺伝アルゴリズムによるファジィ制御規則の学習”、第8回ファジィシステムシンポジウム、pp.241-244、1992

[6]小池、畝見、吉谷：“遺伝的アルゴリズムを用いた遅れ系の制御”、第15回知能システムシンポジウム、pp.7-12、1992

[7]土屋、松原、長町：“商品発注支援システムにおける知識獲得手法”、第8回ファジィシステムシンポジウム、pp.245-248、1992

[8]M.Valenzuela-Rendon：“The Fuzzy Classifier System:A Classifier System for Continuously Varying Variables”、ICGA-91、pp.346-353、1991

[問い合わせ先]
〒464-01 名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科
古橋 武
TEL 052-781-5111(内)2792
FAX 052-781-9263
e-mail furu@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

WB4-3

ファジィクラシファイアシステムによるスケジューリング知識獲得

An Acquisition of Scheduling Knowledge Using Fuzzy Classifier System

古橋 武　　森川幸治　　内川嘉樹

Takeshi FURUHASHI　　Koji MORIKAWA　　Yoshiki UCHIKAWA

名古屋大学工学部

Faculty of Engineering , Nagoya University

Abstract :

This paper describes an acquisition of scheduling knowledge. The scheduling problem studied in this paper is to decide priorities of assembling products. The problem often occurs in workshops. Knowledge acquisition has been one of the most important problems in constructing expert systems. Some methods for acquiring fuzzy rules, such as fuzzy neural network, genetic algorithms, have been proposed.

This paper studies application of Fuzzy Classifier System (FCS) to knowledge acquisition of deciding priorities of assembling products. The knowledge is represented by a set of fuzzy rules in FCS. This method can handle multi-parameters and multi-constraints, and can acquire fuzzy rules easily. The feasibility of this method is verified by using practical problem in a workshop.

1．はじめに

生産現場における作業着手手順決定問題[1]は計画の分野の重要な問題である。また、多くの作業をどの順序で着手するかを決定することは、日常的な問題である。この問題を解くには、多くの要素と制約条件を考慮しなければならない。これまでは経験を積んだ専門家に頼るしか、よいスケジューリングの方法がなかった。しかし、生産工程の自動化が進みコンピュータで設計から納品までを一括して管理しようとするCIM化などの動きがさかんになり、作業着手手順の決定も自動化の要求が高まっている。

専門家の知識を反映するシステムとしてファジィエキスパートシステムが注目されている。一般にエキスパートシステムでは、専門家の知識を獲得する手法の確立が大きな課題となっている[2]。ファジィルールの獲得手法としては、修正案提示による知識獲得支援システム[3]、ファジィニューラルネットワーク[4]、遺伝的アルゴリズム[5]による手法などが提案されている。

最近、機械学習の新たな枠組として、クラシファイアシステム（Classifier System : CS）[6]が注目されている。このシステムは遺伝的アルゴリズムを用いてルールの発見を行なうプロダクションシステムである。このクラシファイアシステムにファジィ推論を導入したファジィクラシファイアシステム（Fuzzy Classifier System : FCS）[7]は連続値を扱うことのできるシステムである。文献[7]では関数近似への適用例が紹介されている。

本研究ではFCSを作業着手手順決定問題における優先度決定の知識獲得に適用する。そして、本問題の解法に適した信頼度割り当てシステムについて検討する。本手法により、従来獲得が困難であった多変数間の知識を表現しているファジィルールの獲得を行なうことができる。実際の工場で使用されている問題に対するシミュレーションによって、FCSにより獲得されたファジィルールを詳細に考察する。

2．作業着手手順決定問題

作業着手手順決定問題とは多数の作業の中から、それぞれの作業の持つ要因を考慮しながらどの作業から着手するかを決定する問題である。

実際の生産現場において、生産の単位である作業班は、多品種少量生産にともない、多数の製品の組立を受け持っている。これらの製品の中で、どの製品から作業にとりかかるべきか、各製品の優先度および作業着手手順を決定する問題を考える。製品の優先度を決定するには、完成予定日、部品欠品数、所用作業時間、製品の重要度、製品の作業単価など多数の要因を考慮しなければならない。従来は生産管理のベテランが経験的に各要因の重視度を把握し、各製品の優先度を決定して、当該作業班に指示していた。ここで、部品欠品数とは、組立予定の製品の部品で作業班の所に到着していない部品数のことである。また、製品の重要度とは、後の工程などを考慮して生産管理者が経験的に決めている値である。製品の作業単価は製品の単価を所用作業時間で割ったものである。

ベテランの重視する要因は、生産高予算達成率、月末までの期日など、工場全体にかかわる環境によって大きく変化し、ベテランによる推論法以外は適当な手段がなかった。しかし、最近はこのようなベテランの不足が深刻な問題であり、かつ、瞬時の判断が必要なことから自動化の要求が高まっている。

3．ファジィクラシファイアシステム

まずクラシファイアシステムとファジィクラシファイアシステムについて概説し、本研究で構築したシステムを説明する。

3．1　クラシファイアシステム

クラシファイアシステム (Classifier System : CS) は遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) を用いてルールの発見を行うプロダクションシステムである[6]。図1にCSの構成を示す。

プロダクションシステムは環境から感覚を受け取り、ルールベースから感覚に適合したルールを探してくる。照合により複数のルールが参照されることもあるが、それらの競合を解消した後、そのルールに基づき行動を出力する。

ルールベースはプロダクションルールを記憶しておくところである。ルールは条件部と帰結部からなる文字列で構成され、0と1のビット列により表現される。各ルールには信頼度が付加され、信頼度の変化により各ルールの重視度合も変化する。

信頼度割り当てシステムは出力に関与したルールに対して、環境から与えられる報酬に応じて信頼度を増減させる操作を行なう。標準的な信頼度の割り当て方法には、報酬を逐次的に伝搬させる bucket brigade 法と一括して与える profit sharing 法がある。

ルール発見機構は適当な時期に、GA を用いて新しいルールの生成を行う。CS は本来、GA を基盤とした機械学習法として提唱されてきたが、ルール発見機構として必ずしも GA が有効であるとは限らず、戦略的なルール発見手法等の提案もなされている[6]。

3．2　ファジィクラシファイアシステム

FCS は Valenzuela-Rendon によって提案された[7]。CS におけるプロダクションルールをファジィルールに、プロダクションシステムをファジィ推論システムに置き換えている。ファジィルールを用いることで入出力を連続値とすることができ、自由度の高いシステムを構築できる。文献[7]ではこの FCS を関数近似に適用している。図2に FCS の構成を示す。

3．3　本システムの構成

作業着手手順決定問題に FCS を適用することを試みる。FCS を以下のように構成してファジィルールの獲得を行った。

（1）ファジィルールベース

刺激-反応型 (Stimulus-response type) の FCS [7]では、ファジィルールは図3のように記述される。図は2入力 x1,x2 、1出力 y でメンバーシップ関数が3種類のばあいである。ファジィルールを表現する分類子は各変数につき、0または1を用いて3ビットで表現され、各ビットは左から順に Small (S), Medium (M), Big (B) のメンバーシップ関数に対応している。入力 x1, x2 のビット列は条件部、出力 y のビット列は動作部と呼ばれる。図の例では、分類子は

If x1 is M and x2 is B Then y is S

というファジィルールを表現している。各変数ごとに複数のビットが1となることも可能である。

作業着手手順の決定には多くの要素を考慮しなければならないが、ここでは完成予定日までの日数、部品欠品数、作業時間、製品作業単価、重要度の5つを用いることにする。そこで FCS に用いるファジィルールは5入力1出力とし、メンバーシップ関数は各変数につき3種類とする。出力はその作業の優先度である。ただし、ここで優先度とは、その作業が優先されるべき度合を表現する値である。各変数のメンバーシップ関数は以下の範囲に均等配置した。完成予定日までの日数：0～26、部品欠品数：0～16、作業時間：0～500、作業単価：0～92、重要度：2～14、優先度：0～1。

本研究ではこのファジィルールを10個使用した。5入力1出力でメンバーシップ関数が3種類なので、ルールの可能な組み合わせは3の5乗個になるが、作業着手手順決定に必要な知識はそれほど多くないことを予想して、ルール数を少なくしている。

（2）ファジィ推論部

ファジィ推論は積-和-重心法を用いる。得られた各作業の優先度を大きい順にならべて、作業着手手順とする。これを行動として環境に与える。

（3）信頼度割り当てシステム

本システムでは環境を専門家の持つ知識とし、専門家の作成した作業着手手順とファジィ推論部が計算した作業着手手順の誤差が、環境から信頼度割り当てシステムに与えられる報酬となる。

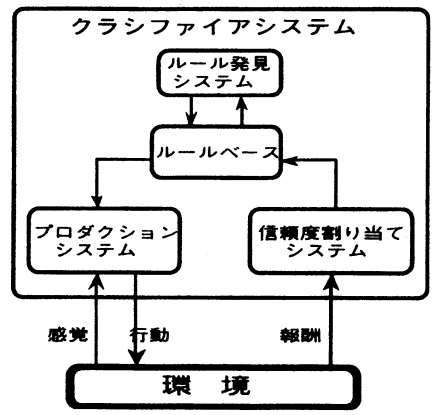


図1　クラシファイアシステム

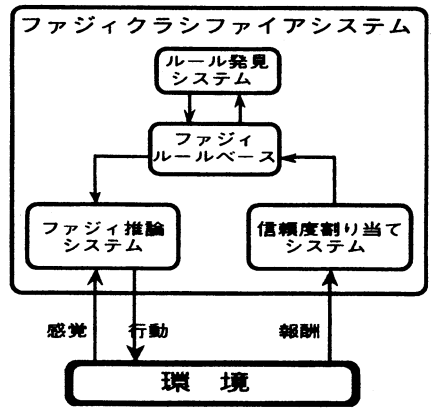


図2　ファジィクラシファイアシステム

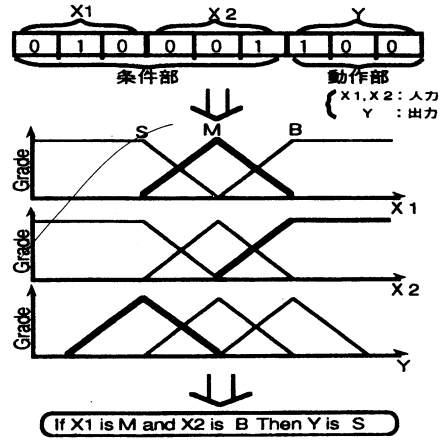


図3　ルールの表現方法（2入力1出力の場合）

各ファジィルールには以下のように報酬が割り当てられ、信頼度が増減する。

・専門家の与える順位と出力順位の間に誤差があった場合、誤差の大きさと、ルールの適合度に応じたマイナスの報酬が各ルールに与えられる。順位が一致した場合は、適合度に応じた比較的大きなプラスの報酬が与えられる。

・環境に行動が与えられるたびに全てのルールの信頼度から一定量を差し引く。これは、何もしないルールを排除するためである。

・信頼度が0になった時に、そのルールは必要ないと見なされ、ルール発見機構により生成された新しいルールと交換される。

（4）ルール発見機構

新しいルールはまったくランダムに生成されるか、もしくは遺伝的アルゴリズム（GA）により生成される。GAでは交叉と突然変異の操作が行われている。交叉はルールベースの中から2つのルールを選んで、ある一部分を入れ換える操作である。突然変異はあるルールの1ビットを反転させる操作である。GAの操作により、既に発見されている重要な前件部の変数や出力が組み合わされて、より有効なルールの生成が期待される。

4．シミュレーション

FCSを次の2つの作業着手手順決定問題に適用しその有用性を検討した。

表1は、某工場のある作業班の異なる2つの状況を示す。この作業班は10個あまりの製品の組立工程の一部を担当している。各製品の完成予定日、部品欠品数、所用作業時間、作業単価、製品の重要度が表に示されている。製品の重要度は、生産管理のベテランが後の工程を考慮した上で、1から15の範囲でランク付けした値を示す。

表1(a)はある作業班の11月19日の状況を示している。13個の製品の組み立ての作業を持っている。月末（この工場では20日締めとしている）までの日数が1日の場合である。月末までの日数は、1日と余裕がないので、工場全体の配慮としては翌月の20日を考えれば良く、30日以上の余裕があることになる。

表1(b)は、同じ作業班における1月8日における状況を示す。当該作業班は、この日、11個の製品の組立の作業をもっていた。各要因は先ほどの例と大きく異なっているで、専門家は(a)の時とは違った要素を重視してスケジューリングを行うと考えられる。

表2はFCSにより出力された結果を示している。表中の○はFCSが専門家と同じ順位を出力した場合、△はFCSと専門家の順位が1～2違っていた場合、×はFCSと専門家の順位が3以上違っている場合を示している。

＜結果＞

表2(a),(b)の評価値（誤差を足しあわせたもの）はそれぞれ10と8で比較的専門家の作成した順位に近い値が出力されている。また、順位の異なるものでも優先度に注目すると、近い値が出力されている。例えば、表2(a)のNo.2の作業は3番も人の順位とずれているが、7位（作業No.8）の優先度とは0.011の小さな違いしかない。表2(b)では優先度が0.500の作業が3つあるがそれらは、専門家の出力でも連続した順位が与えられている。

作業着手手順決定問題では、状況の変化によりベテランの重視する要素は変化し、さらに個人差も多少あるので、上位の順位が一致していれば十分であり、下位の順位は大体あっていれば良いといえる。この観点からも得られた結果は満足できる。

表1(a)　問題　11月19日

物件no.	完成予定日	部品欠品数（箇／台）	作業時間（Hr）	作業単価（千円）	重要度	人の順位
1	11/26	0	97	32	12	3
2	11/29	1	49	31	8	6
3	12/6	0	97	59	8	12
4	11/30	15	97	32	13	10
5	11/26	20	19	33	8	11
6	11/26	1	49	54	12	4
7	11/22	0	10	54	8	1
8	11/27	5	19	28	8	8
9	11/22	1	10	36	8	2
10	11/26	5	97	58	13	5
11	11/28	5	19	25	8	9
12	12/5	15	97	87	14	13
13	11/28	0	10	62	8	7

表2(a)　結果　11月19日

優先度	出力順位	人の順位	評価
0.475	3	3	○
0.356	9	6	×
0.339	11	12	△
0.302	12	10	△
0.351	10	11	△
0.455	4	4	○
0.652	1	1	○
0.367	7	8	△
0.640	2	2	○
0.405	5	5	○
0.360	8	9	△
0.264	13	13	○
0.386	6	7	△
			10

表1(b)　問題　1月8日

物件no.	完成予定日	部品欠品数（箇／台）	作業時間（Hr）	作業単価（千円）	重要度	人の順位
1	1/19	1	16	55	12	2
2	1/25	1	126	86	8	3
3	1/21	3	418	61	8	4
4	1/23	15	19	26	12	11
5	1/18	1	103	32	8	1
6	1/22	3	100	27	8	5
7	1/21	9	16	55	13	7
8	1/19	19	36	30	8	9
9	1/22	18	38	104	13	10
10	1/18	6	64	46	8	6
11	1/21	9	20	36	8	8

表2(b)　結果　1月8日

優先度	出力順位	人の順位	評価
0.540	2	2	○
0.500	3	3	○
0.500	4	4	○
0.300	9	11	△
0.560	1	1	○
0.500	5	5	○
0.460	6	7	△
0.322	8	9	△
0.000	11	10	△
0.408	7	6	△
0.284	10	8	△
			8

＜獲得されたルール＞

表３に FCS により獲得されたルールを示す。ルールは３ビットづつに区切られている。それぞれの３ビットは各入力変数及び出力変数に対応していて各ビットはそれぞれメンバーシップ関数に対応している。例えば、表３ (a) の４番目のルールは

IF 完成予定日までに余裕がない & 部品欠品数が少ない & 作業時間が少ない & 作業単価が大きい THEN　優先度が高い

というルールを意味している。

ある入力変数のビットがすべて１になった場合、その変数は常にグレード１となり、システムに関係のない（Don't care）変数であると判断できる。また、出力の３ビットがすべて１の場合は、前件部の適合度によってある場合は出力に貢献し、ある場合は他のルールの方が重要視されるという、オフセットの役割を果たしている。その他、ルールの中に１０１という表現が見られるが、これはある変数がMediumでないならばというルールを表現していると期待される。このように本分類子によるファジィルールの表現には柔軟性があるため、少ないルール数でも作業着手手順の知識を表現することが可能になっている。

専門家の知識としては、部品欠品数が少ないと優先度が高い、完成予定日までに余裕がないと優先度が高い、作業単価が高いと優先度が高いなどが考えられる。具体的にルールを見ると、前述の表３ (a) の４番目のルールは専門家の知識によく合っている。また、６番目のルールからは納期に余裕があるならば、優先度が低いという知識を読み取ることができる。ただし、基本的に、本分類子のファジィルール表現では、知識は各ルール内に分散される。各変数ごとに１となるビットを１つしか許容しないようにすれば、この分散表現を解消することができる。ただし、この場合は、ルール発見機構に工夫が必要になると思われる。

５．結論

ファジィクラシファイアシステム（FCS）を用いて、作業着手手順決定問題における優先度決定の知識獲得を行った。FCS の適用に際して、信頼度割当システムについて検討した。

実際の工場での作業例を用いてシミュレーションを行ない、専門家の知識を表現しているファジィルールが得られることを示した。

今回のシミュレーションでは、取り挙げた問題が比較的簡単な知識に基づいていた。また、FCS の適用に際して、良いルールが得られずに収束しないこともあった。

今後は、報酬の与え方を工夫することにより収束性を改善することが課題である。また、より多くの要素を考慮しなければならない問題に本 FCS を適用して行く予定である。

参考文献

[1] 内藤、古橋、内川：可変順序構造モデルによるファジィ推論とその作業着手手順決定への応用、日本ファジィ学会誌、Vol.3, No.4, pp.153-162 (1991)

[2] 特集：学習と知識獲得技術の新展開、人工知能学会誌、Vol.3, No.5, (1988)

[3] 則竹、古橋、内川：修正案提示による知識獲得支援システムの一提案とその作業着手手順決定問題への応用、日本ファジィ学会誌、Vol.5, No.1, pp.103-106, (1993)

[4] 堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法、日本ファジィ学会誌、Vol.4, No.5, pp.906-928 (1992)

[5] 土屋、松原、長町：商品発注支援システムにおける知識獲得手法、第８回ファジィシステムシンポジウム、UA3-3, pp.245-248 (1992)

[6] 竹内：「遺伝的アルゴリズムによる機械学習」、計測と制御、pp.24-30, Vol.32, No.1, (1993)

[7] M. Valenzuela-Rendon,"The Fuzzy Classifier System: A Classifier System for Continuously Varying Variables", Proceeding of 4th International Conference on Genetic Algorithm, pp.346-353 (1991)

[問い合わせ先]

〒464-01　名古屋市千種区不老町

名古屋大学工学部電子機械工学科

古橋 武

TEL 052-781-5111(内)2792

FAX 052-781-9263

e-mail furu@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

表３(a) 獲得されたファジィルール（１１月１９日の例）

No.	ファジィルール	信頼度
1	001 101 101 010 011　111	80.96
2	100 011 111 111 101　010	105.28
3	101 101 010 101 010　111	95.66
4	100 100 110 011 011　011	797.81
5	110 101 011 111 010　111	89.75
6	011 111 111 011 111　110	117.34
7	100 100 110 001 111　001	92.13
8	100 101 011 101 111　011	88.70
9	011 010 110 111 001　101	83.88
10	101 111 100 101 111　101	84.63

表３(b) 獲得されたファジィルール（１月８日の例）

No.	ファジィルール	信頼度
1	110 010 110 010 101　111	99.37
2	011 110 010 111 111　111	111.91
3	011 100 110 010 010　011	109.59
4	101 110 111 011 111　111	104.59
5	011 010 110 010 100　000	-0.50
6	111 100 011 100 110　101	101.20
7	011 011 100 010 011　110	97.43
8	101 001 111 010 011　111	99.25
9	100 001 001 101 001　111	-0.50
10	110 101 001 001 010　110	100.60

※各ファジィルールは５入力（完成予定日、部品欠品数、作業時間、作業単価、重要度）、１出力(優先度)
それぞれ３分割のメンバーシップ関数によって表現されている。

WB5-1

遺伝的アルゴリズムに基づく ファジィ混合型整数計画問題の解法

Solution Using Genetic Algorithm for Fuzzy Mixed Integer Programming Problems

水沼洋人 Hiroto MIZUNUMA
和多田淳三 Junzo WATADA
藪内賢之 Yoshiyuki YABUUCHI

大阪工業大学
Osaka Institute of Technology

Abstract: Branch and Bound Methods are employed to solve mixed integer programming problems. Such methods do not workable enough in order to solve the fuzzy mixed integer programming problems, because it is not specifically intended to obtain the optimum value of objective function, but to maximize, in fuzzy programming, the degree of the satisfaction or the degree of possibility based on its formulation. In this paper, we propose the method based on genetic algorithm to obtain the solution which maximizes an objective function in fuzzy mixed integer programming problems.

1. はじめに

配送センターの配置，工場の工程計画および分布計算機システムでのジョブの配分など，資源を如何に適切に配置，配分するかは経営工学での重要なテーマの１つである．

この種の問題については多くの研究がなされているが，一般に，配置される資源が工業製品もしくは農業生産物である場合，その需要量あるいは供給量に対してある確率分布にしたがうものと仮定して行われている．しかしながら，現実の問題においては，必ずしも確率概念をもってしても対処しきれない場合も多々存在する．よって，本研究では，配置される資源が確率概念の適用が不完全な場合に対する一つの解決方法として，専門家のもつ経験的知見を考慮した可能性の概念を用いて分析することを提案する．また，モデルとして，アフリカの一国における農業生産物貯蔵施設整備計画の立案において，資金のより効果的な利用の観点から，地区ごとに発生する生産量，消費量および流通の経済性に基づいた農業生産物に対する貯蔵施設の全国的な配置計画の最適化に関する問題を取り扱い，国全体の余剰農業生産物の不作年用あるいは輸出用備蓄のための貯蔵施設の最適建設地区決定をファジィ混合型整数計画法を用いて行っている．また，貯蔵施設を２以上の地区に建設する場合，ファジィ概念を導入した数理計画法では式の構成上必ずしも望ましい解が得られるとは限らない．このため，最近注目を集めている遺伝的アルゴリズムによる組合せ最適化法を適用したファジィ混合型整数計画法を提案する．

2. ファジィ数理計画法

ファジィ数理計画法は，1973年に田中ら[2]によって始めて定式化された．その後，H.-J.Zimmermannによって，意思決定者の満足度を考慮した方法[3]が研究され，現在では種々のファジィ数理計画法が提案されている[4]．

本研究では，H.-J.Zimmermann による方法を用いている．このファジィ数理計画法[3]は，通常の線形計画問題に対して意思決定者のファジィ目標およびファジィ制約を線形のメンバシップ関数で表して，BellmanとZadehによる最大化決定[1]を適用すれば，通常の線形計画問題に帰着できる．

本研究で取り扱う問題のように，場合によっては意思決定者の満足度を考慮するのではなく，専門家によって提示される可能性をファジィ制約として与えることから，このファジィ数理計画問題によって得られる解は必ずしも意思決定者の期待する解であるとは考えられない場合も起こり得る．つまり，このファジィ数理計画法では，満足度（本研究では可能性）の最も高くなる基底解を見つけだすことを行うが，それが必ずしも当初の目的である評価関数を最小もしくは最大にするとは限らないからである．このため，本論文では遺伝的アルゴリズムを用いてこの問題を解決する方法を提案する．

3．遺伝的アルゴリズムによる組合せ最適化法

遺伝的アルゴリズムは，複数個の解候補を用いて確率的探索を行うアルゴリズムであり，計算量の多い組合せ問題，探索問題および計画問題等を解くために用いられている[5]．この手法のメカニズムは，生物の進化過程を模擬したものであるが，実際の自然界の進化過程は極めて多数の個体が，長い年月をかけて作り上げた複雑なプロセスである．しかし，遺伝的アルゴリズムはこの複雑な進化過程を極めて簡略化したモデルである．つまり，遺伝子を持つ個体が集団を作り，その集団の中で遺伝子の交叉および突然変異を起こし，生存競争により環境への適応度の高い個体を選択するものである．

本研究では，遺伝的アルゴリズムの一手法である単純遺伝的アルゴリズムを用いている．以下にこの単純遺伝的アルゴリズムの構成をここで扱う問題に即して説明する[6],[7].

(a) 個体は33の遺伝子から成り立っており，n 貯蔵施設の建設地区に対応した n 個の遺伝子が1になっている．

(b) 個体の環境適応度つまり適応度関数値は，そのときのファジィ混合型整数計画問題より得られる輸送コストである．

(c) 第0世代の集団は，一様確率で生成された m 個体から成り立っている．ただし，不適切な遺伝子を持つ個体は破棄される．

(d) 第 i 世代から第 $i+1$ 世代への遷移は，集団の60%の個体が交叉で2子を生成し，その親は死滅する．

(e) 交叉して生成された個体が条件に適合しない場合，すなわち n 遺伝子が同じ地区を指していたり，$(n+1)$ 遺伝子以上が1の値であるような場合，多くの個体に対し一様乱数で突然変異を行う．

(f) 適応度関数値が上位10%以内に属する個体は2倍増殖を行い，下位10%以内に属する個体は死滅させる．

次に，計算手順について説明する．

(Step1) 一様乱数によって，n 個の個体を生成させる．

(Step2) 個体の対をランダムに決定し交叉を行う．このとき，交叉位置に関しては一様乱数で決定する．

(Step3) 交叉の結果，生成された個体が不適当なものに関しては，一様乱数で突然変異を行う．

(Step4) 各個体の遺伝子に基づいて，ファジィ混合型整数計画問題を構成する．このとき，解データ・ベースをチェックして既に解いたものは，解データ・ベースから適応度関数値である輸送コストを与える．また，新しい組合せについては，ファジィ混合型整数計画問題を解く．

(Step5) 適応度関数値の上位10%に属する個体に関しては増殖を行い，下位10%に属する個体に関しては死滅させる．

(Step6) すべての個体が同じである場合には終了し，そうでない場合にはStep2 から繰り返す．

4．実データを用いたシミュレーション

図1にアフリカの一国における穀物用貯蔵施設整備計画のネットワークを示す．また，表1に各地区で発生する余剰穀物量もしくは不足穀物量を示す．

このネットワークでは，各地区で農作物の生産と消費が行われており，各地区で農作物の不足もしくは過剰が発生している．全体としては，農作物が過剰に生産されているため，全33地区の内いずれかの地区に貯蔵施設を建設しなくてはならない．ここでは，貯蔵施設を建設するにあたって，農作物の輸送にかかる輸送コストが最小になる地区に対して建設を行うものとしている．

まず，定式化に際し，用いる記号は以下のとおりである．

A_{ij} ：地区 i から地区 j へ農作物を輸送するために要する輸送コスト
x_{ij} ：地区 i から地区 j へ輸送される量
P_i ：地区 i で生産される農作物の量
C_i ：地区 i で消費される農作物の量
S_i ：地区 i での貯蔵施設の容量の上限値
m_i ：貯蔵施設の建設判定値
　1；地区 i に対して貯蔵施設を建設する
　0；地区 i に対して貯蔵施設を建設しない
d_i^{inf}, d_i^{sup} ：地区 i における農作物に対する可能性の幅
Z_0 ：最適輸送コストに対する満足度の最小値
Z_1 ：最適輸送コストに対する満足度の最大値

ここでの評価は，輸送コストを最小にすることである．すなわち，目的関数は

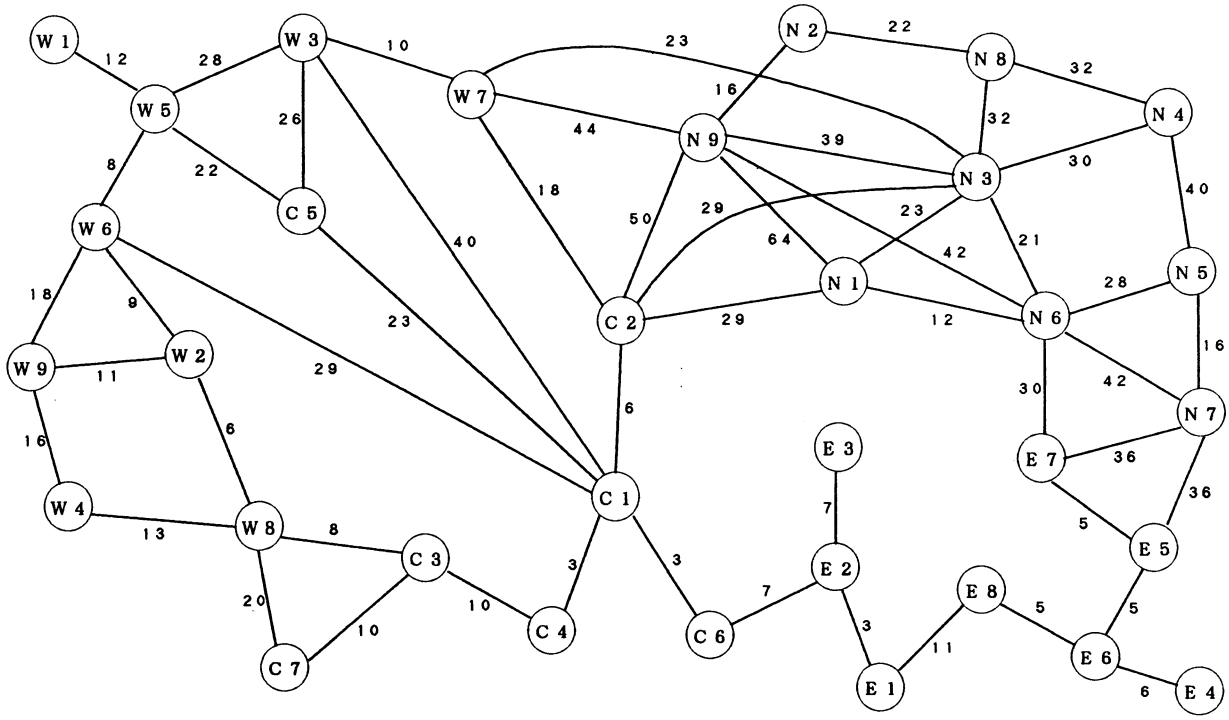


図1　実データに基づくネットワーク・モデル

表1　穀物の余剰量と不足量

地　区	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5	C 6	C 7	W 1	W 2	W 3	W 4	W 5
余剰量										17.0	18.0	
不足量	65.3	37.2	12.0	74.5	21.8	48.3	5.7	11.4	24.0			41.6

W 6	W 7	W 8	W 9	N 1	N 2	N 3	N 4	N 5	N 6	N 7	N 8
	98.7	143.6		182.8		5.7	102.3		87.1	14.2	
15.4			12.6		6.0			6.4			5.4

N 9	E 1	E 2	E 3	E 4	E 5	E 6	E 7	E 8
18.4	13.6	0.0	44.6	35.3	61.3	56.6	31.2	128.2
		0.0						

$$min. \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} A_{ij}x_{ij} \qquad (1)$$

である．地区 i から地区 j への直接的な経路が存在しない場合には，輸送量は0でなければならない．

制約条件式は，

$$\sum_{j=1}^{n} (x_{ji}-x_{ij}) \geqq C_i-P_i \qquad (2)$$

$$\sum_{j=1}^{n} (x_{ji}-x_{ij}) \leqq S_i \cdot m_i+C_i-P_i \qquad (3)$$

$$\sum_{k=1}^{n} m_k = l \qquad (4)$$

$$x_{ij},\ x_{ji} \geqq 0 \qquad (5)$$

$$i=1, 2, 3, \cdots, n$$

となる．ここで，(2)式は地区 i に関する穀物の最低必要量の制限，(3)式は地区 i に関する穀物の最大貯蔵量の制限を示す．ただし，貯蔵施設の容量に制限を設けない場合には，S_i に対して十分大き

な数値をとることになる．また(4)式の l は，貯蔵施設の建設数を表している．

各地区について生産量および消費量に可能性としての幅，つまり可能性区間を設定し，可能性区間をもつ生産量および消費量を用いて定式化を行う．Zimmermannによる方法を適用すれば，以下のように表現できる．

目的関数

$$max. \quad \lambda \tag{6}$$

制約条件

$$\lambda \leqq 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} A_{ij} x_{ij} - Z_1}{Z_0 - Z_1} \tag{7}$$

$$\lambda \leqq 1 + \frac{\sum_{j=1}^{n}(x_{ji} - x_{ij}) - (C_i - P_i)}{d_i^{inf}} \tag{8}$$

$$\lambda \leqq 1 - \frac{\sum_{j=1}^{n}(x_{ji} - x_{ij})}{d_i^{sup}} + \frac{S_i \cdot m_i + C_i - P_i - d_i^{sup}}{d_i^{sup}} \tag{9}$$

$$\sum_{k=1}^{n} m_k = l \tag{10}$$

$$x_{ij},\ x_{ji} \geqq 0 \tag{11}$$

$$i = 1,\ 2,\ 3,\ \cdots,\ n$$

1地区に貯蔵施設を建設する場合には，問題が単純であるので省略する．

次に，2地区に貯蔵施設を建設する場合について検討を行う．単純遺伝的アルゴリズムを適用した場合，N1およびE6に建設することが最適で輸送コストは17,974であった．また，発生個体数の変化に伴う探索結果を表2に示す．

単純遺伝的アルゴリズムを適用したファジィ混合型整数計画法の有効性を示すために，全組合せについて解を調べた．その結果，本手法を用いて得られた解，つまりN1およびE6と一致した．

表2　遺伝的アルゴリズムによる最適建設地区

個体数	組合せ数	探索比率	終端世代	建設地区
100	171	32.4%	17	N1,E6
80	145	27.5%	17	N1,E6
60	105	19.9%	18	N1,E6
50	107	20.3%	16	N1,E6
40	67	12.7%	18	N1,E6

5．おわりに

遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ混合型整数計画法を用いてシミュレーションを行った結果から，以下の有効性が得られた．

・遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ混合型整数計画法では，ほぼ間違いなく最適な組合せを得ることができた．

また，問題点としては

・遺伝的アルゴリズムは，局所解を選択する場合がある．特に，集団の発生個体数を少なくした場合には，局所解に落ち入ることが起こる．

【参考文献】

[1] R.E.Bellman and L.A.Zadeh:"Decision Making in a Fuzzy Environment",Management Science,pp.B141-B164,Vol.17,No.4(1970)

[2] 田中英夫，他：" Fuzzy数理計画法"，計測自動制御学会論文集,pp.607-613,Vol.9,No.5(1973)

[3] H.-J.Zimmermann:"Description and Optimization of Fuzzy Systems",International Journal of General Systems,pp.209-215,Vol.2(1976)

[4] 乾口雅弘：" ファジィ数理計画問題の可能性理論に基づく体系的定式化法"，大阪府立大学博士論文(1991)

[5] 小長谷明彦，他：" 遺伝的アルゴリズム概説"，日本電気株式会社C＆Cシステム研究所ワークレポート，(1992)

[6] 和多田淳三，他：" 遺伝的アルゴリズムに基づくファジィ最適配置問題の解法"，第2回ファジィワークショップ講演論文集，pp.67-75(1992)

[7] 和多田淳三，他：" 遺伝的アルゴリズムに基づく資源の最適配置"，日本経営工学会平成4年度秋季研究大会予稿集，pp.293-294(1992)

［問い合わせ先］

〒535　大阪市旭区大宮5-16-1

大阪工業大学　経営工学科

人間情報学研究室

水沼　洋人

TEL:06-952-3131（内線）3700

FAX:06-952-6197

WB5-2

ファジィ満足化手法と遺伝的アルゴリズムによるホットパーツ運用計画

Hot Parts Operating Schedule by Genetic Algorithms and Fuzzy Modeling

坂和 正敏* 宇高 淳也* 乾口 雅弘* 四郎丸 功** 杉ノ原 範明** 井上 岳史**
M. Sakawa* J. Utaka* M. Inuiguchi* I. Shiromaru** N. Suginohara** T. Inoue**

* 広島大学工学部第二類（電気系） ** 中国電力株式会社

* Faculty of Engineering, Hiroshima University ** The Chugoku Electric Power Co., Inc.

Abstract : In this paper, decision making problems arising from optimal operation planning for hot parts scheduling of gas turbines of thermal power plants are formulated as multiobjective 0-1 integer programming problems. By considering the imprecise or fuzzy nature of human judgments, the fuzzy goals of the decision maker (DM) for each of the objective functions are introduced. Then approximate solutions for the formulated problems are derived through the genetic algorithms for solving general combinatorial optimization problems. In order to decrease the difficulties for the determination of not only appropriate parameter values in the genetic algorithms but also membership functions representing the fuzzy goals of the DM, simple genetic algorithms are revised and auto-tuning method of the membership functions are proposed. On the basis of the proposed methods, an interactive decision support system is developed on the workstation and the feasibility and efficiency of both the proposed methods and the corresponding decision support system are demonstrated via numerical examples.

キーワード ファジィ満足化手法，遺伝的アルゴリズム，ファジィ目標，ホットパーツ運用計画

1. はじめに

与えられた制約条件の下で，相競合する複数個の目的関数を何らかの意味で同時に最適化するという多目的最適化問題に対する数理計画法的アプローチが，これまでに数多く提案されてきている[2-4]．しかし現実には，多目的数理計画問題として定式化することが困難な問題，あるいは定式化できたとしても実際に最適解を得ることが困難な問題が数多く存在する．本研究では，解くべき問題の構造に捕らわれないで，しかも比較的望ましい近似解を得ることのできる遺伝的アルゴリズム[1]の適用を試みる．しかも，意思決定者の意向を反映しながら複数個の目的関数をバランス良く最適化するための手段として，ファジィ理論を併用することを考える[3,4]．これまでに，Simulated Annealing法とファジィ理論を融合し，対話的にパラメータを変更しながら近似解を求める有効な手法[5]が提案されているが，適切にパラメータを変更するためには，どうしてもある程度のアルゴリズムに関する知識が要求され，意思決定者の負担が増加せざるを得ないという傾向にある．このような問題点は遺伝的アルゴリズムを用いた場合にも同様に存在するため，これを解決する手段として，パラメータに依存しないような遺伝的アルゴリズムの改良を試みるとともに，ファジィ目標を規定するメンバシップ関数の自動調整を行うことにより，意思決定者の負担を軽減することを提案する．これらの提案に基づき，ガスタービンのホットパーツ最適運用計画問題を取り上げて，ユーザー・フレンドリーな意思決定支援システムの構築を遂行する．

2. ホットパーツ運用計画問題

本研究ではガスタービンのホットパーツ最適運用計画問題を取り上げて，多目的最適化問題としての定式化を試みる．発電機のガスタービンは，法令により1~1.5年に1回の点検が義務づけられているが，ガスタービンの中の消耗部品や破損部品はその時点でしか交換が許されない．実際にガスタービンは複数機存在するため，取り扱う部品は膨大な数となってしまう．各部品の寿命等を考慮しながら，限られた予備部品と併せて脱着計画を考えることは困難を極め，熟練者が試行錯誤しながら計画を立案しているのが現状である．次回点検あるいは次々回点検までの寿命に見合った部品を選択し，それと同時に，部品購入にかかる費用や残り寿命時間，その他の要因を考慮することは，いかに熟練者と言えども非常に困難を極める作業になるため，極力少ない演算時間で可能な限り最適な運用計画を提示することのできる意思決定支援システムの開発が現在望まれているのが現状である．

3. 定式化

本研究ではホットパーツ運用計画問題を，次のような非線形の0-1組合せ最適化問題としての定式化を試みた．

まず，「ガスタービンに装着する部品の寿命時間は次回の点検までの時間以上であることが必要である（ガスタービン稼働中に寿命切れをおこしてはならない）」，という装着可能部品に関する制約を次のように定式化する．

$$T_C(i,m)+\{T_C(i,m+1)-T_C(i,m)\}\cdot X(i,j,m)<T_L \qquad i\in I_p,\ j\in J,\ m\in M \tag{1}$$

次に目的関数としては，購入費節約のための「部品購入費用の最小化」，作業者負担軽減のための「部品の交換回数の最小化」，部品を無駄なく使うための「最終残寿命時間の最小化」の3つの目的を同時に考慮することにすれば，それぞれ次のように定式化される．

(部品購入費用の総和の最小化)

$$\text{minimize} \sum_{j\in J}\sum_{m\in M}\{C\cdot(X(i,j,m+1)-X(i,j,m))\} \qquad i\in I_q \tag{2}$$

(部品の交換回数の総和の最小化)

$$\text{minimize} \sum_{j\in J}\sum_{m\in M}|X(i,j,m)-X(i,j,m-1)| \qquad i\in I \tag{3}$$

(最終残寿命時間の総和の最小化)

$$\text{minimize} \sum_{i\in I_q}\sum_{m\in M}\{T_L - T_C(i,m)\} \qquad (4)$$

ここで

I: 部品の添え字集合
I_p: 装着可能な部品の添え字集合
I_q: 装着不可能な部品の添え字集合
J: 部品装着場所の添え字集合
M: 点検の添え字集合
$X(i,j,m)$: 部品 i を場所 j に点検 m で装着するときは 1, しないときは 0 をとる 0-1 変数
$T_C(i,m)$: 部品 i の点検 m までの等価運転時間
T_L: 部品の等価寿命時間
C: 部品一個あたりの購入費用

4. 遺伝的アルゴリズムの適用

本研究では，組合せ最適化問題の近似解を求めるための手法として，近年特に注目されている遺伝的アルゴリズムを適用する．遺伝的アルゴリズムは基本的には多点探索アルゴリズムであり，本研究で取り扱うような 0-1 組合せ最適化問題には特に有効であると考えられる．また，問題の規模に応じて演算時間が指数的に増大してしまう他の手法に比べて，演算時間が比較的少なくてすむという利点も持ち合わせており，解を遺伝子としてモデル化したものを，交叉操作や突然変異操作を施しながら進化させることにより，近似解を効率的に求めることが可能である．遺伝的アルゴリズムの流れは次のように要約される．

手順 0 各パラメータの設定
世代数，個体数，交叉率，突然変異率を決定する．

手順 1 個体群の発生
あらかじめ定めた数だけランダムに個体を発生させる．

手順 2 各個体の評価
評価関数 f に従って各個体の評価値を算出する．

手順 3 淘汰・増殖
評価値の低い個体を集団から削除し，変わりに新たな個体を補充する．本研究ではルーレット方式を採用する．

手順 4 交叉
任意の個体の組を選び出し，ある交叉点で組み替えることにより新たな個体を生成する．

手順 5 突然変異
ある確率（突然変異率）で任意の個体の遺伝子を反転させる．

手順 6 終了基準
事前に定めた世代数に達していれば終了．そうでなければ手順 2 へ．

このアルゴリズムの中で，手順 0 の各パラメータは，意思決定者の経験と主観に基づいて適切に定める必要がある．

5. ファジィ満足化手法の適用

遺伝的アルゴリズムの中で，すべての操作に直接影響を与える評価関数は，いわば各個体の集団の中における相対的な力強さを表すためのものであり，評価関数値は各個体につき一つのスカラー値で表現する必要がある．しかしながら本研究で定式化された問題においては，相競合する複数個の目的関数を同時に考慮しており，それぞれの評価尺度が異なるため，単純に重み付けをして加えることは不適切である．また多目的問題における複数個の目的関数は互いに相競合しており，完全最適解は存在しないので，ある目的関数を犠牲にして他の目的関数を改善するという状況を考慮しなければならない．しかも，意思決定者の人間としての判断のあいまい性を考慮すれば，各目的関数に対する意思決定者のファジィ目標を導入する方がより適切であるといえる．

多目的最小化問題の場合には，一般に意思決定者は，「i 番目の目的関数値はだいたい α 以下にしたい」，というようなファジィ目標をもつものと考えられる．このような意思決定者のファジィ目標は，メンバシップ関数の値が 0 と 1 になるような目的関数値 z_i^0 と z_i^1 を意思決定者が評価すれば，次のような線形のメンバシップ関数で規定することができる．

$$\mu_i(z_i) = \begin{cases} 0 & z_i \geq z_i^0 \\ (z_i - z_i^0)/(z_i^1 - z_i^0) & z_i^0 \geq z_i \geq z_i^1 \\ 1 & z_i \leq z_i^1 \end{cases} \qquad (5)$$

$i = 1 \sim 3$ （目的関数番号）

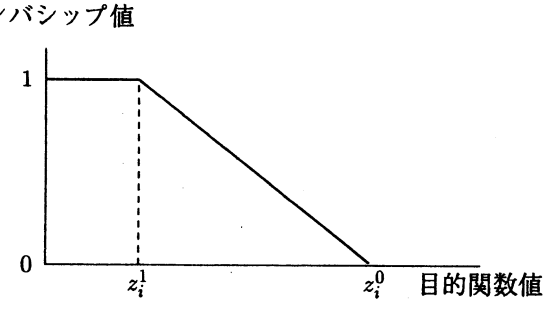


図 1　メンバシップ関数

図 1 に示されるような，複数個の目的関数に対する意思決定者のファジィ目標を考慮することにより，遺伝的アルゴリズムにおける評価関数値は，それぞれの満足度とも言えるメンバシップ関数値を用いて決定することとなり，異なる次元の目的関数を同じ尺度で考慮することが可能となる．

次に，複数個の目的関数に対する意思決定者の評価した各々のメンバシップ関数を統合するための手段として，Zimmermann によって提案された最小オペレータ，および積オペレータ，さらに Sommer らによる和オペレータの 3 つの統合関数を考慮する[3,4]．遺伝的アルゴリズムにおける個体の評価関数 f を最大化するという意味で，それぞれ次のように表される．

[最小オペレータ]

$$f = \min_{i=1,\cdots,n} \mu_i(z_i) \qquad (6)$$

[和オペレータ]

$$f = \sum_{i=1}^{n} \mu_i(z_i) \qquad (7)$$

[積オペレータ]

$$f = \prod_{i=1}^{n} \mu_i(z_i) \qquad (8)$$

さらに，対話的に基準点 $\bar{\mu}_i$ を更新して意思決定者の満足解を得るという基準点法においては，次の評価関数を考える．

[基準点法]

$$f = c \,/\, \max_{i=1,\cdots,n} \{\bar{\mu}_i - \mu_i(z_i)\} \qquad (9)$$

ただし，$\max_{i=1,\ldots,n} \bar{\mu}_i = 1$ と仮定する．また，c は定数であり，本研究では，$c = 100$ と設定している．

6. 意思決定者の負担軽減に関する考察

ここまで述べてきたような，遺伝的アルゴリズムと意思決定者のファジィ目標を考慮することにより，意思決定者の要求に沿える近似解を求めることが可能になる．しかし，遺伝的アルゴリズムにおけるパラメータやメンバシップ関数の決定をすべて意思決定者にゆだねることは，数多くの試行錯誤や経験が意思決定者に要求されることになる．この問題点を改善するため，遺伝的アルゴリズムのパラメータやメンバシップ関数の決定に関して，このような負担を極力軽減するための手法を提案する．

6.1 遺伝的アルゴリズムの改良

遺伝的アルゴリズムを実行するにあたり最も基本的なことは，交叉率，突然変異率等のパラメータをいかに適切に決定するかということであり，このことが大域的最適解を求める上で重要な役割を担う．これらのパラメータは，大きすぎてもまた小さすぎても何らかの不都合が生じてしまい，また問題の規模や遺伝子構造にも影響を及ぼすので，適切な値を見つけるにはかなりの経験が必要とされる．パラメータの大小が解に与える影響を大まかに述べると，表1のように要約される．表1からわかるように，パラメータの大小による長所と短所は表裏一体になっており，一意に決定することは困難である．そこで本研究では，パラメータの決定にそれほど神経質にならなくても，試行錯誤して適切に決定した場合と同等の望ましい結果を得るための方法として，図1のように個体群をいくつかに分割し並列処理を行う方法を提案する．

表1　パラメータの大小による影響

交叉率	大	遺伝子構造を破壊しやすい
	小	幅広い探索が行えない
突然変異率	大	解が収束しにくい
	小	局所的最小値に陥りやすい

図2における各集団の交叉率 c_i，および突然変異率 m_i を，乱数を用いて決定することによりパラメータ決定の負担を軽減している．またパラメータと実行結果を比較，検討することにより，一意にパラメータを決定する場合の傾向を把握することも可能である．しかし，各集団を隔離したままで探索を進めることは解の多様性を失う可能性があるため，各集団の中でも比較的高い評価関数値を持った個体を他の集団にいくらか移動させることで，探索の幅をなるべく広くすることを試みる．この手法を用いることにより，遺伝的アルゴリズムにそれほどなじみのない意思決定者でも，比較的望ましい暫定解を導き出すことが可能となる．

6.2 メンバシップ関数の調整

5節で述べたように，本手法では事前に各目的関数に対するファジィ目標を設定することを，意思決定者に要求している．しかし，意思決定者は各目的関数に対するファジィ目標をなんらかの適切な情報無しでは，メンバシップ関数として明確に規定することは困難であり，しかも取り扱う問題の種類や規模が変わった場合にも再設定するこは困難であると思われる．また，意思決定者が達成不可能なファジィ目標をもつという状況もしばしば存在するものと考えられ，遺伝的アルゴリズムにおける評価関数の性質上，局所的最小値に収束してしまう可能性が大きい．相競合する複数の目的を，同時にバランス良く最小化するためには，探索を進めながらメンバシップ関数を意図的に修正する必要があると考えられる．そこで，メンバシップ関数の有効な調整方法について，次のような提案を行う．

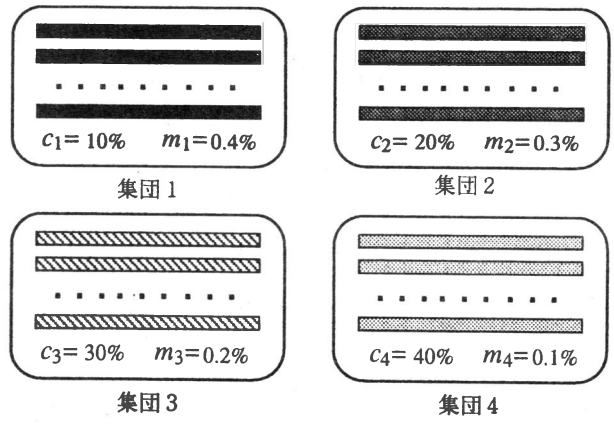


図2　個体群の分割

すべての目的関数をバランス良く（一つの目的関数に偏らず）達成させるという観点から，各ファジィ目標におけるメンバシップ値の取り得る値の範囲がほぼ同じになるように，メンバシップ関数を調整することを考えてみよう．まず，世代内における i 番目の目的関数の最小値及び最大値をそれぞれ $z_i^{\min}$，$z_i^{\max}$ とし，メンバシップ値の最小値，最大値を $\mu_i^{\min}$，$\mu_i^{\max}$ とすると，ファジィ目標の現在値 u_i^1，u_i^0，及び次世代での変更目標値 v_i^1，v_i^0 は，次の式で求められる．

$$u_i^1 = z_i^1 \tag{10}$$

$$u_i^0 = z_i^0 \tag{11}$$

$$v_i^1 = \max\left\{0, \frac{(1-\bar{\mu}^{\min})\cdot z_i^{\min} - (1-\bar{\mu}^{\max})\cdot z_i^{\max}}{\bar{\mu}^{\max} - \bar{\mu}^{\min}}\right\} \tag{12}$$

$$v_i^0 = \max\left\{0, \frac{\bar{\mu}^{\max}\cdot z_i^{\max} - \bar{\mu}^{\min}\cdot z_i^{\min}}{\bar{\mu}^{\max} - \bar{\mu}^{\min}}\right\} \tag{13}$$

ここで，$\bar{\mu}^{\min} = \left(\sum_{i=1}^{n} \mu_i^{\min}\right)/n$，$\bar{\mu}^{\max} = \left(\sum_{i=1}^{n} \mu_i^{\max}\right)/n$（$n$: 目的関数の数）である．しかし，このような操作を遺伝的アルゴリズムの最終世代まで繰り返すことは解の収束の妨げとなるので，制御係数 δ を導入して，次世代での変更確定値 $(z_i^1)'$，$(z_i^0)'$ を次のように求める．

$$(z_i^1)' = u_i^1 + \delta\cdot(v_i^1 - u_i^1) \tag{14}$$

$$(z_i^0)' = u_i^0 + \delta\cdot(v_i^0 - u_i^0) \tag{15}$$

ここで制御係数 δ は，最終世代（*iteration*）と現在の世代（*cycle*）を考慮して次式のように定める．

$$\delta = \exp\left(-\frac{k \times cycle}{iteration}\right) \tag{16}$$

ただし，k は定数であり，本研究では，$k = 3\log 10$ と定めている．

このような一連の操作を各世代毎に行うことにより，各目的関数に対する意思決定者の満足度がほぼ等しくなるような解を探索することが可能となる．また，最終的に得られたファジィ目標は，意思決定者が次回の試行におけるファジィ目標を決定するときの参考にすることができる．

7. 数値例

本研究で提案した，遺伝的アルゴリズムの多集団化，メンバシップ関数の自動調整手法，各統合関数を取り入れた，意

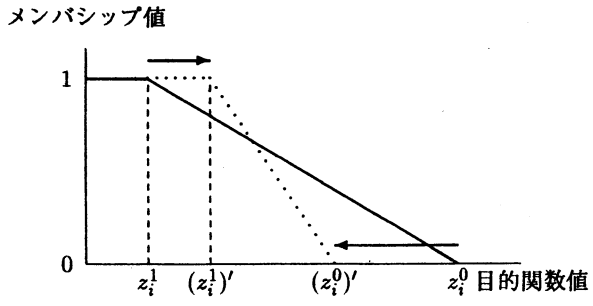


図3　メンバシップ関数の変更

思決定支援システムをワークステーション上で作成し，小規模モデルおよび実規模モデルを用いて演算を行った．なお，それぞれの問題の各数値は表2のように設定されている．

表2　問題の各数値

	小規模	実規模
軸数	6	6
1軸分部品数	3	10
予備品数	6	10
考察点検数	4	4
寿命時間	20000	20000
1部品当たりの価格	50	24

ここで遺伝的アルゴリズムの世代数は400世代，個体数は100個体としている．提案した手法を用いて各統合関数で得られた解と，比較のための貪欲解法（部品の寿命がなくなるまで連続装着，なくなれば交換）による解を表3に示す．また括弧内の値は，提案手法を用いていない単純遺伝的アルゴリズムによる解であり，ファジィ目標は意思決定者の経験により設定されている．ここで，貪欲解法以外の各数値は，試行を小規模モデルで各10回，実規模モデルで各5回ずつ行ったときの平均の値を示している．

表3　計算結果

小規模モデル			
	購入費用	交換回数	残寿命時間
貪欲解法	1400	32	82043
最小オペレータ	1060 (1165)	29 (27)	46144 (64900)
和オペレータ	1000 (1080)	30 (33)	38222 (43336)
積オペレータ	1005 (1015)	31 (30)	34995 (36300)
実規模モデル			
	購入費用	交換回数	残寿命時間
貪欲解法	2088	100	276410
最小オペレータ	1810 (1891)	100 (130)	206630 (228820)
和オペレータ	1771 (1973)	107 (107)	185876 (254997)
積オペレータ	1766 (1858)	105 (112)	178930 (204763)

表3の括弧内の結果より，ファジィ目標の設定の良し悪しによって解にばらつきが生じていることがわかる．本研究で提案した手法を用いることにより，いずれの統合関数の場合にも解の改善が図られている．本例では，積オペレータを用いた場合に，比較的バランスのとれた解が得られるようである．

次に，基準点法を導入して，意思決定者の希望をより解に反映させよう．いま，小規模な問題に対して最小オペレータを用いた提案手法を適用し，表4に示すような目的関数値をもつ解が得られたとする．表4では，メンバシップ関数の自動調整により得られた最終的なファジィ目標のパラメータ z_i^1，z_i^1 およびそのファジィ目標のもとでの各目的関数値に対するメンバシップ値も併記している．表4に示すように，各メンバシップ値がほぼ等しく，得られた解は各ファジィ目標をバランス良く達成していることがわかる．しかし，仮想的な意思決定者は，残寿命時間の最小化を他の目的関数より重要であると考えているとしよう．この場合，表4の解で意思決定者は満足するとは限らず，他のファジィ目標の達成度を多少犠牲にしても残寿命時間のファジィ目標の達成度を改善することを望む場合がある．この場合，各ファジィ目標の達成度に基準値 $\bar{\mu}_i$ を与え，(9)式の基準点法により，意思決定者の希望をより反映した解を得ることができる．なお，基準点法を適用する際には，メンバシップ関数の自動調整は行わない．たとえば，$(\bar{\mu}_1, \bar{\mu}_2, \bar{\mu}_3) = (0.8, 0.8, 1.0)$ と基準点を設定した場合，表5に示すように，残寿命時間の最小化を重視した解が得られる．

表4　最小オペレータによる解

目的関数	目的関数値	ファジィ目標		メンバシップ値
		z_i^1	z_i^0	
購入費用	1050	822	2036	0.81
交換回数	31	22	64	0.79
残寿命時間	56829	24939	182851	0.80

表5　基準点法による解

目的関数	基準点	目的関数値	ファジィ目標		メンバシップ値
			z_i^1	z_i^0	
購入費用	0.8	1150	822	2036	0.73
交換回数	0.8	33	22	64	0.74
残寿命時間	1.0	36414	24939	182851	0.93

8. おわりに

遺伝的アルゴリズムとファジィ理論を用いた組合せ最適化手法，並びに意思決定者負担軽減の方法について提案を行い，複数の統合関数を用いることが可能な意思決定支援システムの構築を行った．さらに，小規模モデルと実規模モデルを用いて解の検証を行い，本手法の有効性を示した．また，提案手法は，本研究で取り扱った問題以外の多目的意思決定問題にも十分適用可能であると考えられる．

参考文献

1. D.E.Goldberg, "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison Wesley, Massachusetts, 1989
2. 坂和正敏,「非線形システムの最適化」, 森北出版
3. 坂和正敏,「ファジィ理論の基礎と応用」, 森北出版
4. M.Sakawa, "Fuzzy Sets and Interactive Multiobjective Optimization", Plenum Press, New York, 1993
5. 坂和, 岩佐, 五百旗頭,「Simulated Annealing 法とファジィモデリングによる電気炉の最適運用計画」, 日本ファジィ学会誌, 5号, 1巻, pp. 108-115, 1993

[問い合わせ先]
〒724　東広島市鏡山 1-4-1
広島大学工学部第二類 (電気系)
坂和　正敏
TEL : 0824-22-7111 [内線] 3474
FAX : 0824-22-7195
e-mail : sakawa@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp

WB5-3

ファジィ評価を用いた遺伝アルゴリズムによるロボットの行動計画

Robotic Motion Planning by Genetic Algorithm with Fuzzy Critic

柴田崇徳、福田敏男、下島康嗣

Takanori Shibata, Toshio Fukuda and Kohji Shimojima

名古屋大学工学部機械情報システム工学科

Dept. of Mechano-Informatics and Systems
Nagoya University

This paper proposes a new strategy for motion planning in robotics. When robots performs some tasks, they work along with motion plans. The plans should be effective for the robots. The proposed strategy applies a Genetic Algorithm (GA) to optimize the motion planning. To evaluate the planned motion, the strategy also applies fuzzy logic to a fitness function. The fitness function is referred to as Fuzzy Critic. The Fuzzy Critic evaluates populations in the GA with respect to multiple factors, while traditional fitness functions do with respect to only one factor. Depending on the goals of the tasks, human operators can easily determine inference rules in the Fuzzy Critic because of the fuzzy logic. In this paper, the strategy determines a path for a mobile robot which moves from a starting point to a goal point while avoiding obstacles in a work space and picking up loads on the way. Simulations illustrate the effectiveness of the proposed strategy.

1．はじめに

ロボットが行動の最適化を図るために、計画時や実行後、階層的な制御構造の上位レベルで行動の評価を必要とする[1]。そのとき、評価を行うための基準となる変数には複数考えられる場合が多い。つまり、エネルギ、時間、作業に基づく効率等の評価基準が、異なる複数の変数で表現され、それぞれが独立している場合や複雑な関係を持つ場合等、作業に応じて存在する。しかし、それらの変数が、ロボットの行動の中のどのような要素によって影響を受けているかが、わからない場合に、行動の効率化を計ることが困難である。複雑で高度な行動をロボットに行わせる場合には、評価関数を数式で定義することすら困難である。一方、これまでに人間が行ってきた作業をロボットに行わせる場合には、作業の評価に人間の持つ経験を取り入れることが重要である。

筆者らは、ロボットの行動計画のために、最適化方法の一つである遺伝アルゴリズム（Genetic Algorithm: GA）を用いる方法を提案し、移動ロボットの経路計画に適用し、その有効性を示した[2-4]。ＧＡを用いた場合、その行動の評価は、動作の過程を考慮することなく、動作を行った結果を表現するスカラー関数を用いるだけで最適化を計ることができる特徴がある。しかし、複雑な行動を評価する場合、多くの変数によってその評価関数が記述されることになる。例えば、移動ロボットでも、途中に移動以外の作業を行う場合、その作業の効率と移動自体とをそれぞれ考慮した評価関数が必要となる。

本研究では、このような複雑な作業や、未知環境下での作業において、ロボットの行動を最適化するために、その計画時にＧＡを適用し、その評価関数として、人間の持つ知識を取り入れやすくするために、ファジィ推論を用いる方法を提案する[5]。この評価方法をファジィ評価と称す。ファジィ推論を用いることにより、非線形な関係を持つ評価関数を論理的に表現できる。ファジィ推論を評価に用いて解析的に最適化を図ることは、困難であるが、本稿で提案する方法は、ＧＡによって、ファジィ推論で表現される評価関数空間における最適状態を探索する(Fig.1)。

本稿では、ロボットが作業空間内を移動する場合で、途中の経由点でその場所に依存した作業を行いながら、目標地点へ移動を行う場合について、その行動計画時にＧＡを用いて最適化を行う方法を提案する。シミュレーションにより、その有効性を示す。

2．移動ロボットの行動計画

本稿では移動ロボットの経路計画を取り扱う。従来は移動ロボットの経路計画に対して様々な方法が提案されている[6-8]。従来の我々の研究として、ＧＡ

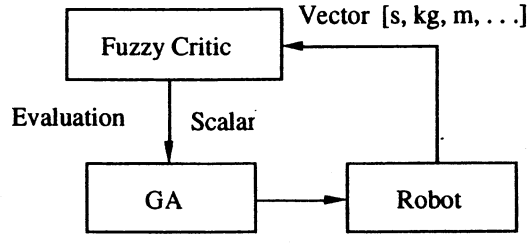


Fig. 1 Concept of motion planning by GA with Fuzzy Critic

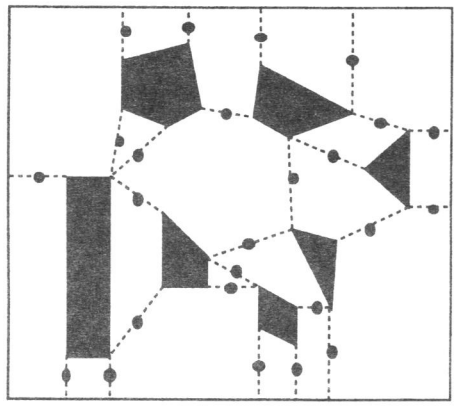


Fig. 2 Robot's environment with stationary obstacles and free-convex areas

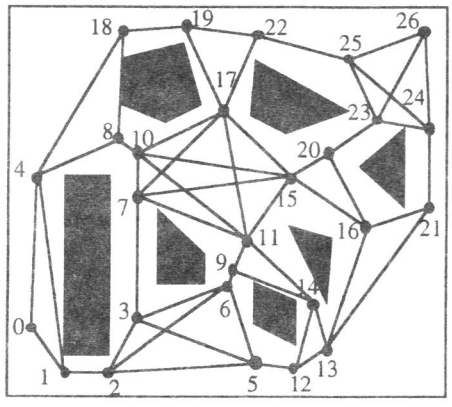


Fig. 3 A graph for a static map of the robot's environment

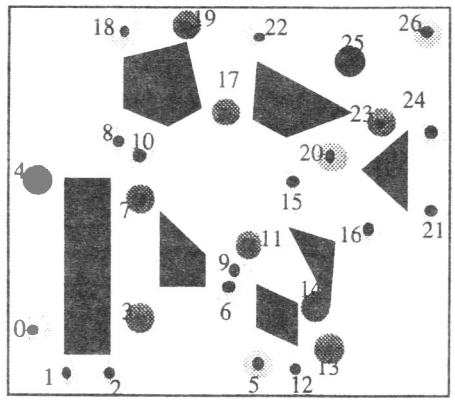


Fig. 4 Potential field of loads. There are loads at each nodes in the graph. Strength of black shows the amount of the load.

を用いて、一台のロボットの経路の最適化や、複数ロボットが同一空間に存在する場合での協調を考慮した経路計画方法を提案にその有効性を示した[3, 4]。

従来の方法は、移動だけを評価の対象とし、移動の途中で作業を行う場合などを考慮しておらず、そのような行動計画を行った例はない。しかし、近年は複数の機能を持つロボットが求められ、作業が複雑になるにつれて、単に移動を行うだけでなく、途中で荷物を積んだり下ろしたり、あるいは複雑な作業を行いながら移動することが求められている。

そこで、本稿ではロボットが移動しながら各経由点で、作業として荷物を積載するとする。ただし、積載量には限界があるとし、またたくさん積むほど移動のエネルギコストが増加するとする。これらのコストを計算するために経験に基づきファジィ推論を用いる。このとき、評価関数は時間と質量でベクトル表現されるパラメータに依存する。

2．1 MAKLINK Graphの生成と経路計画のアルゴリズム　本稿は自由空間の構造化そのものを目的とはしていないので、その一つの手法としてMAKLINK Graphを用いる[8]。これは他の方法に比べて、グラフにおけるノード数とリンク数を少なくできることが示されている。本稿ではFig.2の自由空間について考える。経由点をノードとするグラフをMAKLINK Graphと呼ぶ。各自由多角形領域について、同一領域内のすべての経由点を線分で結ぶ。この線分が探索するグラフのリンクに相当する。ロボットが移動可能な経路は、グラフ上のリンクによって表される（Fig.3）。移動ロボットの経路計画を行う際には、リンクの長さをコストとして探索を行う。なお以下ではMAKLINK Graphを簡単にグラフと呼ぶ。

2．2 作業の表現　本稿では、ロボットが自己の行動を計画する上で、移動経路と作業をともに動作の評価基準のパラメータとして考慮する。そして作業を運搬動作とする。Fig.4に各経由点での荷物の量を示す。

3．遺伝アルゴリズムの概要

ＧＡは、生物が環境に適応するように進化する様子をモデル化したものである[9]。つまりある世代のある個体群の中で、環境に対して適応度の高い個体が次の世代に生き残るようにしながら、増殖と淘汰を繰り返し、進化していく方法をモデル化したものである。各世代で、交叉や突然変異などの遺伝操作により１世代前の個体群から新しい個体群を生成する。環境を関数とするとき、ＧＡは関数の最適化のために用いることができる。ＧＡでは、各個体は関数空間のサンプル点と見ることができ、群によって多峰性の解空間を同時に多点探索するといえる。本稿では、経路計画のためのＧＡをＧＡ１と称す。

3．1 個体表現　ロボットの経路をグラフ上の通過点の順番を用いてコード列として表現する。経由点の個数としてコード列の長さは可変であるが、仮定として、それぞれのロボットは経由点の候補を１回しか通らないものとする。グラフ上の各ノードはそれぞれ番号を持ち、経路を例えばFig.3のグラフ上で個体を"0-1-2-6-9-11-15-17-22-25-26"と表現する。この列では0が出発点であり、26が目標点である。ロボットは順番にその経由点を通るものとする。となり合う２つの番号はグラフ上でノードとして１つのリンクで結ばれていなければならない。ＧＡ１の最初の世代ではこのような列を個体とし、複数個を条件を満たしながらランダムに生成する。

3．2 ＧＡ１のための遺伝操作方法　新しい個体を生成するための遺伝操作として、交叉と突然変異を用いる。交叉は集団の中から特定の遺伝子対を選び、その特定の部位を入れ換えるものである。交叉のために適応度の高い個体群の中から、まず１つの個体を親としてランダムに選び、さらにその個

体のコード列の中でランダムに交叉を行う場所を１カ所選択する。その場所の経由点の番号を記録しておく。もう一つの個体を同様に選び、その個体が記録した番号を持つならば、その番号から後のコード列を交換する。持たない場合には、別の個体を選ぶ。すべての他の個体がその番号を持たない場合には、別の場所を選び直す。交叉の例を次に示す。

親１：0-1-2-6-9-11-15-17-22-25-26
親２：0-4-8-10-15-20-23-26 (1)
子１：0-1-2-6-9-11-15-20-23-26
子２：0-4-8-10-15-17-22-25-26 (2)

ここでは、経由点15で交叉を行った。しかし、提案した交叉方法をそのまま用いると交叉の結果として次のような個体が生じる場合がある。

子３：0-1-2-6-9-11-15-10-7-11-17-22-25-26 (3)

この場合経由点11が２回あり、その間はループ状になっているのでその部分を切り取り次のようにする。

子３：0-1-2-6-9-11-17-22-25-26 (4)

交叉は探索木の枝を交換することと等価である。

ＧＡ１における突然変異は、個体の１つのコードをランダムに選び、それ以降の経由点についてグラフの条件を満たしながらランダムに目標点までのコード列を生成する。これにより突発的に良い適応度を持つ個体が生まれる可能性が生じる。突然変異は予め定めた生起確率 Pm1 で、各個体ごとに生起する。

３．３　ＧＡ１のための適応関数（コスト関数）

ロボットの行動を表現する個体の適応度を計算するためのコスト関数を定義しなければならない。ロボットが障害物との衝突を避けて移動するための経路を計画する上で、コストには多くの要素がある。本稿ではロボットが経由点で作業を行うことを想定するため、その作業に対する評価を行う必要がある。ＧＡ１ではこれらのことをふまえ、簡単のため作業を含めた移動時間と荷物の運搬量を評価に用いる。次章にファジィ評価について詳しく述べる。

４．ファジィ評価

本稿では、ＧＡにおける個体の評価を行うために適応関数としてファジィ評価を提案した(Fig.1)。本稿では、簡略型ファジィ推論を用いて、ＧＡにおける個体の評価のための作業に応じたルールを記述する。また、簡単のため２入力１出力とした。以下に、人間による作業の評価の仕方、推論方法、入力変数の決め方を述べる。

４．１　簡略化ファジィ推論

ファジィ推論は、数多くの手法が提唱されている[5]。本論文では、簡略型ファジィ推論を用いる。まず、次の推論形式を考える。

規則：If x is A then y is B　　(A ⇒ B)
事実：　x is A'
結論：　　y is B' (5)

ここで、A, A', B, B' をファジィ概念とし、それぞれ全体集合X, X', Y, Y'におけるファジィ集合とする。A ⇒ Bのメンバーシップ関数は、

$$\mu_{A\Rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \rightarrow \mu_B(y) \quad (6)$$

と与えられる。多重ファジィ推論の場合、

規則１：A_1 and $B_1 \Rightarrow z_1$
規則２：A_2 and $B_2 \Rightarrow z_2$
　：
規則ｎ：A_n and $B_n \Rightarrow z_n$
　事実：　x and y
　結論：　　z' (7)

と記述できる。前件部の適合度h_iを

$$h_i = \mu_{Ai}(x) \cdot \mu_{Bi}(y) \quad (8)$$

とする。結論ｚは、

$$z = (h_1z_1+h_2z_2+...+h_nz_n)/(h_1+h_2+...+h_n) \quad (9)$$

である。

４．２　評価パラメータ及びルールの決定方法

ロボットが行動計画を行う場合には、様々な評価基準の下で全体として最適となる計画を実行することが望ましい。複数の評価変数がある場合、評価関数を人間が定義することは労力が必要である。この労力を減少するために、ファジィ評価を提h案する。本稿ではロボットが荷物を運搬する作業を行うとし、２章で述べた作業空間の各経由点で荷物を積載し、目的地に運ぶ作業を行う。グラフ上を移動し、移動時間は経路の長さを元に計算される。特性として、積載可能な荷物の量には限界があるとする。その限界の積載量をL_{max}とする。経由点ｉにある荷物の量をL_iとする。積載量は次の個体の場合、

個体ｋ：0-4-8-10-15-16-21-24-26 (10)
積載量：$x_{(k)}=L_0+L_4+L_8+...+L_{24}+L_{26}$ (11)

移動中に積載量がL_{max}になったら、それ以上に荷物を積載しないとする（$x \le L_{max}$）。また、荷物を積載するほど移動にコストがかかり、移動の速度が遅くなるとする。その特性を表現するために速度係数K_vを定義し、次式を用いる。

$$K_v = \frac{1}{1+\left(\frac{x}{L_{max}}\right)^{\beta}} \quad (12)$$

したがって、荷物を積載しない場合に比べ移動時間が、$1/K_v$倍になる。ロボットの全体の移動時間を次式で表現する。

移動時間：

$$y_{(k)} = \frac{d_{0\text{-}4}}{K_{v0\text{-}4}} + \frac{d_{4\text{-}8}}{K_{v4\text{-}8}} + \cdots + \frac{d_{24\text{-}26}}{K_{v24\text{-}26}} \quad (13)$$

ここで$d_{i\text{-}j}$は経由点iと経由点j間で、ロボットの移動速度を１とした場合の移動時間を表わす。

ファジィ評価では、積載量と移動時間の関係からロボットの移動経路の評価を行い、これをＧＡの適応度の計算に用いる。評価のルールとして各パラメータの前件部メンバーシップ関数を決め、次に後件部のルールを決める。その決め方は、経験的であるが作業目的に応じて、変化させることが容易であり、またファジィ評価の計算コストは少ない。

５．シミュレーション結果と考察

本稿で提案したファジィ評価を用いたＧＡによるロボットの行動計画方法を、移動ロボットが荷物を積載しながら、目標地点へ到達するための経路計画に適用した。経路に関する地図(Fig.3)と、荷物に関する地図(Fig.4, Table 1)をロボットに与える。

Fig.5に各変数のファジィ評価のメンバーシップ関数を示す。ただし、移動時間については、荷物の運搬がない場合にかかる最短の時間をaとして、(t-a)/a

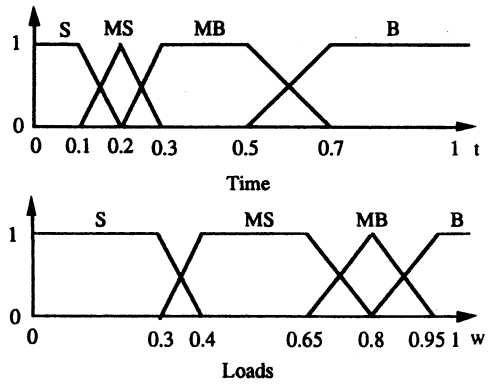


Fig. 5 Membership functions for Fuzzy Critic

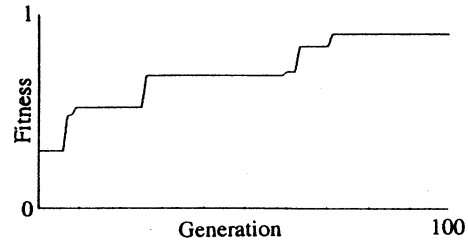


Fig. 6 Transition of the best fitness value

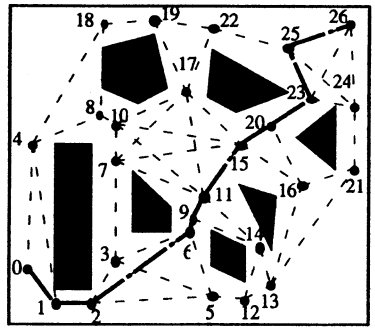


Fig. 7 Obtained path

Table 1 Weight of the load at each point

Position	0	1	2	3	4	5	6	7	8
Load	1	1	1	5	8	2	1	5	1
Position	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Load	1	1	5	1	5	10	1	1	5
Position	18	19	20	21	22	23	24	25	26
Load	1	5	3	1	1	5	1	6	3

Table 2 Rules for Fuzzy Critic

		Load			
		S	M	M	B
Time	S	0.3	0.7	0.9	1
	MS	0.2	0.5	0.9	0.9
	MB	0.1	0.3	0.5	0.7
	B	0.0	0.1	0.2	0.3

Table 3 Comparison of results

	Aims of tasks		
	hurry up	more loads	less time and more loads
Time	1	1.43	1.15
Loads	0.63	1	0.80

を用いてa<t≦2aの範囲を評価の対象とし、正規化を行った。t>2aはBigに含まれる。一方、荷物の運搬量wは、L_{max}を用いて正規化した。本稿では前件部は固定し、後件部のルールを作業目的に応じて操作者が決定する。個体数を５０個、世代数を１００世代、交叉率を６０%、突然変異率を４０%とした。本稿では、３つの作業目的の場合について検討した。

ロボットに対する作業目的として、

１：「荷物の量は少なくてもよいが、とにかく移動時間を短くする」こととした。次に、

２：「できるだけ多くの荷物を時間をかけても運ぶ」こととした。そして、

３：「荷物の量は適度で、時間もなるべく短くする」こととした。

ここでは、３の作業目的場合の結果を示す。Tabel 2に後件部のルールを示す。荷物が多く、時間が少ないほど高い評価値が、与えられていることがわかる。Fig.6に、ＧＡにおける世代と個体群の中での最良の評価値の推移を示す。100世代の計算によって得られた経路をFig.7に示す。Table 3に示すようにロボットの積載容量L_{max}を1とすると、この場合ロボットが運んだ荷物の量は、0.8であった。一方、移動にかかった時間は、目的１で得られた時間を1とすると、1.15となった。

６．まとめ

本稿では、ロボットの行動計画に遺伝アルゴリズムを用い、そのときの評価を行うためにファジィ評価を提案した。提案したファジィ評価は、複数パラメータからなる非線形な評価関数を定式化することが困難な場合にに、ファジィ論理を用い、人間が持つ評価ルールを容易に表現できることを示した。提案した方法を移動ロボットの作業および経路計画に適用し、ファジィ評価で計画を評価しながらＧＡを用いて最適化できることを示した。また、評価ルールを変更することによって、作業目的に応じた計画を立てることができることを示した。

参考文献

[1] T. Shibata, T. Fukuda, Hierarchical Intelligent Control for Robotic Motion, IEEE Trans. on Neural Networks (1992) (to be published)

[2] D.E.Goldberg, Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley (1989)

[3] 柴田、福田、他、Genetic Algorithmを用いた移動ロボットの最適経路計画、機論Ｃ編、Vol. 58, No. 553, pp. 2714-2720 (1992)

[4] 柴田、福田、Genetic Algorithmを用いた移動ロボットの最適経路計画（第２報）、機論Ｃ編、(掲載予定1992)

[5] 水本、ファジィ推論、日本ファジィ学会誌、Vol. 4, No. 2, pp. 256-254 (1992)

[6] N. J. Nilsson, A Mobile Automation, an Application of Artifitial Intelligence Techniques, Proc. of IJCAI, pp. 509 (1969)

[7] T. Lozano-Perez and M. A. Wesley, An Algorithm for Planning Collision Free Paths among Obstacles, Communication ACM, 22, pp.560 (1979)

[8] M. K. Habib and H. Asama, Efficient Method to Generate Collision Free Paths for Autonomous Mobile Robot Based on New Free Space Structuring Approach, IEEE/RSJ IROS '91, Vol.2, pp.563-567 (1991)

WB6-1

ファジィ推論ルールの学習における遺伝的アルゴリズムの有効性に関する考察

A Learning Fuzzy Rule Parameters Using Genetic Algorithm

土屋 敏夫　松原 行宏　長町 三生
Toshio TSUCHIYA　Yukihiro MATSUBARA　Mitsuo NAGAMACHI

広島大学 工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

abstracts

The methods for learning fuzzy rule parameters using Genetic Algorithms were recently proposed. However, the efficiency of some operations used by the Genetic Algorithms were not considered enough in the above literature. In this paper, we examinate relations between the efficiency of convergence and some operations which are the coding genes, mutation or corossover rate using a numerical example.

keywords 遺伝的アルゴリズム，同定，推論，学習

1. まえがき

ファジィルールを実システムに応用する場合，対象となる問題が大規模化するにつれルールパラメータを自動的に調整する方法が求められる．このようなファジィルールの自動生成法としてはすでに最急降下法を用いた手法がいくつか提案されてきた．一方，遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithm, GA）は生物の進化過程にヒントを得た探索的な最適化手法であり，近年注目を集めている[1]．この，GAをファジィルールのパラメータ同定に用いることで，対象問題の違いによるルールの評価基準の差異やルールの形式に学習則が依存しないという利点が得られる[2],[3]．しかし，GAにおけるパラメータのコード化，交差方法や交差，突然変異率の違いによって収束効率は異なってくる．このため，遺伝的アルゴリズムを効率的に活用するためにはファジィルール同定問題に対して有効なコード化・交差方法，交差・突然変異率を知っておく必要がある．

本稿では，数値例を用いていくつかのコード化方法，遺伝子操作方法，交差方法，交差率，突然変異率のパターンについて収束効率を観察し，それぞれについての適切なオペレーションを求めていく．

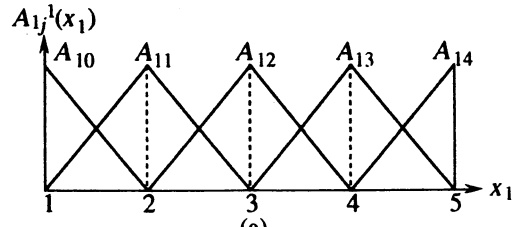
2. ファジィルール

本実験で用いたファジィ推論ルールは式(1),(2),(3)の形式であるものとする．また，前件部メンバシップ関数の頂点座標，後件部パラメータw_kを図1のように設定したルールをターゲットルールとし，GAを用いることによりw_kを同定していく．

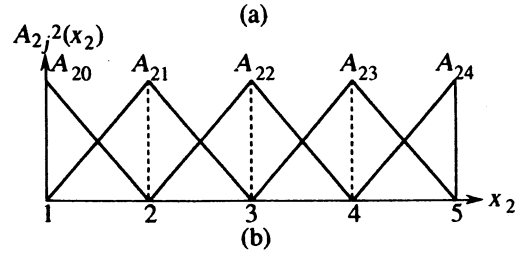
$$R^k: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{1j}{}^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j}{}^2 \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{nj}{}^n \quad \text{THEN } y \text{ is } w_k \tag{1}$$

$$\mu_k = A_{1j}{}^1(x_1) \wedge A_{2j}{}^2(x_2) \wedge \cdots \wedge A_{nj}{}^n(x_n) \tag{2}$$

$$y^* = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \mu_k \cdot w_k}{\sum_{k=0}^{N-1} \mu_k} \tag{3}$$



(a)



(b)

w	A_{10}	A_{11}	A_{12}	A_{13}	A_{14}
A_{20}	0.00000	0.09775	0.14663	0.73314	0.48876
A_{21}	0.29326	0.04888	0.09775	0.58651	0.78201
A_{22}	0.73314	0.29326	0.39101	0.68426	0.58651
A_{23}	0.97752	1.00000	0.58651	0.48876	0.39101
A_{24}	0.78201	0.97752	0.87977	0.68426	0.29326

(c)

図1 ターゲットルール

ただし、A_i^{j} (j=0,1,・・・, m_i) は入力 x_i のファジィ集合，w_k (k=0,1,・・・, N-1) は後件部の実数値である．また，ターゲットルールは２入力１出力で前件部メンバシップ関数は各入力変数毎に５個設定した．よってルール数は５×５＝２５となり，後件部パラメータ w_k は k = ２５である．

学習データは，２個の入力変数の入力値を乱数を用いて発生させ，ターゲットルールによる推論値 y^r を出力変数の値とした．今回は入出力データセットを５０組発生させて学習データとした．

同定されたルールの評価値 $D(t)$ は対象ルールの推論値 y^* とターゲットルールの推論値 y^r から(4)式の推論誤差を用いて評価した．

$$D(t) = \frac{1}{N_d} \sum_{p=1}^{N_d-1} \left| y_p^* - y_p^r \right| \qquad (4)$$

ただし，N_d: データ数＝50，y_p^* : p番目の入力データに対するファジィ推論の出力値を表す．

3. 収束効率の評価

本実験では，(1)式における後件部パラメータ w_k をGAを用いることにより同定する．よって，w_1,・・・, w_{25} のベクトルが表現型である．また，このベクトルをストリングにコーディングしたものが染色体となりGAを適用する．

ただし，パラメータ w_k は値域［0, 1］の連続値であるため，この区間を離散区間に分割しなければならない．今回は，［0, 1］を 2^{10}＝1024 等分に分割し｛1,・・・, 1023｝を表現型とした．

また，GAにおける個体の評価値 $V(t)$ は推論誤差より式(5)を用いて算出した．

$$V(t) = \frac{\mathrm{MAX}}{1 - (\mathrm{MAX} - 1) \cdot D(t)} \qquad (5)$$

ただし，MAXは評価値の最大値となる定数．

3.1 コード化方法による比較

まず，コード化方法の違いによる収束性の差異を見る．用いたコード化方法は次の３種類である．

(a) ダイレクトコーディング：｛1,・・・,1023｝を直接ストリングにコーディングする．

(b) ２進コーディング：｛1,・・・,1023｝を２進数で表現しストリングにコーディングする．

(c) グレイコーディング：｛1,・・・,1023｝を２進コードと同様に｛0,1｝でコーディングする．ただし，デコードしたときの数値の違いが１のとき遺伝子型のハミング距離も１となるようにコーディングする．

各コード化法による染色体の長さはそれぞれ25，250，250である．

図２は縦軸に推論誤差 $D(t)$，横軸に世代数（100～500）を表している．プロットした値は，初期値によるばらつきを考慮して各方法で１０回の試行を乱数の初期値を変えて行い，１０回の平均を取ったものである．

グラフはダイレクト・２進・グレイの各コーディング法での各世代における最小の $D(t)$ を示している．図２からダイレクトコード，２進コード，グレイコードの順で収束が速くなっている．一般的には，連続値を染色体にコーディングする場合，ダイレクトコードよりも２進もしくはグレイコードが良いと言われており[4]，今回の結果は実験前の予想をほぼ満足している．また，グレイコードは収束の最終段階で効果があると言われている[4]．今回の実験でも同様に１００世代を過ぎたあたりから２進コードよりも収束特性が良くなっている．

3.2 個体数による比較

図３は3.1の２進コードを用いて，個体数200および500の場合を比較している．突然変異率，交差率は3.1と同じものを用いた．図３より，世代数150付近までは同程度の速度で誤差が収束しているが，個体数200の場合 $D(t)$ = 0.007 付近になると $D(t)$ の減少が急激に停止するという結果が得られた．

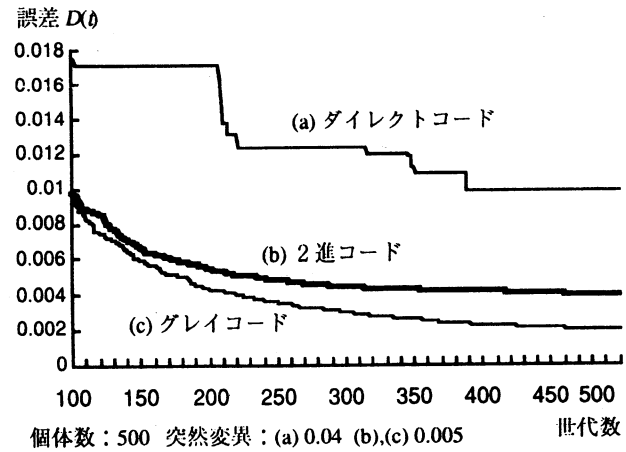


図２　コード化方法による比較

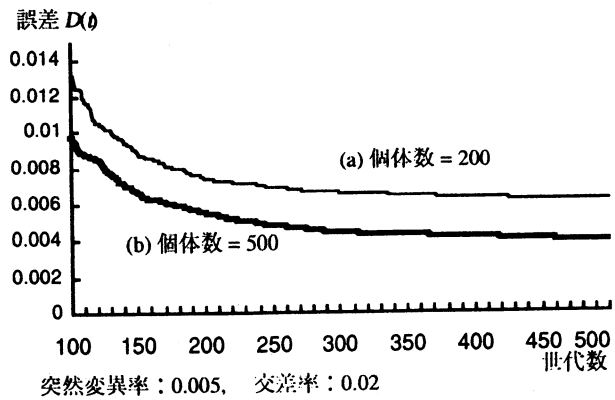


図３　個体数による比較

3.3 最大評価値個体保存戦略の効果

最大評価値個体保存戦略は，学習によって得られた遺伝情報を突然変異により破壊されるのを防ぐ効果がある．図4はこの戦略を用いて集団内の最大評価値を持つ個体を優先的に次世代に残した場合と標準的なGAを用いた場合の比較を行っている．

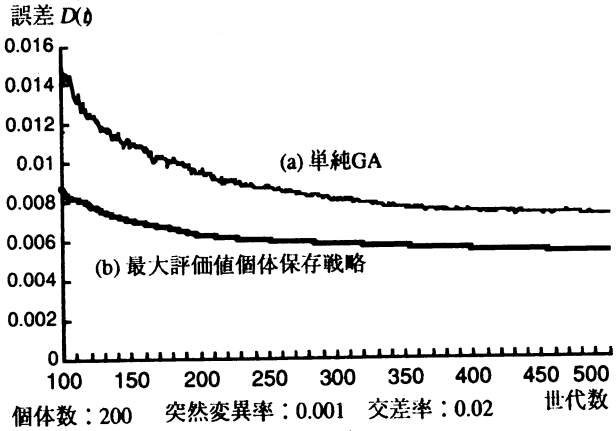


図4 最大評価値個体保存戦略の効果

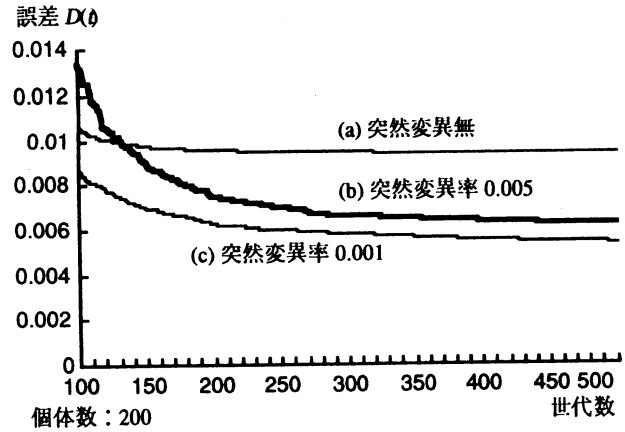


図5 突然変異の効果

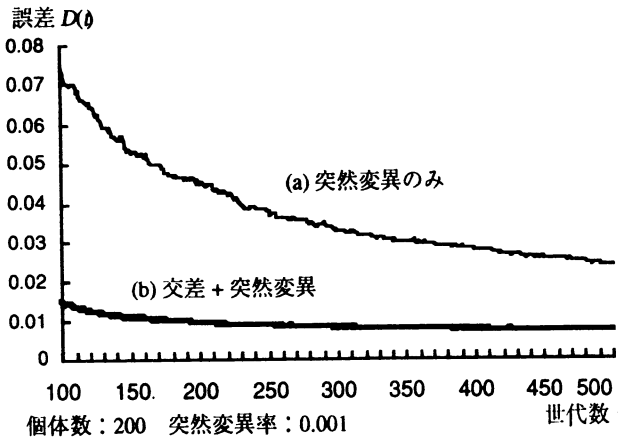


図6 交差の効果

この結果から，学習の初期段階では(b)の最大評価値個体保存戦略が効果を発揮していることがわかる．

一方，学習が進むにつれて(a)の単純GAも(b)と差がなくなってきている．これは，集団内の遺伝子パターンが固定され遺伝的浮動の影響が少なくなるためと思われる．このように，最大評価値個体保存戦略を用いた場合，世代が進んだ段階で集団内の遺伝的多様性が失われ収束が遅くなる傾向がある．このため，同一の遺伝子を持つ個体を重複して発生させないような操作を併用することにより遺伝的多様性を保持していく必要があると思われる．

3.4 突然変異の効果

次に，突然変異がどのように適応に貢献していくかを調べる．図5は突然変異率を0.0，0.001，0.005とした場合の結果を示している．その他の設定値は個体数200，交差率0.02で2進コードを用いた．

図5より突然変異率0.001の時最も良好な結果を得た．このことから，突然変異率が個体の適応にかなり依存していることがわかる．また，突然変異率を大きくすると既に得られた個体の遺伝情報を破壊してしまうためかえって結果が悪くなる．ただし，学習が進んだ段階では収束特性はむしろ高い突然変異率である(b)の方が良い．よって，世代数が進むにつれて突然変異率を上げるような操作が有効であると思われる．

また，染色体のストリングの長さと突然変異率の関係では突然変異率0.001は1染色体あたり1ビットの突然変異に相当する．

3.5 交差の効果

一方，交差が適応にどの程度影響しているのかを調査した．図6は染色体に突然変異のみを施した場合と，突然変異と交差を併用した場合の2パターンについて調査した結果を示している．図6のように染色体に突然変異のみを施した場合より，交差と突然変異の両方を用いたほうが明らかに収束特性が向上していることがわかる．このことから，突然変異が個体の適応に影響を及ぼしていると言える．特に，進化初期の段階では交差を行った方が収束が速くなっている．

3.6 1倍体・2倍体による比較

2倍体は2セットの染色体から1つの個体を構成するコード化方法である．2倍体を用いることにより集団内に存在する遺伝子の多様性を増すことが期待される．

この2倍体と1倍体の場合の比較を図7に示す．1倍体，2倍体のいずれも2進コードで染色体を構成し，遺伝子座の1を優性とした．図7に示したように2倍体はあまり有効ではないという結果が得られた．よって，計算量の多い2倍体個体を用いるよりも同様以上の収束速度である1倍体を用いるほうが有利であるといえる．

3.7 島構造モデルの効果

島構造とは，集団をいくつかの部分集団に分割し各集団毎に進化させる構造を言う．また，微少な確率で集団間で染色体の交換を行う．この構造を取り入れた場合の効果を示したものが図８である．コード化方法は２進コードを用いた．

図８から島構造モデルを用いた場合と用いなかった場合ではあまり差は見られなかった．よって，島構造モデルは収束効率にあまり影響がないものと考えられる．

4．実験結果の考察

今回の実験では，コード化方法，個体数，最大評価値個体保存戦略，交差・突然変異，２倍体個体，島構造モデルについて収束効率との関係を調査した．最大評価値個体保存戦略と交差・突然変異については我々の予想した結果を満足させるものであった．

コード化方法は，今回の実験ではグレイコードの収束性が最も良いという結果が得られた．この結果も，一般に言われている連続値のコード化方法としてはグレイコードの方が２進コードよりも有効であるという従来の研究結果と一致している．

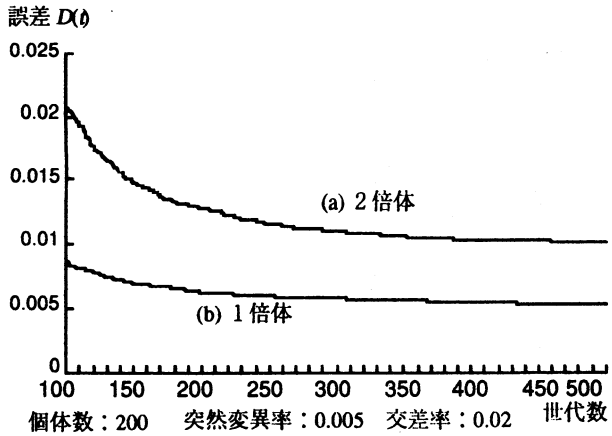


図７　２倍体と１倍体の比較

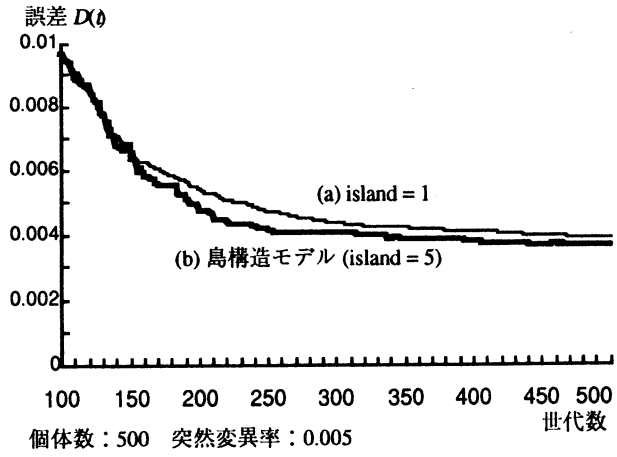


図８島構造モデルの評価

遺伝的多様性を保持するための戦略である２倍体個体や島構造モデルは，今回の実験ではあまり有効ではなかった．これらの戦略は学習がある程度進んだ段階で効果を発揮するものと考えられるため世代数が進んだ場合の収束状況を更に調査する必要があると思われる．

突然変異については，低い確率で起こるものについては学習を速める効果があることがわかった．また，世代が進むにつれて高い突然変異の効果が徐々に現われてきた．このことから，世代数に応じて突然変異率を変化させることや，メタ突然変異等についても調査していく必要があると考えられる．

5．まとめと今後の課題

本稿では，ファジィ推論ルールの学習に遺伝的アルゴリズムを用いた場合のいくつかのオペレーション（コード化方法，個体数，世代数，交差・突然変異，２倍体個体，島構造モデル）の有効性について数値実験を用いて調査し，最適なオペレーションの選択について考察した．また，実験結果の考察としては従来の遺伝的アルゴリズムにおける研究の各オペレーションの評価とほぼ一致するものであった．

今後の課題としては，世代が進んだ段階での収束状況や突然変異率を動的に変化させた場合もしくはメタ突然変異を用いた場合の調査を更に行っていく必要であると思われる．

【参考文献】

[1] David E. Goldberg : Genetic Algorithm in Serch, Optimization & Machine Learning, Addison Waseley Publishing Company, (1989).

[2] 西山太一, 他："遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ推論ルールの自動生成", 第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 237/240, (1992).

[3] 土屋敏夫, 他："商品発注支援システムにおける知識獲得手法 -Genetic Algorithmを用いたファジィIF-THENルールのパラメータ同定-", 第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 245/248, (1992).

[4] 和田健之介, 他："山登り飛び虫の進化と免疫システム論について", 数理科学, No. 353, 12/23(1992).

【問い合わせ先】

〒724 東広島市鏡山一丁目4 - 1
広島大学工学部第二類管理工学研究室
土屋　敏夫　TEL 0824 (22) 7111（内線3481）
e-mail　tsuchiya@mng.sys.hiroshima-u.ac.jp

WB6-2

ファジィ識別システムにおけるルール選択のための遺伝的操作

Genetic Operations for Rule Selection in Fuzzy Classification Systems

石渕久生 野崎 賢 山本直久 田中英夫
Hisao Ishibuchi Ken Nozaki Naohisa Yamamoto Hideo Tanaka

大阪府立大学工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

Abstract— **In this paper, we propose a GA-based method for choosing an appropriate set of fuzzy if-then rules for classification problems. The aim of the method is to find a compact rule set of fuzzy if-then rules that has high classification power. This is achieved by formulating and solving a combinatorial optimization problem that has two objectives: to minimize the number of fuzzy if-then rules and to maximize the classification rate. By computer simulations, we examine the genetic operations: reproduction, crossover and mutation in the application of genetic altorithms to this problem. We apply genetic algorithms with various parameter specifications in these genetic operations to a two-class classification problem in a two-dimensional pattern space and the iris data of Fisher.**

1 はじめに

ファジィif-thenルールに基づくファジィ推論は，ファジィ制御に広く応用されている[6, 8]．ファジィ制御システムにおいて用いられるファジィif-thenルールは，専門家の言語的知識から得られることが多いが，数値的情報である入出力データを用いたルールの生成と学習に関する研究も行われている．例えば，遺伝アルゴリズム[2]を用いた方法としては，Karr[5]，Nomuraら[7]，Thrift[9]などがある．これらの文献では，ファジィif-thenルールの生成やメンバーシップ関数の調整に遺伝アルゴリズムが用いられている．

一方，ファジィ識別システムに対して，学習パターンからのファジィif-thenルールの自動生成手法が石渕ら[3]により提案されている．ファジィ識別システムでは，基本的にはファジィ格子によりパターン空間がファジィ分割され，各ファジィ部分空間に対するファジィif-thenルールが生成される．2次元パターン空間において，ファジィ格子によるファジィ分割の例を図1に示す．この場合，ファジィ識別システムでは，パターン空間は単純なファジィ格子によりファジィ分割され，各ファジィ部分空間に対応するファジィif-thenルールが生成される．このとき，ファジィ識別システムの性能は，ファジィ分割の方法に大きく依存する．

ここで，図2に示すような2次元パターン空間における2群識別問題を考えよう．図2では，第1群と第2群に属するパターンが，それぞれ黒丸と白丸で表されている．図2から直感的に分かるように，パターン空間の左半分に対しては細かいファジィ分割が，右半分に対しては粗いファジィ分割が必要である．そのため，図1のような単純なファジィ格子を用いた場合では，適切なファジィ分割を設定することができない．

このような問題に対処するため，石渕ら[3]では，一つのファジィ識別システムで複数の異なる大きさのファジィ分割を同時に用いる分散型ファジィif-thenルールの概念が提案されている．しかし，パターン空間における各軸のファジィ分割数の増加につれて，ファジィif-thenルールの数が急激に増加するという問題がある．

そこで，本研究では，複数のファジィ分割に対応した多数のファジィif-thenルールのなかから必要最小限のルールを選び出すことにより，小型で高性能なファジィ識別システムを構築することを試みる．このようなファジィif-thenルールの選択の問題を組合せ最適化問題として定式化し，遺伝アルゴリズムを適用する．

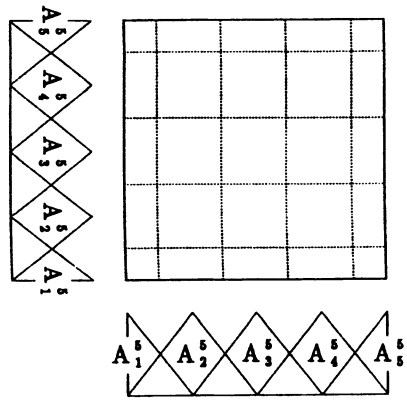


図1 An example of the fuzzy partition by a simple fuzzy grid

2 ファジィ識別システムの構築

ここでは，石渕ら[3]により提案されたファジィif-thenルールに基づくファジィ識別手法について簡単に説明し，例題を用いてその問題点を明らかにする．

説明を簡単にするため，パターン空間を2次元平面$[0,1]\times[0,1]$とする．学習パターンとして，パターン空間内にm個のパターン$x_p=(x_{p1},x_{p2})$, $p=1,2,\cdots,m$が与えられているとし，それらのパターンは，M群$(C1,C2,\cdots,CM)$に分けられているとする．

このような問題に対して，本研究では，次のようなファジィif-thenルールを用いることにする．

$$\begin{aligned} &Rule\ R_{ij}^K: \quad If\ x_{p1}\ is\ A_i^K\ and\ x_{p2}\ is\ A_j^K \\ &\qquad\qquad then\ x_p\ belongs\ to\ C_{ij}^K\ with\ CF=CF_{ij}^K \end{aligned} \tag{1}$$

ここで，R_{ij}^Kはルールのラベル，A_i^KとA_j^Kは区間$[0,1]$上のファジィ部分集合，C_{ij}^Kはルールの結論，CFはルールの確信度である．$K=2$と$K=3$の場合に対し，パターン空間の各次元のファジィ分割とファジィ集合のラベルとの関係を図3に示す．

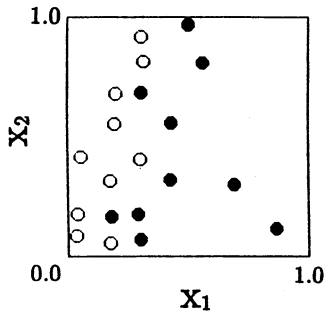
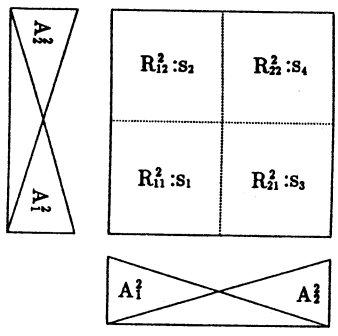
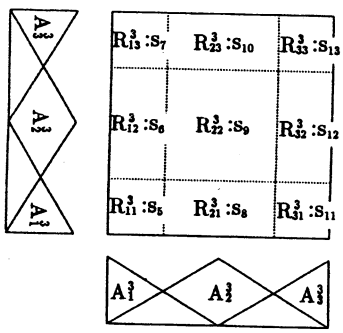


図 2 An example of classification problem in $[0,1] \times [0,1]$



(a) K=2



(b) K=3

図 3 Labels of fuzzy if-then rules for K=2 and K=3.

ファジィ if-then ルールの前件部ファジィ集合としては，任意の形状を用いることができるが，本研究では，図 3に示すような三角型ファジィ集合を用いることにする．このとき，ファジィ部分集合 A_i^K のメンバーシップ関数を $\mu_i^K(\cdot)$ と書くことにする．

(1) 式に示すファジィ if-then ルールの結論 C_{ij}^K と確信度 CF_{ij}^K は，学習用パターン $\boldsymbol{x}_p (p = 1, 2, \cdots, m)$ から次のような手続きにより生成される（文献 [3] 参照）．

Procedure 1 【ファジィ if-then ルールの生成手続き】

Step 1: 各群ごとに，ファジィ部分空間 $A_i^K \times A_j^K$ に対応するファジィ if-then ルールへの与えられた学習用パターンの適合度の総計 β_{CT} を次式により求める ($T = 1, 2, \cdots, M$)．

$$\beta_{CT} = \sum_{p \in CT} \mu_i^K(x_{p1}) \cdot \mu_j^K(x_{p2}) \tag{2}$$

Step 2: β_{CT} が最大となる群 CX を求める．すなわち，

$$\beta_{CX} = \max\{\beta_{C1}, \beta_{C2}, \cdots, \beta_{CM}\} \tag{3}$$

とする．(3) 式において，複数の群が最大値をとる場合，$C_{ij}^K = \phi$ とする．一方，群 CX が一意的に決まる場合，(3) 式により決定された CX をそのファジィ if-then ルールの結論 C_{ij}^K とする．

Step 3: (3) 式により最大値をとる群が一意的に決定された場合，そのファジィ if-then ルールの確信度 CF_{ij}^K を次のように設定する．

$$CF_{ij}^K = |\beta_{CX} - \beta| / \sum_{T=1}^{M} \beta_{CT} \tag{4}$$

ただし，

$$\beta = \sum_{\substack{T=1 \\ CT \neq CX}}^{M} \beta_{CT} / (M-1) \tag{5}$$

である．

ここで，図 2の例題に対し，Procedure 1 を適用し，$K = 5, 6, 7$ と設定した場合に生成されるファジィ if-then ルールを，図 4の左側に示す．なお，図 4の左側の各図において，斜線と点の領域は，生成されたファジィ if-then ルールの結論 C_{ij}^K がそれぞれ第 1 群（黒丸）と第 2 群（白丸）であることを示す．また，空白の領域は，結論 C_{ij}^K が ϕ であるファジィ if-then ルールが生成されたことを示す．図 4より，ファジィ分割が細かくなる（K の値が大きくなる）につれて，結論 C_{ij}^K が ϕ であるファジィ if-then ルールが生成される領域が広くなることが分かる．なお，結論 C_{ij}^K が ϕ であるファジィ if-then ルールは，以下に示す Procedure 2 からわかるように，ファジィ推論の結果に何の影響も与えないダミールールである．

Procedure 1 のファジィ if-then ルールの生成手続きにより生成されたルールの全体集合を S_{ALL} とし，次のように定義する．

$$S_{ALL} = \{R_{ij}^K | i = 1, 2, \cdots, K; j = 1, 2, \cdots, K; K = 2, 3, \cdots, L\} \tag{6}$$

ここで，L は各次元のファジィ分割数の最大値を表す整数である．また，S_{ALL} の部分集合であるルール集合 $S (S \subseteq S_{ALL})$ がファジィ識別システムで用いられるものとする．このとき，与えられた未知パターン $\boldsymbol{x}_p = (x_{p1}, x_{p2})$ の識別は，次のような識別手続きにより行われる（文献 [3] 参照）．

Procedure 2 【未知パターン $\boldsymbol{x}_p = (x_{p1}, x_{p2})$ の識別手続き】

Step 1: 各群ごとに，適合度と確信度の積の最大値 α_{CT} を次式により求める ($T = 1, 2, \cdots, M$)．

$$\alpha_{CT} = \max\{\mu_i^K(x_{p1}) \cdot \mu_j^K(x_{p2}) \cdot CF_{ij}^K | C_{ij}^K = CT; R_{ij}^K \in S\} \tag{7}$$

Step 2: α_{CT} が最大となる群 CX を求める．すなわち，

$$\alpha_{CX} = \max\{\alpha_{C1}, \alpha_{C2}, \cdots, \alpha_{CM}\} \tag{8}$$

とする．(8) 式において，複数の群が最大値をとる場合は，未知パターン $\boldsymbol{x}_p$ を識別不能とする．一方，群 CX が一意的に決まる場合は，未知パターン $\boldsymbol{x}_p$ を (8) 式により決定された群 CX に識別する．

ルール集合 S として $K = 5, 6, 7$ それぞれに対応するファジィ if-then ルールの集合を用いてパターン識別を行った結果を，図 4の右側に示す．ここで，右側の図における黒塗の領域は，識別不能となる領域を示している．

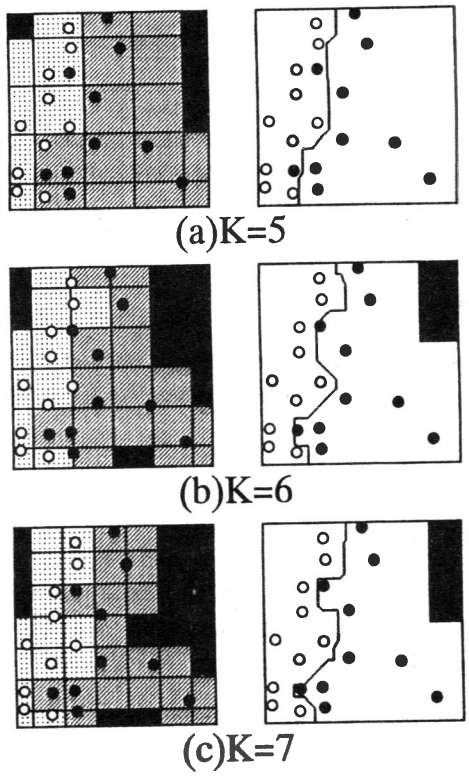


図 4 Generated fuzzy if-then rules and classification boundaries.

3 遺伝アルゴリズムを用いた最適化

3.1 組合せ最適化問題の定式化

ここでは，生成されたファジィif-thenルールの全体集合 S_{ALL} から適切なルール集合 $S(S \subseteq S_{ALL})$ を選び出す問題を，組合せ最適化問題として定式化する方法について簡単に述べる．ここでの問題は，できるだけ少数のファジィif-thenルールで，できるだけ多くの学習用パターンを正しく識別するようなルール集合 Sを求めることである．この問題を次のように定式化する [4].

【組合せ最適化問題】

$$\text{Maximize } f(S) = W_{NCP} \cdot NCP(S) - W_S \cdot |S|,$$
$$\text{subject to } S \subseteq S_{ALL}$$

ここで，$|S|$ はルール集合 Sに含まれるファジィif-thenルールの数，$NCP(S)$ はルール集合 Sにより正しく識別される学習用パターンの数，W_{NCP}と $W_S(0 < W_S \ll W_{NCP})$ は重みである．

遺伝アルゴリズムを適用する場合では，目的関数 $f(S)$ を用いてルール集合 Sの適応度 $g(S)$ を次のように定義する．

$$g(S) = \max\{f(S), 0\} \tag{9}$$

3.2 コード化

遺伝アルゴリズムを組合せ最適化問題に適用するため，ルール集合 Sを長さ $N(N = |S_{ALL}|)$ の列 $s_1 s_2 \cdots s_r \cdots s_N$で表現し，個体として取り扱う．なお，列の各ビットは，r番目のファジィif-thenルールがルール集合 Sに含まれる場合 $s_r = 1$，含まれない場合 $s_r = -1$，結論 C_{ij}^Kがφのダミールールである場合 $s_r = 0$ とする．また，各ルールは，図 3に示すように，$s_1, s_2, \cdots, s_N$と順序付けられているものとする．

表 1 エリート保存戦略を用いた場合の識別結果

突然変異確率	各世代の個体群数		
P_m	5	10	50
0.1	13.1(20.0)	16.1(20.0)	19.6(20.0)
0.01	6.5(20.0)	6.5(20.0)	12.8(20.0)
0.001	6.7(19.8)	6.6(20.0)	17.7(19.6)
Biased	6.5(19.7)	6.2(19.8)	5.2(20.0)

3.3 遺伝的操作

次世代の個体群を生成するために，次のような遺伝的操作を個体の集合（すなわち，各世代の個体群）に適用する．

(i) **選択操作**：個体 Sの適応度 $g(S)$ に比例した選択確率により個体を選択する．

(ii) **交差操作**：選択された個体に対して，一点交差操作を適用する．

(iii) **突然変異操作**：交差操作で生成された個体の各ビットに対し，突然変異確率 P_mで突然変異操作（$s_r \rightarrow s_r \times (-1)$）を適用する．本研究では，突然変異確率を一定にする方法と，$s_r = -1 \rightarrow s_r = 1$の場合に $P_m = 0.001$，$s_r = 1 \rightarrow s_r = -1$ の場合に $P_m = 0.01$ とする方法（Biased Mutation）を用いた．

(iv) **エリート保存戦略**：各世代における最良の個体，すなわち適合度が最大の個体を，そのまま次世代に残す．

4 数値計算例

4.1 2群識別問題への適用

ここでは，遺伝的操作における各種パラメータの設定値と識別能力との関係を調べるため，次のような設定条件で遺伝アルゴリズムを図 2の例題に適用した．

各世代の個体数: 5, 10, 50 個体

生成される総個体数（停止基準）: 10000

突然変異確率: $P_m = 0.1,\ 0.01,\ 0.001$, Biased Mutation

重みの値: $W_{NCP} = 10,\ W_S = 1$

全ルール集合: $S_{ALL} = \{R_{ij}^K | i = 1, 2, \cdots, K;$
$j = 1, 2, \cdots, K; K = 2, 3, 4, 5, 6\}$

このような設定条件で，エリート保存戦略を用いた場合と用いない場合について，初期個体群を変えて 10 回の数値実験を行った結果（平均値）を表 1と表 2に示す．ただし，表中の数値はルール集合 Sに含まれるルールの数 $|S|$ を示し，括弧内の数値はそのルール集合で正しく識別された学習用パターンの数 $NCP(S)$ を示している．

表 1と表 2より，以下のようなことがわかる．

(i) **エリート保存戦略の導入の効果**
エリート保存戦略を用いた場合では，用いない場合と較べて，ルール集合 Sが約 20 ～ 85%に小型化されている．

(ii) **各世代の個体群数と性能との関係**
突然変異確率 P_mを一定としてエリート保存戦略を用いた場合では，個体群数が少ないほどルール集合 Sが小型化されて

表 2 エリート保存戦略を用いない場合の識別結果

突然変異確率	各世代の個体群数		
P_m	5	10	50
0.1	25.5(20.0)	24.6(20.0)	25.7(20.0)
0.01	27.5(20.0)	26.0(20.0)	24.2(20.0)
0.001	30.9(19.5)	29.3(19.7)	32.3(19.6)
Biased	7.7(19.1)	8.8(19.7)	9.0(19.9)

表 3 エリート保存戦略を用いた場合の識別結果（アヤメ）

突然変異確率	各世代の個体群数		
P_m	5	10	50
0.1	276.0(150.0)	279.8(149.0)	295.4(149.0)
0.01	152.6(149.8)	181.8(149.8)	259.4(149.0)
0.001	73.0(149.0)	142.2(148.6)	257.4(148.8)
Biased	12.8(149.0)	15.4(149.2)	65.0(149.0)

いる．一方，エリート保存戦略を用いない場合では，個体群数はルール集合 Sのサイズにほとんど影響を与えていない．

(iii) 突然変異確率の値と性能との関係
突然変異操作を Biased Mutation により行った場合，エリート保存戦略の有無によらず突然変異確率 P_mを一定にした場合よりもルール集合 Sが小型化されている．

4.2 アヤメの識別問題への適用

アヤメの識別問題は，4 次元パターン空間での 3 群判別であり，各群 50 個のパターンが与えられている [1]．このような問題に対して，前節と同様の設定条件で，エリート保存戦略を用いた場合と用いない場合について，初期個体群を変えて 5 回の数値実験を行った結果（平均値）を表 3と表 4に示す．表 3と表 4より，遺伝的操作の各種パラメータの設定値と得られたルール集合 Sとの関係は，前節と同様であることがわかる．

5 おわりに

本研究では，ファジィ if-then ルールに基づく小型で高性能なファジィ識別システムを構築するため，ファジィ if-then ルールを選び出す問題を，組合せ最適化問題として定式化し，この問題に対して遺伝アルゴリズムを適用する方法について考察した．また，遺伝的操作の各種パラメータの設定値と構築したファジィ識別システムの識別能力との関係を調べるために，数値実験を行った．それらの結果から次のようなことがわかった．

(i) 遺伝的操作により，少数のファジィ if-then ルールから構成される高い識別能力を持つファジィ識別システムが得られる．

(ii) エリート保存戦略を用いることにより，より小型なファジィ識別システムが構築できる．

(iii) ルール集合 Sに含まれるファジィ if-then ルールの数は，突然変異確率 P_mに大きく影響される．

本研究では，ファジィ if-then ルールの選択問題に対して，ルール集合を一つの個体とみなす方法を用いたが，各ルールを一つの個体とみなす方法も考えられる．このような方向での遺伝的操作の適用とその有効性の検討は今後の課題である．

表 4 エリート保存戦略を用いない場合の識別結果（アヤメ）

突然変異確率	各世代の個体群数		
P_m	5	10	50
0.1	309.8(148.2)	313.0(148.4)	317.8(148.6)
0.01	327.4(148.6)	320.0(148.8)	318.6(148.4)
0.001	330.6(146.4)	325.2(147.4)	312.4(147.8)
Biased	55.6(147.6)	52.8(147.4)	86.6(147.6)

参考文献

[1] R.A.Fisher, "The use of multiple measurements in taxonomic problems," Annals of Eugenics, vol.7, pp.179-188, 1936

[2] D.E.Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1989

[3] H.Ishibuchi, K.Nozaki and H.Tanaka, "Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification," Fuzzy Sets and Systems, vol.52, pp.21-32, 1992

[4] H.Ishibuchi, K.Nozaki and N.Yamamoto, "Selecting fuzzy rules by genetic altorithm for classification problems," Proc. of the second IEEE International Conference on Fuzzy Systems (San Francisco, USA, March 28-April 1, 1993), to appear

[5] C.L.Karr, "Design of an adaptive fuzzy logic controller using a genetic algorithm," Proc. of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms (San Diego, USA, July 13-16, 1991) pp.450-457

[6] C.C.Lee, "Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller − Part I and Part II," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol.20, pp.404-435, 1990

[7] H.Nomura, I.Hayashi and N.Wakami, "A self-tuning method of fuzzy reasoning by genetic algorithm," Proc. of the 1992 International Fuzzy Systems and Intelligent Control Conference (Louisville, USA, March 16-18, 1992) pp.236-245

[8] M.Sugeno, "An introductory survey of fuzzy control," Information Sciences, vol.36, pp.59-83, 1985

[9] P.Thrift, "Fuzzy logic synthesis with genetic algorithms," Proc. of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms (San Diego, USA, July 13-16, 1991) pp.509-513

連絡先

〒 593 大阪府堺市学園町 1-1
大阪府立大学工学部経営工学科
石渕久生
TEL 0722-52-1161（内）2277
FAX 0722-59-3340

WB6-3

Kohonen型ネットワークとGAを用いたファジィ推論

Fuzzy Inference by a Kohonen Network and Genetic Algorithm

石原　成浩、　　高木　敏幸、　　中西　祥八郎
Shigehiro ISHIHARA,　Toshiyuki　TAKAGI,　Shohachiro NAKANISHI

東海大学工学部
Faculty of Engineering, TOKAI University

abstract: In fuzzy inference there are some problems that the fuzzy partitions and the number of inference rules increase when the objective non-linear systems are composed of many inputs. So this paper proposes a mathod that tune up the membership function's normal points position in the antecedant part of fuzzy rules and the singletone in there concequent part to make up the apropriate fuzzy roles for given input-output data by Kohonen network's and Gnetic Algorithm.

keywords: ＧＡ，ファジィ推論，Kohonen型ニューラルネットワーク，前件部メンバーシップ関数

１．はじめに

ファジィ推論は、言語的記述や非線形な対象、そして、入出力関係が複雑である場合に対して良好な結果を得られることから制御の分野を始めとして様々な分野に応用されている。しかし、対象となるシステムの入出力関係がさらに複雑である場合、推論ルールの決定やメンバーシップ関数の調整が困難でありその自動化が進められてきている。その方法として、ニューラルネットワークを用いてメンバーシップ関数の形状を決定するニューラルネット駆動型ファジィ推論[1]や最急降下法を用いてメンバーシップ関数のパラメータとルールを逐次改善してゆく方法[2][3]などがある。これらの方法は、収束するまでに時間を有することから最近では生物の進化を模した遺伝的アルゴリズム（以下ＧＡ）を用いた方法もある。ＧＡを用いた方法として高木ら[4]が提案したＧＡを用いてメンバーシップ関数の分割数とファジィ推論ルールを自動生成する手法が提案され、その有用性は示されている。

しかし、この手法は、与えられた入力データに適したファジィ分割領域が得られない場合、収束に時間を有し、世代数が増加してしまう問題がある。従って、入力データの分布に適したファジィ分割領域が得られるように前件部メンバーシップ関数の形状が調整される必要がある

そこで、本稿では、与えられた入力データの分布に適したファジィ分割領域を構成するために Kohonen型ニューラルネットワークを適用し、前件部メンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を調整する。

２．Kohonen型ニューラルネットワーク

Kohonen 型ニューラルネットワークは自己組織化ネットワークであり、ランダムな出発点から位相地図を組織化できる特徴を持っている。基本的な構造は入力層と競合層からなる二層の競合型 ネットワークである。式(1)に示す入力と重み間の距離が最小となるユニットがこのネットワークの勝者となる。

$$d_{ij}^2=\sum_{j=1}^{n}(e_j-w_{ij})^2 \qquad (1)$$

ここで、式(1)よりd_{ij}は入力と重みとの距離を示し、e_jおよびw_{ij}はそれぞれ入力と重みを示している。また、j(1,2,･･･l)は入力層のユニット数、i(1,2,･･･m)は競合層のユニット番号である。式(1)より求めた距離が最小となる競合層ユニットの近傍にあるユニットのみ重みが更新される。更新式を式(2)に示す。

$$w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)+\alpha(t)\cdot(e_j-w_{ij}(t)) \qquad (2)$$

式(2)より$w_{ij}(t)$および$w_{ij}(t+1)$は更新前と更新後の重みである。また、$\alpha(t)$は学習過程において減少する変数であり、学習終了時に0となる。$\alpha(t)$の更新式を式(3)に示す。

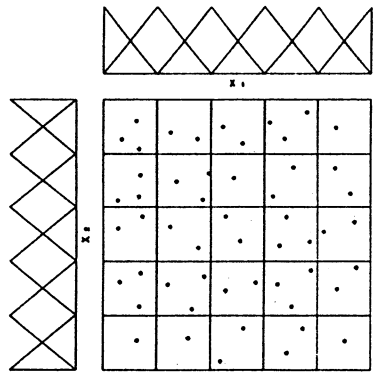
$$\alpha(t)=\alpha_0\cdot\left(1-\frac{t}{T}\right) \qquad (3)$$

ここで、tは現在の学習回数であり、Tは全体の学習回数である。また、α_0は$\alpha(t)$の初期値である。これらの過程を繰り返すことにより自己組織化特徴地図が描かれる。

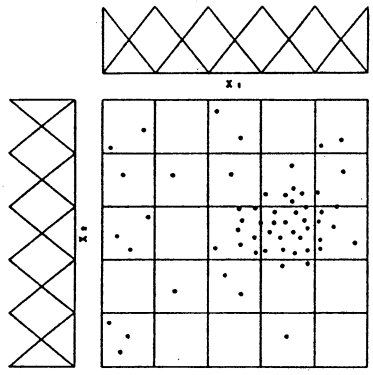
２．メンバーシップ関数の調整

ここでは、２入力１出力系の簡略型ファジィモデルを考える。図１(a)では，ファジィ領域を等分割したファジィ空間に対して、ある対象からの入出力データが一様に得られた状態を示している。図に示すように各ファジィ分割領域には、ある一定の入出力データが包含されていることがわかる。このような分布を持つデータからファジィモデルを構成した場合、同定に用いなっかた入出力データ（未学習のデータ）に対しても、入力データを囲む推論規則の適合度と後件部の実数値から、同定に用いた入出力データを十分に繁栄した出力値を得ることが期待できる。

しかし、現実には対象からの入出力データが必ずしも十分に得られない場合の方が多い。例えば、図１(b)に示すような，対象から得られた入出力データの分布が一様でない場合が考えられる。図１(b)に示すような入出力データの分布に対して、これらのデータが非線形性を示すとき、図１(a)に示すファジィ分割では、十分な近似精度を期待することはできない。特に同定に用いられかった入出力データ（未学習のデータ）に関して、同定に用いた入出力データを繁栄した出力



(a)



(b)

図1　入出力データの分布

値を得ることができない。

そこで、与えられたデータの分布に従って、前件部のメンバーシップ関数を構成し、適切なファジィ分割領域を得る方法が考えることができる。

そこで、与えられた入力データが多く存在する部分についてファジィ分割領域を細かくし、少ない部分については，大きく分割する方法として本稿では、Kohonen型ニューラルネットワークのユニットの重みの更新式を応用し、メンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を決定する。ここで用いる推論ルールは後件部を実数とする簡略型である。また、推論ルールを第k番目のルールとし、 入力をx_i(1,2,・・・,l)、出力をyとするとファジィ推論ルールは次のように記述される。

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1j,k} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j,k} \text{ and, } \cdots \text{, and } x_l \text{ is } A_{lj,k} \text{ then } y \text{ is } w_k. \quad (4)$$

$A_{ij,k}$は入力x_iのファジィ集合、w_kは後件部の実数である。i(1,2,・・・,l)は入力変数の次元を示し、j(1,2,・・・,m)はメンバーシップ関数の番号を示す。 ファジィ集合$A_{ij,k}$のメンバーシップ関数を$A_{ij,k}(x_i)$とすると、本稿では式(5)に示す式を用いる。

$$A_{ij,k}(x_i)=\exp\left(-\frac{(x_i-a_{ij,k})^2}{g\cdot(a_{ij+1,k}-a_{ij,k})}\right) \quad (5)$$

$$: a_{ij,k}<x_i\leqq a_{ij+1,k}$$

$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

ここで式(5)より$a_{ij,k}$ はメンバーシップ関数のノーマルポイントとする。gはメンバーシップ関数の幅を調節する定数である。また、$(a_{ij+1,k}-a_{ij,k})$は隣合うメンバーシップ関数の幅を示す。 ここで入力データに適したファジィ分割領域を構成するためには，式(5)においてメンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を移動させる必要がある。 そこで、 Kohonen 型ニューラルネットワークに用いられるユニットの重みの更新式を適用し、式(6)に示す式を用いる。

$$a_{ij,k}(t+1)=a_{ij,k}(t)+\alpha(t)\cdot\mu_k\cdot\mathrm{sgn}(x_i-a_{ij,k})\cdot c_{ij,k} \quad (6)$$

$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

ここで式(6)より$\alpha(t)$は式(3)に示す学習過程において減少する変数である。μ_kは前件部メンバーシップ関数の適合度である。 ここで k番目のルールの適合度を代数積を用いて式(7)で与える。

$$\mu_k=A_{1j,k}(x_1)\cdot A_{2j,k}(x_2)\cdot\cdots\cdot A_{lj,k}(x_l) \quad (7)$$

$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

式(6)に用いられているsgn(z)は、zに対する正負の符号を示す。その条件式を式(8)に示す。

$$c_{ij,k}\begin{cases} a_{ij,k}-a_{ij-1,k} & : a_{ij,k}-x_i>0.0 \\ a_{ij+1,k}-a_{ij,k} & : a_{ij,k}-x_i\leqq 0.0 \end{cases} \quad (8)$$

$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

ここで、式(8)に示す$c_{i\ j,k}$は隣合うメンバーシップ関数の幅を示す。例えば入力変数x_iがノーマルポイント$a_{ij-1,k}$と$a_{ij,k}$の間に与えられた場合、このノーマルポイント間の幅と各ファジィ推論規則の適合度との積に従い図2に示すように$a_{ij,k}$はマイナスの方向へ移動する。

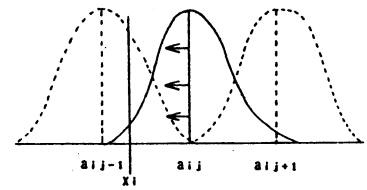


図2．ノーマルポイントの移動

また、x_iがノーマルポイント$a_{ij,k}$と$a_{ij+1,k}$の間に与えられた場合は逆に、図3に示すように$a_{ij,k}$はプラスの方向へ移動する。

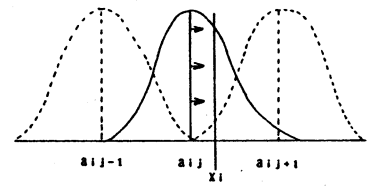


図3．ノーマルポイントの移動

(3)式に示す設定した学習回数Tまで、このような操作を全ての入力データに対して繰り返し行う。

4．異なった分布状態でのメンバーシップ関数

ここでは、実際に非一様な分布状態をもつ入力データを作成し、学習過程におけるメンバーシップ関数が構成され

る過程を示す。ここで、入力変数は２変数とし、非一様な確率密度でデータを与え、▒の部分について入力データ全体の７０％の入力を与え、他の部分については３０％の入力データを与える。

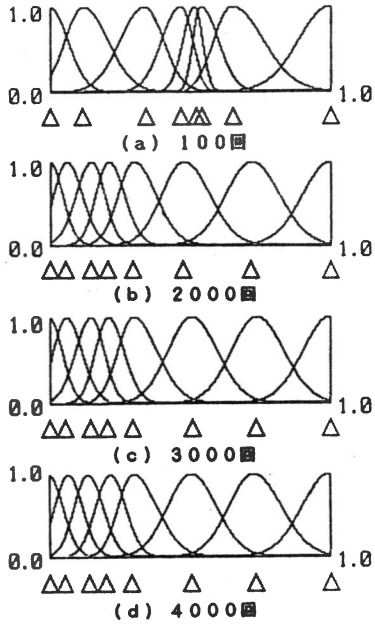


図４．各学習回数におけるメンバーシップ関数(x_1)

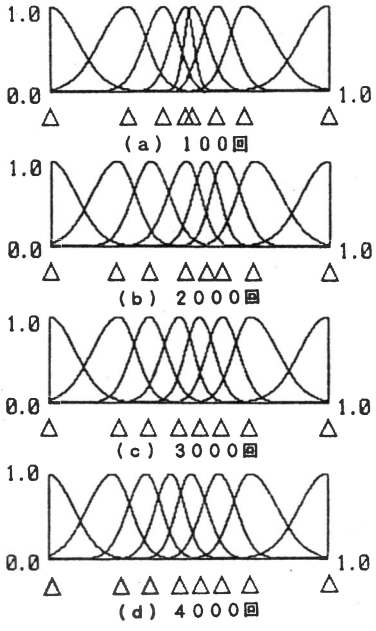


図５．各学習回数におけるメンバーシップ関数(x_2)

図４および図５は、学習回数を5000回としたとき，入力変数x_1, x_2に対する100回、2000回、3000回、4000回において構成されたメンバーシップ関数を表す。また、△はそれぞれのメンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を示す。図６は、5000回目に構成されたメンバーシップ関数である。

次に、二カ所の▒の部分について，それぞれの部分に入力データ全体の入力データを４０％づつを与える。他の部分については２０％の入力データを与える。図７，８は、上と同様に入力変数x_1, x_2に対する各学習回数で構成されたメンバーシップ関数を表す。△はそれぞれのメンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を示す。

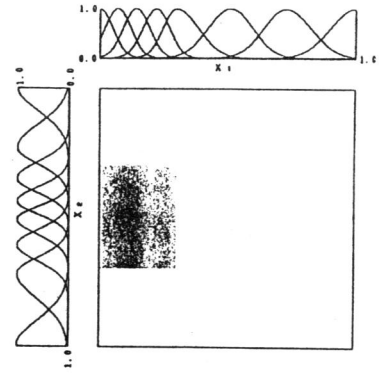


図６．入力データの分布とメンバーシップ関数

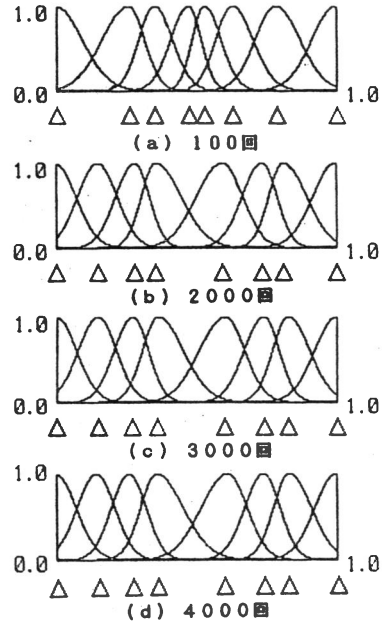


図７．各学習回数におけるメンバーシップ関数(x_1)

図９は、学習回数5000回目に構成されたメンバーシップ関数である。図６および図９に示すように構成されたファジィ分割領域は、入力データが密に分布している部分について細かく分割され、また、疎に分布されている部分については大まかに分割されている。これらの結果から、入力データの分布に従った、前件部におけるメンバーシップ関数が構成された。

５．後件部同定方法

本提案手法は、前述の手法により前件部のメンバーシップ関数をこうせいする。そして、構成されたメンバーシップ関数に対して後件部の同定を行う。後件部の同定方法は、本稿ではＧＡを用いる。次にSTEPごとにその方法について述べる。

STEP1

与えられたデータの出力値の最小値から最大値までの実数値をランダムに発生させ、そのランダム値を後件部にもつルールの組を複数発生させる。発生させた複数の推論ルールの組をＧＡの個体群とする。

STEP2

次に次式を用いて各ルールの組の適応度を求める。

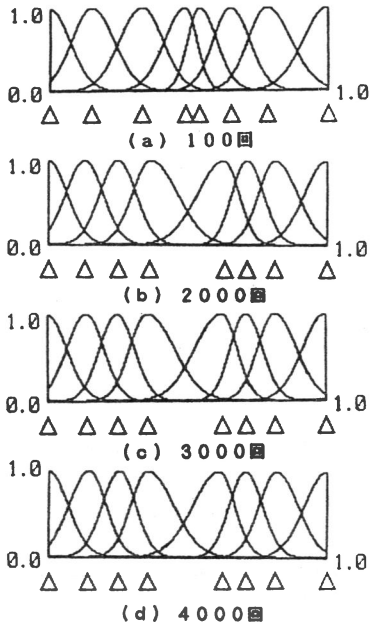


図8．各学習回数におけるメンバーシップ関数(x2)

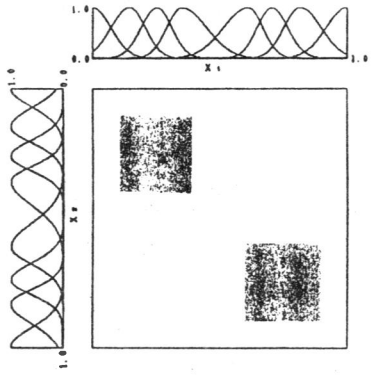


図9．入力データの分布とメンバーシップ関数

$$V_i=\sum_{k=1}^{n}(y_k-y_k^*) \qquad (9)$$

Viはi番目の適応度を示し、nはルールの総数、ykはk番目の出力値、yk*はk番目の理想出力値を示す。

STEP3

適応度に応じてルールの組の淘汰を行う。本稿では、個体群の中で適応度の悪い推論ルールの組をある一定の割合で削除する。

STEP4

淘汰によって個体群の数が減少してしまうため、生き残ったルールの組の中で、適応度の高いルールの組から順に元の個体群の数になるまでその組のコピーをつくる。

STEP5-1

STEP4によって復元された個体群の中から、最も適応度の高い推論ルールの組と、それに続く適応度の高い推論ルールの組を順次選択する。この2組から交叉によって新らたな推論ルールの組を生成する。

STEP5-2

STEP5-1によって生成された推論ルールに対して、等確立で突然変異を適用する。突然変異の方法は、推論ルールの各要素、つまり、あるルールの実数値をデータの最小値から最大値までのランダム値と等確立で入れ換える。

STEP6

STEP5-1およびSTEP5-2によって生成された推論ルールの組のそれぞれの適応度を(9)式を用いて求める。

STEP7

STEP2で求めた適応度の平均値以下の適応度のルールの組とSTEP4で求めた適応度の高いルールの組とを高い順に入れ換えを行う。以上のSTEPがＧＡおける一つの世代となる。STEP1からSTEP7までの一連の操作を何世代も繰り返す。

6．数値実験

本稿では次に示す非線形関数の同定を行った。

$$y=(1.0+\exp((x_1+1)^{-1})-x_2^{0.5})^2 \qquad (10)$$

ここでは、図6と同じ非一様な分布状態の入力データを用いて同定を行い、メンバーシップ関数の分割数を等分割にした場合との比較を行う。ここで推論ルール数は全て同じである。表1にその結果を示す。

表1

	誤差精度(%)
	ファジィ分割領域の個数 (3×3)
等分割	3.56
本提案手法	2.55

表1に示されている数値は誤差精度を表している。この表が示しているように本稿で提案した手法は、メンバーシップ関数を等分割にしたものに比べ、精度が良いことがわかる

7．まとめ

本稿は、入力データの分布に適したファジィ分割領域を構成するため前件部メンバーシップ関数のノーマルポイントの位置の調整方法を提案した。また、得られたファジィ分割領域は、データが密に分布している部分に対して細かく分割され、疎に分布している部分は大まかに分割されていることから入力データの分布に適したファジィ分割領域が構成されたことがわかる。さらにＧＡを用いることでより高い精度で非線形関数の同定ができ、ここで提案した手法は有効である。

8．参考文献

[1]林、野村、若見：ニューラルネット駆動型ファジィ推論による推論ルールの獲得，日本ファジィ学会誌，Vol1.2,No.4 pp.585-597,(1990)

[2]市橋、渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol1.2,No.3 pp.157-165,(1990)

[3]荒木、野村、林、若見：ルールを遂次的に生成するファジィモデリングの一提案，日本ファジィ学会誌 Vol1.4 No.4 pp.723-732,(1992)

[5]西山、高木、イェガー、中西：遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ推論ルールの自動生成,第８回フ　ァジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.237-　240(1992)

[6]D.E.Goldberg:Genetic Algorithm in Search,Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Company,1989

WB6-4

学習型ファジィ推論へのＧＡの導入に関する一考察

One Considerration To Introduction of Genetic Algorithm into learning Fuzzy Inference

後藤　啓一*　　高木　敏幸*　　黒沢　正明**　　中西　祥八郎*
Kei-ichi GOTOH　Toshiyuki TAKAGI　Masa-aki KUROSAWA　Shohachiro NAKANISHI

＊　東海大学　工学部
Facukty of Engineering, Tokai University

＊＊　東芝エンジニアリング（株）
Toshiba Engineering Corporation

Abstract:The learning fuzzy inference are surely powerful and convenient tool to analyze and treat very complex systems including various human fantors which can not be treated by ordinary analysis. However, for very complex given data though the learning time depends on a learning coefficient and the number of fuzzy partitions, the learning fuzzy inference needs so much time to learn. In this paper, the authors propose a method which improve learning speed and accuracy of learning fuzzy inference by genetic algorithms.

キーワード：遺伝的アルゴリズム，　学習型簡略ファジィ推論，　バックプロパゲーション

１．はじめに

近年、様々な分野においてファジィ推論が応用され、その実用化が進むにつれ推論ルールやメンバーシップ関数を自動的に生成しファジィモデリングする方法が要求されてきている。これらの問題に対して、誤差逆伝搬法（ＢＰ）による階層型ニューラルネットワーク（ＮＮ）を用いる方法や最急降下法に基づきルールを逐次改善していく学習型簡略ファジィ推論が提案されている[1-4]。これらの手法は適用する対象において入出力データを得ることができれば、入出力関係が不明確であっても多くの場合、学習により入出力関係を内包することが可能である。

しかし、ＮＮは層の数や各層のユニット数および学習係数に依存し、これらの数が大きくなると多くの学習を必要とする。また、学習型簡略ファジィ推論の学習時間は、学習係数やファジィ分割数に依存するため、与えられた入出力データが非常に複雑になった場合多くの時間を有するという問題が生じる。

一方、最適化の一手法として、生物の進化機構を形式化した組合せ最適化問題に対する解法である遺伝的アルゴリズム（ＧＡ）が注目されている[5-8]。このＧＡが、他の最適化アルゴリズムと違うところは、一点からの探索ではなく多点からの探索を行う点にある。そして、この多くの点が個々に更新していくのではなく、生物特有の相互作用を行う点が特徴である。また、システムの内部状態および入力と評価関数の因果関係を記述するのが困難な場合の最適化問題において、ＧＡは非常に有効である。

そこで、本稿では、学習型簡略ファジィ推論の後件部の実数値を文字列の形にコーディングし遺伝子操作を施すことにより新しい文字列すなわち最適な後件部の実数値を作る。そして、この値を学習型簡略ファジィ推論の初期値として用いることにより学習時間の速度および精度を改善する。最後に、学習型簡略ファジィ推論の後件部の初期値に乱数または０を用いた場合とＢＰを用いた方法を比較検討し、本手法の有効性について述べる。

２．システム構成

ファジィ推論モデルにおいて、メンバーシップ関数の形状を規定しているパラメータを逐次的に与えられるデータから最急降下法を用いて同定する学習型簡略ファジィ推論は、誤差逆伝播学習法を用いて行う方法と比較して非常に少ない学習回数で対象を同定でき、多くの分野で応用されている。

しかし、対象の入出力関係の近似精度を高めるためには十分な前件部のファジィ分割数が必要になる。また、対象の入出力データが非常に複雑な場合においても十分な前件部のファジィ分割数が必要になる。このような場合、学習型簡略ファジィ推論は入出力関係を同定するために多くの時間を有する。

このような問題において、本システムは、学習型簡略ファジィ推論のルール結論部の実数値を０／１の文字列にコーディングし、これらの文字列をデコードすることにより、ルール結論部の実数値を獲得し、各個体から得られる推論値と実際の出力値との誤差を評価する。そして、ファジィルールの淘汰、ファジィルールの交叉そして突然変異などの遺伝子操作を施して新しいファジィルールを作る。この新しいファジィルールのうち一番適応

度の高いものをルール結論部の最適な実数値としてみなす。ここで得られた最適なファジィルールを学習型簡略ファジィ推論のルール結論部の初期値として用いることにより学習を行う。

2－1．遺伝的アルゴリズムによる学習

本研究は、ある与えられた入出力データからファジィルールをＧＡを用いることにより改善し最適な組み合わせのファジィルールを決定する。そして、得られたファジィルールを学習型簡略ファジィ推論に適用し学習速度を改善することを目的としている。

本手法で用いた推論ルールを（１）式に示し、その出力を（２）式に示す。

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1i} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2i} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{ni} \text{ then } y \text{ is } w_k. \quad (1)$$
$$(i=1,2,\cdots,m,\ k=1,2,\cdots,n)$$

$$y = \sum_{k=1}^{2^n} \mu_k \cdot w_k \quad (2)$$

ここで、$x_1, x_2 \cdots x_n$は入力変数、yは出力、$A_{1i}, A_{2i} \cdots A_{ni}$はメンバーシップ関数、$w_k$はyを推論する第k番目のルールの後件部である。mは前件部の各入力変数に対するメンバーシップ関数の数を示し、nは後件部の数を示す。また、隣合うメンバーシップ関数のメンバーシップ値の和が1となる三角型を用いている。

（１）式で示すw_kを直接遺伝子要素として表現するのではなくCell Adhesion Molecule（ＣＡＭ）[9,10]行列を用いることにより最も単純な記号集合である０／１のビット列に置き換える。このビット列で表現したファジィルールをデコードして、後件部の実数値に適応する度合を計算する。適応度の低いファジィルールを淘汰し適応度の高いファジィルールを増殖させる。こうして選ばれた集団から、ファジィルールの交叉や突然変異などの遺伝子操作を施すことにより適応度の高いファジィルールすなわち最適なルール後件部の実数値を得る。

また、ここで用いた適応度は各ファジィルールから得られる推論値と理想出力との自乗誤差である。適応度は次式を用いて算出する。

$$V_i = \sum_{k=1}^{n} (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (3)$$

V_iはi番目のファジィルールの適応度、nはルールの総数、y_kはk番目の推論値、$\hat{y}_k$はk番目の理想出力値である。

2－2．遺伝子の表現方法（ＣＡＭ行列）

遺伝子の表現方法は、各ルールに対する後件部の実数値を直接遺伝子要素として表現するのではなくＣＡＭ行列と呼ばれる行列を作り、ノードタイプを組み合わせることにより後件部の実数値をＣＡＭ行列の値から決定する。表１に３ビットのノードタイプで表現し、与えられた出力データの最小値から最大値までの実数値をランダムに発生させたＣＡＭ行列の例を示す。この方法はノードタイプを組み合わせ、それらを与えられた範囲の数値として取り扱う方法である。例えば、ノードタイプのｉ行が０１０とノードタイプのｊ列が１１０で表現される後件部の実数値はＣＡＭ行列の値から３．６９８となる。

表１　ＣＡＭ行列の例

	000	001	010	011	100	101	110	111
000	0.255	2.056	-1.233	0.565	3.010	-2.155	1.055	0.232
001	1.730	0.050	-0.555	0.656	-1.245	-0.955	0.320	3.565
010	-0.680	-2.988	1.999	-0.565	0.155	0.757	-1.678	-2.111
011	0.565	0.232	-1.363	1.587	-0.785	1.222	-0.145	1.562
100	-1.232	2.541	2.111	-2.565	2.698	-1.055	2.587	3.010
101	3.567	-1.245	0.454	1.365	3.858	-3.478	3.050	-2.451
110	-0.252	1.212	3.698	0.589	-0.365	2.111	-2.456	-3.478
111	2.321	-3.987	0.145	-3.654	0.254	1.256	-0.752	2.365

このＣＡＭ行列を用いることによりルール結論部の実数値を６ビットの文字列に拡張して表現している。例えば入力変数が２変数で分割数が３の場合には図２に示すように１組のルールの数はw_1からw_{16}の１６個となり、１個体の遺伝子の長さは９６となる。

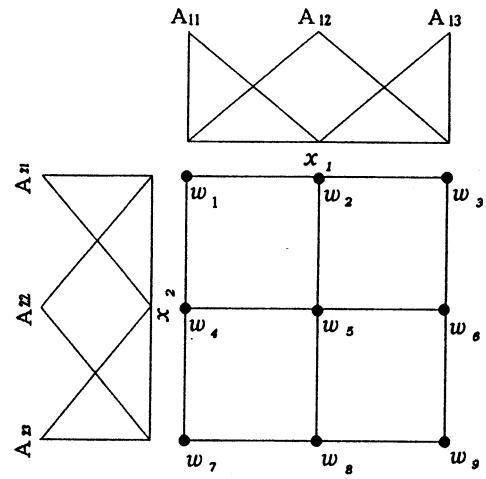


図２　ルールの例

2－3．操作手順

学習型簡略ファジィ推論のルール結論部の実数値をＣＡＭ行列のノードタイプを組み合わせることにより０と１の文字列にコーディングする。そして、ファジィモデリング群Ｘを発生させ、$X = \{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$と表す。ファジィモデリング$x_i, i=1,2,\cdots,m$は、０／１の２値を成分とし、遺伝子の長さはｎのビット列である。世代をｔで表すと第ｔ世代のファジィモデリング群は、$X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \cdots, x_m(t)\}$と表される。各ファジィモデリング$x_i(t), i=1,2,\cdots,m$に対し、適応度を$V(x_i(t)), i=1,2,\cdots,m$と表すとする。以下に本手法の操作手順を示す。

ｓｔｅｐ１

第０世代（t=0）では、nの長さを持つビット列で表現されたファジィモデリング$x_i, i=1,2,\cdots,m$を０と１のビット列でランダムに複数発生させる。このファジィモデリング郡を$X(0) = \{x_1(0), x_2(0), \cdots, x_m(0)\}$とする。

ｓｔｅｐ２

第０世代（t=0）の各ファジィモデリング$x_i(0), i=1,2,\cdots,m$の文字列をＣＡＭ行列を用いてルール結論部に対応する実数値に変換し、（２）式より適応度$V(x_i(0)), i=1,2,\cdots,m$を計算する。

ｓｔｅｐ３

ファジィモデリング群X(t)の中において適応度V(x

$_i$(t)) の悪いファジィモデリングを一定の割合で取り除く。

ｓｔｅｐ４

STEP3 で取り除き減少したファジィモデリング群X(t)の中において適応度V(x_i(t))の高い順で個体を取り除いた数だけコピーする。

ｓｔｅｐ５

ファジィモデリング群X(t) の中からランダムに２つのファジィモデリングx_i(t), x_j(t)を選択し、以下のような遺伝子操作を施して、新たなファジィモデリングx_i(t)を生成する。

ｓｔｅｐ５－１

ランダムに選択された２つのファジィモデリングx_i(t), x_j(t)において交叉を適用し、新たに生まれたファジィモデリングの中から１つをランダムに選択し、それをx_i(t)とする。この新たに生まれたファジィモデリングx_i(t)は、ファジィモデリング群X(t)の中からランダムに１つ選択したファジィモデリングと入れ換える。また、ここで用いた交叉は一点交叉である。

ｓｔｅｐ５－２

ファジィモデリング郡X(t) の中からファジィモデリングx_k(t)をランダムに選択する。このファジィモデリングx_k(t)に対し一定の確率で突然変異を適用する。この新たに生まれたファジィモデリングをあらためてx_i(t)として、ファジィモデリングx_k(t)と入れ換える。

ｓｔｅｐ６

ｓｔｅｐ５－１およびｓｔｅｐ５－２によって新たに生成されたファジィモデリングx_i(t)をＣＡＭ行列を用いることによりデコードし、（２）式を用いて適応度V(x_i(t))を計算する。

以上のｓｔｅｐをＧＡにおける一つの世代ｔとする。

ｓｔｅｐ７

以上のｓｔｅｐをある設定した世代数を満たすまでｔ→ｔ＋１としてｓｔｅｐ２からｓｔｅｐ６を繰り返す。設定した世代数を満たした場合、ファジィモデリングの生成を終了しｓｔｅｐ８を行う。

ｓｔｅｐ８

以上のｓｔｅｐから生成されたファジィモデリングのうち適応度の最も良かったファジィモデリングをＣＡＭ行列を用いることによりデコードする。そして、このファジィモデリングを学習型簡略ファジィ推論のルール結論部の初期値として学習を行わせる。

３．実験結果

本提案手法で学習させた場合，学習型簡略ファジィ推論で学習させた場合およびＢＰによる３層の階層型ＮＮで学習させた場合を記す。

本稿で用いた非線形関数は次式に示すような２入力１出力のものである。

$$y = \frac{5.0}{(3.0\cdot\pi)^{0.5}}\cdot \exp\left(\frac{x^{6.0}+x^{6.0}}{5.0}\right) \quad (4)$$

入力変数の変域は、区間［０，１］としてその中で一様に乱数で求めた１００個のデータ点について繰り返し学習を行った。学習型簡略ファジィ推論のルール数は３６個、ＮＮの中間層ユニット数は１０個に初期設定した。また、ＧＡは世代を２０世代に設定し、４ビットのノードタイプで表現したＣＡＭ行列を用いている。

以下に、理想出力と推論値との誤差E_iが、収束設定値に収束した場合、学習を終了させる条件として学習を行わせた結果を示す。ただし、横軸は学習回数、縦軸は理想出力値と推論値との誤差E_iを示す。

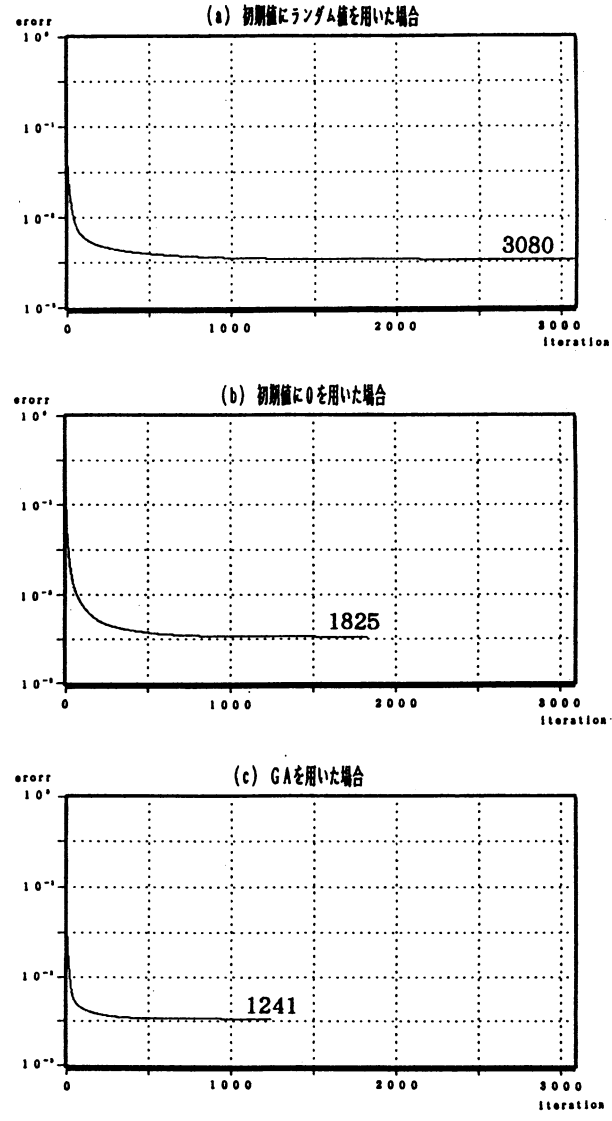


図２　誤差と学習回数の比較

図２（ａ）は、学習型簡略ファジィ推論のルール結論部の初期値に（４）式で与えられた出力の最小値から最大値をランダムに与える。この値を用いて学習させ、理想出力と推論値との誤差E_iがある収束設定値まで収束した場合、学習を終了させた結果を示す。図２（ｂ）は、ルール結論部の初期値に０を用いて学習させ、収束設定値まで収束した場合の結果を示す。図２（ｃ）は、ルール結論部の初期値にＧＡを用いて最適なファジィルールを獲得してから学習型簡略ファジィ推論に学習させ収束設定値まで収束した場合の結果を示す。その結果、初期値に乱数を用いた場合は学習回数３０８０回、初期値に０を用いた場合は学習回数１８２８回、初期値にＧＡを用いた場合は学習回数１２４１回であった。

以上の図よりわかるように、ＧＡを用いて非常に少な

い世代数で最適なファジィルールを獲得し、この得られたファジィルールを初期値として学習を始めることにより収束設定値まで収束するために要する学習回数が非常に少なくなったことが理解できる。

図３に、ルール結論部の初期値に０、乱数およびＧＡを用いて５００回学習を行わせた結果を（ａ）と（ｂ）に示し、ＢＰによる３層の階層型ＮＮを用いて５００回学習を行わせたときの結果を（ｃ）に示す。ただし、横軸は学習回数、縦軸は理想出力と推論値との誤差E_1を示す。

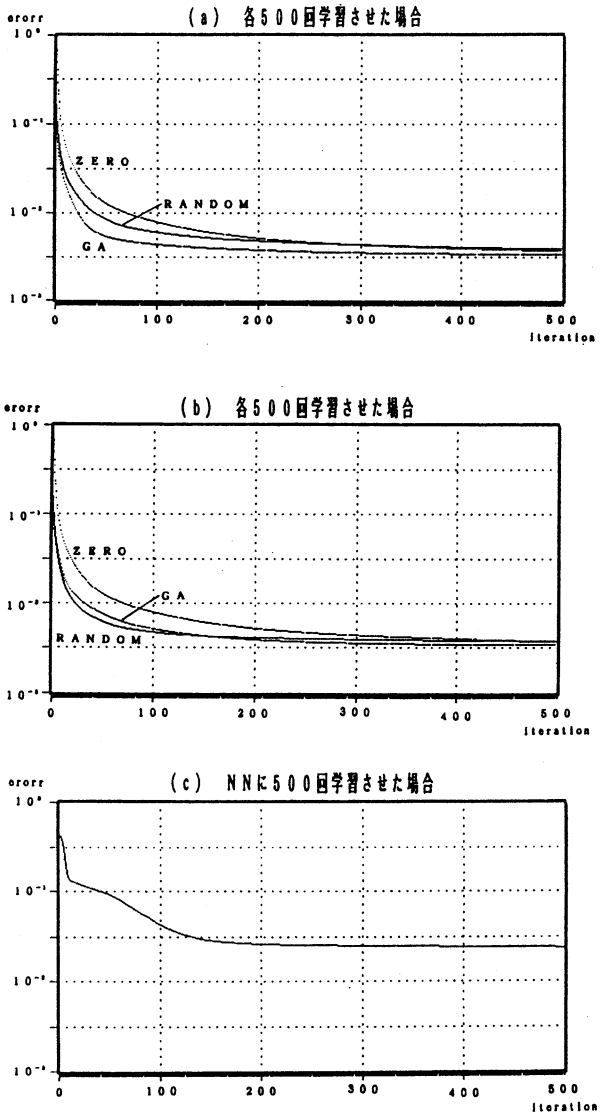


図３　収束状態の比較（０－５００回）

図３（ｃ）は、ＮＮを用いて設定した回数を学習させた場合であるが、図３の（ａ）および（ｂ）よりも誤差E_1が非常に多いことがわかる。また、図３（ａ）および（ｂ）は、各方法を用いて設定した回数を学習させた結果である。（ａ）は最後までＧＡを用いた場合の誤差E_1が少なく、（ｂ）ではＧＡを用いた方法は途中で乱数を用いた場合より誤差E_1が多くなるが、その後すぐにランダム値を用いた場合より誤差E1 が少なくなっていることがわかる。

以上の結果からわかるように本提案手法と学習型簡略ファジィ推論のルール結論部の初期値に０および乱数の値を用いた場合およびＮＮとを比較して、非常に少ない学習回数で収束設定値に収束していることが確認できる。

４．まとめ

本稿は、学習型簡略ファジィ推論のルール結論部の実数値を直接遺伝子要素として表現するのではなくＣＡＭ行列を用いてそのノードタイプよりビット列で表現する。そして、ＧＡを用いて非常に少ない世代数で最適なファジィルールを獲得し、このファジィルールを用いて学習を行わせることにより、学習時間の速度を改善する手法を提案した。そして、２入力１出力の非線形関数を例にあげ従来法との比較を行った。その結果、初期値に０およびランダム値を用いた方法に比べ非常に少ない学習回数で収束設定値に収束し学習時間が改善でき、本提案手法の有効性が示された。

参考文献

[1] 渡辺、市橋：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌 Vol. 2, No. 3, pp. 157-165 (1990)

[2] 林、野村、若見：ニューラルネット駆動型ファジィ推論による推論ルールの獲得，日本ファジィ学会誌 Vol. 2, No. 4, pp. 585-597 (1990)

[3] 高木、中西、采原、後藤：ニューラルネットワークを用いた自己組織化的ファジィ制御機の構成、計測自動制御学会論文集, Vol. 26, No8, pp. 862-869 (1990)

[4] 井村、山本、山口、高木：ファジィ連想推論システムとその応用、第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 393-396 (1992)

[5] D. E. Goldberg : Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Company (1989)

[6] Davice, L. (Ed) : Genetic Algorithms and Simulated Annealing, Morgan Kaufmann Publishers (1987)

[7] 西山、高木、イエガー、中西：遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ推論ルールの自動生成，第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 237-240 (1992)

[8] 相吉、吉川：大域的最適化のための進化と遺伝的アルゴリズム、数理科学, No. 353, November (1992) pp. 38-43

[9] 北野：人工生命と進化・発生・学習の統合、数理科学, No. 353, November pp. 24-31 (1992)

[10] Edelman, G. : Modulation of cell adhesion during induction, histogenesis, and perinatal development of the nervous system, Annu. Rev. Neurosci., 7:pp. 339-377 (1984)

問い合わせ先
〒259-12 神奈川県平塚市北金目１１１７
東海大学　工学部　電気工学科
第１１研究室　後藤　啓一
TEL 0463-58-1211, EXT. 4025
FAX 0463-58-1812

WC1-1

特徴のある時系列データを抽出するためのファジィ検索システムの開発
——大規模地域統計情報データベースへの適用

Development of Fuzzy Retrieval System for Extracting Time Series Data With a characteristic

李　彦　　能森 文人　　鈴木　胖
Yan Li　　Ayato Noumori　　Yutaka Suzuki

大阪大学工学部
Faculty of Engineering Osaka University

ABSTRACT: In this research, a fuzzy retrieval system is developed in which a series of data retrieval procedures by directly using the human's fuzzy language. Fuzzy retrival was carried out by arranging characteristic data patterns, by defining both a fuzzy set and a fuzzy membership function to correspond to each data pattern, and finally by applying fuzzy set operations on the fuzzy set. The display system was also developed, where retrieval results and analysis results concerning the cause of change in the data could be displayed in different graphical forms.

KEYWORD: Regional SocioEconomic Simulation Model, Regional Statistic Data, Fuzzy Set, Fuzzy Membership Function, Fuzzy Retrieval.

1.はじめに

近畿地域を対象として構築された地域統計情報データベースにおいては、大量の地域統計情報を変数（項目）、時間（年度）及び地域（ゾーン）の３次元構造として管理しており、情報の検索や処理結果の表示を容易に行なえる。しかしながら、一般に利用者が地域統計データを分析する際に、必ずしも数値で分析したり取り扱ったりすることばかりではない、あいまいな数量で分析したり取り扱ったりすることも多い。例えば、利用者が検索したいデータは、「ある期間における人口が非常に多く、かつ人口が急激に増加している地域はどこでしょうか」といった質問である。この質問の中には数量記述に関して”非常に多い”、”急激に増加”といったあいまいな数量を表す言葉は含まれているが、「人口は40万人以上、かつ人口の増加率は20%以上」といった具体的な数値は含まれていない。このようなあいまいな言語の質問に対応する検索は、従来のシステムでは適当な方法がなかった。

そこで、人間のあいまいな言葉をそのまま用いて検索できるようなシステムの開発が必要になる。

このため、本研究では特徴のあるデータパターンを整理し、これらのデータパターンに対応するファジィ集合とそのメンバシップ関数を定義し、ファジィ集合上の演算を行ない、目的とする特徴をもつデータを検索することを試みた。この結果、人間のあいまいな言葉をそのまま用いて検索を行なうシステムをワークステーション上に実現することができた。さらに、検索結果及びデータの変化原因の分析結果を様々な形でグラフ表示するシステムを開発した。

2.ファジィ理論による地域統計データの分析

2.1地域統計データの構成とその特徴

例えば、人口の高齢化或いは産業構造の変化とその発展、土地利用と住宅立地の変化及び、交通の整備など種々の社会経済問題について定量的に分析する上で基礎になるのは、種々の地域統計情報である。これら地域統計情報は、国の各機関や地方自治体、各種調査機関が刊行する統計書や統計表から収集することができるが、その量は膨大なものとなっている。

地域統計情報の構造は図１のように捉えることができる。

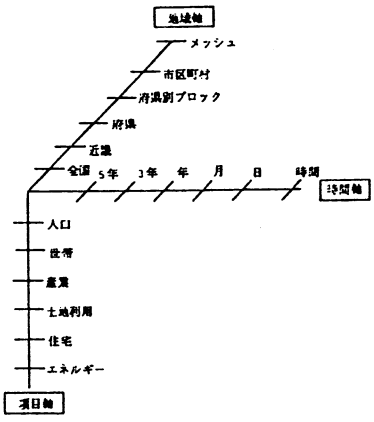


図１　地域統計情報の構造

地域統計情報の特徴は図１に示すように項目、時間及び地域の３次元構造を持つことであり、また、３次元構造の各軸がそれぞれ階層構造をも持つことである。例えば、項目を例として産業を取り上げると、全産業～一次、

二次、三次産業～大分類別産業～中分類別産業～細分類別産業と５つの階層を持つ。地域の場合、全国～近畿～府県～府県別ブロック～市区町村～メッシュという６つの階層を持つ。

これらの地域統計データを経年データとして見た場合には、地域・項目平面が時系列に並んだ構造のデータとして扱うことができる。

２．２データの特徴とそのあいまいさ

近畿地域における都市と一言でいっても、一様ではない。さまざまなレベルの都市が存在する。大阪市のような大都市もあれば、人口６万人に満たない都市もある。都市をその人口規模によって分類する場合を考える。一般にデータの利用者は近畿地域の都市全体を見るとき、まず大、中、小くらい都市に分類して考えることが多いであろう。例えば、”30万から50万を超える都市がいくつあるか”という質問より、”大都市がいくつあるか”のような質問が多いであろう。この中の大都市という言葉の意味する人口の数は具体的には何万人だろうか？人の知識によって推定する人口数には、若干の相違があるであろう。また、人口移動は社会経済環境の変化と密接な関係がある。例えば、人口の増減状況をゾーン別に見ると、昭和55年ー昭和60年における近畿の都市ゾーンの人口増加率は河内長野市ゾーンが16.2%と最も高く、わずか0.5%増の都市ゾーンもある。逆に、減少したゾーンは守口市ゾーン3.8%減などがある。なお、減少から増加に転じたゾーンと増加から減少に転じたゾーンもある。これらは時系列データとして捉えることができる。しかし、一般に利用者は何パーセントで増減したゾーンを知りたいというよりも、”わずかに増加”、”急激に増加”、”やや減少”、”かなり減少”、及び”やや増加後にわずかに減少”というようなゾーンはどこかを知りたいほうがむしろ普通であろう。この中の”わずかに増加”、”急激に増加”などの言葉の意味する人口増減率は具体的に何パーセントであろうか？このような言葉は本質的に”あいまいさ”をもっている。

２．３ファジィ集合の定義とそのメンバシップ関数の設定

２．２で述べたように、本システムで扱う地域統計データにおいては、あいまいな意味の言葉で表される代表例としてデータの増減率と数値の大きさが挙げられる。ここで「増減率」、「数値の大きさ」と名前のついた言語変数を定義する。定義域は対象とする項目の増減率、或いは数値の最小値から最大値までの実数を考える。増減率の場合、データの変化特徴としては「増加」・「減少」・「停止」の３種類に分けられるが、この中の「増加」と「減少」はそれぞれ「急激に～」・「かなり～」・「やや～」・「わずかに～」といったように変化する速さで表される。また、数値の大きさについても他の地域と比べて「多い」・「普通」・「少ない」といったように表される。

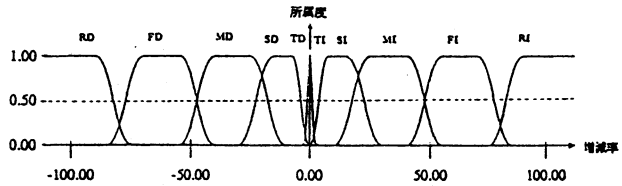
本システムでは、「増減率」がその値として取り得る自然言語表現の集合は、データの特徴である「増加」・「減少」を「急激に～」・「かなり～」・・・等の修飾語を作用させた結果得られたファジィ集合の名前でそれぞれ５段階、そして「数値の大きさ」がその値として取り得る自然言語表現の集合は「多い」・「普通」・「少ない」の３段階としてファジィ集合を定義した。

定義したファジィ集合を表１に示す。

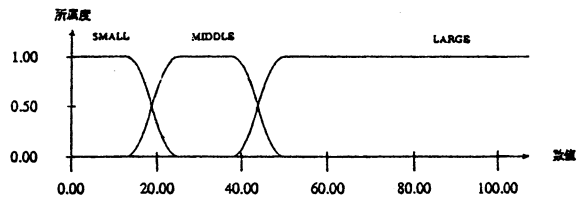
変化の特徴	コマンド	ファジィ集合	変化の特徴	コマンド
増加	i	―――	プラス	+
増加停止	ti	TI	マイナス	-
わずかに増加	si	SI	変化の様子を調べる	how
やや増加	mi	MI	数値の大きさを調べる	h.m
かなり増加	fi	FI	否定	not
急激に増加	ri	RI	多少	m.orl.
減少	d	―――	非常に	very
減少停止	td	TD	かつ	and
わずかに減少	sd	SD	あるいは	or
やや減少	md	MD	モデル構造による検索	struct
かなり減少	fd	FD		
急激に減少	rd	RD		
多い	large	LARGE		
普通	middle	MIDDLE		
少ない	small	SMALL		

表１　ファジィ集合とそのコマンドの定義

各ファジィ集合に対応するファジィメンバシップ関数を図２のように台形型と指数関数で表現される釣鐘型を用いて設定した。メンバシップ関数の表現は図２に示す。



(1)「増減率」のメンバシップ関数



(2)「数値の大きさ」のメンバシップ関数（全地域）

図２　メンバシップ関数の表現

３．ファジィ検索システムの開発の基本的な考え方

利用者の検索したいものに応じた特徴のあるデータパターンを整理することは検索の効率化を図る上で重要な事柄であると考えられる。この実現のためには、(1)地域統計データにおける利用者の検索目的の分類、(2)利用者の検索目的別使用頻度の高い検索データパターンの整理、(3)整理した検索データパターンをコンピュータ上で可能とする検索方法の開発を行うことが必要となる。

３．１検索目的別検索データパターンの整理方法

(1)検索目的の分類

人口と人口移動、産業構造の変化とその発展、土地利用と住宅立地の変化及び交通の整備などは周囲の地域社会的、経済的な環境の変化に大きな影響を与えると考えられる。本システムでは、この中の人口を検索目的として扱う。例えば、利用者が人口動向の分析を行う場合には、①人口規模、②人口増減、③人口集中地域、④人口密度、⑤人口推移、⑥地域別人口、⑦都市化度及び高齢化等について特徴のある変化をするデータを検索したことがしばしば起こる。

(2)検索データパターンの整理

例えば、人口増減の分析を目的として検索したい場合には、利用者の使用頻度の高い検索データパターンは、ある期間におけるデータの変化速さを表す速度型データパターン、そしてある期間におけるデータの変化状態を表す転換型データパターン、及び時系列データの変化傾向を表す傾向型データパターンなどに分類されることが多い。

本システムはこれらの点に考慮して、検索データパターンとしては、(1)速度型データパターン、(2)転換型データパターン、(3)傾向型データパターン、及び(4)数値の大きさ、を扱うことにした。

3.2検索の方法

(1)時系列データの分析法

地域統計データは図1のように地域・項目・年度の3つの軸による3次元構造を持っている。この中からある特徴をもつデータパターンを検索する際に、一般には、ある項目または複数項目について、そのようなデータパターンがある地域及び年度を抽出することがしばしば行われる。この時、探索方法は時系列分析法とクロス分析法の2つが考えられる。時系列分析法とは、同一地域の経年データを検索する方法で、クロス分析法とは、同一年度に対して各地域のデータを検索する方法である。

(2)修飾語と接続語の処理法

・修飾語

本システムでは「～ではない」・「非常に」・「多少」といったあいまいな意味の修飾語の処理については、Zadehが定義した演算子を用いた。これらの演算子は修飾するファジィ集合に対して補集合とべき乗の演算により定義されている。例えば、「多い」という名前のついたファジィ集合をLargeで表すと、Zadehの定義は次のようになる。

NOT Large = ～Large

VERY Large = con(Large) = $(\text{Large})^2$

MORE OR LESS Large = dil(Large) = $(\text{Large})^{1/2}$

そして、ここで使われているファジィ集合の演算は、次のように定義される。

補集合： c = ～Large: $\mu_c(u) = 1 - \mu_{Large}(u)$

べき乗： c = Large^r: $\mu_c(u) = \mu_{Large}(u)^r$

・接続語

本システムでは「かつ」・「または」・「もし～ならば～」といった接続語の処理については、同じように演算子として用いた。ANDとORについてはファジィ集合の共通集合と和集合の演算により定義されている。即ち、

共通集合：A AND B = A∩B

或いは C = A∩B: $\mu_c(u) = \min(\mu_A(u), \mu_B(v))$

和集合： A OR B = A∪B

或いは D = A∪B: $\mu_D(u) = \max(\mu_A(u), \mu_B(v))$

ANDに対してはminが、ORに対してはmaxがよく使われる。

例えば、”大都市かつ人口がわずかに増加”といった質問に対しては、2つの属性を使って、

$\mu_{Large \times SI}(u,v) = \min(\mu_{Large}(u), \mu_{SI}(v))$となる。

また、例えば

IF population is SI THEN nainc is I AND soinc is D

といった接続語は同じようにmax-min演算を用いた。

3.3検索の手順

検索機能は、利用者の声を反映しながら、徐々に改善して行かなければならない。利用者が操作しやすくするため、ファジィ集合、修飾語と接続語などをコマンド方式で定義した。これらのコマンドは表1のように示している。コマンドの定義にあたっては、(1)覚えやすいこと、(2)入力文字が少ないこと、(3)拡張性があること、といった点に考慮した。利用者は検索目的に基づいて検索したいデータパターンを検索する時、それぞれのファジィ集合に対応した単個及び複数個のコマンドを自由に組み合わせて、入力することによりファジィ検索が行えるようにした。検索する際に、(1)検索条件の入力、(2)検索条件の分解と検索データパターンの判別、(3)検索方法の生成、と(4)検索結果の表示、という手順で行う。検索手順の文法的な表記法は図4に示す通りである。

```
<Retrieval condition> ::= <Compound Command> | <Simple Command> |
                          <Structural command>
<Compound Command> ::= <Connective Command> | <Modifier Command>
<Simple Command> ::= <Modefier><Command> | <Command>
<Structural command> ::= <Extracting Items by Model Structure>
<Connective Command> ::= <Command><Connective><Command>
<Modefier Command> ::= <Modifier><Command>
<Extracting Items by Model Structure> ::= <Item list> AND
                                          <Simple Command>
<Modifier> ::= NOT | VERY | MORE OR LESS
<connective> ::= AND | OR | IF...THEN...
<Command> ::= Increase | Decrease | TI | SI | MI | FI | RI |....
<Item list> ::= <item1><item2>...<itemi>...<itemj>
```

図4　検索手順の文法的な表記法

4.システムの構成

4.1システムの構成

本システムの構成は図5に示すように、3つの部からなる。

入力部では、検索したい年度・項目・地域・検索条件を本システムへ入力する。各辞書ファイルを用いた、便利で簡単な入力機能を備えている。

検索部では、検索条件の分解、検索データパターンの

判別、検索方法の生成の３つの機能がある。

表示部では、検索結果の表示とその結果をトレンドグラフ、棒グラフ、地図などの様々な形で表示できる。

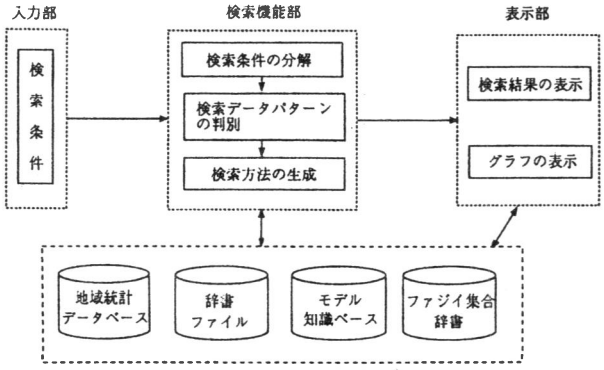


図5　ファジィ検索システムの構成図

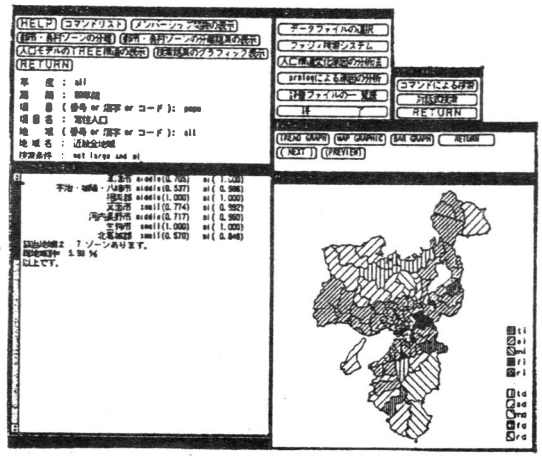
4.2ファジィ検索用知識の整理方法

図５において地域統計データベースには地域統計データ（実績データ）とシミュレーション結果データ（OURSモデルを用いて予測された結果）を格納している。OURSモデルは近畿地域を対象として構築された大阪大学地域社会経済シミュレーションモデルである。OURSモデルは人口、雇用、土地利用、時間距離の４つのサブモデルから構成されている。本システムでは、利用者が各項目について様々な検索条件で検索できるだけではなく、モデルのある項目の出力値がどのようにして推定されたのか、またある項目の変化が他の項目にどのような影響を与えるかといった原因を追跡する機能を備えている。そのため、OURSモデルをTREE構造で表現し、その構造に従って各項目の定量的な推定式と定性的な関係を抽出し、それらを知識ベース化することにより、モデル構造図の表示、及び変化原因の分析が行えるようにしている。

5.検索および表示の例

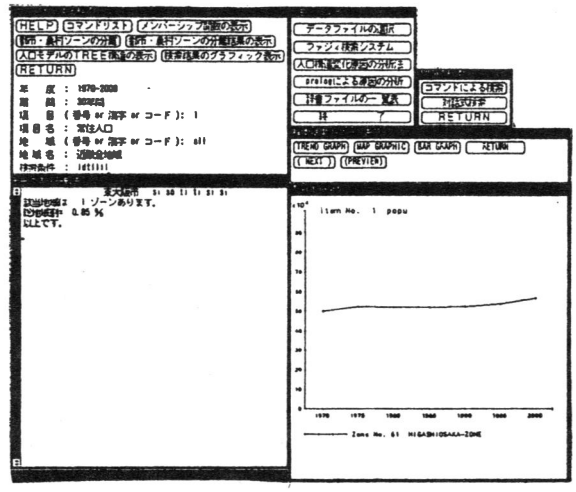
(1)利用者の質問：1970年～2030年の60年間において近畿全地域で、常住人口が多くなく、かつ常住人口がやや増加している地域はどこか？

検索条件の入力：年度(1970-2030 or all),
項目(1,or popu or 常住人口),
地域(all),検索条件(not large and mi)



(2)利用者の質問：1970年～2000年の30年間に近畿全地域において、常住人口の増減率の変化傾向が、増加－減少－増加停止－増加－増加－増加という地域はどこか？

検索条件の入力：年度(1970-2000),
項目(1,or popu or 常住人口),
地域(all),検索条件(idtiiii)



6.おわりに

本システムの開発により、人間のあいまいな言葉をそのまま用いて検索を行うことが可能になった。また、検索結果及びデータの変化原因の分析結果を様々な形でグラフ表示した。これらにより従来のシステムにはない使いやすさ、分かりやすさを実現することができた。本システムは地域統計情報データベースへの適用、及び地域統計データ分析のための検索システムとして、有用なシステムであると言える。

また、本システムの第一の特徴であるファジィ理論を用いた検索は、いろいろな応用のできる検索方法であり、ファジィ推論等の導入により検索結果を解釈・診断するシステムを構築することで、さらに人間の思考に近い扱いやすいシステムへの発展が期待できる。

参考文献：

[1]水本：ファジィ理論とその応用、サイエンス社(1989)

[2]馬野：ファジィ集合に基づく自然言語の意味表現、情報処理、Vol.34 No.1 (Jan.1993)

[3]金、他：地域統計情報データベースのための対話型データ処理システム、第29回自動制御連合講演会、PP.521-524、(June 1986)

[4]李、鈴木：大規模地域統計情報データの変化を追跡するための知的データ検索システムの開発、第36回システム制御情報学会研究発表講演会、PP.507-508、(May 1992)

問い合わせ先：〒565　大阪府吹田市山田丘2-1
大阪大学工学部情報システム工学科鈴木研究室
リ　イエン
李　彦
TEL:06-877-5111（内線5333）

WC1-2

運転者の主観性を考慮した交差点の交通管理シミュレーション
Traffic Management Simulation of the Intersection in terms of Drivers' Subjective Information

加賀屋 誠一 Sciichi KAGAYA
北海道大学 Hokkaido University

菊池 慎也 Shinya KIKUCHI
デラウェア大学 University of Delaware

Abstract

In recent years, the traffic flow on roads tends to be influenced in terms of drivers' attributes and their behavior to the traffic management. Because of such a issue, it has been important to manage traffic control for keeping safety of car driving and harmonious traffic system. In this study, we propose a new idea to traffic management simulation of a intersection. The idea is to introduce drivers' subjective information into Monte Carlo Simulation. We examine human decisionmaking to right turn behavior in terms of fuzzy measures and fuzzy concordance index. As a result, the decisionmaking system using fuzzy concepts make a number of right turned cars decrease, because it is a compound of drivers' attributes. The safety factor influences delay of time of right turn cars largely. These examinations offer us some information of interrelationship among safe driving, traffic management and traffic environment. Moreover, The consideration of human characteristics into a model of traffic simulation is available to build a more reliable model representing actual traffic phenomena.

1.はじめに

近年、自動車交通の様々な目的や多面的機能と共に、道路の利用者の属性的な多様化などによって道路を走行する自動車の流れが、複雑化してきている。そのため、走行の安全性や、走行の迅速性を維持するための道路管理の考え方が重要性を増してきているといえる。ここでは、交差点における交通問題について、シミュレーション手法の新しい考え方について提案する。一般的な方法としては、確率分布が既知であるか、または仮定することができる場合には、モンテカルロ・シミュレーションが必要となる[1)]。そこでは、1回のシミュレーションでは確率分布にしたがって発生させた確率変数の値の組を用い、そのようなシミュレーションを何回か繰り返すことになる。この手順を繰り返すことにより、1回ごとに、確率変数が異なる値の集合となるような複数個の標本が得られる。モンテカルロシミュレーションによる標本は、実験的計測による標本値と類似している。したがって、モンテカルロシミュレーションの結果をヒストグラムなどの統計的処理をすることができる。このシミュレーションでは、標本抽出の方法と同様に厳密解は見つけることができないが、解析的な近似解法を検証する場合の方法として貴重であると考える。この方法は、従来の交通流シミュレーションに対して、運転者の属性、例えば、高齢者や若年者の違い、運転者の主観性、例えば、意思決定に対して危険嗜好や危険回避の違いなどの考え方を考慮することが難しい。したがって、ここでの目的は、標本そのものに対する車両間隔の認識のあいまい性と、運転時の意思決定の主観性を新たに導入して、シミュレーションを行なうことにある。このことによって、実際の交通流の再現性が高くなり、また、因果関係の説明力も増加し、自然で矛盾のない解釈が可能である。具体的な問題としては、交差点での右折行動シミュレーションについて検討していく。

2.平面交差点における交通量

交差点の交通処理能力は、種々の方向の交通をどのように流すかの交通運用方法によって決定されるといってよい[2)]。交通運用の方式としては、一般に、信号制御と無信号制御があるが、信号交差点の場合の一般的な考え方についてまず考えてみる。信号制御交差点の交通処理能力は、飽和交通流率と与えられた交通量の設定値に基づいて計画された信号制御方式に応じて算出される。飽和交通流率は青信号に十分な需要があるときに停止線上で計測される交通流の流率であり、信号制御交差点特有の要素である。信号交差点の右折車線の交通容量は、右折可能な信号表示時間が、1時間中にどれだけ占めるかを求めることになる。ここで右折可能な信号表示には大別すると、i)青丸表示中、ii)信号表示の切り替え時（対向直進表示の赤への変わり目）、iii)右折青矢印表示中の3つがある。ii)およびiii)については、サイクル長と右折車線のさばける車両台数によって決まる。i)については、青矢印表示中のさばけ量と同じ原理で、対抗直進車線の車両の待ち行列を考慮して、青丸表示中で右折可能な時間が1時間の中にどれだけあるかという割合に飽和交通流率S_{r0}を乗ずればよい。対向直進車がランダムに到着する時間、すなわち、青丸表示中の右折可能時間は以下のように表現される。まず対向直進流入部を通過する車両について、任意のサイクルの赤開始時刻を0としてその時点から流入部通過台数の累積値と経過時刻との関係を示すと図の線r_1で示される。一方、対向直進車両が信号でさえぎられることなく流入部を通過できたとす

る。その時流入部通過車両の時刻0から累積値と経過時刻との関係は、線r_2のようになる。ここで、線r_1が示す交通状態を追いかけみる。青信号開始時期t_1まで、対向直進車両は流入部を1台も通過することができない。t_1になった時点で、n台の車両が待ち行列を形成し、それらは青開始と共に、順次交差点を通過していく。この時の交通流は飽和流となっており、n台目が通過しても、その間に到着した車両が待ち行列を形成するため、しばらく飽和流状態を形成することになる。やがて、待ち行列を形成していた車両がすべてさばけ、対向直進車両の到着はランダムになる。この時刻がt_2である。右折車が対向直進車の間隔を利用して右折する機会があるのは、このt_2からほぼ青表示終了までとなる。この時間の長さをτとする。図1より、時間τは、線r_1、線r_2の交点によって求められ、次のように示される[3)]。

$$\tau = (GS-Cq) / (S-q) \qquad (1)$$、ここでCは交通信号の1サイクルのトータル時間、Gは青信号の経過時間、飽和流状態を示す直線の傾きSは対向直進流入部の飽和交通流率となる。一方、非飽和流状態における直線の傾きqは対向直進交通量レベルである。これによって信号交差点の右折車線の交通容量S_{rs}は(2)ように表わされる。

$$S_{rs}=(\tau/C)\cdot f_{\cdot}\cdot S_{r0}+(3600/C)\cdot K+(l/C)\cdot S_{r0} = (GS-Cq)/(S-q)\cdot(1/C)\cdot f\cdot S_{r0}+(3600/C)\cdot K+(l/C)\cdot S_{r0} \qquad (2)$$、ただし、fは対向直進車両が存在することによって右折しにくくなることを定量化するための補正係数、Kは表示かわり目にさばける右折車両台数、lは、青矢印表示の長さである。

右折車線の基本飽和交通流率は種々の要因により制約されるために実際にさばける量が少なくなる。これら種々の障害として考慮されているのは、車線幅員、縦断勾配、大型車の混入、対向直進交通量、および信号制御などである。これらは、基本飽和交通流率にそれぞれ補正係数を乗ずることによって、その影響を定量化する方法が採られる。基本飽和交通流率にこれらの補正値を乗じた値を単に、飽和交通流率として、(3)によって算定され、(2)へ導入される。

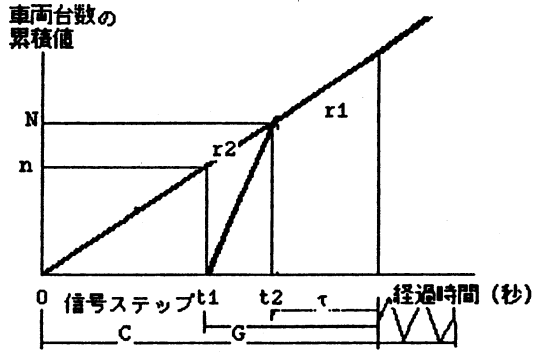


図1　信号表示と交差点での対向直進車両累積台数との関係

$$S_{r0} = \alpha_1\cdot\alpha_2\cdot\alpha_3\cdot R \qquad (3)$$、ここで、S_{r0}：右折車線の飽和交通流率（台／青1時間）、α_1：車線幅員による補正係数、α_2：縦断勾配による補正係数、α_3：大型車の混入による補正係数、R：右折車線の基本飽和交通流率(1,800台／青1時間)である。

3.シミュレーション方法

(1)シミュレーションにおける交通流発生の方法

ここでは流入部を走行する右折車両を追跡するシミュレーションプログラムを検討した。プログラムの機能は、各車両タイプの到着率を与えたランダム数を用いた右折車両、通過車両、対向車両の到着を発生させること、そして、右折に要する安全時間間隔の基づく各車両タイプの出発時間を計算すること、加えて、交差点における車両の動きのグラフィックシミュレーションを発生させることからなる。

右折車両、通過車両、対向車両の到着時間間隔を、それぞれの平均時間間隔を設定した指数分布で表わす。

その時、右折車両の安全可能時間（右折車と対向車の間隔）を、基本的には、6秒前後と設定する。指数分布に基づいて一連の到着時間間隔yiを発生させる。その分布関数を次のように表わす。

$$f_Y(y) = \nu e^{-\nu y} \qquad (4)$$、これらの値y_i; i=1,2,・・・・に対して次の関係があるとする。

$$y_1+y_2+\cdots+y_i < t < y_1+y_2+\cdots+y_{i+1} \qquad (5)$$、これより時間t内でi回の事象発生があり、一方、(i+1)番目の事象は時間tより以後に発生しているから、iをポアソン乱数として用いることとする。

(2)右折における認識空間と意思決定の関係

これらの値認識安全可能時間のメンバーシップ関数を次のように表わす。

実際の計測間隔を次のように考える。もし実際の間隔は、" t秒ぐらい" と考えられる。すなわち、このメンバーシップ関数は、上限値t+sと下限値t-sの確信区間(interval of confidence)を持つものと仮定する。認識安全間隔をM、実計測間隔Eとして、それぞれのファジィ数の一致性を、ファジィ測度と一致指標とで表わし、シミュレーションにおける右折の意思決定の方法とする。

今、われわれの主観的な判断に基づいて、もしわれわれが、安全指数α(0<α<1)を認めれば、その時待ち行列での対応する遅れ時間と、車両の平均遅れ時間が計測される。加えて、安全間隔を生むための時間を、いくつか変化させ、遅れ時間に対するその影響が計測される。

a)ファジィ測度による考え方

今、上述したように右折に要する安全間隔をほぼt秒とすると、安全間隔のファジィ数$\mu_M(t)$は、図2に示され

る。また、実際の対向車との間の安全間隔としてドライバーが認識する距離を同図に重ね合わせる（図３）。（この時の認識間隔を$\pi_E(t)$とする）これらの考え方にしたがって、ドライバーの認識間隔が、安全間隔に存在する度合をファジィ測度で評価すると、次式が得られる[4]。

$$\Pi(M) = \sup(\pi_E(t) \wedge \mu_M(t)) \qquad (6) \qquad N(M) = \inf((1 - \pi_E(t)) \vee \mu_M(t)) \qquad (7)$$

ここでは、様々な意思決定プロセスが考えられるが、決定には、必然性測度、実際の行動には、可能性測度が寄与すると考えてシミュレーションを行なった。すなわち、ドライバーは、必然性測度がある基準以上であれば、右折行動を起こし、また、その行動時間はその時の可能性測度をサポートする時間というシナリオを考えてこととする。

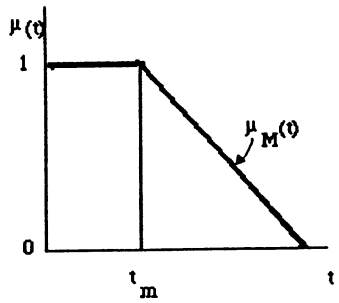


図２　安全間隔の考え方

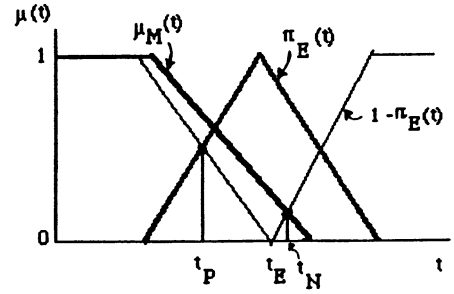


図３　ファジィ測度による意思決定機構

b)一致指数による考え方

ここでは、右折に関する安全間隔を認識距離と意思決定距離とのファジィ数の一致性の度合で評価することにした。意思決定機構については、前述したファジィ測度と同じ図で考えることにする。いま、安全間隔の下限はファジィ数$\mu_M(t)$で定義される。次にファジィ数E⊂Mを考え、次のように定義される比をとる。この比がEのMに対する一致指標と定義されている[5]。

$$\iota(E,M) = \text{（E∩Mの面積）/（Eの面積）} \in [0,1] \qquad (8)$$

ここでも、意思決定を行なう一致指標の基準を設定し、それらの基準以上の場合は、右折行動を起こさせるシミュレーションとした。

以上の２つの異なったファジィ決定基準による意思決定行動を、モンテカルロシミュレーションで発生した到着車に対して行なった。ここでは、乱数発生によるシミュレーションのため、同一状態の再現が困難なので、発生する

4.シミュレーション結果

シミュレーションは1)道路条件としては、片側１車線、T字型交差点を考える。そのとき、右折車線は設けておく。2)交通条件としては、交通量１車線500-600台／時程度とする。3)右折車は、様々な特性を持つドライバーによって運転されているとする。すなわち、安全距離評価は、ファジィ分布をもつそれぞれの車両の関係によって行なわれる。4)右折車の意思決定は、ファジィ評価が、ある基準を上回ること実行される、といった条件で行なわれた。ちなみに、前述した右折車線の交通容量は、164台程度である。表１はある一定の時間で乱数発生させ、５回のシミュレーションを行なった結果のまとめである。この表は、ファジィ測度による安全ファクターを表わしている。また、表２は、一致指標による安全ファクターを用いている。ここでの安全ファクターは、シミュレーションにおいて、右折を行なう意思決定のしきい値である。これによると、システム全体の円滑性を表わす遅れの合計では、５回のシミュレーションの平均で、ファジィ測度の評価は、18.3分、一致指標では16.1分となり、ファジィ測度の方が、意思決定に対して慎重であることがわかる。また、表３、および表４には、ドライバーの特性を考慮しない場合、すなわち、意思決定が一律同じ安全間隔の場合の例を示す。これによると、安全間隔6秒の時の遅れは、平均4.43秒、安全間隔7秒の時の遅れは、平均6.63秒となり、ドライバー特性を考慮したランダムサンプルによる実行の場合は、その間に位置づけされることがわかった。また、図４は、実際の対向車間隔別に、右折頻度を、１時間の実測データとシミュレーションを比較したものである。これによるとシミュレーション１は、ファジィ測度による方法、シミュレーション２は一致指標による方法であるが、いずれも場合も、想定した安全間隔の平均値周辺の頻度が高く、実測に比べ、ばらつきが小さいことが特徴である。到着時間間隔については指数分布を仮定しているが、実際には、分布の問題があるといえる。

これらの結果を簡単にまとめると、まとめると、次のような点が指摘できる。

1)ドライバーの特性の違いを考慮した場合（安全間隔の違いを考慮した場合）は、考慮しない場合に比べ、若干であるが、右折車数が減少の傾向がある。これは、特性の違う交通の混在の影響と、意思決定システムに人間の主観性を導入したための双方の影響と考えられる。

2)必然性に対する安全基準を大きくすると当然ながら遅れが大きくなる。例えば、安全ファクターを0.8から1.0にあげると総遅れ時間が40%上昇することがわかった。その影響も大きいことから、安全運転と、交通管理、さらに、交通環境のバランスの問題は、重要であると考えられる。

3)このように、交通シミュレーションのモデルに人間の特性を考慮することは、意義のあることであると考えるが、実際に、リアルなモデルを構築するために、この方法は、到着時間間隔分布の仮定についての問題、人間の主観性に基づく認識上のあいまい性の範囲の設定などより多くの検討の可能性を持ち合わせている。今後実際の減少との斉合性ともあわせ検討が必要であると考えている。

表1　シミュレーション結果（ファジィ測度による右折意思決定行動の場合）

シミュレーションNo.	安全ファクター	通過交通量	右折交通量	対抗車交通量	5秒以下	6秒	7秒	8秒以上	遅れの合計	遅れを伴なう右折車両	システムの平均遅れ
1	0.8	368台	209台	547台	52台	62台	63台	32台	1240秒	120台	5.93秒
2	0.8	391	174	579	41	54	46	33	818	90	4.70
3	0.8	401	209	606	47	66	59	57	1252	118	5.99
4	0.8	383	189	602	38	52	55	44	1076	112	5.69
5	0.8	361	201	597	40	48	67	46	1118	115	5.56
平均		380.8	196.4	586.2	43.6	56.4	58	42.4	1100.8	111	5.57

表2　シミュレーション結果（一致指標による右折意思決定行動の場合）

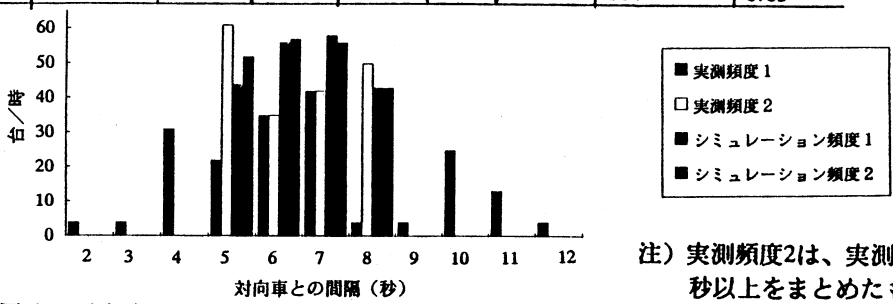
シミュレーションNo.	安全ファクター	通過交通量	右折交通量	対抗車交通量	5秒以下	6秒	7秒	8秒以上	遅れの合計	遅れを伴なう右折車両	システムの平均遅れ
1	0.8	405台	196台	556台	52台	57台	52台	35台	834秒	92台	4.26秒
2	0.8	369	213	608	55	63	53	42	1098	108	5.15
3	0.8	399	209	602	43	54	64	48	1052	110	5.03
4	0.8	375	218	576	56	58	63	41	889	113	4.07
5	0.8	357	202	588	53	53	49	47	959	104	4.75
平均		381.0	207.6	586.0	51.8	57.0	56.2	42.6	966.4	105.4	4.65

表3　シミュレーション結果（安全間隔が一定-6秒 の場合）

シミュレーションNo.	安全ファクター	通過交通量	右折交通量	対抗車交通量	6秒	遅れの合計	遅れを伴なう右折車両	システムの平均遅れ
1	0.8	408台	195台	554台	195台	764秒	97台	3.92秒
2	0.8	410	220	593	220	1118	115	5.08
3	0.8	411	200	581	200	1028	116	5.14
4	0.8	361	212	557	212	672	102	3.16
5	0.8	381	202	569	202	983	103	4.86
平均		394.2	205.8	570.8	205.8	913	106.6	4.43

表4　シミュレーション結果（安全間隔が一定-7秒の場合）

シミュレーションNo.	安全ファクター	通過交通量	右折交通量	対抗車交通量	7秒	遅れの合計	遅れを伴なう右折車両	システムの遅れ
1	0.8	415台	213台	593台	213台	1364秒	117台	6.40秒
2	0.8	376	230	567	230	1259	133	5.47
3	0.8	387	193	570	193	1707	113	8.84
4	0.8	382	176	589	176	1193	101	6.78
5	0.8	360	200	575	200	1136	106	5.68
平均		384	202.4	578.8	202.4	1331.8	114	6.63



注）実測頻度2は、実測頻度1での5秒以下,8秒以上をまとめたもの

図4　対向車との間隔別の時間当り右折車台数の実測とシミュレーション結果

5.参考文献

1)A.H-S. Ang, W.H.Tang; Probability Concepts in Engineering Planning and Design, Decision and Reliability,（訳）伊藤、亀田、黒田、藤野；土木建築のための確率統計の応用、pp297-356,丸善、(1988).2)藤田大二；交通現象と交通容量、交通工学実務双書１、交通工学研究会編、pp142-154、技術書院、(1987).3)森健二；信号交差点における右折車線の交通容量について、月刊交通、pp66-73,No.8(1992).4)田中英夫；ファジィモデリングとその応用、朝倉書店,pp74-120,(1990).5)A.Kaufmann, M.M.Guputa; Intruduction to Fuzzy Arithmetic Theory and Applications,（訳）田中、松岡；ファジィ数理と応用、pp268-283、オーム社、(1992).

*060　札幌市北区北１０条西５丁目　北海道大学大学院環境科学研究科 TEL 011-716-2111 FAX 011-747-9780

WC1-3

テスト項目への反応に基づく学習者集団の特性解析

Evaluation of Students by Performance Scores.

伊藤公紀　　大内　東

Kohki Itoh　Azuma Ohuchi

北海道大学 工学部

Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract : A new method for evaluation to students by performance scores is proposed in this paper. By using the method, researchers can obtain a fuzzy order relation R of every student on the set of test items. Furthermore, the method finds clusters composed of students with the same characteristic by means of a fuzzy clustering technique and can obtain some characteristic of each cluster.

1. はじめに

学習者のテスト項目の得点は必ずしも教師が認識しているテスト項目の難易度順に一致しておらず，このような情報を利用して教師は自らの教授法や学習課題の提示順序等の改善の手掛かりとしたり，あるいは学習者集団の特性を知ることの助けとする．

各テスト項目に対する正誤反応を１－０の２値パターンで表現し，学習者集団全体に対してのテスト項目全体の関連構造を解析する方法は数多く報告されている．例えば，Airasian & Bart の順序理論 [1] や竹谷によって提案された項目関連構造分析 (Item Relational Structure Analysis: IRS 分析 [2]) などがある．

これらは学習者集団全体の平均的特性を得る手法である．通常の場合，分析対象となる学習者集団の各構成員はテスト項目に対する反応が均一であるという保証はなく，むしろ様々な特性を持つ学習者の集合体と考えるのが自然である．このような場合，平均的特性から逸脱するような少数の学習者群は全体の中に埋没してしまい，それぞれの特性にあった指導につなげることが難しい．

また，一般に教師はテスト項目に対して正答か誤答かの２値的な評価ばかりではなく，場合によっては多値的な評価を下す必要がある．このとき，IRS 分析等の手法を適用するためには，各テスト項目における学習者の得点を適当なしきい値によって２値化する必要がある．

ファジィ項目関連構造分析法 (Fuzzy Item Relational Structure Analysis: FIRS 分析) は上述の事柄を考慮し，各学習者の多値的なテスト項目に対する得点データから，２値化することなしに個人別のテスト項目間のファジィな達成順序関係を得ることができ，さらに各学習者ごとの達成順序関係から特性が類似した学習者ごとの傾向を判断することを主眼におく分析法である．

2. 諸定義

本稿で使用する主な概念の定義について記述する．さらに必要なものについてはその都度定義する．

定義 1 (ファジィ集合)

ある集合 Xにおけるファジィ集合 A とは，帰属度関数 $\mu_A : X \to [0,1]$ によって特徴付けられた集合である．

$$A = \int_X \mu_A(x)/x. \tag{1}$$

定義 2 (ファジィ関係)

直積 $X \times Y = \{(x,y)|x \in X, y \in Y\}$ におけるファジィ関係 Rとは，$X \times Y$におけるファジィ集合 Rのことであり，帰属度関数$\mu_R : X \times Y \to [0,1]$ によって特徴付けられる．

$$R = \int_{X \times Y} \mu_R(x,y)/(x,y). \tag{2}$$

定義 3 (反射的)

Rを X上のファジィ関係とするとき，ファジィ関係 Rが反射的であるとは，

$$\mu_R(x,x) = 1, \quad \forall x \in X. \tag{3}$$

が成り立つことである．

定義 4 (推移的)

Rを X上のファジィ関係とするとき，ファジィ関係 Rが推移的であるとは，

$$\mu_R(x,z) \geq \max_y \min\{\mu_R(x,y), \mu_R(y,z)\} \quad \forall x \in X, \forall y \in X, \forall z \in X. \tag{4}$$

が成り立つことである．

定義 5 (ファジィ擬順序関係)

RをX上のファジィ関係とするとき，ファジィ関係Rが擬順序関係であるとは，反射的，推移的の2つの性質を満たす場合である．また，ファジィ擬順序関係を行列表現したものをファジィ擬順序関係行列と呼ぶ．

3. 従来の手法と FIRS 分析の基本的概念

Airasian & Bart の順序理論や竹谷の IRS 分析の基本的な考えは次の通りである．

ある学習者集団$S=\{s_1,s_2,\cdots,s_n\}$の全体的傾向として，テスト項目t_jの達成のためにはテスト項目t_iの達成を必要条件としていると仮定する．t_iとt_jの達成を$t_i=1,t_j=1$，非達成を$t_i=0,t_j=0$と表記することとすると，n人の学習者は表1の2×2分割表のa,b,c,dのいずれかに振り分けられる．

表 1: 2×2分割表

	$t_j=1$	$t_j=0$	total
$t_i=1$	a	b	$a+b$
$t_i=0$	c	d	$c+d$
total	$a+c$	$b+d$	n

このうち，仮定に矛盾するのはcの組み合わせである．すなわち，易しいはずのテスト項目t_iを誤答し，難しいはずのテスト項目t_jを正答する組み合わせである．

Airasian & Bart の順序理論では全体に対するcの割合がある定数ε以下であるとき，すなわち，

$$\frac{c}{n}\leq\varepsilon. \tag{5}$$

が成り立つとき順序関係が存在するとしている．

竹谷の IRS 分析ではテスト項目t_jの達成がテスト項目t_iの達成を必要条件としていると仮定したとき，仮定に反するcの組み合わせがt_iとt_jが独立なときに生起する割合に比べてどの程度かを算出している．すなわち，

$$\frac{c}{n}\leq\mu\,\frac{c}{a+c}\,\frac{c}{c+d}. \tag{6}$$

ただし，μは$0\leq\mu\leq1$の比例定数である．

これらの手法はいずれもcに該当する学習者数を順序関係の算出に利用している．これを2値論理で表現すると以下の様になる．

2つの命題P,Qを考える．命題$P=$“テスト項目t_iを達成した”が真であることを$P=1$と表わし，命題Pが偽であることを$P=0$と表わす．命題$Q=$“テスト項目t_jを達成した”の場合もPと同様である．

PからQへの含意の真理値表は表2の通りである．真理値表の(2)が表1のcに対応する．

従って上述の事柄を多値論理的に拡張を行えば，命題P,Qが真である度合いを区間$[0,1]$とすることで，Airasian & Bart の順序理論や竹谷の IRS 分析とほぼ同様な結果を得るような多値データを扱える手法を開発することができる．

表 2: $P\Rightarrow Q$真理値表

Pattern	P	Q	$P\Rightarrow Q$
(1)	1	1	1
(2)	1	0	0
(3)	0	1	1
(4)	0	0	1

含意の計算法は種々存在するが Gödel のファジィ含意関数を用いた場合，PからQへの含意の真理値表は表3の通りである．

また，Airasian & Bart の順序理論や竹谷の IRS 分析は，2つのテスト項目間の順序関係の学習者集団全体についての統計的分析であり，算出された達成順序に沿わないような少数の学習者の反応はノイズ的に扱われている．しかしながら，学習者集団全体についての統計的分析のみでは不都合な場合もある．例えば特性を異にする構成員が同数の小集団が2つあった場合は，その2つの小集団をまとめた集団全体について分析した結果は両集団の平均的な結果であり，この結果に基づく教育的指導効果は薄いといえる，等である．

表 3: Gödel のファジィ含意関数による$P\Rightarrow Q$真理値表

Pattern	$P\Rightarrow Q$
(1) $P\leq Q$	1
(2) $P>Q$	Q

本稿では，一般には学習者集団全体で均一な特性を有するという保証はないことを踏まえ，少数の学習者の反応はノイズではなくむしろ集団の特性の一翼を担うものと考え取り扱う．すなわち，学習者集団をテスト項目に対する反応パターンに応じてクラスターに分割し，小集団ごとに分析を行う．

Airasian & Bart の順序理論や IRS 分析が集団全体の特性を2値データを基に統計的に分析するのに対し，本稿で

は学習者個人の特性をファジィデータを基にファジィ含意関数を使用して分析し，その後集団の特性の記述に発展させる方法を提案する．

4. FIRS 分析の手続き

本手法の手続きは，以下の流れに従う．

4.1 得点データ行列 Eの作成

まず初めに，学習者の各テスト項目に対する得点データのとり得る最大値を1，最小値を0となるように正規化し，その正規化されたデータを成分とする得点データ行列 Eを作成する．

得点データ行列 Eは，垂直添字集合に学習者集合 $S = \{s_1, s_2, \cdots, s_n\}$ を，水平添字集合にテスト項目集合 $T = \{t_1, t_2, \cdots, t_m\}$ を持つ．

$$E = [e_{ki}] \quad (0 \leq e_{ki} \leq 1,\ 1 \leq k \leq n,\ 1 \leq i \leq m). \tag{7}$$

Eの成分 e_{ki}は学習者 s_kのテスト項目 t_iに対する得点を表す．

4.2 ファジィ擬順序関係行列 R_kの算出

一般に，学習者 s_kがテスト項目 t_iに対して低い得点 e_{ki}を示し，t_jに対して高い得点 e_{kj}を示している場合，学習者 s_kにとっては t_iに含まれている学習課題の達成が t_jに含まれている学習課題を達成することよりも困難であるといえる．

このようなとき，本稿では学習者 s_kは t_iの達成に t_jの達成を必要条件としていると判断する．このとき，学習者 s_kの T上のファジィ擬順序関係行列 R_kの成分をファジィ論理の含意の値として考え，記号で $(t_i \Rightarrow t_j)_k$のように表わす．

$$(t_i \Rightarrow t_j)_k = F(e_{ki}, e_{kj}). \tag{8}$$

ここで，Fは Gödel のファジィ含意関数であり次のように定義される．

$$F(e_{ki}, e_{kj}) = \begin{cases} 1 & (e_{ki} \leq e_{kj}) \\ e_{kj} & (e_{ki} > e_{kj}). \end{cases} \tag{9}$$

各学習者について (8) 式により含意を計算し，水平および垂直添字集合にテスト項目集合 Tをもつ行列 $R_k (k = 1, 2, \cdots, n)$ を求める．

$$R_k = [r_{ij}^k] \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m, 1 \leq k \leq n). \tag{10}$$

ただし，

$$r_{ij}^k = F(e_{ki}, e_{kj}). \tag{11}$$

定理 1 R_kはファジィ擬順序関係行列である．

(証明)　省略

4.3 学習者の類別化

各学習者のテスト項目の難易度順序が異なる場合，学習者集団全体におけるテスト項目集合上の達成順序関係の決定方法としては，例えば，全体の平均を求める方法等が考えられる．この場合，非常に特殊な特性を持つ少数の学習者の影響を受けたまま判断を下している可能性があり，各学習者の特性を正確に反映していない．このようにして得られた分析結果をもとに教授法の変更を行うことや学習者集団の特性として捉えるよりも，異なる特性を持つグループが存在する場合にはその存在を浮き彫りにし，各グループごとの特性を明らかにする方が望ましい．

従って本手法では，R_kを基にほぼ同様な観測結果を有する学習者のクラスターを得て，各クラスターごとにそのクラスターを代表するようなファジィ擬順序関係を決定する．

得点データ行列 Eではなく学習者個人別のファジィ擬順序関係 R_kの成分を基にしてクラスタリングを行うのは，獲得得点の学習者間の偏差の小ささを類似の尺度と考えるのではなく，擬順序関係の相違を類似の尺度として考えているためである．

本手法では Gitman のモード探索法 (mode seeking technique)[1] を用いてクラスター C_pを得る．モード探索法の詳細は省略する．

4.4 ファジィ擬順序関係行列 G_pの算出

同種同質な u_p人の学習者で構成された C_pに所属する R_kの交わりで得られる行列 G_pを求める．

$$G_p = [g_{ij}^k] \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m, 1 \leq p \leq q). \tag{12}$$

ただし，

$$g_{ij}^k = \min_k r_{ij}^k \quad k \in C_p. \tag{13}$$

定理 2 G_pはファジィ擬順序関係行列である．

(証明)　省略

4.5 ファジィ擬順序関係行列 A の算出

学習者集団全体の特性は次の行列 A によって表わす．

$$A = [a_{ij}] \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m). \tag{14}$$

ただし，

$$a_{ij} = F\left(\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} e_{ki}, \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} e_{kj}\right). \tag{15}$$

A はファジィ擬順序関係行列である．

なお厳密には等しいものではないが，Airasian & Bart の順序理論や IRS 分析によって得られる結果は，A を求めることと対応付けられる．

4.6 達成順序の分析

任意のしきい値 αによって R_k, G_p, A を2値化し，クリスプな擬順序関係行列 B_k, B_p^G, B^Aを作成する．

$$B_k = [b_{ij}^k] \quad (1 \leq i \leq m,\ 1 \leq j \leq m,\ 1 \leq k \leq n) \tag{16}$$

$$B_p^G = [b_{ij}^p] \quad (1 \leq i \leq m,\ 1 \leq j \leq m,\ p \in C_p). \tag{17}$$

$$B^A = [b_{ij}^A] \quad (1 \leq i \leq m,\ 1 \leq j \leq m). \tag{18}$$

テスト項目をノード，擬順序関係をアークとして有向グラフで表現する．このとき，サイクルが存在する場合はノードを縮約し，さらに推移的リダクション [4] と呼ばれる操作を行い，冗長なアークを取り除き，各ノード間の可到達関係を最も少ないアーク数で表現する．なお，推移的に冗長なアークとは，サイクルのない有向グラフからそのアークを取り除いた部分グラフが元のグラフの持つ可到達性を保つようなアークを指す．以下，本稿では B_k, B_p, B^A の有向グラフ表現に対して推移的リダクションを施したグラフをリダクショングラフと呼ぶ．

なお，IRS 分析等で描かれるグラフと共通性を持たせるため，B_k, B_p^G, B^A の成分 b_{ij} が 1 であるとき，t_j から t_i へのアークを描く．

リダクショングラフの構造上の特徴から，学習者の学習課題に対する達成状況を判断する．考慮すべき構造には以下の 2 点が挙げられる．

1. 入次数および出次数

   リダクショングラフのノード t_i の入次数は t_i を達成するために必要とするノード数を表わす．入次数の高いノードは応用的なテスト項目であると呼ぶ．逆に入次数の低いノードは初歩的なテスト項目であると呼ぶ．

   また，出次数は t_i の達成を必要条件とするノード数を表わす．出次数の高いノードは基礎的なテスト項目であると呼ぶ．逆に出次数の低いノードは発展的なテスト項目であると呼ぶ．

   なお，基礎的でかつ応用的なテスト項目や発展的でかつ初歩的なテスト項目という組み合わせは矛盾ではなく有り得る [6]．

   2 つのグラフ G_a, G_b の i 番目のノードをそれぞれ t_i^a, t_i^b とする．入次数と出次数に注目したときの G_a, G_b の構造上の相違を表わす指標として，入次数と出次数をそれぞれ軸とした 2 次元平面での対応するノード t_i^a, t_i^b 間のユークリッド距離 $d(t_i^a, t_i^b)$ を用いる．t_i^a と t_i^b の相違度 D_i $(0 \leq D_i \leq 1)$ は (19) 式によって求める．

$$D_i = \frac{d(t_i^a, t_i^b)}{(m-1)\sqrt{2}}. \tag{19}$$

   また，G_a と G_b の全体としての相違度 D $(0 \leq D \leq 1)$ は (20) 式によって求める．

$$D = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} D_i. \tag{20}$$

   D_i および D はその値が 1 のとき相違度が最大で 0 のとき相違度が最小を表わす．

2. サイクル構造

   しきい値 α の時にサイクル構造があるのは，サイクルを形成しているテスト項目同士が α のレベルで等価であることを表わしている．

   α を高い値に設定するほど，サイクル構造が得られにくくなる．

5. おわりに

本稿では学習者各個人のテスト項目への多値的反応パターンから，ファジィ含意関数によって個人ごとのテスト項目間のファジィな達成順序関係，すなわちテスト項目集合上のファジィ擬順序関係を算出し，さらにファジィ擬順序関係を基にクラスタリング手法を用いて学習者の類別化を行い，クラスターごとにファジィ擬順序関係を得るテスト項目の特性解析法を提案した．

本手法は学習者の特性に応じた教育的指導に役立たせることが期待できる．

参考文献

[1] Airasian,P.W. and Bart,W.M.:" A New and Useful Measurement Model", *Educational Technology*, pp.56-60 May, (1973).

[2] 竹谷誠:"教育評価に利用するテスト項目関連構造分析"，電子通信学会論文誌，Vol.J62-D, No.7, pp.451-458, (1979).

[3] 水本雅晴:" ファジィ理論とその応用"，サイエンス社, (1988).

[4] Aho,A.V., Garey,M.R. and Ullman,J.D.: "The Transitive Reduction of a Directed Graph", *SIAM J. Comput.*, Vol.1, No.2, pp.131-137, (1972).

[5] Gitman,I. and Levine,M.D.:" An Algorithm for Detecting Unimodal Fuzzy Sets and Its Application as a Clusterring Techniques", *IEEE Transaction on Computer*, C-19, 7, (1970).

[6] 新藤茂，赤堀侃司:"項目協同関連構造 (Item Co-Relational Structure) によるテストの特性解析"，日本教育工学雑誌，12(2), pp.37-49, (1988).

[連絡先: 伊藤公紀 〒060 札幌市北区北 13 条西 8 丁目 北海道大学工学部情報工学科システム工学講座 (011)716-2111 (ex.6498) e-mail ito@huie.hokudai.ac.jp]

WC2-1

ファジイ確率的動的計画法について
On a Fuzzy Stochastic Dynamic Programming

小田中　敏男　　岩村　覚三
TOSIO ODANAKA　　KAKUSO IWAMURA

北海道情報大学　　城西大学
HOKKAIDO INFORMATION UNIVERSITY　　JOSEI UNIVERSITY

Abstract　A fuzzy stochastic dynamic program results when we appropriately fuzzy various forms of the classical dynamic program processes such as discrete continuous, deterministic, stocastic and adaptive.

1．緒　言

離散的，連続的，決定的，確率的，適応的のような動的計画法の古典的形式は意思決定環境の中にファジイネスの概念を導入することによってファジイ化することが出来る。たとえば，状態，決定，推移，利得関数はすべてファジイ化出来る。すなわちファジイ確率的動的計画法は古典的，確率的動的計画法の種々の形を適当にファジイ化する時，得られる。

本研究では，ファジイ決定がファジイ制約とファジイ目標の競合であると仮定される場合を取扱う。次節で定式化と存在と一意性の定理を最適政策に関する定理を述べる。第三節で数値計算例を示し，第四節でファジイ停止規則を述べ最後に将来の問題について考える。

2．定式化

ファジイ環境における確率的制御過程を含む問題を考える。システムのｔ＋１時刻における状態は

(2.1)　$\chi_{t+1} = a\chi_t + u_t + y_t$　（ｔ＝０，１，……）

によって記述されると仮定しよう。ここに時刻ｔにおける状態χ_tは有限集合上に存在し，入力u_tも有限集合とし，確率変数y_tは条件付確率密度関数$\phi(y_t \mid y_{t+1})$よって特性化されるとする。

各時刻ｔにおいて，入力u_tはファジイ制約Ｃ' によって制約されるし，メンバーシップ関数

によって特性化れるとする。問題はファジイ目標で有限区間上のメンバーシップ関数を最小化することである。

はファジイ制約に関して，ファジイ目標で，最適政策を用い，（Ｎ－１）段階で，終了し，段階ｋで初期状態ｃより出発し、範囲（β，α）を状態χ_tが越えるメンバーシップ関数を定義する。すなわち

(2.2)　$$f_{k,N-1}(c) = \min_{u_k,\cdots,u_{N-1}} [\mu_k(u_k) \vee \cdots \vee \mu_{N-1}(u_{N-1}) \vee$$

$$P\{(\max_{k\le n\le N-1} x_n \ge \alpha) \text{ or } (\min_{k\le n\le N-1} x_n \le \beta)\}$$

ここに$\chi_k = c$，（ｋ＝０，１，２，…，Ｎ－２）とすると，次のファジイ目標をもつとする

(2.3)

$$A = \{(c, p_1(c))\}$$

$$B = \{(c, p_2(c))\}$$

$$C = \{(c, q(c))\} = \{(c, q_1(c)) \vee (c, q_2(c))\}$$

ここに$p_1(c)$, $p_2(c)$, $q(c)$ はA, B, CにおけるCのメンバーシップ関数である。そのとき, $k = 1, 2, \cdots, N-2$ に対して次式が成立する。

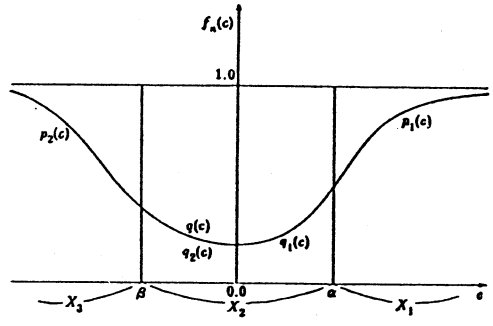


Figure 1 Membership function of A, B and C where $x_1 \to A$, $x_2 \to C$ and $x_3 \to B$.

(2.4)

$$f_{k,N-1}(c) = \begin{cases} p_1(c), & (c \geq \alpha) \\ \min\limits_{w} \max \left\{ \begin{array}{l} \mu(w-c) \\ \displaystyle\int_{\alpha-w}^{\infty} p_1(w+y)\phi(y)dy + \\ \displaystyle\int_{-\infty}^{\beta-w} p_2(w+y)\phi(y)dy + \\ \displaystyle\int_{\beta-w}^{\alpha-w} f_{k+1,N-1}(w+y)\phi(y)dy \end{array} \right., & (\beta < c < \alpha) \\ p_2(c), & (c \leq \beta) \end{cases}$$

where $w = ax + u$.

(2.5)

$$f_{N-1,N-1}(c) = \begin{cases} p_1(c), & (c \geq \alpha) \\ q(c), & (\beta < c < \alpha) \\ p_2(c), & (c \leq \beta) \end{cases}$$

定理1. (在庫と一意性の定理)

$p_1(y)$, $p_2(y)$, $q(y)$ に関する適当な仮定のもとに, (2.4)の単一解が存在する。その解で区間 (β, α) 上のCに対して連続である。

定理2. (最適政策)

定理2．定理1の仮定のもとに，更に次の仮定を加える。

(2.6)
(i) $p_1(\alpha) = q_1(\alpha)$, $p_2(\beta) = q_2(\beta)$.

(ii) $\phi(y)$ possess a monotone likelihood ratio.

(iii) $\mu(y)$ is a monotone increasing function for $y > 0$ and a monotone decreasing function for $y < 0$.

(iv) $\mu(0) < T(c,c,f_k)$.

そのとき，最適政策は次に示される。

(2.7)
(a) $w_k(c) > c$ for $|c| < \bar{x}_k$

(b) $w_k(c) = c$ for $|c| > \bar{x}_k$

where $\bar{x}_k$ are the root

$$\mu(0) = T(w,c,f_{k+1})$$

and $w_k(c)$ are the unique root

$$\mu(w-c) = T(w,c,f_{k+1}).$$

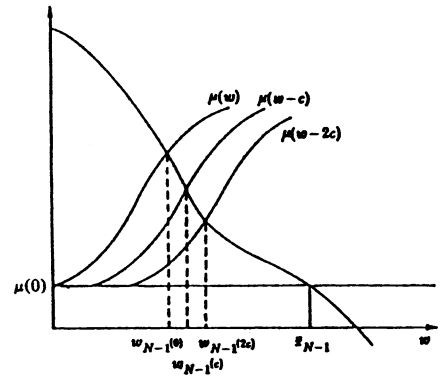


Figure 2 Computing of $w_k(c)$

3．数値計算例

$p_1(c) = 1.0$ $(3.0 \le c)$

$= 0.5c - 0.5$ $(2.0 \le c < 3.0)$

$q(c) = 0.5c - 0.5$ $(1.0 \le c < 2.0)$

$= 0.0$ $(-1.0 \le c < 1.0)$

$= -0.5c - 0.5$ $(-2.0 \le c < -1.0)$

$p_2(c) = -0.5c - 0.5$ $(-3.0 \le c < -2.0)$

$= 1.0$ $(-3.0 > c)$

$\alpha = 2.0$, $\beta = -2.0$, $\phi(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2}$

$\mu(c) = 1.0$ $(1.5 < u)$

$= u - 0.5$ $(0.5 < u \le 1.5)$

$= 0$ $(-0.5 < u \le 0.5)$

$= -u - 0.5$ $(-1.5 < u \le -0.5)$

$= 1.0$ $(-1.5 \ge u)$

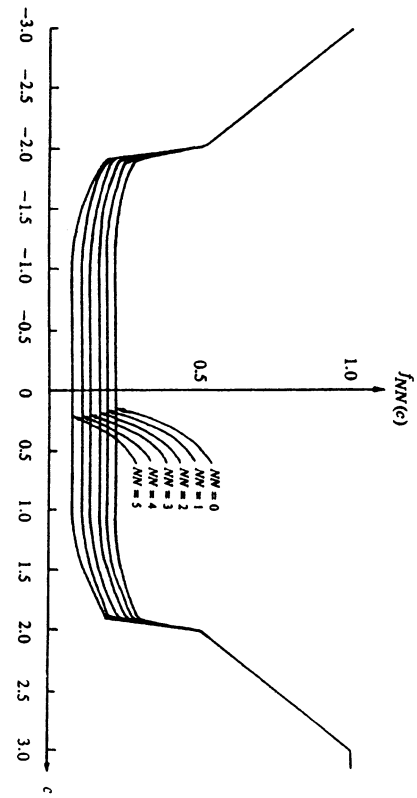


Figure 3 Curves for $f_n(c)$

4．ファジイ停止規則

明らかに多段決定過程の最終時刻はある基準の下で最適に選ばれる決定変数である。かくして最適時刻は明らかに固定せられない。この制御問題の非ファジイな場合は前節で論ぜられた。この節では最終時刻がファジイである場合に拡張しよう。他言すれば，ファジイ制御制約Cの下にファジイ目標Gを達成する最適時刻はファジイである。

いま$\mu_T(t), t \in T$は最終時刻としてtの選択の度合いを示すメンバーシップの度合いを示すとする。すなわち$\mu_T = 0$の時，最良停止時刻で，逆に$\mu_T = 1$はこの時刻における停止の不可能性又は不満足度を示す。目標が到せられた時，$G^{t_k} \in X$は次の通り修正される。

$$G_1^{t_k} = \mu_T(t_k) G^{t_k}$$

ここに $t_k \in \{T_k\} T$ のsuppotである。

問題は次の通りとなる。最適最終時刻 t_k^* と最適決定$\mu_0^M, \mu_1^M, \cdots \mu_{k-1}^M$を見出すことである。

$$\mu_0(u_0^M, u_1^M, \cdots, u_{k-1}^M) = \min_{t_k, u} \{\mu_{C^0}(u_0) \wedge \mu_{C^1}(u_1) \wedge \cdots \wedge \mu_{C^{k-1}}(u_{k-1}) \wedge \mu_{C^k}(x_k)\}$$

この問題を，われわれはEsogive and Bellman[1]によってファジイ確率的動的計画法の再帰式を示そう。

$$f_{T-\gamma}(x) = \min\left[\min_{u}\left[\left\{\mu_{T-\gamma}(u) \wedge \int f_{T-\gamma+1}(ax+u+r) g(r) dr\right\}, \mu_{G_1}(x_{T-\gamma})\right]\right],$$

$$f_T(x_T) = (x_T' \circ z_{x_T})$$

5．結　語

古典的確率的動的計画法において，段階から段階までの状態推移関数は非ファジイでスカラーと仮定された。実生活に応用を以ている論理的拡張はファジイ状態写像である。これは困難な問題である。その解明はファジイ環境における確率的問題の解析に期待されている。

参考文献

1) A. O. Esogbue and R. E. Bellman, Fuzzy dynamic programming, TIMS/Studies in the Management Science 20 (1984) 147-167.
2) J. F. Baldwin and B. W. Pilsworth, "Dynamic Programming for Fuzzy Systems with Fuzzy Environment", Mathematical Analysis and Applications 85 (1982) 1-23.
3) R. E. Bellman, Dynamic Programming (Princeton University Press, Princeton, N. J. 1957).
4) R. E. Bellman and L. A. Zadeh, "Decision-Making in a Fuzzy Environment", Management Science 17 (1970) B141-B164.
5) L. A. Zadeh & others : Fuzzy Sets and Their Aplications to Congnitive and Decision Processes, Academic Press, Inc. (1975).
6) J. T. Tou, Applied AUTOMATA THEORY, Academic Press (1968).
7) T. Odanaka: Optimal Inventory Processes, Katakura Lib. (1986).
8) T. Odanaka; Dynamic Management Decision and Stochartic Control Processes, World Scientific. (1990).

WC2-2

角型構造の大規模多目的線形計画問題に対するファジイ計画法

Fuzzy Programming for Large-Scale Multiobjective Linear Programming with Block Angular Structure

坂和 正敏
Masatoshi Sakawa
広島大学工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

乾口 雅弘
Masahiro Inuiguchi
広島大学工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

澤田 一哉
Kazuya Sawada
松下電工（株）
Information System Center, Matsushita Electric Works, Ltd.

汪 暁俊
Wang Xiao Jun
広島大学工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

Abstract : In this paper, we focus on large-scale multiobjective linear programming problems with the block angular structure. By considering the imprecise nature of human judgements, we assume that the decision maker may have fuzzy goals for each of the objective functions. Having elicited the corresponding linear membership functions through the interaction with the decision maker, we adopt the fuzzy decision for aggregating them. Then it is shown that the formulated problem can be reduced to one master problem and a number of linear subproblems and the satisficing solution of the decision maker can be obtained by applying the Dantzig-Wolfe decomposition method.

キーワード　大規模多目的線形計画法，角型構造，ファジィ目標，ファジィ決定

1. はじめに

現実の数多くの大規模な最適化問題は，通常，角型構造をしている数理計画問題として定式化される．このような大規模な数理計画問題に対しては，なんらかの工夫により，いくつかの小規模な問題に分割して解くことが望ましい．このような観点からの最初の試みは，1960 年代初めの Dantzig-Wolfe [1] の，角型構造の大規模線形計画問題に対する分解原理の提案に見い出される．その後，これを契機として，一目的のみならず多目的をも考慮した，角型構造の大規模数理計画問題に対する数多くの研究が活発に行われれるようになってきている [2-5]．しかし，人間の判断のあいまい性を考慮すれば，意思決定者は，角型構造の大規模多目的計画問題として定式化された問題の各々の目的関数に対して，「だいたいある値以下にしたい」というようなファジィ目標をもっていると考える方が，より適切であると思われる．このような観点から，本研究では，角型構造の大規模線形計画問題に焦点をあて，多目的線形計画問題の各目的関数に対してファジィ目標を取り入れた Zimmerman [6] のアプローチを角型構造の大規模多目的線形計画問題に導入して変換した問題に，Dantzig-Wolfe の分解原理を適用して，意思決定者のファジィ目標を考慮した満足解 [7-9] を導くための新しい手法を提案する．提案する手法では，意思決定者との対話により，多目的線形計画問題の各目的関数に対する意思決定者のファジィ目標を線形のメンバシップ関数で規定して，Bellman と Zadeh [10] のファジィ決定に従えば，パレート最適性を満たす意思決定者の満足解は，Dantzig-Wolfe の分解原理を適用することにより導出されることが示される．

2. 角型構造の大規模多目的線形計画問題

本論文では，次のような角型構造の大規模多目的線形計画問題を考える．

$$
\begin{array}{lllllll}
\text{minimize} & \boldsymbol{c}_1\boldsymbol{x} = & \boldsymbol{c}_{11}\boldsymbol{x}_1 & +\cdots+ & \boldsymbol{c}_{1p}\boldsymbol{x}_p & & \\
\text{minimize} & \boldsymbol{c}_2\boldsymbol{x} = & \boldsymbol{c}_{21}\boldsymbol{x}_1 & +\cdots+ & \boldsymbol{c}_{2p}\boldsymbol{x}_p & & \\
 & & \vdots & & & & \\
\text{minimize} & \boldsymbol{c}_k\boldsymbol{x} = & \boldsymbol{c}_{k1}\boldsymbol{x}_1 & +\cdots+ & \boldsymbol{c}_{kp}\boldsymbol{x}_p & & \\
\text{sub. to} & \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} = & \boldsymbol{A}_1\boldsymbol{x}_1 & +\cdots+ & \boldsymbol{A}_p\boldsymbol{x}_p & \leq \boldsymbol{b} & (1) \\
 & & \boldsymbol{B}_1\boldsymbol{x}_1 & & & \leq \boldsymbol{b}_1 & \\
 & & & \ddots & & & \\
 & & & & \boldsymbol{B}_p\boldsymbol{x}_p & \leq \boldsymbol{b}_p & \\
 & & \boldsymbol{x}_i \geq \boldsymbol{0}\ , i = 1,\ldots,p & & & &
\end{array}
$$

ここで，$\boldsymbol{c}_{ji}\ (j = 1,\ldots,k\ ;\ i = 1,\ldots,p)$ は r_i 次元係数行ベクトル，$\boldsymbol{x}_i\ (i = 1,\ldots,p)$ は r_i 次元列ベクトルの決定変数である．制約式 $\boldsymbol{A}\boldsymbol{x} = \boldsymbol{A}_1\boldsymbol{x}_1 + \cdots + \boldsymbol{A}_p\boldsymbol{x}_p \leq \boldsymbol{b}$ は s 次元ベクトルからなる結合制約で，$\boldsymbol{A}_i$ は $s \times r_i$ の係数行列である．さらに，$\boldsymbol{B}_i\boldsymbol{x}_i \leq \boldsymbol{b}_i\ (i = 1,\ldots,p)$ は $\boldsymbol{x}_i$ に対する t_i 次元ベクトルからなる制約式で，$\boldsymbol{B}_i$ は $t_i \times r_i$ の係数行列である．簡略化のため，(1) 式の制約領域を X と書き表すことにする．

このようなブロック角型構造の問題は，現実の大規模な多変数の多目的線形計画問題にしばしば現れる．例えば，いくつかの事業部をもつ製造会社の利潤のみな

らず環境汚染などをも考慮した生産計画の問題を多目的線形計画問題として定式化すれば，このような構造になるであろう．というのは，製造会社の各事業部ごとに，それぞれ独自な利用可能な資源の最大量が与えられており，これらの各事業部は，さらに，会社全体としての利用可能な最大量に制限のある共通の資源をわけあって利用しなければならないという制約によって結ばれ，これらの制約のもとで全体の利益を最大にし，汚染物の排出量を最小にするなどの複数の目的が存在しているような状況が多目的線形計画問題としての定式化に反映されるからである．

3. Dantzig-Wolfe の分解原理

ここでは，以下の準備として，(1)式で与えられる大規模多目的線形計画問題の特別な場合として，$k=1$ の一目的の場合に対する Dantzig-Wolfe の分解原理について概観しておこう．

さて，各ブロック制約式を満たす凸体 $K_i = \{\boldsymbol{x}_i \mid B_i\boldsymbol{x}_i \leq \boldsymbol{b}_i, \boldsymbol{x}_i \geq \boldsymbol{0}\}$ が空でない有界な凸体，すなわち，凸多面体である場合を考えよう K_i の端点の個数を l_i とし，l_i 個の端点を $\{\boldsymbol{v}_i^1, \ldots, \boldsymbol{v}_i^{l_i}\}$ とおけば，凸多面体の分解定理により凸多面体 K_i の任意の点 $\boldsymbol{x}_i \in K_i$ すなわち，ブロック制約式および非負条件を満たす任意の $\boldsymbol{x}_i$ は $\boldsymbol{v}_i^j$ の凸結合で $\boldsymbol{x}_i = \sum_{j=1}^{l_i} \lambda_i^j \boldsymbol{v}_i^j$; $\sum_{j=1}^{l_i} \lambda_i^j = 1$; $\lambda_i^j \geq 0, i = 1, \ldots, p, j = 1, \ldots, l_i$ と表される（有界でない場合にも端点と端線を用いて同様に扱える）．

いま，$\boldsymbol{P}_i^j = A_i\boldsymbol{v}_i^j$, $j = 1, \ldots, l_i$; $f_i^j = \boldsymbol{c}_{1i}\boldsymbol{v}_i^j$, $i = 1, \ldots, p$ とおけば，もとの問題は形式的に次のような λ_i^j を変数とする次のような主問題とよばれる線形計画問題に変換される．

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & z = \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{l_i} f_i^j\lambda_i^j \\ \text{sub. to} \quad & \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{l_i} \boldsymbol{P}_i^j\lambda_i^j \leq \boldsymbol{b}_0 \\ & \sum_{j=1}^{l_i} \lambda_i^j = 1;\ \lambda_i^j \geq 0 \\ & i = 1, \ldots, p; j = 1, \ldots, l_i \end{aligned} \tag{2}$$

Dantzig-Wolfe の分解原理の計算手順の概要は次のように要約される．

〔分解原理の計算手順〕

手順 0：主問題の最初の実行可能基底解に対するシンプレックス定数を $(\boldsymbol{\pi}_0, \bar{\pi}_1, \ldots, \bar{\pi}_p)$ とする．

手順 1：主問題のシンプレックス乗数 $\boldsymbol{\pi}_0$ によって修正された目的関数を用いて，p 個の独立な部分問題

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & (\boldsymbol{c}_{1i} - \boldsymbol{\pi}_0 A_i)\boldsymbol{x}_i \\ \text{sub. to} \quad & B_i\boldsymbol{x}_i \leq \boldsymbol{b}_i;\ \boldsymbol{x}_i \geq \boldsymbol{0} \end{aligned}$$

を解き，解 $\boldsymbol{x}_i(\boldsymbol{\pi}_0)$ と目的関数の最適解 $z_i^0(\boldsymbol{\pi}_0)$ を求め，$z_i^0(\boldsymbol{\pi}_0) - \bar{\pi}_i$ を計算し，主問題に送る．

手順 2：主問題では各々の独立な部分問題から返される $z_i^0(\boldsymbol{\pi}_0) - \bar{\pi}_i$ により，

$$\min_i \min_j \bar{f}_i^j = \min(z_i^0(\boldsymbol{\pi}_0) - \bar{\pi}_i)$$

を求める．もし $\min_i(z_i^0(\pi_0) - \bar{\pi}_i) \geq 0$ ならば，現在の解が最適で，最適解は，$\boldsymbol{x}_i^0 = \sum_{j:\text{基底}} \lambda_i^j \boldsymbol{v}_i^j$ となる．

手順 3：現在基底に入っている列を $\boldsymbol{P}_i^j$ とし，$\boldsymbol{P}_i^* = A_i\boldsymbol{x}_i(\boldsymbol{\pi}_0)$, $f_i^* = \boldsymbol{c}_i\boldsymbol{x}_i(\boldsymbol{\pi}_0)$, $i = 1, \ldots, p$ $\boldsymbol{P}_i^*$, $i = 1, \ldots, p$ として，次の線形計画問題を解き，新しいシンプレックス乗数 $(\boldsymbol{\pi}_0, \bar{\pi}_1, \ldots, \bar{\pi}_p)$ を求め，手順 2 へもどる．

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & z = \sum_{i=1}^{p}\sum_{j:\text{基底}} f_i^j\lambda_i^j + \sum_{i=1}^{p} f_i^*\lambda_i^* \\ \text{sub. to} \quad & \sum_{i=1}^{p}\sum_{j:\text{基底}} \boldsymbol{P}_i^j\lambda_i^j + \sum_{i=1}^{p} \boldsymbol{P}_i^*\lambda_i^* \leq \boldsymbol{b}_0 \\ & \sum_{j:\text{基底}} \lambda_i^j + \sum_{i=1}^{p} \lambda_i^* = 1 \\ & \lambda_i^j \geq 0; \qquad \lambda_i^* \geq 0 \\ & i = 1, \ldots, p; \quad j = 1, \ldots, l_i \end{aligned}$$

4. ファジィ目標の導入

1978 年に，Zimmermann [6] は多目的線形計画問題に対して，各目的関数に対する意思決定者のファジィ目標を取り入れたファジィ多目的線形計画問題を考察して，意思決定者が主観的に決定するメンバシップ関数が線形の関数であると仮定して，Bellman と Zadeh [10] のファジィ決定に対する最大化決定を採用すれば，通常の線形計画問題として解けることを示している．同時に，彼は，メンバシップ関数を決定する簡便な方法を与えている．本論文では，Zimmermann の方法を (1) 式で与えられるの大規模多目的線形計画問題に適用することにより，意思決定者のファジィ目標を取り入れたファジィ大規模多目的線形計画問題が通常の角型構造の大規模線形計画問題に帰着されることを示し，意思決定者の満足解が Dantzig-Wolfe の分解原理を適用して容易に求められることを示す．

ファジィ目標を線形メンバシップ関数で規定するためには，最低限達成すべき目的関数値 z_j^0, $j = 1, \ldots, k$ と理想的な目的関数値 z_j^1, $j = 1, \ldots, k$ を意思決定者が評価すれば，ファジィ目標を規定するメンバシップ関数 $\mu_j(\boldsymbol{c}_j\boldsymbol{x})$, $j = 1, \ldots, k$ は次式で与えられる．

$$\mu_j(\boldsymbol{c}_j\boldsymbol{x}) = \begin{cases} 1 & ; \boldsymbol{c}_j\boldsymbol{x} \leq z_j^1 \\ \dfrac{\boldsymbol{c}_j\boldsymbol{x} - z_j^0}{z_j^1 - z_j^0} & ; z_j^1 \leq \boldsymbol{c}_j\boldsymbol{x} \leq z_j^0 \\ 0 & ; \boldsymbol{c}_j\boldsymbol{x} \geq z_j^0 \end{cases} \tag{3}$$

このメンバシップ関数を図示すると図 1 のようになる．

本論文では，表記の簡便化のため，以下では

$$\alpha_j = \frac{1}{z_j^1 - z_j^0};\ \beta_j = -\frac{z_j^0}{z_j^1 - z_j^0} \quad j = 1, \ldots, k \tag{4}$$

を用いて，(3) 式のメンバシップ関数を

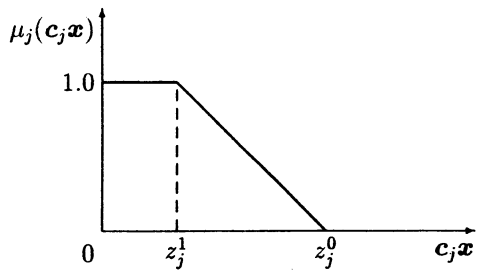


図1　ファジィ目標を表す線形メンバシップ関数

$$\mu_j(c_jx)=\begin{cases}1 & ;c_jx\le z_0^1\\ \alpha_jc_jx+\beta_j & ;z_j^1\le c_jx\le z_j^0\\ 0 & ;c_jx\ge z_j^0\end{cases}\qquad(5)$$

と書き表すことにする．

5. 問題の定式化とファジィ満足化手法

角型構造の大規模多目的線形計画問題に対する意思決定者のファジィ目標を線形のメンバシップ関数で規定した後，Bellman と Zadeh [10] のファジィ決定に対する最大化決定に従えば，解くべき問題は次のように表される．

$$\underset{x\in X}{\text{maximize}}\ \min_{j=1,\ldots,k}\mu_j(c_jx)\qquad(6)$$

ここで，補助変数 λ を導入すれば，この問題は次のように変換される．

$$\begin{aligned}&\text{maximize}\quad\lambda\\ &\text{sub. to}\quad\mu_j(c_jx)\ge\lambda,\ j=1,\ldots,k\\ &\qquad\ x\in X\end{aligned}\qquad(7)$$

さて，便宜上，(7) 式のメンバシップ関数 $\mu_j(c_jx)$ をその右下がりの線形関数部分，すなわち，$\alpha_jc_jx+\beta_j$ に置き換えた次の線形計画問題を考える．

$$\begin{aligned}&\text{maximize}\quad\lambda\\ &\text{sub. to}\quad\alpha_jc_jx+\beta_j\ge\lambda,\ j=1,\ldots,k\\ &\qquad\ x\in X\end{aligned}\qquad(8)$$

この問題を解くことにより (7) 式の最適解が得られることが次の定理で与えられる．

定理1　(8) 式の最適解を (x^*,λ^*) とすると，(7) 式の最適解は，$(x^*,\max(0,\min(\lambda^*,1)))$ となる．

定理1より，角型構造の大規模多目的線形計画問題のファジィ目標を考慮した満足解は，(8) 式の大規模線形計画問題を解くことにより得られることが明らかになった．実行可能解集合 X の定義より，(8) 式の大規模線形計画問題は，角型構造をしているので，Dantzig-Wolfe の分解原理を用いて容易に解くことができる．

次の定理は，(8) 式を解くことにより，得られる満足解がもとの大規模多目的線形計画問題の弱パレート最適解であることを保証している．

定理2　(8) 式を解くことにより得られる満足解 x^* は，(1) 式の弱パレート最適解である．

定理2より，(8) 式を解くことにより得られる満足解 x^* が必ず (1) 式の弱パレート最適解となることが示されたが，必ずしもパレート最適解になるという保証はされていない．しかし，いうまでもなく意思決定者の満足解はパレート最適解であることが望ましいので，x^* がパレート最適解であるかどうかをテストし，パレート最適解でない場合には，パレート最適解となるような満足解を選ぶという操作が必要となる．

解 $x^*\in X$ がパレート最適解であるための必要十分条件は，定義1より，$c_jx\le c_jx^*$, $j=1,\ldots,k$ で，しかも，ある j について $c_jx<c_jx^*$ となるような $x\in X$ が存在しないことである．したがって，解 $x^*\in X$ がパレート最適解であるかをテストするためには，次の線形計画問題を解けばよい．

$$\begin{aligned}&\text{maximize}\quad\sum_{j=1}^{k}\varepsilon_j\\ &\text{sub. to}\quad c_jx+\varepsilon_j=c_jx^*,\ j=1,\ldots,k\\ &\qquad\ x\in X;\ \varepsilon=(\varepsilon_1,\ldots,\varepsilon_k)\ge\mathbf{0}\end{aligned}\qquad(9)$$

(9) 式の最適解 $(\hat{x},\hat{\varepsilon})$ について次の二つの定理が成り立つ．

定理3　(9) 式の最適解を $(\hat{x},\hat{\varepsilon})$ とする．このとき，解 $\hat{x}$ は，(1) 式のパレート最適解である．

定理4　(8)，(9) 式の最適解をそれぞれ，(x^*,λ^*)，$(\hat{x},\hat{\varepsilon})$ とすと，$(\hat{x},\lambda^*)$ も (8) 式の最適解となる．

定理3，4より，(9) 式を解くことにより得られる解 $\hat{x}$ は (1) 式のパレート解であり，しかも，$(\hat{x},\lambda^*)$ は (8) 式の最適解となることがわかる．これらのことより，上述の (b) の場合については，解 $\hat{x}$ をファジィ目標を考慮した満足解とすればよい．

6. 数値例

簡単な数値例として，次の問題を考える．

$$\begin{aligned}&\text{minimize}\quad -w_1-2w_2-x_1-2x_2-2y_1-y_2\\ &\text{minimize}\quad 3w_1+8w_2+4x_1+3x_2+6y_1+4y_2\\ &\text{sub. to}\\ &\quad w_1+w_2\ +x_1+2x_2\ +2y_1+y_2\le 60\\ &\quad 2w_1+3w_2\le 40\\ &\quad w_1+4w_2\le 40\\ &\quad 5w_1+w_2\le 61\\ &\quad x_1+3x_2\le 30\\ &\quad 2x_1+x_2\le 20\\ &\quad y_1\le 10\\ &\quad y_2\le 10\\ &\quad y_1+y_2\le 15\\ &\quad w_i\ge 0,\ x_i\ge 0,\ y_i\ge 0,\ i=1,2\end{aligned}\qquad(10)$$

意思決定者は，$z_1^1 = -60$，$z_1^0 = -40$，$z_2^1 = 150$，$z_2^0 = 200$ により，各ファジィ目標を設定したとしよう．このとき，(8)式に対応する問題は次の角型構造の線形計画問題になる．

$$
\begin{array}{llll}
\text{minimize} & -\lambda\ ;\text{sub. to} & & \\
\frac{1}{20}w_1 + \frac{1}{10}w_2 & +\frac{1}{20}x_1 + \frac{1}{20}x_2 & +\frac{1}{10}y_1 + \frac{1}{20}y_2 \quad -\lambda & \geq 2 \\
\frac{3}{50}w_1 + \frac{4}{25}w_2 & +\frac{2}{25}x_1 + \frac{3}{50}x_2 & +\frac{3}{25}y_1 + \frac{2}{25}y_2 \quad +\lambda & \leq 4 \\
w_1 + w_2 & +x_1 + 2x_2 & +2y_1 + y_2 & \leq 60 \\
2w_1 + 3w_2 & & & \leq 40 \\
w_1 + 4w_2 & & & \leq 40 \\
5w_1 + w_2 & & & \leq 61 \\
 & x_1 + 3x_2 & & \leq 30 \\
 & 2x_1 + x_2 & & \leq 20 \\
 & & y_1 & \leq 10 \\
 & & y_2 & \leq 10 \\
 & & y_1 + y_2 & \leq 15
\end{array}
$$

$$w_i \geq 0,\ x_i \geq 0,\ y_i \geq 0,\ i = 1, 2 \qquad (11)$$

ここで，Dantzig-Wolfe の分解原理を適用するため，目的関数は -1 倍され，maximize が minimize になっていることに注意しよう．なお，問題(11)式の各ブロックの制約領域をそれぞれ X_1, X_2, X_3 と記すことにする．

さて，Dantzig-Wolfe の分解原理を適用して，(11)式の最適解を求めよう．まず，二段階法の第一段階により，初期実行可能解を求めると，$\boldsymbol{w}^1 = (11.0, 6.0)$, $\boldsymbol{x}^1 = (6.0, 8.0)$, $\boldsymbol{y}^1 = (10.0, 0.0)$ が得られた．この実行可能解に対するシプレックス乗数は，$(\pi_{01}, \pi_{02}, \pi_{03}, \bar{\pi}_1, \bar{\pi}_2, \bar{\pi}_3) = (0, -1, 0, 1.62, 0.96, 1.2)$ となる．したがって，3 個の独立な部分問題は，

$$\underset{(w_1,w_2)\in X_1}{\text{minimize}}\ 0.06w_1 + 0.16w_2 \qquad (12)$$

$$\underset{(x_1,x_2)\in X_2}{\text{minimize}}\ 0.08x_1 + 0.06x_2 \qquad (13)$$

$$\underset{(y_1,y_2)\in X_3}{\text{minimize}}\ 0.12y_1 + 0.08y_2 \qquad (14)$$

となる．各問題を解くと，最適解 $(w_1, w_2) = (0, 0)$，$(x_1, x_2) = (0, 0)$，$(y_1, y_2) = (0, 0)$ が得られる．$z_1^0(0, -1, 0) - \bar{\pi}_1 = -1.62 < 0$, $z_2^0(0, -1, 0) - \bar{\pi}_2 = -1.96 < 0$, $z_3^0(0, -1, 0) - \bar{\pi}_3 = -1.20 < 0$ となり，最初の実行可能解が最適解でないことがわかる．そこで，線形計画問題

$$
\begin{array}{lll}
\text{minimize} & -\lambda & \\
\text{sub. to} & 1.15\alpha_1 + 0.7\beta_1 + \gamma_1 - \lambda \quad & \geq 2 \\
 & 1.62\alpha_1 + 0.96\beta_1 + 1.2\gamma_1 + \lambda & \leq 4 \\
 & 17.0\alpha_1 + 22.0\beta_1 + 20.0\gamma_1 & \leq 60 \\
 & \alpha_1 + \alpha_2 & = 1 \\
 & \beta_1 + \beta_2 & = 1 \\
 & \gamma_1 + \gamma_2 & = 1
\end{array} \qquad (15)
$$

を解くと，$(\alpha_1, \beta_1, \gamma_1, \alpha_2, \beta_2, \gamma_2, \lambda) = (0.77256,\ 1,\ 1,\ 0.22744, 0, 0, 0.58845)$ が得られる．新たなシンプレックス乗数は，$(\pi_{01}, \pi_{02}, \pi_{03}, \bar{\pi}_1, \bar{\pi}_2, \bar{\pi}_3) = (0.58484, -0.41516, 0, 0, -0.01083, -0.08664)$ と求められる．

以下，同様な手順を繰り返すと，4 回の反復の後，最適解 $(w_1, w_2, x_1, x_2, y_1, y_2, \lambda) = (11.605, 2.9748, 0, 10, 10, 5, 0.62773)$ が得られる．

7. おわりに

本論文では，角型構造の大規模多目的線形計画問題に焦点をあて，各目的関数に対する意思決定者のファジイ目標を考慮した意思決定者の満足解を導くためのファジィ満足化手法を提案した．提案した手法では，意思決定者との対話により，意思決定者のファジイ目標をすべて線形のメンバシップ関数で規定した後，Bellman と Zadeh のファジィ決定に従えば，Dantzig-Wolfe の分解原理を適用して意思決定者の満足解を得ることが可能となる．本論文で提案した手法の現実の意思決定状況への適用や，大規模多目的非線形計画問題への拡張については，今後さらに展開していく予定である．

参考文献

1. G. B. Dantzig and P. Wolfe: The Decomposition Algorithm for Linear Programming, Econometrica, 29, pp. 767-768, 1961
2. L. S. Lasdon (志水清孝 訳)：大規模システムの最適化理論：日刊工業新聞社, 1973
3. M. Sakawa and F. Seo: Interactive Multiobjective Decisionmaking for Large-Scale Systems and Its Application to Environmental Systems, IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, SMC-10, 12, 1980
4. 志水清孝：多目的と競争の理論：共立出版, 1982
5. Y. Y. Haimes, K. Tarvainen, T. Shima and J. Thadathil: Hierachical Multiobjective Analysis of Large-Scale Systems, Hemisphere Publishing Corporation, New York, 1989
6. 坂和正敏：ファジイ理論の基礎と応用：森北出版, 1989
7. 坂和正敏：経営数理システムの基礎：森北出版, 1991
8. M. Sakawa: Fuzzy Sets and Interactive Multiobjective Optimization, Plenum Press, New York, 1993
9. H.-J. Zimmermann: Fuzzy Programming and Linear Programming with Several Objective Functions, Fuzzy Sets and Systems, 1, pp. 45-55, 1978
10. R. E. Bellman and L. A. Zadeh: Decision Making in a Fuzzy Environment, Management Sci., 17, pp. 141-164. 1970

[問い合わせ先]

〒724 東広島市鏡山 1-4-1

広島大学工学部第二類 (電気系)

計数管理工学講座

坂和 正敏

TEL : 0824-22-7111 [内線] 3474

FAX : 0824-22-7195

e-mail : sakawa@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp

WC2-3

多目的双行列ゲームにおけるファジィ目標に関する均衡解

Equilibrium Solutions for Multiobjective Bimatrix Games Incorporating Fuzzy Goals

西崎 一郎
Ichiro Nishizaki
京都大学経済研究所
Kyoto Institute of Economic Research, Kyoto University

坂和 正敏
Masatoshi Sakawa
広島大学工学部
Department of Industrial and Systems Engineering, Faculty of Engineering, Hiroshima University

Abstract A two-person non-zero-sum bimatrix game with single and multiple payoffs is considered. A fuzzy goal for a payoff and the equilibrium solution with respect to an attainment degree of a fuzzy goal are defined. Two basic methods, one by weighting coefficients and the other by a minimum component, are employed to aggregate multiple fuzzy goals. When membership functions are linear functions, the computational methods for the equilibrium solutions are developed. It is shown that the equilibrium solutions are equal to optimal solutions of mathematical programming problems in both cases.

Key Words Multiobjective Bimatrix Game, Equilibrium solution, Fuzzy goal, Mathematical programming problem

1．はじめに

本論文では、多目的双行列ゲームにおける均衡解について考察する。多目的ゲームはベクトル利得をもつゲームとも呼ばれ、1つの利得をもつ通常のゲームの一般化として研究されてきた。これらの研究においては、多目的意思決定の分野での重要な概念であるPareto最適性や有効性の概念を導入し、通常のゲームにおけるmin-max解や均衡解の概念が拡張されて、定義されている [2], [1], [5], [8]。

本論文では、Corley [2] や Borm, Tijs and Aarssen [1] と同じ問題、すなわち、ベクトル利得をもつ双行列ゲームに対してファジィ目標を導入した均衡解を定義する。ファジィ目標は目的を表す利得に対して、その目標の達成度を $[0,1]$ の実数に対応づけるメンバシップ関数をもつファジィ集合として表現される。プレイヤーが彼のもつ複数の目的に対してファジィ目標をもつとき、彼らはそのファジィ目標の達成度を最大化するような行動をとると考える。

2節では、本論文で取り扱う問題を示し、ファジィ目標を導入した多目的ゲームの均衡解を定義する。3節では、線形なメンバシップ関数をもつファジィ目標を設定し、複数の目標を集約するうえで、2種類の方法を示し、それぞれに対して均衡解が数理計画問題の最適解と等価であることを示すことによって計算方法を示す。

2．問題の定式化

この節では、本論文で取り扱う問題を明らかにし、ファジィ目標を導入した多目的双行列ゲームの均衡解を定義する。

多目的双行列ゲーム (A^k, B^l), $k = 1,\ldots,s$, $l = 1,\ldots,r$ を考える。ここで、プレイヤー1は s 個の目的をもち、プレイヤー2は r 個の目的をもつ。また、プレイヤー1の純粋戦略を $i \in \{1,\ldots,m\}$ とし、プレイヤー2の純粋戦略を $j \in \{1,\ldots,n\}$ とすると、A^k, B^l は $m \times n$ 行列である。また、プレイヤー1が、混合戦略 x, $\sum_{i=1}^{m} x_i$, $x_i \geq 0$, $i = 1,2,\ldots,m$ をとり、プレイヤー2が、混合戦略 y, $\sum_{j=1}^{n} y_j$, $y_j \geq 0$, $j = 1,2,\ldots,n$ をとるとき、プレイヤー1の利得は $x^T Ay$ となり、プレイヤー2の利得は $x^T By$ となる。ここで、T は転置である。

この問題に対して、均衡問題を考える。通常の（1目的の）双行列ゲームにおける Nash 均衡解は、$A^1 = A, B^1 = B$ とすると、

$$\begin{aligned} x^{*T} Ay^* &\geq x^T Ay^* \\ x^{*T} By^* &\geq x^{*T} By \end{aligned} \tag{1}$$

を満たす戦略のペア m 次元列ベクトル x^*, n 次元列ベクトル y^* である。このように単一の利得に対する均衡問題を考える場合は、(1) のように直接、各プレイヤーの利得の均衡条件が考慮される。しかし、複数の利得をもつ場合は、それぞれの利得がプレイヤーの目的や評価属性を表すと考えられ、各目的は異なる尺度をもつと考えられる。そこで、本論文では、各プレイヤーは各目的にファジィ目標を導入し、ファジィ目標の達成度の最大化を試みると考える。これによって、各目的の評価尺度が結果に対するファジィ目標の達成度という通約的な概念で統一的に扱うことができる。

定義1（ファジィ目標）　プレイヤー1の利得を $z_1 = (z_1^1, z_1^2, \ldots, z_1^s) \in R^s$ とする。このとき、プレイヤー1の k 番目のファジィ目標 G_1^k は、メンバシップ関数

$$\mu_1^k : z_1^k \to [0,1] \tag{2}$$

により特徴付けられる利得 z_1^k 上のファジィ集合である。また、プレイヤー2に対しても同様に、プレイヤー2の l 番目のファジィ目標 G_2^l は、メンバシップ関数

$$\mu_2^l : z_2^l \to [0,1] \tag{3}$$

により特徴付けられる利得 $z_2^l \in R$ 上のファジィ集合である。

双行列ゲームの場合は、プレイヤー1と2がそれぞれ混合戦略 x, y をとったとき、プレイヤー1の k 番目の利得は $z_1^k = x^T A^k y$ で表され、プレイヤー2の l 番目の利得は $z_2^l = x^T B^l y$ で表される。このファジィ目標を表現するメンバシップ関数 μ_1^k は、プレイヤー1の利得 $x^T A^k y$ に対する満足度あるいはファジィ目標の達成度として解釈することができる。

Nash 均衡解は、利得関数に対して均衡問題を考え、各プレイヤーが互いに最適反応戦略をとるとき、その最適反応戦略を解としている。多目的状況の下で、各目的が非通約性をもつならば、均衡条件は半順序関係の下で考察されなければならない。しかし、本論文では各プレイヤーが複数の目的に対してファジィ目標をもつことを想定し、直接利得を取り扱うことを避け、ファジィ目標の達成度という通約的な概念を利用することで、すべての目的を集約する。そして、集約されたファジィ目標の達成度に対して均衡問題を考察する。

定義2（ファジィ目標に関する均衡解）　$\mu_1(x,y)$, $\mu_2(x,y)$ をプレイヤー1と2の集約されたファジィ目標を表すメンバシップ関数、すなわち、プレイヤー1と2がそれぞれ戦略 x, y をとったときの集約されたファジィ目標の達成度とする。そのとき、

$$\begin{aligned} \mu_1(x^*, y^*) &\geq \mu_1(x, y^*) \\ \mu_2(x^*, y^*) &\geq \mu_2(x^*, y) \end{aligned} \tag{4}$$

を満たす戦略のペア x^*, y^* を集約されたファジィ目標に関する均衡解という。

定義2で示された問題は、μ_1 をプレイヤー1の利得関数、μ_2 をプレイヤー2の利得関数と考えるならば、通常の標準型の2人ゲームと考えられ、μ_1 が x に対して, μ_2 が y に対して凸関数であり、μ_1, μ_2 が x, y に関して連続であれば、この問題の解は存在することが、Nash 解の存在定理の証明によって示される [7]。

3．ファジィ目標に関する均衡解の計算

この節では、前節で定義された集約されたファジィ目標に関する均衡解について、ファジィ目標の設定や集約の方法について考察する。さらに、ファジィ目標に関する均衡解が数理計画問題の最適解と等しいことを示す。1目的の場合を最初に考察し、その後多目的の場合へ拡張する。

3．1　1目的双行列ゲームの均衡解

1目的の場合は、プレイヤー1、2ともに単一の利得行列 A^1, B^1 をもつ場合に相当する。簡単のために $A^1 = A, B^1 = B$ とすると、メンバシップ関数 $\mu_1(x,y)$, $\mu_2(x,y)$ は次のように表現される。

$$\begin{aligned} \mu_1(x,y) &= \mu_1(x^T A y) \\ \mu_2(x,y) &= \mu_2(x^T B y) \end{aligned} \tag{5}$$

すなわち、プレイヤー1、2がそれぞれ混合戦略 x, y をとったとき、プレイヤー1の期待利得 $x^T A y$ に対するファジィ目標を $\mu_1(x^T A y)$ とし、プレイヤー2の期待利得 $x^T B y$ に対するファジィ目標を $\mu_2(x^T B y)$ とする。このとき、1目的双行列ゲーム (A, B) のファジィ目標に関する均衡解は、

$$\begin{aligned} \mu_1(x^{*T} A y^*) &\geq \mu_1(x^T A y^*) \\ \mu_2(x^{*T} B y^*) &\geq \mu_2(x^{*T} B y) \end{aligned} \tag{6}$$

を満たす x^*, y^* である。さらに、ファジィ目標 $\mu_1(x^T A y)$, $\mu_2(x^T B y)$ に対して、線形なメンバシップ関数を仮定すると、

$$\mu_1(x^T A y) = \begin{cases} 0 & \text{if} \quad x^T A y \leq \underline{a} \\ 1 - \dfrac{\overline{a} - x^T A y}{\overline{a} - \underline{a}} & \text{if} \quad \underline{a} \leq x^T A y \leq \overline{a} \\ 1 & \text{if} \quad \overline{a} \leq x^T A y \end{cases} \tag{7}$$

$$\mu_2(x^T B y) = \begin{cases} 0 & \text{if} \quad x^T B y \leq \underline{b} \\ 1 - \dfrac{\overline{b} - x^T B y}{\overline{b} - \underline{b}} & \text{if} \quad \underline{b} \leq x^T B y \leq \overline{b} \\ 1 & \text{if} \quad \overline{b} \leq x^T B y \end{cases} \tag{8}$$

と表現できる。行列 A の ij 要素を a_{ij} とし、行列 B の ij 要素を b_{ij} とする。

$$\hat{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\overline{a} - \underline{a}}, \quad c_1 = -\frac{\underline{a}}{\overline{a} - \underline{a}} \tag{9}$$

$$\hat{b}_{ij} = \frac{b_{ij}}{\overline{b} - \underline{b}}, \quad c_2 = -\frac{\underline{b}}{\overline{b} - \underline{b}} \tag{10}$$

の変換によって作られる $m \times n$ 行列をそれぞれ $\hat{A}, \hat{B}$ とする。そのとき、ファジィ目標に関する均衡解は、次の定理に示される性質をもつ。

定理1

$m \times n$ 行列 $\hat{A}, \hat{B}$ が (9), (10) の変換によって、プレイヤー1、2の利得行列 A, B から生成された行列であるとし、x, y をそれぞれプレイヤー1、2の混合戦略であるとする。そのとき、

$$\begin{aligned} x^{*T} \hat{A} y^* &\geq x^T \hat{A} y^* \\ x^{*T} \hat{B} y^* &\geq x^{*T} \hat{B} y \end{aligned} \tag{11}$$

を満足する x^*, y^* は、

$$\begin{aligned} x^{*T}Ay^* &\geq x^TAy^* \\ x^{*T}By^* &\geq x^{*T}By \end{aligned} \tag{12}$$

を満足し、さらに、線形なファジィ目標 (7), (8) をもつ1目的双行列ゲームに対するファジィ目標に関する均衡解である。

この定理は、線形なファジィ目標 (7), (8) をもつ1目的双行列ゲームに対するファジィ目標に関する均衡解は、元の利得行列 A, B が、(9), (10) によって変換された行列 $\hat{A}, \hat{B}$ を利得行列としてもつ通常の1目的双行列ゲームの Nash 均衡解であると同時に、元の1目的双行列ゲームの Nash 均衡解であることを意味している。従って、この解は通常の1目的双行列ゲームの Nash 均衡解がもつ性質をもつ。すなわち、次の2つの線形計画問題

$$\begin{aligned} x^{*T}\hat{A}y^* \;=\; \max_{x} \quad & x^T\hat{A}y^* \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^{m} x_i = 1 \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned} x^{*T}\hat{B}y^* \;=\; \max_{y} \quad & x^{*T}\hat{B}y \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{j=1}^{n} y_j = 1 \end{aligned} \tag{14}$$

の最適解 x^*, y^* は、1目的双行列ゲーム $\hat{A}, \hat{B}$ の Nash 均衡解であると同時に、線形なファジィ目標 (7), (8) をもつ1目的双行列ゲームに対するファジィ目標に関する均衡解である。

この問題は、制約が x, y において分離されているので、次の等価な2次計画問題として定式化される [6]。

$$\begin{aligned} \max_{x,y,p,q} \quad & x^T\hat{A}y + x^T\hat{B}y - p - q \\ \text{s.t.} \quad & \hat{A}y \leq pe^m \\ & \hat{B}^Tx \leq qe^n \\ & \sum_{i=1}^{m} x_i = 1 \\ & \sum_{j=1}^{n} y_j = 1 \end{aligned} \tag{15}$$

ここで、e^m, e^n はそれぞれ要素が1の m 次元列ベクトルと n 次元列ベクトルである。

また、双行列ゲームの Nash 解の解法としては、Lemke と Howson [4] によってシンプレックス法によく似た形式のアルゴリズムとして示されており、また、Lemke [3] の方法は線形相補性問題との関連で2次計画問題の解法としてもよく知られている。

3．2　多目的双行列ゲームの均衡解

前節で示されたように、1目的の場合の均衡解の計算方法は通常の双行列ゲームの場合と同じように2次計画問題として定式化できたが、多目的の場合は各目的の集約の方法によって定式化が異なることが予想できる。ここでは、多目的双行列ゲーム $(A^k, B^l), k = 1, 2, \ldots, s, l = 1, 2, \ldots, r$ について、2種類の集約の方法について考察したい。1つ目は各ファジィ目標に対して重みを与え、和をとる方法である。2つ目は、最小化オペレータによる集約方法である。2つの方法とも多目的計画問題におけるスカラー化の手法としては、最大化問題を考えた場合、加重和最大化手法、最小成分最大化手法などと呼ばれ、基礎的な定式化である。また、後者の場合は、複数のファジィ集合の要素が同時に起こる可能性を表すように解釈できることから、ファジィ環境における意思決定問題における集約方法としてよく用いられる方法である。

プレイヤー1の k 番目のファジィ目標は、

$$\mu_1^k(x^TA^ky), \quad k = 1, 2, \ldots, s \tag{16}$$

で表現され、プレイヤー2の l 番目のファジィ目標は、

$$\mu_2^l(x^TB^ly), \quad l = 1, 2, \ldots, r \tag{17}$$

で表現されるとする。

a) 加重和に対する均衡解

プレイヤー1、2の各利得のファジィ目標に対する重みが、それぞれ $v, \sum_{k=1}^{s} v_k = 1, w, \sum_{l=1}^{r} w_l = 1$ で与えることができるとする。そのとき、プレイヤー1の集約されたファジィ目標は、

$$\mu_1(x, y) = \sum_{k=1}^{s} v_k\mu_1^k(x^TA^ky) \tag{18}$$

で表される。プレイヤー2についても同様に、集約されたファジィ目標は、

$$\mu_2(x, y) = \sum_{l=1}^{r} w_l\mu_2^l(x^TB^ly) \tag{19}$$

である。

このとき、多目的双行列ゲーム $(A^k, B^l), k = 1, 2, \ldots, s, l = 1, 2, \ldots, r$ のファジィ目標に関する均衡解は、

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^{s} v_k\mu_1^k(x^{*T}A^ky^*) &\geq \sum_{k=1}^{s} v_k\mu_1^k(x^TA^ky^*) \\ \sum_{l=1}^{r} w_l\mu_2^l(x^{*T}B^ly^*) &\geq \sum_{l=1}^{r} w_l\mu_2^l(x^{*T}B^ly) \end{aligned} \tag{20}$$

を満たす x^*, y^* である。また、数理計画問題の形式で表現すると、次の2次計画問題と等価になる。

$$\begin{aligned} \max_{x,y,p,q} \quad & x^T\hat{A}(v)y + x^T\hat{B}(w)y - p - q \\ \text{s.t.} \quad & \hat{A}(v)y \leq pe^m \\ & \hat{B}^T(w)x \leq qe^n \\ & \sum_{i=1}^{m} x_i = 1 \\ & \sum_{j=1}^{n} y_j = 1 \end{aligned} \tag{21}$$

ここで、

$$\hat{A}(v)=\sum_{k=1}^{s}v_k\hat{A}^k,\qquad \hat{B}(w)=\sum_{l=1}^{r}w_l\hat{B}^l \tag{22}$$

である。

この問題は、1目的の場合と同様に2次計画問題となる。したがって、ファジィ目標が線形で複数の目標を各目的間の加重和で集約した多目的双行列ゲームのファジィ目標に関する均衡解は1目的の場合と同じようにLemkeとHowsonの方法[4]によって求めることができる。

b) 最小成分に対する均衡解

多目的意思決定問題において、しばしば考察される最小成分最大化手法に対応する均衡問題について考える。すなわち、最悪のファジィ目標に対する均衡問題であり、結果に対する満足度が各目的ごとにファジィ目標の達成度で表現されるならば、最悪の満足度を有する目的を2人のプレイヤーについて均衡させる戦略がここで考察される問題である。

プレイヤーの複数のファジィ目標が最小化オペレータで集約されたファジィ目標は、

$$\mu_1(x,y)=\min_k \mu_1^k(x^TA^ky) \tag{23}$$

で表される。プレイヤー2についても同様に、集約されたファジィ目標は、

$$\mu_2(x,y)=\min_l \mu_2^l(x^TB^ly) \tag{24}$$

である。

このとき、多目的双行列ゲーム $(A^k,B^l),k=1,2,\ldots,s,l=1,2,\ldots,r$ のファジィ目標に関する均衡解は、

$$\begin{aligned}&\min_k \mu_1^k(x^{*T}A^ky^*)\geq \min_k \mu_1^k(x^TA^ky^*)\\&\min_l \mu_2^l(x^{*T}B^ly^*)\geq \min_l \mu_2^l(x^{*T}B^ly)\end{aligned} \tag{25}$$

を満たす x^*,y^* である。さらに、この問題は、μ_1^k,μ_2^l が(7),(8)のような線形なメンバシップ関数であるとすると、次の定理2によって制約式に2次の不等式を含む非線形計画問題となる。

定理2

次の非線形計画問題の最適解は多目的双行列ゲームの(25)で表現される最小成分に対する均衡解である。

$$\begin{aligned}\max_{x,y,p,q,\sigma_1,\sigma_2}\quad & \sigma_1+\sigma_2-p-q\\ \text{s.t.}\quad & \hat{A}^ky+c_1^ke^m\leq pe^m,k=1,2,\ldots,s\\ & \hat{B^l}^Tx+c_2^le^n\leq qe^nl=1,2,\ldots,r\\ & x^T\hat{A}^ky+c_1^k\geq\sigma_1,k=1,2,\ldots,s\\ & x^T\hat{B}^ly+c_2^l\geq\sigma_2,l=1,2,\ldots,r\\ & \sum_{i=1}^{m}x_i=1\\ & \sum_{j=1}^{n}y_j=1\end{aligned} \tag{26}$$

定理2により、メンバシップ関数が線形なファジィ目標をもつ多目的双行列ゲームの最小成分に対する均衡解は、非線形計画問題(26)を解くことによって、計算できることが示された。

4．おわりに

本論文では、ファジィ目標をもつ多目的双行列ゲームに対する均衡解を考察した。目的の集約方法として、加重和による集約と最小成分による集約を取り上げた。ファジィ目標のメンバシップ関数が線形であるとき、前者の解は2次計画問題の最適解となることを示し、後者の解は制約式に2次の不等式を含む非線形計画問題の最適解となることを示した。

本論文では、ファジィ集合のメンバシップ関数として線形な関数を最初の試みとして取り上げたが、もちろん、非線形な関数を用いることも可能である。メンバシップ関数が線形である場合には、均衡解を2次計画問題や制約式に2次の不等式を含む非線形計画問題として定式化したが、非線形である場合は今後の課題としたい。

参考文献

[1] P. E. M. Borm, S. H. Tijs and J. C. M. van den Aarssen: Pareto Equilibria in Multiobjective Games; *Methods of Operations Research (60) (B. Fuchsstein, T. Lengauer and H. J. Skaka ed.)*, pp. 303–312, Anton Hain (1988).

[2] H. W. Corley: Games with Vector Payoffs; *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol. 47, No. 4, pp. 491–498 (1985).

[3] C. E. Lemke: Bimatrix Equilibrium Points and Mathematical Programming; *Management Science*, Vol. 11, pp. 681–689 (1965).

[4] C. E. Lemke and J. T. Howson Jr.: Equilibrium Points of Bimatrix Games; *S. I. A. M. Journal on Applied Mathematics*, Vol. 12, No. 2, pp. 413–423 (1964).

[5] 西崎、坂和: 複数のファジィ目標をもつ2人ゼロ和ゲーム; 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.2, pp. 504–511 (1992).

[6] T. Parthasarathy and T. E. S. Raghavan: *Some Topics in Two-Person Games*; American Elsevier Publishing Company, New York (1971).

[7] J. B. Rosen: Existence and Uniqueness of Equilibrium Points for Concave N-Person Games; *Econometrica*, Vol. 33, No. 3, pp. 520–534 (1965).

[8] A. P. Wierzbicki: Multiple Criteria Solutions in Noncooperative Game - Theory Part III: Theoretical Foundations; *Kyoto Institute of Economic Reaserch Discussion paper*, No.288 (1990).

問合せ先: 606-01 京都市左京区吉田本町
京都大学経済研究所 西崎一郎 TEL 075-753-7125

WC2-4

ファジィ数間のある半順序関係による ファジィ線形計画問題

Fuzzy Linear Programing with a Partial Order Relation among Fuzzy Number

古川長太
Nagata Furukawa
九州大学
Kyushu University
藤田敏治
Toshiharu Fujita
九州大学
Kyushu University

Abstract

We deal with fuzzy linear programing problem which has fuzzy numbers as coefficients in its objective and constraint functions. Fuzzy numbers treated there are the L-fuzzy numbers. We introduce a partial order relation among the fuzzy numbers and show that the fuzzy linear programing problem with respect to the partial order is equivalent to the multi objective clisp linear programing problem with a certain dominated cone. Furthermore, methods to solve the induced clisp problem are given.

1 ファジィ数とその順序関係

定義 1.1 $\tilde{a}$ をファジィ集合、そのメンバーシップ関数を $\mu_{\tilde{a}}$ とする。$\mu_{\tilde{a}}$が次の (1),(2) を満たすとき、$\tilde{a}$ をファジィ数と呼ぶ。

(1) $\mu_{\tilde{a}} : R \to [0,1]$,

(2) 実数 m が一意に存在して次をみたす:

$\mu_{\tilde{a}}(m) = 1$

$\mu_{\tilde{a}}$ は $(-\infty, m]$ 上で広義単調増加

$[m, +\infty)$ 上で広義単調減少

また、このとき m を $\tilde{a}$ の center とよび、$m_{\tilde{a}}$ で表す。

以後、F でファジィ数の全体を表す。実数のメンバーシップ関数、即ち特性関数は定義 1.1 をみたすから $\mathrm{R} \subset F$ の関係が成り立つ。

定義 1.2 $\tilde{a}, \tilde{b} \in F$ に対して、次の (1),(2) がみたされるとき「$\tilde{b}$ は $\tilde{a}$ より大である」といい、記号で $\tilde{a} \preceq \tilde{b}$とかく。

(1) $m_{\tilde{a}} \leq m_{\tilde{b}}$

(2) $m_{\tilde{a}} \leq^{\exists} c \leq m_{\tilde{b}}$ *s.t.*

$\mu_{\tilde{a}}(x) \geq \mu_{\tilde{b}}(x)$ *for* $^{\forall}x < c$

$\mu_{\tilde{a}}(x) \leq \mu_{\tilde{b}}(x)$ *for* $^{\forall}x > c$

この定義は、Ramík - Římánek(1985) の定義 [1] と等価である。

定理 1.1 $(F, \preceq)$ は順序集合 *(partially ordered set)* である。

定義 1.3 $L: R \to R$ は次の条件をみたすとする。
(1) $L(x) = L(-x)$ for $^{\forall}x \in R$
(2) $L(x) = 1$ iff $x = 0$
(3) L は $[0, +\infty)$ 上で**広義単調減少**
(4) $x_0 := inf\{x > 0 \mid L(x) = 0\}$ とおくと $0 < x_0 < +\infty$
このとき、L を **shape function** と呼び、(4) の x_0 を L の**零点**と呼ぶ。

定義 1.4 m を任意の実数、α を任意の正の実数とする。ファジィ数 $\tilde{a}$ のメンバーシップ関数 $\mu_{\tilde{a}}$ が *shape function* L を使って

$$\mu_{\tilde{a}}(x) = L\left(\frac{x-m}{\alpha}\right) \vee 0 \ , \qquad x \in R \tag{1}$$

と表されるとき、$\tilde{a}$ を **L-ファジィ数** と呼ぶ。(1) における m は、定義により $\tilde{a}$ の *center* である。α を $\tilde{a}$ の **deviation parameter** と呼ぶ。

$\alpha \to +0$ のときの極限を考えることにより、$\alpha = 0$ のときは (1) を

$$\mu_{\tilde{a}}(x) = \begin{cases} 1 & if \quad x = m \\ 0 & if \quad x \neq m \end{cases} \tag{2}$$

と解釈することにする。

そこで、(1), (2) を併せて、あらためて **L-ファジィ数** と呼ぶことにし、L-ファジィ数の全体を F_L で表す。(2) は実数 m の特性関数だから、$R \subset F_L$ の関係が任意の shape function L に対して成り立つ。

L-ファジィ数 $\tilde{a}$ をパラメーター表現で次のように表す。

$$\tilde{a} = (m, \alpha)_L \ .$$

(2) の定め方により、$(m, 0)_L$ は実数 m に等しい。

$$\theta := (0, 0)_L$$

とおく。

定義 1.2 で導入した順序関係を F_L 上に適用すると、そのパラメーターによる特徴付けが得られる。

定理 1.2 L を任意の *shape function* 、x_0 をその零点とする。このとき、$\tilde{a} = (m, \alpha)_L$, $\tilde{b} = (n, \beta)_L$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$ に対して次のことが成り立つ。

$$\tilde{a} \preceq \tilde{b} \Longleftrightarrow | \alpha - \beta | \leq \frac{n-m}{x_0} \tag{3}$$

2 ファジィ線形計画問題

$L_0, L_1, \cdots, L_m$ を与えられた $(m+1)$ 個の shape function とし、L_0 の零点を x_0、L_i $(i = 1, 2, \cdots, m)$ の零点を x_{i0} とする。

$\tilde{a}_{ij} := (m_{ij}, \alpha_{ij})_{L_i} \in F_{L_i}$, $i = 1, 2, \cdots, m$, $j = 1, 2, \cdots, n$
$\tilde{b}_i := (n_i, \beta_i)_{L_i} \in F_{L_i}$, $i = 1, 2, \cdots, m$
$\tilde{c}_j := (l_j, \gamma_j)_{L_0} \in F_{L_0}$, $j = 1, 2, \cdots, n$

としたとき、次のファジィ線形計画問題を考える。

$$\text{(FLP)} \qquad \begin{aligned} &\text{minimize} \ \ \tilde{c}_1 x_1 \oplus \tilde{c}_2 x_2 \oplus \cdots \oplus \tilde{c}_n x_n \\ &\quad \text{subject to} \\ &\qquad \tilde{a}_{i1} x_1 \oplus \tilde{a}_{i2} x_2 \oplus \cdots \oplus \tilde{a}_{in} x_n \preceq \tilde{b}_i, \quad i = 1, 2, \cdots, m \\ &\qquad x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \cdots, n \end{aligned}$$

上の問題において minimize は、半順序 $\preceq$ に関する極小元 (nondominated solution) を求めることを意味するものとする。(FLP) における feasible solution の全体の集合を S とおくと、定理 1.2によって S は次のように表される。

$$S = \left\{ x \in \mathrm{R}^n \;\middle|\; \begin{array}{l} \sum_{j=1}^{n}(m_{ij} + \alpha_{ij}x_{i0})x_j \le n_i + x_{i0}\beta_i, \quad i = 1, 2, \cdots, m \\ \sum_{j=1}^{n}(m_{ij} - \alpha_{ij}x_{i0})x_j \le n_i - x_{i0}\beta_i, \quad i = 1, 2, \cdots, m \\ x_j \ge 0, \quad j = 1, 2, \cdots, n \end{array} \right\}$$

そこで、$u := (l_1, l_2, \cdots, l_n)^t$, $v := x_0(\gamma_1, \gamma_2, \cdots, \gamma_n)^t$ とおき、

$$K := \{x \in \mathrm{R}^n \mid < u + v, x > \ge 0, \; < u - v, x > \ge 0\}$$

と定義し、この convex cone K により順序関係を導入する。

定義 2.1 $x, y \in R^n$ に対して、

$$x \underset{K}{\le} y \quad \underset{\text{def}}{\iff} \quad y - x \in K$$

このとき、次の定理が成り立つ。

定理 2.1 x^* が (FLP) の *nondominated solution* であることと、次の命題は同値である。

$$\left[x \in S, \quad x \underset{K}{\le} x^* \implies x^* \underset{K}{\le} x \right]$$

3 一般の dominated cone をもつ多目的線形計画問題の解法

一般に多目的線形計画問題においては、ある与えられた closed convex cone Λ に対し、定義 2.1と同様に目的関数の空間 R^q に順序関係を導入し、この順序関係に関する極小元、あるいは極大元を求める。

定義 3.1 Λ を与えられた *closed convex cone* とする。このとき、$x, y \in R^q$ に対して、

$$x \underset{\Lambda}{\le} y \quad \underset{\text{def}}{\iff} \quad y - x \in \Lambda$$

ここでは、次の最小化問題を考える。

$$\text{(P)} \qquad \underset{\Lambda}{\text{minimize}} \; Cx \quad \text{subject to } Ax \le b, \; x \ge 0$$

(ただし、$C \in \mathrm{R}^{q \times n}$, $A \in \mathrm{R}^{m \times n}$, $b \in \mathrm{R}^m$)

定理 2.1により、ファジィ線形計画問題は (P) の形に変換されることがわかる。具体的には、次の問題を考えればよい。

$$\text{(P')} \qquad \underset{K}{\text{minimize}} \; x \quad \text{subject to } x \in S$$

以後、簡単のため問題 (P) の feasible set を X とおく。

$$\text{i.e.} \quad X := \{x \in \mathrm{R}^n \mid Ax \le b, \; x \ge 0\}$$

従来の多目的計画では順序を与える Λ として acute なものが考えられ、acute の性質を利用して解法が与えられてきた [2]。ところが、(P') における K は一般に acute とは限らず、従来の解法はそのまま適用することができない。そこで、この種の問題に対して、新たな特徴付けを考える。

定理 3.1 $X^0(\lambda) := \{\, x^0 \in X \mid \lambda C x^0 \leq \lambda C x \ for\ ^\forall x \in X\}$ とすると、問題 (P) の解全体は、

$$N = \bigcup_{\lambda \in ri\Lambda^*} X^0(\lambda)$$

で与えられる。

実際の問題を解くにあたっては、$\Lambda = \{\lambda \in \mathrm{R}^q \mid h^i\lambda \leq 0,\ i = 1, 2, \cdots, r\}$ $(h^1, h^2, \cdots, h^r \in \mathrm{R}^q)$ と表されているとし、このとき定理 3.1 から導かれる次の定理 3.2が指針となる。

定理 3.2 $H := (h^1, h^2, \cdots, h^r)^t$ とおけば、問題 (P) は次と同値

$$\underset{\Lambda^{\leq}}{maximize}\ \ HCx$$
$$subject\ to\ x \in X$$

(ただし、$\{\Lambda^{\leq} := \{\lambda \in R^r \mid \lambda \leq 0\}$)

定理 3.3 $\Lambda^j := \{\lambda \in R^q \mid h^i\lambda \leq 0,\ i = 1, 2, \cdots, r,\ i \neq j\}$ とおくと、

$$\Lambda = \Lambda^j$$
$$\Longleftrightarrow \{\alpha \in R^{r-1} \mid (h^1, \cdots, h^{j-1}, h^{j+1}, \cdots, h^r)\alpha = h^j,\ \alpha \geq 0\} \neq \emptyset$$

定理 3.2 により、問題 (P) は、したがって問題 (P') は、acute な cone $\Lambda^{\leq}$ に関する問題に帰着され、その結果、従来と同様の方法で解かれる。また定理 3.3 により、Λ を定める不等式の中で余分なものが削除される。

References

[1] Jaroslav Ramík and Josef Římánek, *Inequality Relation between Fuzzy Numbers and its Use in Fuzzy Optimization*, Fuzzy Sets and Systems 16, 123 - 138, 1985

[2] Po-Lung Yu, *Multiple-criteria Decision Making*, Plenum Press, New York, 1985

WC4-1

FISM / Fuzzy : 柔軟なファジィ構造モデリング

FISM / Fuzzy : Fuzzy Flexible Interpretive Structural Modeling

大内 東　　若林高明　　三田村 保

Azuma Ohuchi　Taka-aki Wakabayashi　Tamotsu Mitamura

北海道大学 工学部

Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract : Fuzzy Flexible Interpretive Structural Modeling (FISM/Fuzzy) is a fuzzy version of Flexible Interpretive Structural Modeling (FISM). The process of construct the structure of complex systems by FISM/Fuzzy is called the FISM/Fuzzy session. The process of FISM/Fuzzy is consist of three sub-processes; embedding, partitioning and extracting and drawing process. The embedding process is to construct internally a fuzzy reachability matrix model of the structure of the information supplied by the developer. The matrix model is then partitioned by the computer, and the computer extracts from this matrix model a second model, called multilevel digraph. A fuzzy partially filled reachability matrix (Fuzzy PR-matrix) is proposed and the implication theory and the algorithm for Fuzzy PR-matrix is applied to perform FISM/Fuzzy session. Fuzzy PR-matrix is an extension of a fuzzy reachability matrix and has great utility in the process of developing a fuzzy reachability matrix. Use of the algorithm makes it possible to do a flexible and an efficient modeling for complex and fuzzy systems. FISM/Fuzzy session is carried out on personal computers or UNIX WorkStations.

1. はじめに

人間の自由な発想，独創的な思考をいかに支援すべきかという問題，すなわち”発想支援”の問題は最近のワークステーション，GUI，AI，マルチメディア等の諸技術の進展から特に注目を集めている．計算機による援用のもとでの発想支援が期待される場面は多岐にわたっている．例えば，個人ベースでのアイデア開発や文書作成といった作業から大人数による計画立案あるいは会議支援までそれぞれにその重要性が認識されている．特に情報処理の分野ではエキスパートシステム開発における知識獲得や多人数による大規模ソフトウェア開発の立案や仕様作成等に対する，いわゆる知的生産活動の上流工程をサポートする技法として期待され，研究の成果が期待されている．

発想支援研究に関する杉山の分類[杉山 91]では，発想支援研究のアプローチは以下の３つに大別されている．

(1) アイデアや知識の断片を整理し体系化を行う発想過程の対話型支援（発想法的支援の研究）

(2) 論理型言語に基づいた仮説推論や類推等の発想の機械知能化（機械学習による支援）

(3) 人間の創造性の解明・支援をめざす総合的な創造性支援研究（発想プロセス機構の解明）

また，最も研究活動が盛んな分類(1)に関して，その方法の特長からさらに細分している．

(a) ブレインストーミングに代表される事実やアイデアを引き出すための発散技法

(b) ＫＪ法[川喜多 67]に代表される事実やアイデアの整理，体系化のための収束技法

(c) 発散技法と収束技法を相補的に扱う統合技法

著者らはこれまでに，ISM[Warfield 76]等の構造モデリングを基盤とする分類(1)の対話的発想支援システム構築に向けて，人間の自由な思考過程，柔軟な発想過程を様々な角度から検討し，これらの過程を反映する新しい構造モデリング法「FISM(Flexible ISM)」を提案してきた．そしてFISMを実現するために可到達行列の拡張である部分可到達行列モデルの理論とアルゴリズムの開発を行ってきた[Ohuchi 86][Ohuchi 89][大内 91]．

FISMは，人間の発想／思考の過程を計算機によって支援することで新たな発想／思考を促進する機能を実現しようとする意味で発散技法である．また一方で，この理論的枠組みは，結果として問題の整理，体系化を行うという意味において収束技法である．このことから，FISMの特徴の一つは，発想支援方法の分類において収束技法と発散技法を柔軟に相補的に扱う統合技法に分類される点である．

これまでの研究の過程において，利用する関係をクリスプな関係からファジィな関係に拡張する要求が強くあった．すなわち，ある二項対が「関係にある，ない」から「関係にある度合いを考慮する」というものである．この問題を解決するためにはFISMの基本理論である部分可到達行列をファジィ部分可到達行列に拡張し，根本的に理論を再構築する必要がある．そこでこれまでFISMのファジィ版であるFISM/Fuzzyを構成するために必要な理論とアルゴリ

ズムについて報告してきた[若林 92][三田村 92].

本稿では，これまでに提案した理論的枠組みおよびアルゴリズムに基づいて統合型発想支援システム FISM/Fuzzy について，その全体の枠組み，諸機能，利用方法の観点から報告する.

2. 計算機が支援する発想／思考過程

発想支援システムの構築においては，計算機の支援が可能であると思われる発想／思考過程を様々な角度から検討し，その特徴を明確にする必要がある．この特徴を利用することで，計算機上での発想／思考過程の忠実な再現およびその適切な支援が可能となる．特徴的であると思われる発想／思考について以下に示す.

(a) 構造の断片：

解決すべき問題に対して発想支援システムの利用者は，問題を体系化した階層構造を持っていると考えられる．しかし，この構造は漠然としていて利用者自身もどのように問題の構成要素が関連付けられているのかを把握していない．発想支援プロセスでの収束過程は，漠然とした利用者の部分構造を整理し，部分構造の関連を明らかにすることによって，全体の階層構造を明確にする.

(b) 部分構造の発想：

通常，最初から構造を明確にする事はできない．すぐに思いつく部分構造がいくつかあり(発散思考)，それらを明確にする過程(収束思考)から，連想により別な部分構造を思いつく(発散思考)．あるいは，構造を大まかにとらえ，次第にそれを細分化してゆく．通常，発想は容易な部分から行われ，細分化と統合化を繰り返すことによって徐々に構造が明確になっていく.

(c) 試行錯誤：

対象の部分構造を整理していく過程では，途中で必要となった部分を付加したり，あるいは不必要な部分を削除することが頻繁に起こる．また，結果の階層構造が利用者の意図と異なる場合は，構造の修正を行う．このように，徐々に利用者の持つ構造のイメージを具体化していく．このように発想／思考過程は試行錯誤である.

(d) 合意形成：

発想／思考過程は，様々な分野の専門家や，考えを異にする人々が集まって行われることが予想される．それらの人々を個人あるいはグループに分けた場合，各グループは独自の発想／思考を行う．これらの結果は，同一の対象を扱ったにも関わらず，互いに異なったものとなるのが一般的である．それらを最終的に統合し，1つの合意を得る必要がある．このためには，複数の発想／思考の結果から相違点を理解すること，相違点の本質を明らかにすること，その本質部分を討議することで効率よく相違点を解消することが重要である．この過程は，各利用者間の合意形成過程と捉えることができる．従って，発想／思考過程はまた合意形成過程である.

3. 理論的背景

3.1 諸記号，諸定義

本稿で使用する主な記号と定義について記述する．さらに必要なものについてはその都度定義する．Iは単位行列を表す.

- $N=\{1,2,\cdots,n\}$：システム要素に対する添字集合，$J=N\times N$とする.
- $R=\{(i,j)|i,j\in N\}\subseteq J$：$N$上の反射的かつ推移的ファジィ二項関係（ファジィ擬順序関係）
- ファジィ行列: ファジィ擬順序関係 R への帰属度を表す数値を要素とする行列である．行列 M の (i,j) 要素を m_{ij} と書く．ただし，$0\leq m_{ij}\leq 1$ である．すなわち

$$M=[m_{ij}]. \tag{1}$$

- 演算: ファジィ行列 A,B に対し，以下の演算を定義する.

$$\begin{aligned} a_{ij}b_{lm} &= \min(a_{ij},b_{lm}),\\ a_{ij}+b_{lm} &= \max(a_{ij},b_{lm}),\\ a_{ij}\alpha b_{lm} &= \begin{cases} 1 & : a_{ij}\leq b_{lm}\\ a_{ij} & : a_{ij}>b_{lm}, \end{cases} \end{aligned} \tag{2}$$

- ファジィ 可到達行列：ファジィ行列 A が可到達行列であるとは，

$$A+I = A(\text{反射性}) \tag{3}$$

$$A = A^2(\text{推移性}) \tag{4}$$

が成り立つことをいう.

- α−レベル行列：ファジィ行列を M とし，$\alpha\in[0,1]$ に対して，そのα−レベル行列 M_α を

$$M_\alpha(i,j)=\begin{cases} 1 & : m_{ij}\geq\alpha\\ 0 & : m_{ij}<\alpha, \end{cases} \tag{5}$$

と定義する.

ファジィ二項関係を用いた構造モデリングにおいて，ファジィ擬順序関係 Rの帰属度を一意に決定できない場合が生じる．以下に帰属度を柔軟に表現することが可能である部分的既知なファジィ行列を定義する.

定義 3.1 部分的既知なファジィ行列

部分的既知なファジィ行列とは，その行列の要素が最大値と最小値をもつ行列である．行列 M の (i,j) 要素の最小値を$\underline{m}_{ij}$，最大値を$\overline{m}_{ij}$と書く．ただし，$0\leq\underline{m}_{ij}\leq\overline{m}_{ij}\leq 1$ である．すなわち

$$M = [\underline{m}_{ij},\overline{m}_{ij}]. \tag{6}$$

定義 3.2 部分的既知なファジィ行列の既知要素と未知要素

部分的既知なファジィ行列に対して要素を未知要素と既知要素に分ける．ただし未知要素と既知要素を以下で定義する.

$$M(i,j)=\begin{cases} \text{既知要素} & :\underline{m}_{ij}=\overline{m}_{ij}\text{のとき}\\ \text{未知要素} & :\underline{m}_{ij}<\overline{m}_{ij}\text{のとき}. \end{cases} \tag{7}$$

定義 3.3 ファジィ部分可到達行列

行列 M がファジィ部分可到達行列であるとは，行列 M が部分的既知なファジィ行列でかつ以下のファジィ反射性とファジィ可到達性を有する.

ファジィ反射性：

行列 M がファジィ反射性を有するとき対角要素は既知で値は 1 である.

$$\overline{m}_{ii} = \underline{m}_{ii} = 1. \tag{8}$$

ファジィ可到達性:

行列 M がファジィ可到達であるとは,要素の三組 (i,j,k) に対して

$$\underline{m}_{ij} \geq \min(\underline{m}_{ik}, \underline{m}_{kj}), \tag{9}$$

$$\overline{m}_{ij} \geq \min(\overline{m}_{ik}, \underline{m}_{kj}), \tag{10}$$

$$\overline{m}_{ij} \geq \min(\underline{m}_{ik}, \overline{m}_{kj}), \tag{11}$$

の全ての条件を満たすことをいう.

以下の諸定理からファジィ部分可到達行列は,ファジィ可到達行列,部分可到達行列,可到達行列のある種の拡張であることがいえる(図1).

定理 3.1 ファジィ部分可到達行列 M の全ての要素が既知要素であるとき,行列 M はファジィ可到達行列である.

定理 3.2 クリスプな部分可到達行列は,ファジィ部分可到達行列である.

定理 3.3 ファジィ部分可到達行列 M の$\alpha-$レベル行列 M_α は部分可到達行列である.

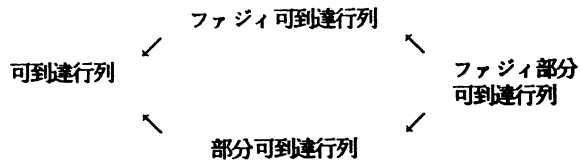


図 1: 可到達行列モデル間の関係

4. 含意関係

行列 M がファジィ部分可到達行列であることより,行列 M のある未知要素を一意に決定した場合,新たな行列は反射性と推移性を満足しなければならない.この条件から以下の含意規則が導かれる.

定義 4.1 含意規則

未知要素 $M(i,j)$ の値 $[\underline{m}_{ij}, \overline{m}_{ij}]$ を $[\underline{m'}_{ij}, \overline{m'}_{ij}]$ としたとき,以下の 3 通りの規則を適用すれば,(l,m) 要素の値 $[\underline{m}_{lm}, \overline{m}_{lm}]$ は新たな値 $[\underline{m'}_{lm}, \overline{m'}_{lm}]$ となる.ただし,$0 \leq \underline{m}_{ij} \leq \underline{m'}_{ij} \leq \overline{m'}_{ij} \leq \overline{m}_{ij} \leq 1$ とする.• min → min 含意:

$$\underline{m'}_{lm} = \underline{m}_{lm} \vee \underline{m}_{li}\underline{m}_{jm}\underline{m'}_{ij}, \tag{12}$$

• max → max 含意:

$$\overline{m'}_{lm} = \overline{m}_{lm}((\underline{m}_{il}\underline{m}_{mj})\alpha\overline{m'}_{ij})), \tag{13}$$

• min → max 含意:

$$\overline{m'}_{lm} = \overline{m}_{lm}(\underline{m'}_{ij}\alpha((\underline{m}_{jl}\alpha\overline{m}_{im})(\underline{m}_{mi}\alpha\overline{m}_{lj}))). \tag{14}$$

定理 4.1 含意規則を用いて更新された新たな行列 M は再びファジィ部分可到達行列となる.

以上の定理よりファジィ部分可到達行列の未知要素に値を与えて,この規則を繰り返し適用すれば,ファジィ部分可到達行列の要素全体が既知であるファジィ可到達行列を得られることができる.含意規則を実行する計算量は,任意の (l,m) 要素の値が (i,j) 要素における添字対集合に含まれていれば,それぞれ最低値,最大値を変更するので $O(n^2)$ である.またファジィ部分可到達行列の必要記憶容量も $\theta(n^2)$ である.

5. ファジィ 部分可到達行列モデル

ファジィ 部分可到達行列モデルとは以下の 4 つ組である.

$$M = \langle I_s, I_t, I_s \times I_t, M \rangle \tag{15}$$

ここで,I_s:水平添字集合,I_t:垂直添字集合,$I_s \times I_t$: $I_s \times I_t$ の直積,M: ファジィ 部分可到達行列である.

6. FISM/Fuzzy による構造モデリングの概要

効果的かつ効率的な発想支援が要求される知的生産活動の上流工程の段階においては,対象とする問題に対する認識が曖昧であり,漠然としている.さらに,問題を具体化するために,様々な分野の専門家が集まり,自由な発想のもとに議論を行う必要がある.このような思考過程を FISM/Fuzzy では,対象を有限集合 S と S 上のファジィ 二項関係の組 $< S, R >$ としてモデリングする.ここで,R はファジィ擬順序(反射的かつ推移的ファジィ 二項関係)であるという仮定をおく.

6.1 FISM/Fuzzy セッション

FISM/Fuzzy によろ発想支援プロセスの実行は,「 FISM / Fuzzy セッション 」とよばれる.FISM/Fuzzy セッションにおいて,利用者が行なうべき事は,「ファジィ 擬順序の性質を満たす関係を定義し,対象集合 S を構成するすべての要素を明確にし,これらの要素の一対比較により関係 R を決定すること」である.この結果をもとに FISM/Fuzzy は,対象とする問題を組織化,体系化し,その表現形式として一般的に用いられる階層グラフで表現する.

FISM/Fuzzy セッションは以下のプロセスから構成される.

FISM/Fuzzy セッション

(1) 具象化プロセス:扱う問題に対するアイデアや知識の断片の収集を行い,これらの集合の上に擬順序関係 R を決定する.

(2) 構造化プロセス:擬順序関係 R を階層構造に整理する.

(3) 表現プロセス:扱う問題にとって適切な形式に,発想/思考の結果を表現する.

7. 例題

部分可到達行列モデル $M = \langle I_s, I_t, I_s \times I_t, M \rangle$ おいて,$I_s = I_t = \{s_1, s_2, s_3, s_4\}$ とする.また,初期の M は図2とする.

具象化プロセス:モデル生成者の入力が以下の様に実行されたとする。(1) $M(1,2) = 0.2$, 含意規則の計算 (2) $M(2,1) = 0$, 含意規則の計算 (3) $M(4,3) = 0.5$ 含意規則

$M(2,1)=0$, 含意規則の計算（3）$M(4,3)=0.5$ 含意規則の計算.

この結果のファジイ部分可到達行列は図 3の Mとなる.（4）さらに、$M(2,3)=0.7$ の情報を入力し，含意計算を実行すると、以下の未知要素の値が決定される.

$$\underline{m}_{13}=0.2$$
$$\overline{m}_{31}=0$$
$$\overline{m}_{42}=0.5$$

さらに $M(2,4)=0.2$ $M(4,2)=0.2$, $M(1,4)=1$, $M(1,3)=0.5$, $M(3,2)=0.2$, の入力と含意計算を実行し、行列 Mを更新すると，最終的に行列は Mとなりファジィ可到達行列が生成される (図4)．この結果をα分解し有向グラフで表すと，図5のようになる.

$M=$

	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1	[0,1]	[0,1]	[0,1]
s_2	[0,1]	1	[0,1]	[0,1]
s_3	[0,1]	[0,1]	1	[0,1]
s_4	[0,1]	[0,1]	[0,1]	1

図 2: 例題の初期行列M

$M=$

	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1	0.2	[0,1]	[0,1]
s_2	0	1	[0,1]	[0,1]
s_3	[0,1]	[0,1]	1	[0,1]
s_4	[0,1]	[0,1]	0.5	1

$M=$

	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1	0.2	[0.2,1]	[0,1]
s_2	0	1	0.7	[0,1]
s_3	0	[0,1]	1	[0,1]
s_4	[0,1]	[0,0.5]	0.5	1

図 3: 行列 Mの更新

$M=$

	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1	0.2	0.5	1
s_2	0	1	0.7	0.2
s_3	0	0.2	1	0.2
s_4	0	0.2	0.5	1

図 4: ファジィ可到達行列 M

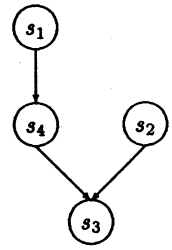


図 5: 構造グラフ $\alpha=0.5$

8. むすび

本論文では，発想支援法に要求される機能的特徴を明らかにし，これに対応できる発想支援法 FISM/Fuzzy についてに関して述べた．現在，FISM/Fuzzy を基盤とした高機能発想支援システムの開発と機能拡張について検討している.

参考文献

[Warfield 76] J.N.Warfield : *Societal Systems-Planning, Policy and Complexity* , John Wiley & Sons (1976).

[Ohuchi 86] Ohuchi, A., Kurihara, M. and Kaji, I. : Implication Theory and Algorithm for Reachability Matrix Model, *IEEE Trans. SMC*, Vol. SMC-16, No 8, pp. 610-616 (1986).

[Ohuchi 89] Ohuchi, A. and Kaji, I. : Correction Procedures for Flexible Interpretive Structural Modeling, *IEEE Trans. SMC*, Vol. SMC-19, No 1, pp. 85-94 (1989).

[若林 92] 若林，大内：ファジィシステム構造行列の推移的結合，情処論, Vol. 33, No 5, pp620 (1992)

[川喜多 67] 川喜多二郎：発想法，中公新書 (1967)

[三田村 92] 三田村，大内：ファジィ部分可到達行列の更新アルゴリズム，第 45 回情報処理学会全国大会論文集, (1992)

[大内 91] 大内，栗原:FISM による合意モデル構築支援，情報処理学会論文誌，Vol.32,No.2,pp.256-264(1991)

[杉山 91] 杉山公造：発想支援のためのインタフェース研究 発想系情報学に向けて，国際研シンポジウム報告書，pp.223-241(1991)

問い合わせ先

〒060 札幌市北区北 13 条西 8 丁目
北海道大学工学部情報工学科
システム工学講座
Tel: (011)716-2111, 内線 6495
Fa:x (011)757-3524 (講座直通)
e-mail: ohuchi@huie.hokudai.ac.jp

WC4-2

プラントオペレータの認知状態の推定

Estimation of a Plant Operator's Cognitive State

村野　健一
Ken'ichi MURANO

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research(LIFE)

Abstract

This paper describes the proposition of designing a plant operator support system using an estimation of the operator's cognitive state for minimizing human error. According to his cognitive states, the operator interprets the plant faults. The author of this paper considers that a good support system is adapting itself to the operator's cognitive states. For this purpose, this study proposes a model to estimate operator's cognitive state, including an inner cognitive translation model and rules to stimulate the model depending on plant process indicators. An individual model is built experimentally, and the usefulness of the presented method is verified.

1. はじめに

プラントオペレータの支援システムの構築を考えたとき、ヒューマンエラーを最小限に抑えるようなインタフェースが求められる。この目的のためには、オペレータの認知状態に応じた支援をしてやることで対処する方法があると考える。例えば、オペレータが操作に集中している認知状態であると推定できれば、警報の鳴らし方を控えめにしてやるが、そうでなければ正確に警報を鳴らすようなことである。

本研究では、このような運転支援システムの構築のために、認知状態の推定するモデルを提案し、実験的にモデルの有用性を検証した。モデルは、人間の主観によって、認知状態の集合をあいまいさを含んだ形でモデル化し、あいまいなまま推定できるような枠組みを提案した。

2. オペレータの認知状態遷移モデル

プラントオペレータの認知状態のモデルとして有名なのはJ.Rasmussenモデルである[1]。このモデルはオペレータの認知状態（警戒状態、観察状態など）が遷移していくことで、認知過程を説明したものであり、オペレータが浅い知識で判断して操作する場合や、総合的に判断して操作する場合などの認知過程をうまく説明している。本研究ではこのモデルの妥当性を認め、このモデルを基にした認知過程モデルを採用する。

図1に提案する認知過程モデルを示す。10個の認知状態の集合で表現しており、定常状態から警戒、観察、プロセス状態認知、思考、判断を経て目標設定、タスク計画、手順認識、操作の認知状態をとるものとする。オペレータは何かの異常の兆候があると定常状態から警戒状態に遷移し、特定の着目すべきプロセスの情報がわかるとそれを観察する状態に遷移する。観察からプロセスの状態を認知し、プロセスの状態を把握した認知状態に遷移する。さらに、プロセスの状態から対策を立てる状態になると、安全性、経済性などの評価項目を満足するような対策を思考し、その結論が出ると判断の状態に至る。判断から目標設定に具体的な操作目標を立てることで遷移し、目標に沿ったタスクを計画する。タスク計画から操作手順を確認して実際の操作をする。

基本的にはこのような遷移をたどり、問題に対処すると考えられるが、問題の程度、種類、オペレータの経験により遷移のベクトル、遷移の早さ等が変化する。例えば、経験のある問題では、警戒状態にも遷移せず、すぐに操作するようなスキルベースの対応になることもあるし、ある程度観察を要する問題では観察後に操作するようなルールベースの対応になる。また、運転状態を経済性、安全性等を総合的に判断すべき問題では思考、判断の状態を経由して知識ベースの対応になる。従って、このモデルにおける遷移は状況(オペレータの知識、経験のレベルや対面している問題等）に強く依存することがわかる。

このような認知モデルを使って、オペレータの認知状態を説明する時、説明される側にとってはわか

りやすいが、このモデルを認知状態の推定に使用するには、このような概念モデルでは不十分である。支援システムで推定結果を使用するには、オペレータがどの認知状態であるかを明示的に示さなければならない。そこで、認知状態の集合のどの状態にオペレータの認知状態があるかという測度を示す方法が考えられる。これは認知状態が主観的な測度で与えられ得ることを示している。人の認知状態を推定することは、確定的なことではなく、あくまで観察者の憶測にすぎない。ただし、観察者自身も自分の心の中を考えてみて、人の認知過程がラスムッセンモデルで説明できると納得し、オペレータの行動、発話などからその理解に基づいたオペレータの認知状態の推定を説明できるとき、その推定はオペレータの認知状態の推定であると考えることが出来よう。

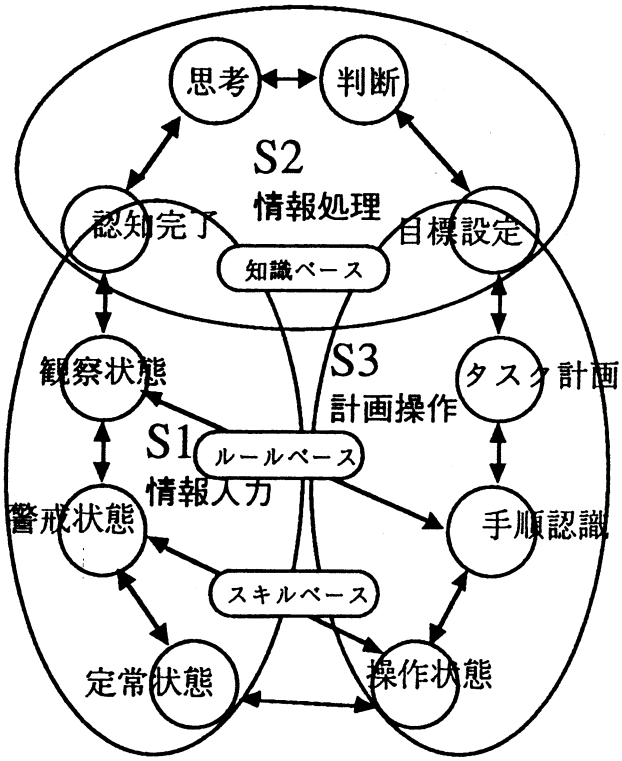


図1　認知状態の遷移モデル（ラスムッセン）

認知状態の推定の最近の研究では吉川らが行ったものがある[2]。それは、推定するための情報として人間の瞳孔の大きさ、血圧、心拍数などの生理データを使うものである。認知状態の遷移と生理データとの相関は知られたところであるので、特定の環境での実験では有効な結果が出ている。ただ生理データを使うので、オペレータにセンサを装着する必要があり、実用的には、それらが非接触に改善されるか、かなり小さくする必要があると思われる。また、実験では簡単な対象に対して行っており、対象のプロセスが複雑になったときの拡張の方法などに研究の余地がある。

本研究では、生理データは一切使わず、プロセスの変化、警報の出し方と認知状態の変化との関連を調べ、より実現可能であるデータのみを使った推定をするようにしている。

2-1　認知状態の基本確率

オペレータの認知状態を知る手がかりは分析者が納得した被験者の解釈であり、具体的にはオペレータの行動から推測している。しかし、分析者がオペレータの認知状態の集合のどの要素にあるかを確定的に示すことは不可能で、かなりのあいまいさを含むはずである。分析者がデータからオペレータの認知状態を与えやすいように、本研究では基本確率を使って、認知状態のどの状態にある確率として表すことにする。このことは、分析者に複数の認知状態に対して確率を与えられるので、確信が低いときには複数の認知状態に確率を与えられる。例えば、全体集合への値は無知の程度を示している。基本確率は次のような性質を有する。

全体集合をSとする。

$$m:\wp(S)\Rightarrow[0,1]$$
$$m(\phi)=0$$
$$\sum_{A\in\wp(A)} m(A)=1 \qquad (2\text{-}1)$$
$$\wp(S):\text{ power set of S}$$

ここでϕは空集合である。$m(\phi)=0$は制約ではないが、本研究では0とした。基本確率の制約はこれしかないので、基本確率はファジィ測度ではない。しかし、基本確率から様々なファジィ測度を導き出せる。有望度（plausibility）Plは次のように定される。

$$Pl(A)=\sum_{B\cap A\neq\phi} m(B) \qquad (2\text{-}2)$$

これはある焦点をあてた集合（焦点集合：focal element）、すなわちいま着目している集合がある証拠に属することの有望度を示す。また、同様に確信度（belief）Belは次式で定義できる。

$$Bel(A)=\sum_{B\subseteq A} m(B) \qquad (2\text{-}3)$$

有望度のほうが確信度よりゆるい制約であるので次のような順序関係がある。

$$Pl(A)\geq Bel(A)$$
$$A\in\wp(S) \qquad (2\text{-}4)$$

また無知の度合は全体集合に与えられた$m(S)$が無知の度合である。

複数の独立した証拠により、それらの基本確率を統合する方法にDempster'sCombinationRuleがあり、次式のように定義される[3]。

$$m_{1,2}(A)=\frac{\sum_{B\cap C=A} m_1(B)\bullet m_2(C)}{1-K}$$
$$A\neq\phi \qquad (2\text{-}5)$$
$$K=\sum_{B\cap C=\phi} m_1(B)\bullet m_2(C)$$
$$m_{1,2}(\phi)=0$$

2-2　認知状態の推定モデル

認知状態を推定するために、認知状態遷移がどのように行われているかを次のように仮定した。

1)　認知状態遷移は内部的に遷移する場合と外部からの刺激によるものとに分ける。

2)　内部的な遷移は、遷移マトリクスによって表されるダイナミックシステムで定義される。

3)　外部からの刺激がどの状態遷移に影響するかはルールで与えられる。

4)　内部的な遷移と外部からの刺激によるものとの統合はルールによる。

内部的な遷移は次のようにダイナミックシステムとして表現できる。

$$X_{t+1}=f(\Phi,X_t)$$
$$\Phi:\text{Transiton Matrix} \qquad (2\text{-}6)$$
$$X_t:\text{Vector of } m(A), A\in\wp(S)$$

一つ前の認知状態から次の認知状態への遷移を表わしている。

外部からの刺激はプロダクションルールで表現する。プロダクションルールは次のように表現される。

```
IF
 process1 is low & process2 is high & ...
  & state1 is high & state2 is low & ...
THEN
 next state1 is high & next state2 is high & ...        (2-7)
processN : processN's state
stateN : basic assignment m's state
```

ルールの意味は、オペレータにプロセスのある状況を見せて、その時の認知状態がある状態であれば、次に他の認知状態へ遷移するということである。

3　実験とモデルの構築および検証

3-1　ボイラーシミュレータ

ボイラーのシミュレータ操作盤を作成した。対象とするボイラーは中型の水管ボイラーで数学モデルに対して適当なパラメータを与えて常微分方程式をルンゲクッタギルで解き、操作盤に表示した。

また、簡単な故障診断が出来る支援画面を操作パネルの横に置き、診断メニューの操作も認知状態の推定に利用した。

3-2　実験の内容

実験は一定の教育をした被験者10名に対し、4種類の故障に対応させ、その操作履歴、ビデオによる記録を行った。

3-3　実験の解析

図1に示す状態遷移の中の10個の状態に対して解析を行うのでは分析が困難になるため、認知過程を大きく3つで扱うこととした。情報入力過程をs1、情報処理過程をs2、計画操作過程をs3とした。

基本確率により解析者が認知状態を与える指針を次に示す。

1) *m(s1)*である証拠；確かに表示パネルに注目している（ビデオから）

2) *m(s2)*である証拠；考えている様子（ビデオあるいは診断メニューの操作）

3) *m(s3)*である証拠；操作に集中（ビデオ、操作履歴）

4) *m(s1,s2)*である証拠；観察しながら考えている様子（ビデオ）

5) *m(s1,s3)*である証拠；操作しながら反応を観察する（ビデオ）

6) *m(s2,s3)*である証拠；判断と操作を繰り返す（途中で判断を変え、操作を変える場合）

7) *m(s1,s2,s3)*である証拠；どの状態にいるかが無知である（今回はこれは与えないこととした）

3-4　モデルの構築と検証

以上の解析から1実験あたり240ステップの時系列データを得た。このデータから個人モデルを構築した。個人モデルの内的遷移のマトリクスは自己回帰モデルで統計処理により求めた。ルールの前件部は区間で区切り、プロセスの値と基本確率の値が高い、低い、普通の3段階のどの段階にあるかを調べ、それの頻度によりそれぞれのルールを作成した。

図2にモデルを作成したデータとその個人モデルによる認知状態s1の推定結果の比較を示す。図3に同一被験者による他の実験データに対する認知状態s1の推定結果との比較を示す。それぞれ推定結果はs1についての例であり有望度と確信度とを示してある。

図2では、推定した有望度と確信度との範囲に分析結果のそれがあれば、推定はほぼうまく出来ていると考えられる。また、値が変化する所でも推定はうまく追従していることがわかる。これは、認知状態の変化を推定していることを示しており、この変化に対応した運転支援が出来ることがわかる。

図3では、同じ故障原因での2回目の実験に対する推定であり、被験者は学習しているため、モデルも変化しているはずである。従って、推定は変化に対してそれほど追従していない。しかし、大まかには推定していることがわかる。モデルのルールを分析してみると、学習の効果が表れているものがわかった。そのルールを修正することにより推定が多少良

くなることもわかったが、学習がどのルールに表れるかの方が重要であり、今回はそれが判明したので推定精度の改善については行っていない。

4 結論

認知状態を操作盤の表現との関係から推定するモデルを提案し、実験によりその有用性を検証した。あいまいさを含んだまま扱うことで、有効なモデルを構築できることがわかった。

実験から心理学的な分類とモデルとの関係が観察されているので、心理学的な分類や適性検査、対象に関する知識との関係から個人のモデルを構築することにより、支援システムが個人に対応し、実システムにも対応出来る支援システムの設計の方法と有用性の検証が今後の課題である。

謝辞

この研究を行うにあたり、法政大学工学部教授渡辺嘉二郎博士に研究内容に対する助言、実験への協力をいただいたのでここに感謝の意を示す。

参考文献

1) J.ラスムッセン著、海保他訳:インタフェースの認知工学;啓学出版、1990.

2) 吉川、黒田、西尾、北村:心理データによる認知行動の状態推定;システム制御情報学会論文誌、Vol.5、No.5、pp.167～182、1992.

3) 例えば、廣田他著:ファジィシステム、3章;計測自動制御学会、1990.

問い合わせ先

〒231 横浜市中区山下町89-1 シイベルヘグナ-ビル3F 国際ファジィ工学研究所 村野 健一

Tel: 045-212-8224 FAX:045-212-8255

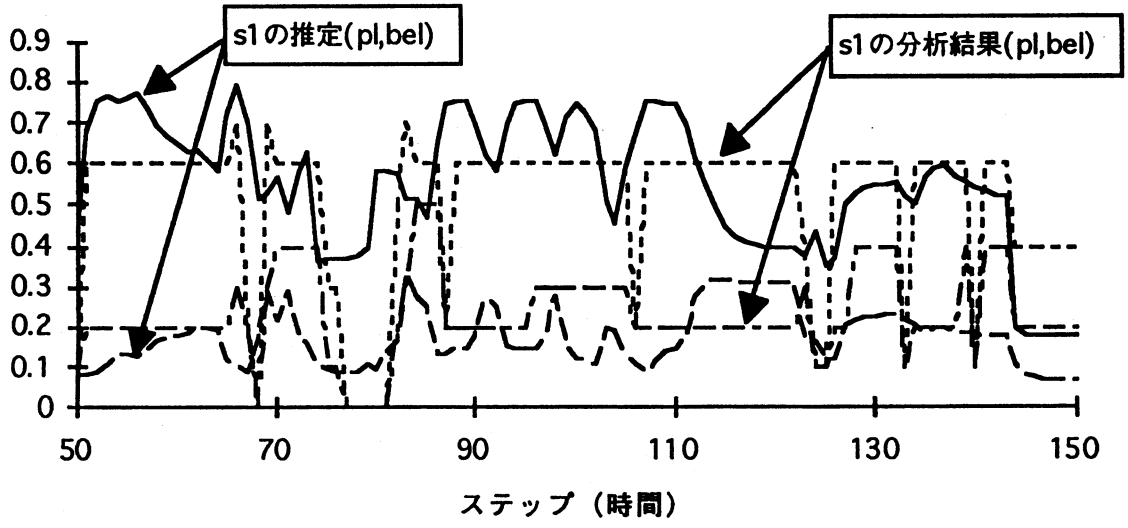


図2 分析データから作成したモデルによる分析データの推定結果

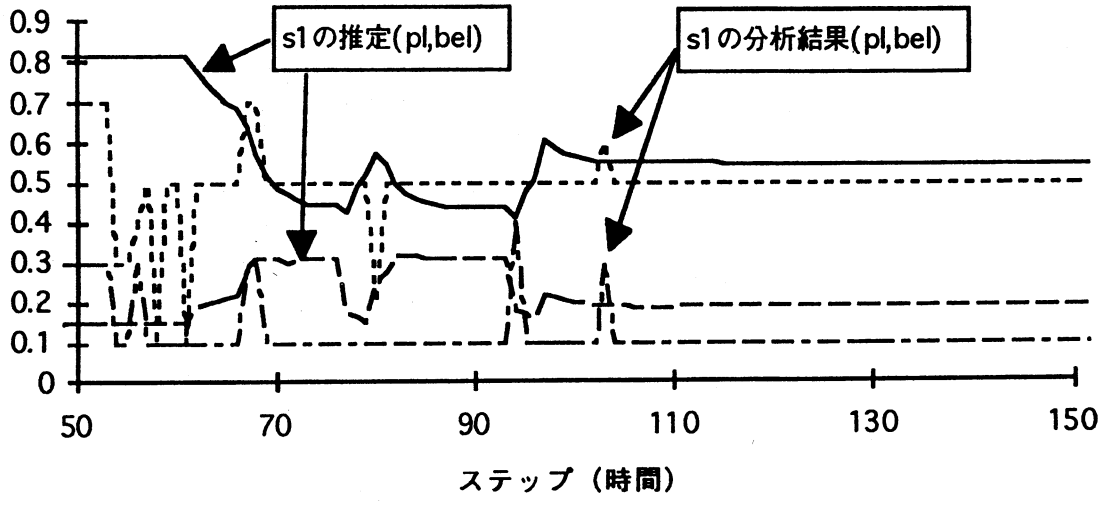


図3 図2のモデルを使った他の分析データの推定結果

WC5-1

協調的対話システムにおける意思決定支援

Decision Support in Intelligent Cooperative Dialogue System

奴久妻 章* 山田 耕一* 原田 直樹* 石丸 恵一*
Akira NUKUZUMA Koichi YAMADA Naoki HARADA Keiichi ISHIMARU
*技術研究組合 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE)

Abstract: We are making a research on a human-friendly system which has an intelligent human-machine interface. The intelligent human-machine interface that we are developing gives a response in accordance with users' intention and their knowledge. In the system an interactive decision support method is needed not only to make an answer, but also to give its positive cooperation. An interactive fuzzy programing is one of such a method. However, it does not make our system cooperative, because the user must make interactions by considering the trade-off rates between objective functions and decide reference membership values. Our decision support method uses a user model which infers the user's information (e.g., preference, knowledge). So, in our method, the user can make interactions without considering the trade-off rates and by using natural language, not the reference membership values.

1. はじめに

ユーザとヒューマンフレンドリィなコミュニケーションを行ないつつ、問題解決を行なうシステムを研究している。我々はヒューマンフレンドリィなコミュニケーションをユーザの意図や知識に見合った協調的な応答をシステムが行なうこと[1)、2)]と考え、ユーザに対して協調的な対話を行なうシステムの開発を目指している。ユーザの質問に答えるだけでない積極的な協調性を実現するためには、対話型の意思決定支援機構が必要である。そのような手法の1つとして、対話型ファジィ計画法[3)]がある。対話型ファジィ計画法では、ユーザのあいまいな目標に対する満足度という観点から多目的意思決定問題を扱う。対話型ファジィ計画法による問題解決手順は、以下の通りである。

（1）ユーザの目標（目的関数）をファジィ目標としてメンバーシップ関数で表現する。
（2）ファジィ目標に対して、ユーザが対話的に基準点（基準メンバーシップ値）を設定する。
（3）基準点近傍のM-パレート最適解を求め、示す。
（4）ユーザが満足すれば、終了する。
ユーザが満足しないとき、現在の解における目的関数間のトレードオフ比を見せて、ユーザが基準メンバーシップ値を再設定し、（3）に戻る。

しかし、対話型ファジィ計画法は、協調的な対話を行なう意思決定支援の手法として、以下の問題点を持つ。

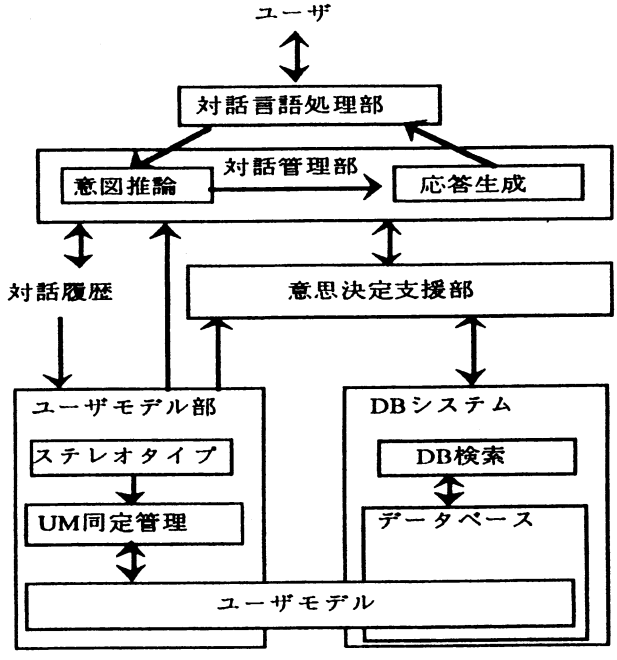
- ファジィ目標をメンバーシップ関数の形で与えるのが難しいこと。
- ファジィ目標上に値の意味が理解しにくい基準メンバーシップ値を設定しなければならないこと。
- 数字で示された目的関数間のトレードオフ比マトリクスを考慮し、基準メンバーシップ値をどのように変更するのか判断しなければならないこと。

そこで以下のような改良を加え、協調的な対話を実現するための意思決定支援方法とする。

- 言語による対話でファジィ目標を設定する。
- 各ファジィ目標に対する重視度を用いて、M-パレート最適解の中からユーザへの提案を決定する。
- ファジィ目標および重視度を言語による対話で変更し、再提案を行なう。

2. 対話システム

システムの概要を図－1に示す。システム本体は、対話管理部、意思決定支援部、ユーザモデル部およびデータベース部から構成される。



図－1． システム概要

対話管理部 ：ユーザからの発話に基づいてユーザの意図を推論し、必要に応じてユーザモデル情報や意思決定支援部からの情報を参考にしながら、ユーザに対する質問や応答を行なう。
意思決定支援部：ユーザモデル情報を参考にして、解の提案を行なう。提案はユーザが満足するまで繰り返す。
ユーザモデル部[4)]：初期対話情報から初期ユーザモデルを同定し、対話管理部を通して得られるユーザ発話や意図に従って、そのモデル情報を管理する。

このように本システムは、対話管理／意思決定支援／ユーザモデルの主要3部分が有機的に結合して、ユーザに対する協調的対話を行なうことを目指している。

3．協調的対話システムにおける意思決定支援

貸家を探しているユーザを支援する対話型意思決定支援システムを例題として、前述した意思決定支援方法の詳細を以下に述べることにする。

3．1　ファジィ目標の設定。

対話型ファジィ計画法では、まず、目的関数について最大値と最小値を数字で与え、その値を考慮しつつ、メンバーシップ関数を決定する。これが、ファジィ目標である。このようにユーザがファジィ目標を数字を用いて決定しなければならないことは、協調的であるとは言い難い。一方、本手法では言語による対話でファジィ目標を設定する。これをユーザモデルのデータを利用することで実現する。例えば、ユーザの発話

（発話）”今より広いマンションを借りたい。”

によって、ユーザモデルでは選好情報（広さ）を推論する。選好情報はユーザの希望値と重視度がある。ユーザモデルで得られた選好情報を以下のように利用して、意思決定支援ではファジィ目標を設定する。

(i) 重視度に応じて、目的関数を選択する。

ユーザモデルの選好の中から、重視度によって目的関数を選択する。ユーザモデルの中のユーザの住宅についての選好が費用、広さ、環境、設備の４つで、各々の重視度が以下のように与えられているとする（表１）。

表１　選好とその重視度

選好	重視度
費用	0.7
広さ	0.6
環境	0.5
設備	0.2

今、重視度が0.5以上のものを住宅選択のための目的関数とする。設備の重視度は0.5未満であるので、設備は目的関数から除外される。また、各目的関数についてユーザが最も重視している属性は、表２のように与えられているとする。

表２　目的関数に対するユーザが最も重視している属性

目的関数	最も重視している属性
費用	定期費用
広さ	間取り
環境	通勤時間

(ii) ファジィ目標を作成する。

選択した目的関数の上に、ファジィ目標を作成する。費用、広さ、環境についてのファジィ目標 μ_{fM}、μ_{fS}、μ_{fA} は、ユーザモデルの選好情報をそのまま利用するものとし、次のように与えられる。

$$\mu_{fM} = 0.2/6 + 0.4/8 + 0.6/10 + 0.8/12 + 1.0/14 + 0.8/16 + 0.6/18 + 0.4/20 + 0.2/22$$

$$\mu_{fS} = 0.4/2DK + 0.6/2LDK + 0.8/3DK + 1.0/3LDK + 0.8/4DK + 0.6/4LDK$$

$$\mu_{fA} = 1.0/30 + 1.0/40 + 1.0/50 + 1.0/60 + 0.8/70 + 0.6/80 + 0.4/90 + 0.2/100$$

なお、μ_{fM}、μ_{fS}、μ_{fA}の単位はそれぞれ、（定期費用）万円/月、（間取り）、（通勤時間）分である。

(iii) ファジィ目標の確認をするかどうか決定する。

ファジィ目標があいまいすぎたり確信度が低いときには、ユーザに一旦確認した方が望ましい。ユーザに確認を取るかどうかの条件は、以下の２つである。

①ファジィ目標のあいまいさが十分解消されていない。
②ファジィ目標の確信度の最大値がしきい値未満である。

ユーザに確認する必要があるときは、ファジィ目標のメンバーシップ関数の適当な頂点に着目し、質問を生成する。間取りを例にして質問を生成すると、以下のようになる。

（質問）”間取りは3LDKくらいがよろしいでしょうか？”

そして、この質問に対するユーザの答が「はい」であればユーザモデル内の間取りに関する選好が修正されるため、それを新しいファジィ目標とする。また、「いいえ」であれば次のような質問を生成する。

（質問）”間取りはどれぐらいがよろしいでしょうか？”

3．2　ユーザへの提案の決定。

対話型ファジィ計画法では、基準点（基準メンバーシップ値）をユーザに設定させて、その基準点近傍のM-パレート最適解をユーザに示す。しかし、基準メンバーシップ値の値の意味をユーザが理解することは難しい。そこで、本手法ではM-パレート最適解を全て求め、その中から各ファジィ目標に対する重視度を利用して計算する満足度を最大にする解をユーザに示す。解の提案は以下のように行なう。

(i) 物件を絞り込む。

ある物件の物件名と属性値の例は表３のようになる。

表３　物件と目的関数の属性値

物件名	物件1-1
定期費用	１５万円
間取り	３ＤＫ
通勤時間	４０分

膨大な数の物件からM-パレート最適解を求めようとすることは、計算機の実行時間・メモリなどの点で問題が多い。そこで、まず、既に得られた目的関数を制約条件として、データベースの物件を絞り込む。

(ii) 物件群からM-パレート最適解を求める。

今、各ファジィ目標とその重視度が次のように得られているとする。

表4　各目的関数のファジィ目標と重視度

目的関数	ファジィ目標	重視度
定期費用	$\mu_{f1}(x)$	w_M
間取り	$\mu_{f2}(x)$	w_S
通勤時間	$\mu_{f3}(x)$	w_L

xを物件、fi(x)を目的関数、$\mu_{fi(x)}$を目的関数上のファジィ目標とすると、以下の最大化問題の解、

$$\underset{x\in X,z}{\text{maximize}} \quad z$$

$$\text{subject to} \quad z \leq \mu_{fi(x)}, i = 1,\ldots,k$$

の中で以下のM-パレート最適性のテストで全てのiについて$\varepsilon_i = 0$であるx*がM-パレート最適解である[5]。

$$\underset{x\in X,\ \forall\varepsilon_i\geq 0}{\text{maximize}} \quad \sum_{i=1}^{k}\varepsilon_i$$

$$\text{subject to} \quad \mu_{fi}(x) - \varepsilon_i = \mu_{fi}(x^*)$$

(iii) 提案する解を決定する。

M-パレート最適解の物件について、以下に示される満足度αを求め、この値が最大となるものをユーザにとっての最適解とする。

今、ある物件の定期費用、間取り、通勤時間の各ファジィ目標に対するメンバーシップ値がそれぞれμ_M、μ_S、μ_Lであるとする。このとき、満足度αを次のように定義する。

$$\alpha = (w_M * \mu_M + w_S * \mu_S + w_L * \mu_L) / w$$

$$w = w_M + w_S + w_L$$

また、あるパラメータβ（$\beta \geq 1$）を導入し、満足度αを3パターン定義する。各々のパターンについて、満足度が最大になるものも参考意見として、ユーザに示す。

・定期費用を重んじるパターン

$$\alpha = (\beta * \mu_M + \mu_S + \mu_L) / (2+\beta)$$

・間取りを重んじるパターン

$$\alpha = (\mu_M + \beta * \mu_S + \mu_L) / (2+\beta)$$

・通勤時間を重んじるパターン

$$\alpha = (\mu_M + \mu_S + \beta * \mu_L) / (2+\beta)$$

3．3　ユーザが不満足な場合の再提案。

対話型ファジィ計画法では、現在の解に満足しないとき、数字で示された目的関数間のトレードオフ比マトリクスを考慮し、ユーザが基準メンバーシップ値をどのように変更するのか判断しなければならない。ユーザが必ずしも手法そのものについて熟知しているとは限らないことを考えると、トレードオフ比マトリクスだけで判断を求めるのは、協調的であるとは言い難い。一方、ユーザモデルでは言語によるユーザの発話によって選好情報（希望値および重視度）が変更される。意思決定支援ではこの更新された選好情報をファジィ目標として用いる。つまり、従来の対話型ファジィ計画法では固定にしていたファジィ目標を、本手法ではユーザの発話で変更する。よって、本手法によるユーザへの再提案は基準メンバーシップ値を用いないで、変更されたファジィ目標に対して新しい解を求め直すことで行なう。ユーザが満足しなかったとき、新しい解の再提案を以下のように行なう。

(i) 犠牲にする目的関数を選択する。

ユーザが意思決定支援部の求めた解に満足していないときは、ファジィ目標あるいはその重視度に何らかの問題があると考えられる。そこでまず、意思決定支援部はユーザがどの目的関数について満足していないか知る必要がある。ユーザが満足しない目的関数について発話する（例えば、"もう少し安い物件はありませんか？"）こともあるし、解に満足していないとだけ発話することもある。後者の場合は、意思決定支援部は

（質問）"何か納得いかないことがおありでしょうか？"

とユーザに質問することで、ユーザがどの目的関数について満足していないか知る。

ユーザが満足していない目的関数を改善するためには、別の目的関数を犠牲にすることが必要であるので、どの目的関数を犠牲にするか決定する。犠牲にする目的関数は以下の条件を満たすものとする。

① ユーザが改善を求めた目的関数ではないこと。
② ユーザの重視度が最も小さいこと。

例えば、ユーザモデル管理部の推論した各目的関数に対する重視度が表6のように与えられていて、対話の中で"もう少し安い物件はありませんか？"というユーザからの発話があったとする。

表6　目的関数に対する重視度

目的関数	重視度
間取り	0.8
通勤時間	0.7
定期費用	0.6

①によって、定期費用が犠牲にする目的関数の対象から外される。さらに、②により犠牲にする目的関数は、通勤時間となる。

(ii) ユーザに決定した目的関数を犠牲にしてもよいか、質問を生成する。

意思決定支援部は通勤時間を犠牲にしてよいか、ユーザに質問する。通勤時間をマイナスに変化させる形容詞をユーザモデル管理部から得ることで質問を生成する。通勤時間をマイナスに変化させる形容詞は、"長くなる"

である。よって、以下の質問が作成される。

（質問）" 通勤時間が長くなってもよいですか？"

この意思決定支援部からの発話に対しユーザが拒絶の意図を持つ発話をした場合は、ユーザの望む物件はないと答えるか、もしくは、ユーザの望む目的関数を改善するためには別の目的関数を犠牲にせざるを得ない旨の説明を行なう。例えば、

（説明）" 家賃が8万円くらいで、広さが3LDKくらいだと、通勤時間が少し長くなります。"

などの説明を行なう。

(iii) 再び満足度 α を最大にする解を求める。

ファジィ目標を対話によって更新したので、再びM-パレート最適解を求め直す。このM-パレート最適解の中で満足度 α を最大にする解をユーザに示す。

4．貸家相談システムの対話例

本システム（貸家相談システム）が想定している対話例の一部は以下のようになる。
（シとユは、それぞれシステムからの発話とユーザからの発話を意味する。）

[対話例の一部]
シ1：他に何かご希望はありますか.
ユ1：便利なところがよい。
シ2：20 件ほどあります.
　　うち，良さそうな物件概要をお見せします.
物件1-1 京浜東北線港南台歩16分3DK(45.0)賃13.6万円
<<参考意見>>
物件1-2: 京浜東北線大船歩20分2LDK (43.0)賃13.0万円
物件1-3: 京浜東北線新子安バ10分、歩2分3LDK (56.0)
　　賃15.6万円
物件1-4: 京浜東北線磯子歩8分3DK (48.0)賃15.9万円
ユ2：もう少し安い物件はありませんか？
シ3：１２万円位の物件ですか？
ユ3：はい.
シ4：通勤時間が長くなっても、よいですか？
ユ4：はい.
シ5：１３件あります.
　　うち良さそうな物件概要をお見せします.
物件2-1: 京浜東北線大船バ10分、歩10分3DK (50.0)
　　賃12.6万円
<<参考意見>>
物件2-2: 京浜急行線弘明寺バ9分、歩5分 2DK (42.0)
　　賃10.5万円
物件2-3: 横浜線長津田バ5分、歩5分3DK (56.0)賃12.5万円
物件2-4: 相鉄線二俣川歩8分2LDK (48.0)賃11.5万円

この対話例では、意思決定支援部は問題解決手順で示した、５つの役割を果たしている。

（1）ユーザの選好情報を引き出す。ファジィ目標を設定する手順の一部に相当する。
　　(対話中の発話：シ1、シ3)
（2）データベースのデータからM-パレート最適解を求める解空間を絞り込む。
　　(対話中の発話：シ2、シ5)
（3）検索物件が十分絞り込まれたとき、満足度が最大である解を求め、ユーザに示す。
　　(対話中の発話：シ2)
（4）ユーザが解に満足しないとき、ある目的関数を改善するために別の目的関数を犠牲にしてもよいか、ユーザに質問する。
　　(対話中の発話：シ4)
（5）更新されたファジィ目標に対し、再び満足度が最大である解を求め、ユーザに示す。
　　(対話中の発話：シ5)

5．まとめ

複数の相競合するあいまいな目標がある意思決定問題を解く手法として、対話型ファジィ計画法がある。しかし、従来の対話型ファジィ計画法における対話はユーザに対して協調的とは言い難いものであった。

そこで、協調的な対話を実現するという観点から従来の対話型ファジィ計画法を見直し、ユーザの意図（希望や不満など）を対話によって引き出しつつ、理解し、システム自身がファジィ目標を変更する意思決定支援法を提案した。今後は、本手法に基づく意思決定支援をインプリメントし、動作確認を行なう予定である。

参考文献

1）中森 義輝：しなやかなDSS、 オペレーションズ・リサーチ、 Vol. 35、No. 6、pp.328-332 (1990)。
2）前田 博、吉田和明：知識ベースを導入した柔軟な意思決定支援システム、第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.125-128 (1992)。
3）坂和他：多目的計画問題に対する対話型ファジィ計画法とその応用、 オペレーションズ・リサーチ、 Vol. 36、No. 9、pp.445-449 (1991)。
4）原田他：協調的対話システムにおけるユーザモデルについて、本講演論文集。
5）坂和 正敏：非線形システムの最適化、森北出版、pp.142-158 (1986)。

問い合わせ先：
〒231　横浜市中区山下町89-1シィベルヘグナービル3F
　　技術研究組合国際ファジィ工学研究所
　　奴久妻　章
　　TEL: 045-212-8267　/　FAX: 045-212-8255
　　E-mail:nuu@fuzzy.or.jp

WC5-2

あいまいな環境における多目的意思決定
— ヒューリスティックなアプローチ —

Heuristic Approach to Multi-Objective Decision Making Problems in Fuzzy Environment

徳丸昭彦，田崎栄一郎
Akihiko Tokumaru , Eiichiro Tazaki

桐蔭学園横浜大学工学部制御システム工学科
Dept. Control & Systems Eng'g, Toin University of Yokohama

A multi-objective decision making model of fuzzy preference relations is presented. A type of dominance of alternatives is presented whose purpose is the choice of an optimal alternative in uncertainty on imprecise environment.

This system is based on the expected utility decision making in which the probabilities and the utilities are expressed as the membership functions. Fuzzy expected utility is calculated on the basis of these probabilities and utilities in each chance node. Next, the truth value of the fuzzy preference relation is calculated in the decision node.

The relationship among multiple interdependent objectives is determined by introducing a fuzzified Hamming distance calculated by the membership functions of utilities and the ordering of alternatives for each objective. With these results, we can employ some techniques for knowledge representation based on fuzzy production rules and basic concepts from the theory of approximate reasoning.

1．はじめに

我々は毎日色々な決定を下しながら生活している。この決定という行為はある目的を実現する代替案の中から最もふさわしいものを選ぶことだと言える。この中での「最もふさわしい」という判断は、自分の持つ経験や知識や勘を使い、置かれている状況などを考慮して最も望ましい（あるいは最もリスクの少ない）結果を導くと思われる選択肢を選ぶことにより行っている。しかし経験や知識や勘という曖昧な判断基準を定量化することは大変難しく、意思決定問題をモデル化するにはいろいろと困難が生じる。そこである評価基準を導入して意思決定者に結果の評価値を設定させてこの問題を吸収し、選択肢間の関係（つまりどちらがふさわしいか）を判断することにする。

この評価基準が単一の場合には単純な期待効用値最大化問題として容易に解を求めることが可能である。しかし評価基準が多数ある場合にはこれらの調整をどのように行うかが重要かつ困難な問題となる。。

本論文では、このような曖昧な環境においてファジイ理論を応用し意志決定者にとって合理的な解を求める方法として、目的間の重要度の順位付けを各目的ごとのファジイ推論によって求まった値を用いて行う方法を提案する。

2．単一目的における意思決定

与えられる目的が１つの場合には次のように選択肢の評価を行う。図１にあるように、選択肢Ａでは確率ｐで効用 $f_1(A1)$ が得られ、確率１－ｐで効用 $f_1(A2)$ が得られる。同じように選択肢Ｂでも、確率ｑで効用 $f_1(B1)$ が得られ、確率１－ｑで効用 $f_1(B2)$ が得られる。この時意思決定者はどちらの選択肢が有利かを判断して選択を行うことになる。

期待効用値理論では、それぞれ次の期待効用値

$$P f_1(A1)+(1-p) f_1(A2) \quad (1)$$
$$q f_1(B1)+(1-q) f_1(B2) \quad (2)$$

を計算して、値の大きい方の選択肢を選ぶことになる。すなわち、式（１）の方が大きければ選択肢Ａを、式（２）の方が大きければ選択肢Ｂを選ぶことになる。ところが実際の意思決定においては得られる効用並びに確率を確定的に与えることは非常に難しく、ある程度の曖昧性を持つと考えることが現実的である。そこで、選択肢に伴う確率と効用に曖昧性を持たせてこれをファジイ集合とし、確率と効用と期待効用

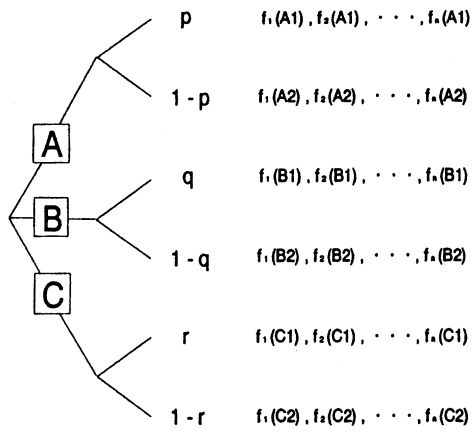


図1　3選択肢多目的の決定ツリー

値をメンバーシップ関数を用いて表現する。

p，q，r，$f_1(A1)$，$f_1(A2)$，$f_1(B1)$，$f_1(B2)$，$f_1(B1)$，$f_1(B2)$の曖昧さを示すメンバーシップ関数をそれぞれ$\mu(p)$，$\mu(q)$，$\mu(r)$，$\mu_{f1}(A1)$，$\mu_{f1}(A2)$，$\mu_{f1}(B1)$，$\mu_{f1}(B2)$と表現する。ただし、これらのメンバーシップ関数は［0，1］区間の値として記述する。こうすれば、各選択肢における期待効用値も当然曖昧になり、メンバーシップ関数で記述されることになる。

これを$\mu_A(a)$と$\mu_B(b)$とすれば、拡張原理から

$$\mu_A(a) = \bigvee_{Pf1(A1)+(1-p)f1(A2)=a} (\mu(p) \wedge \mu f_1(A1) \wedge \mu f_1(A2)) \quad (3)$$

$$\mu_B(b) = \bigvee_{Pf1(B1)+(1-q)f1(B2)=b} (\mu(q) \wedge \mu f1(B1) \wedge \mu f1(B2)) \quad (4)$$

のように求められる。こうして求めた2つの期待効用値には曖昧さがあり、メンバーシップ関数がオーバーラップしている場合、一方の選択肢の方が多少有利であるように見えても、厳密な判断は難しい。そこでこのような2つのメンバーシップ関数のオーバーラップの関係からファジイ推論を行いどちらの選択肢がよりよい選択肢であるかを導きだす。

まず2つのファジイ命題を仮定し、これをX，Yとしてその真理値を
$\upsilon(X)$,$\upsilon(Y)$とする。ここで、2値論理における含意公式

$$P \rightarrow Q = \neg P \cup Q$$

を拡張して用いると、
$X \rightarrow Y$の真理値$\upsilon(X \rightarrow Y)$は

$$\upsilon(X \rightarrow Y) = \upsilon(\neg X \cup Y) = (1 - \upsilon(X)) \vee \upsilon(Y) \quad (5)$$

となる。さらにXとYをそれぞれ選択肢AとBの変数aとbに関するファジイ関係とし、そのメンバーシップ関数を$\mu_X(a,b)$，$\mu_Y(a,b)$とする。そこで、ファジイ命題X，Yの真理値を、それぞれ、ファジイ関係のメンバーシップ値として考えると、式(5)は

$$\upsilon(X \rightarrow Y) = \bigwedge_{a,b} [(1 - \mu_X(a,b)) \vee \mu_Y(a,b)] \quad (6)$$

となる。すなわちaとbのあらゆる組み合わせによる含意の真理値の中で、最も小さいものをファジイ条件命題$X \rightarrow Y$の真理値$\upsilon(X \rightarrow Y)$とするのである。

ここで$\mu_X(a,b)$の意味は、選択肢Aが与える期待効用のファジイ集合に変数aが属する度合いと選択肢Bが与える期待効用のファジイ集合に変数bが属する度合いからaとbの関係を表わしていて、

$$\mu_X(a,b) = \mu_A(a) \wedge \mu_B(b) \quad (7)$$

で与える。

一方、$\mu_Y(a,b)$は選択肢AとBの選好関係を言語的に表現した場合のメンバーシップ関数で、本論文では2つの言語的選好関係とそれらのメンバーシップ関数を設定する。

Y1：「AはBよりかなりよい」

$$\mu_{Y1}(a,b) = \begin{cases} 1 & a > b \text{のとき} \\ 0 & \text{その他} \end{cases} \quad (8)$$

Y2：「AはBより幾分よい」

$$\mu_{Y2}(a,b) = \begin{cases} 1 & a \geq (b+0.2) \text{のとき} \\ 0.5+2.5(a-b) & (b+0.2) \geq a \geq (b-0.2) \text{のとき} \\ 0 & a \leq (b-0.2) \text{のとき} \end{cases} \quad (9)$$

結局、式（7）は2つの選択肢のメンバーシップ関数のオーバーラップの関係を表わしており、その前提から式（8）や（9）で与えられている結論が式（6）のファジイ条件命題によってどれだけの真理値で表わされるかということである。そこで式（7）を（6）へ代入すると

$$\upsilon(X \rightarrow Y) = \bigwedge_{a,b} [(1 - (\mu_A(a) \wedge \mu_B(b))) \vee \mu_Y(a,b)] \quad (10)$$

となり、$\upsilon(X \rightarrow Y)$について式（8），（9）を用いて計算する。

そこで求まった値から結論を導く。
例えば$\upsilon(X \rightarrow Y1)$と$\upsilon(X \rightarrow Y2)$の求めた値が0．64と0．74だとすると、Y1よりY2に対する真理値の方がやや大きくなり、従ってY1の方が信頼性があることになる。よって

「AはBより幾分よい」

という結論が妥当ということになる。

以上のようにして2選択肢の場合の順位付けが行える。そこで今度は3選択肢の場合にこの考え方を拡張する。この場合も基本的には2つの選択肢の優劣の検討を行い、その結果から3つの選択肢の優劣を判断する。つまりA、B、Cの3つの選択肢があるとすると、まずAとBの選択肢の優劣の判定を行う。次にBとCの判定を行い、最後にAとCとの優劣の判定を行う。そしてこの3つの結果から最終的に3つの選択肢の順序付けを行い、最良の選択肢を決定する。

3．多目的意思決定

（1）多目的への拡張

次に多目的問題について考えてみる。単一目的の場合には各選択肢につながる効用は一つだけであったが、多目的の場合にはいくつかの効用が一つの結果から得られる。こうなると単純に期待効用値の大小比較のみでは選択肢の決定を行うことは出来ない。そこでこの問題における最良の解を求めるために、次のような方法を提案する。

各目的ごとに求めた順位と効用のメンバーシップ関数からハミング距離を計算し、これから目的間の関係を表わすメンバーシップ関数を求める。この値と各目的ごとに設定した目的の重視度のメンバーシップ関数を用いてファジイ推論を行い、条件命題の真理値を求める。その値の大小比較から目的の順位付けを行い考慮すべき目的を選択する。そしてその目的において最もよいとされる選択肢を、この問題における最も合理的な解とする。ただし前提条件として、目的1の方が目的2よりも一般的に重視されるので、その結果として目的1の効用の方が目的2の効用よりも大きな値が与えられるものとする。

（2）意思決定方法

まず各目的ごとに重視度α_iを設定する。これは曖昧性を持ったファジイ集合とする。次に目的ごとの評価値γ_iを求める。これはこの目的では少なくてもこのぐらいの効用は得られるだろうという評価によるもので、次の式から求められる。目的関数f_iにおける$\mu_A(a)$，$\mu_B(b)$，$\mu_C(c)$から

$$\mu(\gamma_i) = \mu_A(a) \wedge \mu_B(b) \wedge \mu_C(c)$$

が求まる。
この二つの値から一目的の場合と同様にファジイ命題Xの真理値としてのメンバーシップ値を求める。

$$\mu_{Fi}(f_i) = \bigvee_{\alpha i \cdot \gamma i = f i} (\mu(\alpha_i) \wedge \mu(\gamma_i)) \qquad (i = 1, 2, \ldots, n)$$

例えばi＝2（つまり目的関数が2つ）ならば

$$\mu_X(f_1, f_2) = \mu_{F1}(f_1) \wedge \mu_{F2}(f_2)$$

次にファジイ命題Yについて考える。これは「f_1がf_2よりよい」という選好関係により定義される。どのようにして目的の優劣を求めるかというと、メンバーシップレベルのハミング距離を考える。各目的ごとに求まった選択肢の順位をひとつのサブセットとして考える。そして各項目にその選択肢の期待効用値のメンバーシップ値を代入し、二つの目的の関連性を求める。

A：	X1	X2	X3	…	Xn
B：	X1	X2	X3	…	Xn

この二つのサブセットのハミング距離は

$$d(A, B) = \sum_{i=1}^{n} | \mu_A(x_i) - \mu_B(x_i) |$$

これを項目の数で割って

$$\delta(A, B) = \frac{1}{n} d(A, B)$$

となる。

例えば、目的1における選択肢の順序がA＞B＞Cであり、各選択肢の期待効用値のメンバーシップ値がa（f1），b（f1），c（f1），で、目的2における選択肢の順序がB＞A＞C、各選択肢の期待効用値のメンバーシップ値がa（f2），b（f2），c（f2）だとすると

$$\delta(f_1, f_2) = \frac{1}{3} (|a(f1)-b(f2)|+|b(f1)-a(f1)| + |c(f1)-c(f2)|)$$

となる。
この値をもとにファジイ命題Y「f_1はf_2よりも重要である」の真理値としてのメンバーシップ関数を求める。

この時、目的１の真理値の０．５からの離れ具合R(f_1) と 目的２の真理値の０．５からの離れ具合R(f_2) の関係から次の３つの場合に分け、それぞれメンバーシップ関数を設定する。

CASE 1 $R(f_1) \geq R(f_2)$ のとき

$$\mu_Y(f_1, f_2) = \begin{cases} 1 & \delta > 0.2 \\ 0.3 + 3.5\delta & \delta \leq 0.2 \end{cases}$$

CASE 2 $R(f_1) < R(f_2) < R(f_1) + 0.2$ のとき

$$\mu_Y(f_1, f_2) = \begin{cases} 1 & \delta > 0.3 \\ 0.1 + 3.0\delta & \delta \leq 0.3 \end{cases}$$

CASE 3 $R(f_2) \geq R(f_1) + 0.2$ のとき

$$\mu_Y(f_1, f_2) = \begin{cases} 1 & \delta > 0.5 \\ 2.0\delta & \delta \leq 0.5 \end{cases}$$

こうして求めた命題ＸとＹの真理値としてのメンバーシップ関数からＸならばＹであるというファジイ推論を行い目的の順位の妥当性を評価する。そして最も重視すべき目的の中で最もよいとされる選択肢をこの問題の選好解とする。

4．結論

以上のような方法でいくつかの例題を解いてみたところ、ほぼ満足のいく結果が得られた。今回、目的間の重視度に対するメンバーシップ関数を３段階に分けて設定し、目的ごとの順位の真理値によりこれを使い分ける方法を取ることにより、従来の方法では導けなかった結論を導くことが出来た。つまりある程度までの効用の差であれば真理値の高い方（つまり信頼性のある方）がよい選択となるが、その効用の差があまりにも大きければ少々真理値は低くても大きな効用の得られる選択肢を選んだほうがよい選択になる可能性がある。これは一種の賭けと言え、必ずしも正しい解が得られるとは限らないが考慮する問題や状況によっては合理的な選択法と言える。取り扱う問題の性格に沿って目的間の重視度に対するメンバーシップ関数をうまく設定すれば、決定者の意図を反映した決定が行えるものと期待される。

5．参考文献

［１］吉田勝美　田崎栄一郎：”ファジイ意思決定を用いた臨床判断分析”，第１０回医療情報学連合大会（NOV，１９９０）

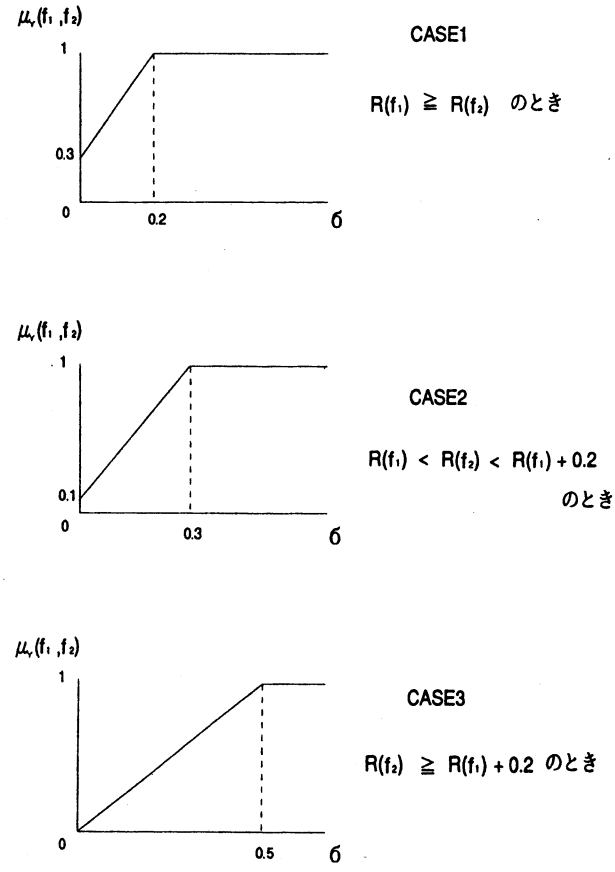


図２　命題Ｙ「ｆ１はｆ２より重要である」のメンバーシップ関数

［２］市川 惇信　編：多目的決定問題の理論と方法，計測自動制御学会

［３］Dimiter DRIANKOV : "AN OUTLINE OF A FUZZY SETS APPROACH TO DECISION MAKING WITH INTERDEPENDENT GOALS" pp275/288 Fuzzy Sets and Systems 21 (1987)

［４］V.E. ZHUKOVIN et al : "A DECISION MAKING MODEL WITH VECTOR FUZZY PREFERENCE RELATION" pp71/79 Fuzzy Sets and Systems 22 (1987)

［５］本多中二　大里有生：「ファジイ工学入門」，（１９９１），海文堂出版

6．問い合わせ先

〒225　横浜市緑区鉄町1614番地
桐蔭学園横浜大学工学部制御システム工学科
田崎　栄一郎

WC5-3

画像情報を基にしたファジィエキスパートシステムとそのバーチャルキッチンへの応用

Image-based Fuzzy Expert System and Its Application to Virtual Kitchen

今村佳世 山村 彰 西山高史 野村淳二
Kayo IMAMURA Akira YAMAMURA Takashi NISIYAMA Junji NOMURA

松下電工株式会社
Matushita Electric Works,Ltd.

Abstract In this study, a novel concept called CSS(Customer Satisfaction Support) is proposed. The key-technology of CSS system is a Virtual Product (VP) technology which enables a customer to see and touch as if it is a real product. The VP is manufactured in Virtual Space by Virtual Reality technology and the customer can change the specifications of VP according to the customer's "kansei". To modify the VP, image-based fuzzy expert system or fuzzy i/o system should be constructed as sub-system of CSS.

1．はじめに

現在の市場は、一部の製品を除き企業の出した製品の中から好みのものをお金を出して購入するという交換型市場だといえる。この形態では顧客のニーズはアンケート結果やクレーム情報から集計され、大衆の意見として製品開発に反映される。またこのようにして生み出された製品は統計処理結果として最良のもの即ち大衆の最大公約数的希望商品であり、各顧客の細かなニーズはほとんど反映されていない。従って顧客の満足度[1)]を向上させるためには、この顧客の細かなニーズまでも製品に反映させることを可能とする製造形態作りとそれをサーポートするシステム開発が必要であるといえる。本稿では、個々の顧客ニーズを製品に反映させるためのルーチンとして画像情報を基にしたエキスパートシステムを利用した顧客満足支援ＣＳＳ(Customer Satisfaction Support)システムを提案する。

2．顧客満足支援ＣＳＳ

顧客の満足度を向上させる市場とは生産のプロセス全てにおいて顧客自身が係わることのできる市場であると言える。図１に従来の交換型市場とプロセス型市場[2)]との違いを示す。図１にあるようにプロセス型市場では、企業サイドで顧客のニーズを勝手に解釈する過程はなく、市場調査・設計・生産全てに於て顧客とのインタラクション過程がポイントとなる。このプロセス型市場での顧客の満足度とは、”どのくらいプロセスに携わったか”が主要因となる。”プロセスに携わる”ためには企業と顧客とのコミュニケーションが重要となり、顧客が生産プロセスに参加するシステム／インタフェースが望まれる。CSSとは企業が将来必ず開発する必要のある顧客と企業との新しいインタフェースシステムである。

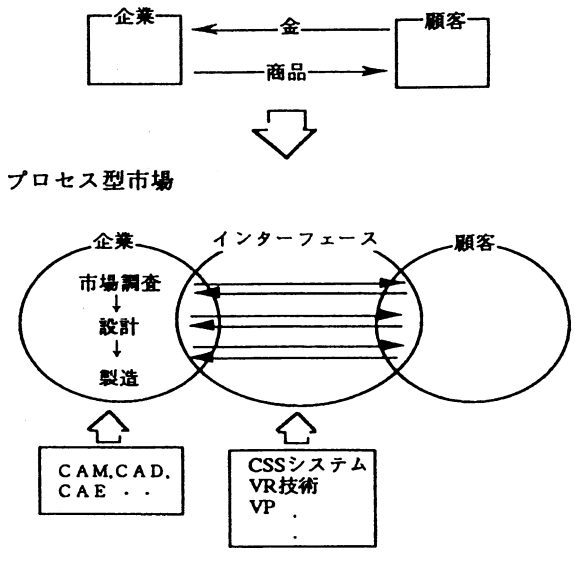


図１ 市場形態

3．バーチャルリアリティを応用したCSS

CSSでは顧客が主体となって製品を作り上げていくが、従来の企業内製品製造プロセスでは試作品の製作に多大の時間とコストが必要となりCSSの実現は実際には困難である。そこでバーチャルリアリティを応用した仮想空間内（Virtual Space）でのバーチャルプロダクト（Virtual Product）を使った試作品の制作及び意思決定支援システムの構築を考えた。図２に仮想空間意思決定支援システムVSDSS[3](Virtual Space Decision Support System)とバーチャルリアリティを応用したCSSの関係について示す。

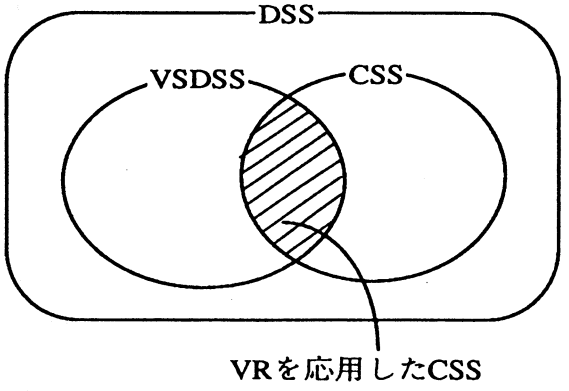


図2　ＤＳＳ／ＶＳＤＳＳ／ＣＳＳ

3．1．バーチャルプロダクトVP（virtual product)

バーチャル（Virtual）の単語の意味は「ものとして存在しないが機能・性能を有するもの」であることから、バーチャルプロダクトVPは次のように定義する。すなわち「バーチャルプロダクト＝実際のものとしては製造されていないが、製品としての機能・性能を対話的に疑似体験できる仮想製品」である。従来、企業と顧客の間のインタフェースとして利用されていたCADで作成した図面や、コンピュータグラフィックス(CG)で作成した写真のような映像は実際のものとして製造していないことからVPであるという定義もある。しかし、CAD図面やCGは製品としての機能・性能を対話的に疑似体験できる機能をもっていないことから、VPではないといえる。たとえばVPとしてのキッチンであれば、扉が開閉できたり、収納スペースの確認ができたり、キッチンとしての高さの体験が可能となっている必要がある。VPは、従来のCADとかCGのようにコンピュータ側からの単方向の情報提供ではなく、コンピュータを使っているユーザ（顧客）との対話が可能な双方向の新しい情報提供機能をもっている。従ってＶＰの作成により、従来のCADのみならず設計から製造に至るまでのプロセスで、顧客は自分の感性をもとにした商品仕様との対話が可能となる。その結果、企業と顧客との良好なインタラクションが生まれ、顧客ニーズにあった製品が企業の持つ製品製造ノウハウと融合されて作り出される。図３にイメージ図を示す。

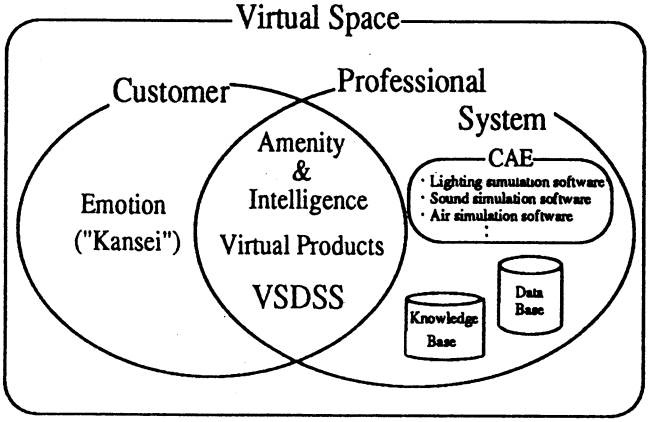


図３　顧客主体の製品仕様決定システム

4．ＣＳＳシステムの構成

VRを用いたＣＳＳシステムは、以下に示す大きく４つのパートからなる。

（１）顧客動作検出パート

顧客とのインタフェース部分をつかさどるパートである。データグローブやデータスーツ、音声等を用いることにより仮想空間内での顧客の動作を監視・検出する。顧客からの情報は全てこのパートから入力が行われる。

（２）顧客動作解釈パート

顧客の希望や要望を解釈するシステムをメインシステムとするサポートシステムパートである。例えばこのパートでは、顧客が音声により発した言葉を音声認識により解釈する。単なる認識だけでなく、言葉も曖昧

な意味についてもファジィ等の分野で研究されている理論[4]、手法等を用いて解釈する。その他、データグローブやデータスーツからの入力データは、顧客の身振り・手振りの解釈[5]も可能とする。

（3）バーチャルプロダクト作成／変更パート

入力データの顧客情報パートでの意味の解釈に基づいて、このパートではＶＰ提示のための映像情報が作成される。ここではＶＰ作成の際、競合を起こすような顧客の希望に対して顧客への提示方法の検討や代替案の検討も行う。更に、製造時における問題点等を踏まえたＶＰ作成を行うような企業のノウハウを含むシステムによってもサポートされる。

（4）顧客へのバーチャルプロダクト表示パート

先のバーチャルプロダクト作成／変更パートで作成されたＶＰをEyePhoneやビデオプロジェクタ等を用いて顧客に示すパートである。更に、前のパートで検討された結果についても音声合成等を用いて顧客に示される。図４にCSSシステムの構成図を示す。

４．１．ＣＳＳシステムにおけるファジィ応用

ＶＲを用いたＣＳＳシステムは、その目的からも顧客のニーズを最大限に取り込むようなインタフェースと解釈システムを持つ必要がある。特に、どのような製品が良いのか思考中である顧客の言動には、曖昧な状態の発言が多く発生すると考えられる。この言動を解釈するために、人間の曖昧性を解釈しＣＳＳシステム内で処理するためにファジィの応用を検討している。その他にも、顧客とシステムのインタフェースが５感を用いて行われることを考えると行動の解釈には曖昧性な状況が数多く発生することが考えられる。以下では、ＣＳＳシステムにおけるファジィの応用として、バーチャルキッチンを例にＶＰ作成／変更パートにおける画像情報を基にしたファジィエキスパートシステムについて概要を述べる。

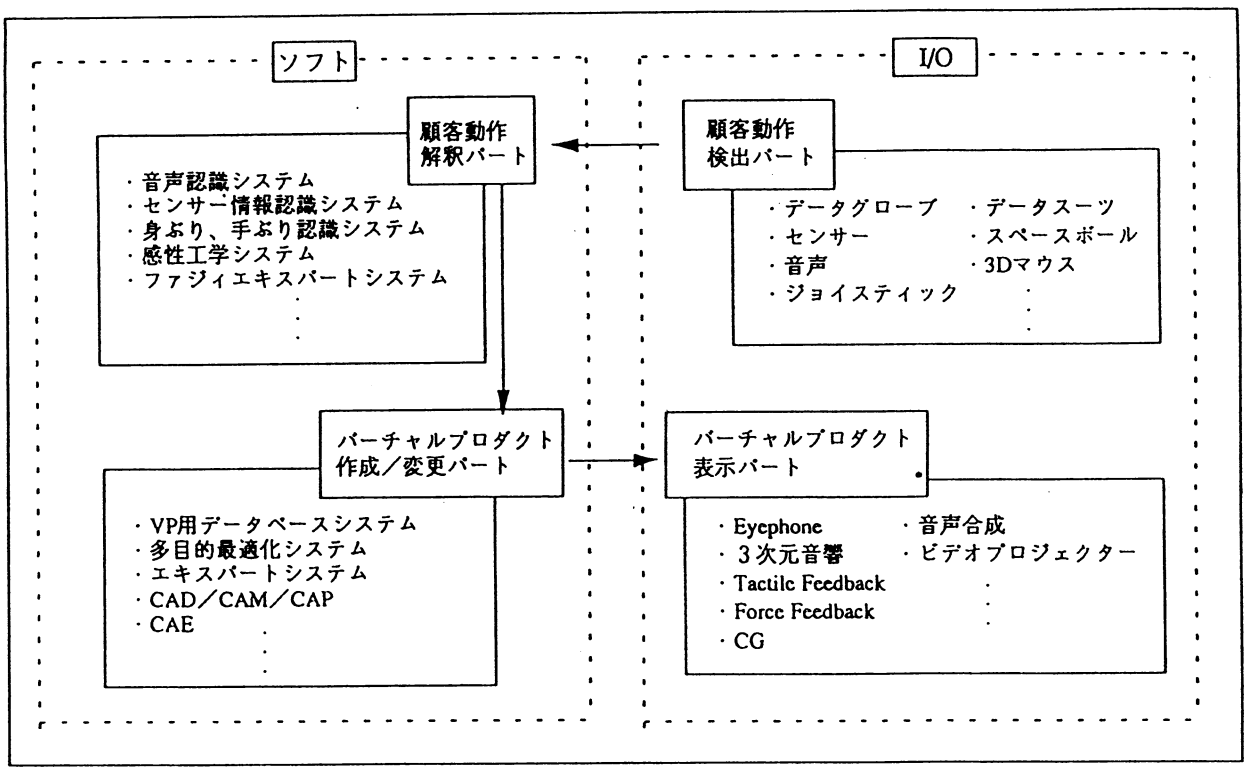


図４　ＶＲを応用したＣＳＳシステムの構成図

5．画像情報を基にしたファジィエキスパートシステム

5．1．システムキッチン疑似体験システム

当社では、現在新宿ショウルームでシステムキッチン疑似体験システム（ViVAシステム）を実用稼働中である。このシステムは、対象となる製品の機能・性能を仮想空間内にＶＰとして表示することにより、顧客の五感での体験・評価を可能としたものであり、実際製品の使い勝手を購入前に吟味する段階で重要となる機能を有する。このViVAシステムの従来機能に更に顧客満足度を向上させる事を目的にＶＰ仕様変更機能を付加することを検討している。このシステムにより顧客の選好商品の決定される様子を図５に示す。

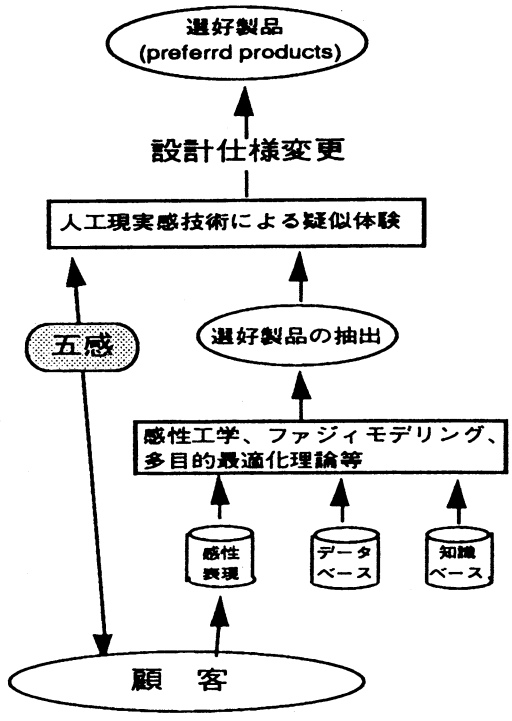


図５　VSDSSによる選好製品決定プロセス

5．2．画像情報を基にしたファジィエキスパートシステム

ＶＰとしてのバーチャルキッチンを変更するとき顧客はどのような行動をとるのだろうか。例えば、ガスレンジの前に立ち火にかかっている鍋を見る。状況は、顧客には鍋の底が見えない。この状況で、顧客はカウンターの高さが高すぎると感じ「キッチンをもう少し低くしてもらえません？」という入力があったならばシステムはどう考えるのか。画像情報を基にしたファジィエキスパートシステムでは、予め鍋に標準の高さならば、鍋の底が見えるというルールが持たせてある。現在の状況では、鍋の底は顧客には見えないのだから標準である底が見える高さにまでキッチンのカウンターの高さは低く変更される。何センチ低くして、どの程度底が見えるようにするのかという数値への変換は、センサーから算出される顧客の背の高さと現在のカウンターの高さからエキスパートシステムを利用して算出される。例えば、次のようなルールに乗っ取って計算される。

IF （背の高さがHigh and 現在のカウンターの高さがMiddleand 要望は低くしたい）
ならば　　（鍋の底が半分ぐらい見えるようにする）

6．おわりに

バーチャルリアリティ技術を用いたCSSシステムとその中に用いられる画像情報を基にしたファジィエキスパートシステムの概要について述べた。個々の顧客に満足な製品を供給するためには、顧客自身が主体となった生産プロセスが必要である。そのためには、画像情報を基にしたファジィエキスパートシステムで顧客をサポートする機能を持つCSSシステムが有効である。ＣＳＳの利用は企業における生産システムの形態を大きく変化させることが可能となる。今後は、本稿で述べた概念に基づき具体的にシステムキッチン疑似体験システムでＣＳＳの実現を目指して行きたい。

参考文献

1）武田哲男：ＣＳ推進ここがポイント、日本能率協会マネジメントセンター(1992)
2）松井睦：浮上するプロセス型マーケット、ブレーン(1992)
3）今村佳世、野村淳二：顧客を対象とした仮想空間意思決定支援システムの構築、日本ファジィ学会誌、Vol.4、No.3(1992)
4）横川寿彦：言語使用におけるあいまい性の取り扱いに関する考察、ファジィシステムシンポジウム(1992)
5）黒川隆夫、紙谷博之：手形状コードの導出とそれを用いた身振り辞書、Human Interface vol.1(1992)

WC6-1

ファジィ不等式の定義とその線形計画への適用
Several Definitions of Fuzzy Inequality and their Applications to Linear Programming

中村 節子　河口 万由香　伊達 惇
Setsuko Nakamura　Mayuka F. Kawaguchi　Tsutomu Da-te

北海道大学工学部
Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract

In this paper, the authors show some of the definitions of fuzzy inequality introduced by several researchers and consider their applications to linear programming (LP). Fuzzy linear programming (FLP) problems with fuzzy coefficients in the constraint set can be transformed into conventional (nonfuzzy) LP problems using the definitions. We give some numerical examples and illustrate the feasible areas obtained from applying these definitions to each example in order to compare their characteristics.

1 はじめに

ファジィ数の順序関係を決定するため、今までに様々な評価法が提案されてきた。本論文ではまずそれらの評価法のうちいくつかを紹介する。次に制約式の係数がファジィ数であるようなファジィ線形計画 (FLP) 問題を考え、それを各評価法を用いて非ファジィな線形計画 (LP) 問題に変形し、定式化を行なう。簡単な数値例を取り挙げて実行可能領域を図示し、それぞれの評価法に対する領域の特徴を比較、検討する。また、同じ例題に対しLP問題を解いた場合の実行可能領域との比較も行なう。

通常FLP問題では制約式があいまいさを有するため、LP問題より実行可能領域が広がると直観的に理解されがちである。しかし本研究では、ファジィ不等式の定義によっては逆に実行可能領域が狭くなったり、より複雑な挙動を示す場合があることを紹介する。

ここで扱うファジィ数は、台が有界であるような実数軸R上の正規凸ファジィ集合で、そのメンバシップ関数が上半連続であるものとする。

2 ファジィ数の順序付け法

本節では、2つのファジィ数$\tilde{u},\tilde{v}$を順序付ける手法のうちFLP問題を解く際に制約式の線形性と次元を保つものを挙げる。

ファジィ数を順序付けるには、大別して2つの方法がある。順序付け関数を用いるもの (手法1,2)、そして意思決定者が、その順序関係を正しいと思う度合を用いるもの (手法3) である。

順序付け関数Fは、全てのファジィ数の集合$\tilde{R}$をR上に写像する関数で、$F(\tilde{u}) < F(\tilde{v})$は$\tilde{u} < \tilde{v}$を意味する。

1. Yagerの手法:

$$F_1(\tilde{u}) = \frac{\int_{\underline{u}_0}^{\overline{u}_0} g(z)\mu_{\tilde{u}}(z)dz}{\int_{\underline{u}_0}^{\overline{u}_0} \mu_{\tilde{u}}(z)dz} \quad (1)$$

$$F_2(\tilde{u}) = \int_0^{\mathrm{hgt}(\tilde{u})} M[\underline{u}_\alpha, \overline{u}_\alpha]d\alpha \quad (2)$$

ただし$\mathrm{supp}(\tilde{u}) = [\underline{u}_0, \overline{u}_0]$、$g(z) = z$とし、$[\underline{u}_\alpha, \overline{u}_\alpha]$は$\tilde{u}$の$\alpha-$レベル集合、$M[\underline{u}_\alpha, \overline{u}_\alpha]$はその$\alpha-$レベル集合の要素の中心値とする。

2. Adamoの手法:

与えられたしきい値αに対して、次の順序付け関数が定義される。

$$F_\alpha(\tilde{u}) = \max\{z \mid \mu_{\tilde{u}}(z) \geq \alpha\} \quad (3)$$

3. Duboisと Pradeの手法:

以下、$z_u \in \mathrm{supp}(\tilde{u}), z_v \in \mathrm{supp}(\tilde{v})$とする。

(a) $\tilde{u} \geq \tilde{v}$ であるような可能性の度合

$$\begin{aligned} \mathrm{PD}(\tilde{u}) &= \mathrm{Pos}(\tilde{u} \geq \tilde{v}) \\ &= \sup_{z_u \geq z_v} \min(\mu_{\tilde{u}}(z_u), \mu_{\tilde{v}}(z_v)) \end{aligned} \quad (4)$$

(b) $\tilde{u} > \tilde{v}$ であるような可能性の度合

$$\begin{aligned} \mathrm{PSD}(\tilde{u}) &= \mathrm{Pos}(\tilde{u} > \tilde{v}) \\ &= \sup_{z_u} \inf_{z_v \geq z_u} \min(\mu_{\tilde{u}}(z_u), 1 - \mu_{\tilde{v}}(z_v)) \end{aligned} \quad (5)$$

(c) $\tilde{u} \geq \tilde{v}$ であるような必然性の度合

$$\begin{aligned} \mathrm{ND}(\tilde{u}) &= \mathrm{Nes}(\tilde{u} \geq \tilde{v}) \\ &= \inf_{z_u} \sup_{z_v \leq z_u} \min(1 - \mu_{\tilde{u}}(z_u), \mu_{\tilde{v}}(z_v)) \end{aligned} \quad (6)$$

(d) $\tilde{u} > \tilde{v}$ であるような必然性の度合

$$\begin{aligned} \mathrm{NSD}(\tilde{u}) &= \mathrm{Nes}(\tilde{u} > \tilde{v}) \\ &= 1 - \sup_{z_u \leq z_v} \min(\mu_{\tilde{u}}(z_u), \mu_{\tilde{v}}(z_v)) \end{aligned} \quad (7)$$

3 ファジィ線形計画問題

本節では、制約条件の係数と右辺がファジィ数である次のようなFLP問題をこれまでに述べた手法を用いて解き、数値例の実行可能領域を図示して比較する。

$$\begin{array}{ll} \text{Max} & y = \boldsymbol{c}\boldsymbol{x} \\ \text{s.t.} & \tilde{\boldsymbol{a}}_i \boldsymbol{x} \leq \tilde{b}_i, \quad i \in M = \{1, 2, \ldots, m\} \\ & \boldsymbol{x} \geq \boldsymbol{0} \end{array} \quad (8)$$

$\tilde{\boldsymbol{a}}_i = \{(\tilde{a}_i^1, \ldots, \tilde{a}_i^n) \mid \tilde{a}_i^j \in \widetilde{R}\}$ はファジィ数のベクトル、$\tilde{b}_i$ はファジィ数、$\boldsymbol{x}$, $\boldsymbol{c}^T \in \boldsymbol{R}^n$ は実数の縦ベクトルとする。

ここでは簡単のためファジィ数としてLRファジィ数の特別な場合である三角ファジィ数を用いて定式化を行なうが、これは容易にLRファジィ数に拡張することができる。三角ファジィ数 $\tilde{a}$ を $\tilde{a} = (a, \underline{a}, \overline{a})$ と表記する。ここで $\mathrm{supp}(\tilde{a}) = [\underline{a}, \overline{a}]$ である。

3.1 定式化

1. Yager の手法:

式(8)の制約条件式を使うとそれぞれ以下の式が得られる。

$$F_1 : \ \overline{\boldsymbol{a}}_i \boldsymbol{x} + \underline{\boldsymbol{a}}_i \boldsymbol{x} + \boldsymbol{a}_i \boldsymbol{x} \leq \overline{b}_i + \underline{b}_i + b_i \quad (9)$$

$$F_2 : \ \overline{\boldsymbol{a}}_i \boldsymbol{x} + \underline{\boldsymbol{a}}_i \boldsymbol{x} + 2\boldsymbol{a}_i \boldsymbol{x} \leq \overline{b}_i + \underline{b}_i + 2b_i \quad (10)$$

2. Adamo の手法:

式(8)の制約条件式を使い、与えられたしきい値 α に対して以下の式を得る。

$$[\, \alpha \boldsymbol{a}_i + (1 - \alpha)\, \overline{\boldsymbol{a}}_i] \, \boldsymbol{x} \leq \alpha b_i + (1 - \alpha) \overline{b}_i \quad (11)$$

3. Dubois と Prade の手法:

制約条件が α 以上の度合で満たされるとき、それぞれ以下の式が得られる。

$$\mathrm{PD} : \ [\, \alpha \boldsymbol{a}_i + (1 - \alpha) \underline{\boldsymbol{a}}_i] \, \boldsymbol{x} \leq \alpha b_i + (1 - \alpha) \overline{b}_i \quad (12)$$

$$\mathrm{PSD} : \ [\, \alpha \overline{\boldsymbol{a}}_i + (1 - \alpha) \boldsymbol{a}_i] \, \boldsymbol{x} \leq \alpha b_i + (1 - \alpha) \overline{b}_i \quad (13)$$

$$\mathrm{ND} : \ [\, \alpha \boldsymbol{a}_i + (1 - \alpha) \underline{\boldsymbol{a}}_i] \, \boldsymbol{x} \leq \alpha \underline{b}_i + (1 - \alpha) b_i \quad (14)$$

$$\mathrm{NSD} : \ [\, \alpha \overline{\boldsymbol{a}}_i + (1 - \alpha) \boldsymbol{a}_i] \, \boldsymbol{x} \leq \alpha \underline{b}_i + (1 - \alpha) b_i \quad (15)$$

3.2 数値例

$$\text{[例 1]} \quad \begin{array}{ll} \text{Max} & 15x_1 + 19x_2 \\ \text{s.t.} & \tilde{2}x_1 + \tilde{3}x_2 \leq \tilde{100}, \\ & \tilde{4}x_1 - \tilde{2}x_2 \leq \ \tilde{70}, \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{array} \quad (16)$$

ファジィ係数はそれぞれ以下に示すファジィ数とする。

$$\begin{aligned} &\tilde{2} = (2, 0, 4), \quad \tilde{3} = (3, 2, 5), \\ &\tilde{4} = (4, 1, 5), \quad -\tilde{2} = (-2, -3, -1), \\ &\tilde{100} = (100, 80, 130), \quad \tilde{70} = (70, 60, 100) \end{aligned}$$

これをLP問題と考えたときの最適解と目的関数の値はそれぞれ $(x_1, x_2) = (25.63, 16.25)$, $y = 693.13$ である。

$$\text{[例 2]} \quad \begin{array}{ll} \text{Max} & 17x_1 + 26x_2 \\ \text{s.t.} & \tilde{11}x_1 + \tilde{3}x_2 \leq \tilde{100} \\ & \tilde{9}x_1 - \tilde{2}x_2 \geq \ \tilde{85} \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{array} \quad (17)$$

ファジィ係数は以下の通りとする。

$$\begin{aligned} &\tilde{11} = (11, 8, 15), \quad \tilde{3} = (3, 1, 6), \\ &\tilde{7} = (9, 7, 12), \quad -\tilde{2} = (-2, -3, -0.5), \\ &\tilde{100} = (100, 80, 130), \quad \tilde{85} = (85, 60, 90) \end{aligned}$$

これをLP問題として捉えると実行可能領域はない。

$$\text{[例 3]} \quad \begin{array}{ll} \text{Max} & 15x_1 + 19x_2 \\ \text{s.t.} & \tilde{2}x_1 + \tilde{3}x_2 \leq \tilde{100}, \\ & \tilde{4}x_1 - \tilde{2}x_2 \leq \ \tilde{60}, \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{array} \quad (18)$$

ファジィ係数は、$\tilde{60} = (60, 50, 80)$ とする他は例1と同じとする。

3.3 結果及び考察

ほとんどのFLP手法がLPより最適解における目的関数の値を増加する結果となった。特に例2で、LP問題として解くと存在しない実行可能領域が、例1で実行可能領域を広げた手法全てにおいて現れた。(図7参照)

- Adamo の手法:

  例 1 で、最適解における目的関数の値が LP 問題より α に関係なく常に小さくなっている。(図 2 参照)

- Dubois と Prade の手法の PD:

  実行可能領域は α に関係なく LP 問題より常に大きくなっていて、α を大きくすると実行可能領域が広がる。(図 3 参照) 制約条件を緩くする効果があることがわかる。

  FLP 問題の制約条件の右辺と係数が、全ての $i \in M, j \in N$ に対して次の条件を満たすとき、α の値に関係なく実行可能領域が広がる。

$$|\alpha_i^j \overline{b}_i| \geq |\underline{a}_i^j b_i| \quad \text{if } \alpha_i^j b_i \geq 0 \qquad (19)$$

$$|\alpha_i^j \overline{b}_i| < |\underline{a}_i^j b_i| \quad \text{otherwise} \qquad (20)$$

  例 1,2 共に上の条件を満たしている。例 3 では、$i = 2, j = 2$ のとき式 (19) を満たしていないが実行可能領域が広がっている。(図 8) 式 (18),(19) の条件は必要条件であって十分条件ではない。

- NSD:

  例 1 において、実行可能領域は α に関係なく LP 問題より常に小さくなっていて、α の値を大きくすると実行可能領域が小さくなる。(図 6 参照) 制約条件を厳しくする効果があることがわかる。

  PD と同様に NSD が αの値に関係なく実行可能領域が狭くなる必要条件は全ての $i \in M, j \in N$ に対して次の通りである。

$$|\overline{a}_i^j b_i| \geq |\alpha_i^j \underline{b}_i| \quad \text{if } \alpha_i^j b_i \geq 0 \qquad (21)$$

$$|\overline{a}_i^j b_i| < |\alpha_i^j \underline{b}_i| \quad \text{otherwise} \qquad (22)$$

参考文献

[1] J.M.Adamo: Fuzzy decision trees, Fuzzy Sets and Systems, 4 (1980) 207-219.

[2] J.F.Baldwin & N.C.F.Guild: Comparison of fuzzy sets on the decision space, Fuzzy Sets and Systems, 2 (1979) 213-231.

[3] G.Bortolan & R.Degani: A review of some methods for ranking fuzzy subsets, Fuzzy Sets and Systems, 15 (1985) 1-19.

[4] D.Dubois & H.Prade: Ranking fuzzy numbers in the setting of possibility theory, Inf. Sci., 30 (1983) 183-224.

[5] 坂和正敏: ファジィ理論の基礎と応用, 森北出版 (1989).

[問い合わせ先]
〒 060 札幌市北区北 13 条西 8 丁目
北海道大学工学部情報工学科知能情報工学講座
中村 節子
TEL. 011-716-2111 (内) 6838
FAX. 011-757-3523

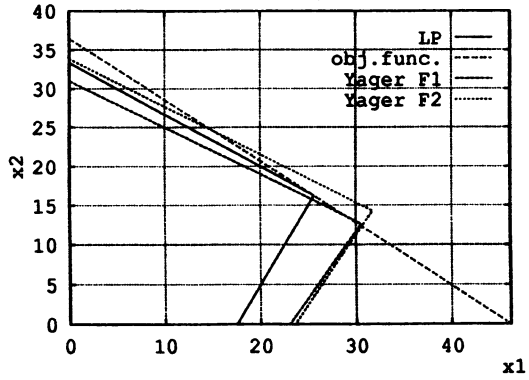


図 1: 例 1 の実行可能領域 -Yager F_1, F_2 -

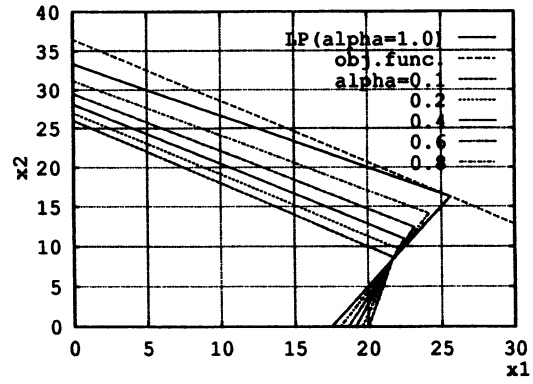


図 2: 例 1 の実行可能領域 -Adamo-

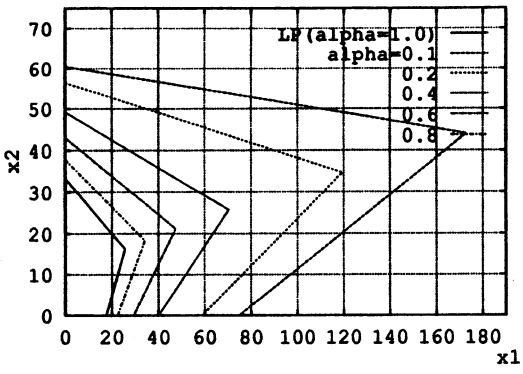


図 3: 例 1 の実行可能領域 -Dubois と Prade PD-

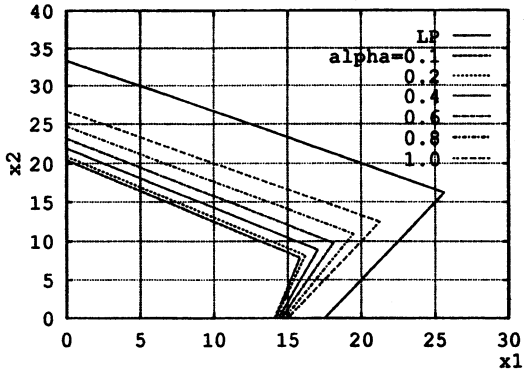


図 6: 例 1 の実行可能領域 -NSD-

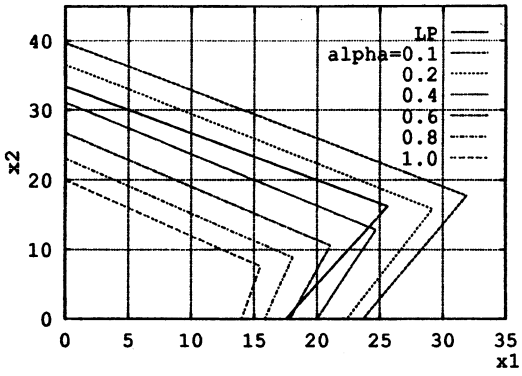


図 4: 例 1 の実行可能領域 -PSD-

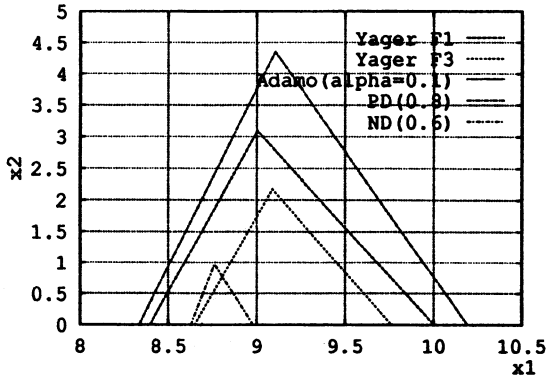


図 7: 例 2 の実行可能領域

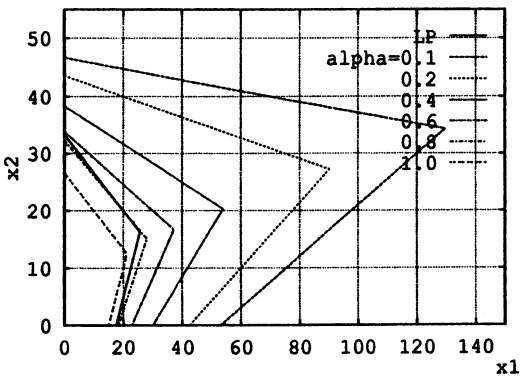


図 5: 例 1 の実行可能領域 -ND-

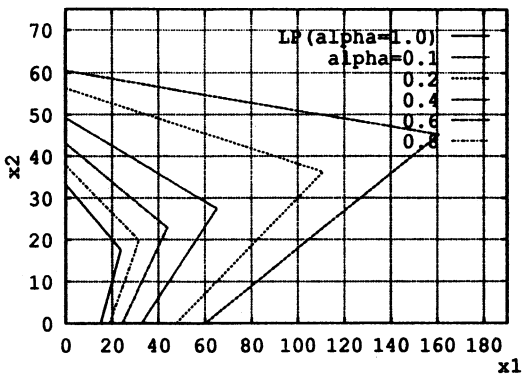


図 8: 例 3 の実行可能領域 -PD-

WC6-2

クロッシングゲートネットワークのフロー制御におけるファジィ線形計画法の適用
The Application of Fuzzy Linear Programming to Flow Control of Crossing Gate Network

小坂 賢一 Ken-ichi Kosaka
野中 秀俊 Hidetoshi Nonaka
河口 万由香 Mayuka F. Kawaguchi
伊達 惇 Tsutomu Da-te

北海道大学 工学部
Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract

We presented the model of Crossing Gate Network which is applied to traffic planning, transportation problems, etc. The Crossing Gate Network is constructed with crossings and lines which connect crossings. Tokens move according to the transfer rules in the network and their flow is controlled by cycles, offsets, and splits on crossings. In this paper constraints are formulated and Fuzzy Linear Programming is applied to decide splits which optimize objective function. Experimental results show that the queue length decreases by the strategy.

1 はじめに

システムに含まれる不確かさを許容した準最適化の手法の一つとして、ファジィ線形計画法が提案され、発展してきている。筆者らは先に、物流問題や、交通計画問題、分散処理など、さまざまな問題に適用可能なモデルとしてクロッシングゲートネットワークを提案した[1]。このモデルは、移動情報を保持することや移動規則を持つという特徴がある。ここでは、ネットワークの可視化シミュレーションを構成し、応用例として、交通流のシミュレーションを考える。この問題は、過去において多数見られ[3]、線形計画法等が適用されている。本報告では、フロー制御の手段として、ファジィ線形計画法を適用し、その有効性について考察を加える。なお、ここでの議論は、単に格子状のネットワークだけではなく、あらゆる構造のネットワークに適用することができる。

2 クロッシングゲートネットワーク

クロッシングゲートネットワークは、cross と line によって構成され、cross を頂点、line を辺とするようなグラフの構造を持つ。line には長さがあり、cross において複数の line が連結する。クロッシングゲートネットワーク上を token が移動規則に従って移動する。移動規則は token 同士の位置関係や、cross における停止条件、line の選択方法等によって設定される。

3 ネットワークの応用例

このネットワークの一つの応用例として、line と cross が、碁盤目上に連結した場合の交通流のシミュレーションを考える (図 1参照)。cross は、M行N列に等間隔に配置され、縦横に隣接する cross が、向きを持った一対の line によって連結される。横方向の line の列を row-path、縦方向の line の列を column-path とする。line は均一な長さを持つ。以下、長さの単位を全て [unit] で表すものとして、line の長さを L [unit] とし、token の大きさは A [unit] とする。token の移動は [clock] 単位でおこる。交通計画問題に適用するように、line 、cross における token の移動規則を表すフローの設定を以下のように追加する。

3.1 フローの設定

3.1.1 line における token の移動規則

次の形式で移動規則を設ける。進行方向に隣接する t 個の [unit] が空の時、$f(t)$ [unit] 前進する。ただし、$f(t)$ は t の整数値関数とする (図 2参照)。

3.1.2 cross 部における token の移動規則

全 token は $M \times N$個の各 cross の停止位置で、周期的に開閉するスイッチに従って前進、あるいは、停止する。スイッチングの一周期をサイクルと呼ぶ。スイッチは図 2 に示されるような、スイッチングチャートに従っ

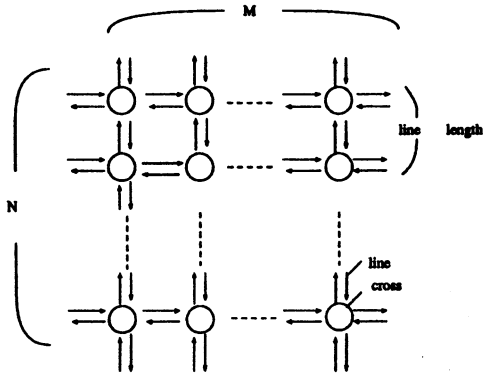


図 1: ネットワークの構成の例

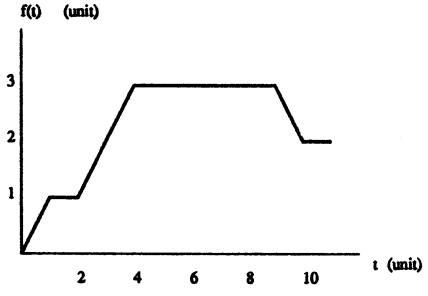


図 2: token の移動規則を与える関数 $f(t)$ の例

て動作する。スイッチングチャートは、サイクル長、スプリット比、オフセットの3つの制御変数を用いて、各 cross ごとに独立に設定される。サイクル長はスイッチングの周期の時間長、スプリット比はサイクル長に対する縦側移動許可時間の時間比、オフセットは他の cross との同期性、位相のずれを表す (図3参照)。全 token は $M \times N$個の各 cross を通過する際、3方向のうちひとつが選択される。全 cross における、上下左右4つの方向 (up, down, left, right) にそれぞれ、移動方向の選択率 (tl:左折率, gs:直進率, tr:右折率) を与える (図4参照)。

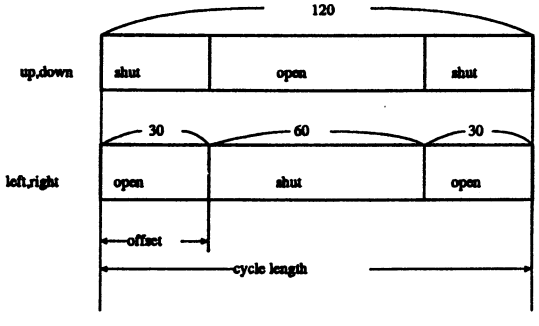


図 3: スイッチングチャートの例

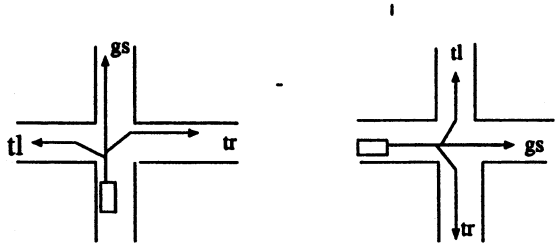


図 4: cross における移動方向の選択率

3.2 評価関数、目的関数

シミュレーション動作中に以下の関数をリアルタイムで計算する。

平均流量: 一定時間にある地点を通過した token 数 (個／clock)

各方向の平均流量: i 行 j列の cross C_{ij}における各方向の平均流量をそれぞれ $left_{ij}, right_{ij}, up_{ij}, down_{ij}$とする。

cross の飽和度: $S_{ij} = left_{ij} + right_{ij} + up_{ij} + down_{ij}$

区間密度: ある時刻に line に存在する token の個数 (line 内の token 数)/区間長 (個/unit)

待ち行列: C_{ij}の停止位置における token の待ち行列の長さ

3.3 制約式、目的関数の設定

サイクル長、スプリット比、オフセットの3つの制御変数のうち、スプリット比を最適に設定することにより、token が効率良くネットワーク内を通過できるようにするため、制約式と目的関数を決定する。

3.3.1 目的関数の設定

目的関数を以下のように定める。

$$\max \frac{1}{T} \times \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(left_{i,j} + right_{i,j}) \times HG_{i,j} + (down_{i,j} + up_{i,j}) \times VG_{i,j} \quad (1)$$

HG_{ij} i 行 j 列の cross の水平方向 OPEN 時間

VG_{ij} i 行 j 列の cross の垂直方向 OPEN 時間

T サイクル長

スプリットの機能は、cross に流入する token 量を通過させることであるから、目的関数は単位時間あたりに cross に通過する token 量の総和を最大にするように設定する。

3.3.2 制約式の設定

制約式を以下のように定める。

$$| IN_{ij} - OUT_{i'j'} | \leq \delta \quad (2)$$

$$IN_{ij} \div L \leq LINE \quad (3)$$

$$OUT_{ij} \geq WAIT_{ij} \quad (4)$$

$$HG_{ij} + VG_{ij} \leq T \quad (5)$$

IN_{ij}: i 行 j 列の全ての cross から line へ流入する token 量

$OUT_{i'j'}$: i 行 j 列の全ての cross に隣接する全ての cross から流出する token 量

$LINE$: line の区間密度

L: line の長さ [unit]

$WAIT_{ij}$: 各 cross の各方向の待ち行列

token に渋滞が起きる原因として、隣接 cross 相互間の通過する量の不均衡が原因であると考えられる。式 (2) は、隣接 cross 間同士の関係に注目したものであり、line 内に流入する token 量と、line 外に流出する token 量との差が、あまり大きくならないように設定した。例えば、C_{ij}と隣接する C_{ij+1}のとき

$$\begin{aligned} & IN_{ij} \\ &= (right_{ij} \times gs) \times HG_{ij} \\ &\quad + (up_{ij} \times tr + down_{ij} \times tl) \times VG_{ij} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} & OUT_{ij+1} \\ &= (right_{ij+1} \times gs) \times HG_{ij+1} \end{aligned} \quad (7)$$

式 (3) は line へ流入する token の量がある区間密度の値をこえないことを意味する。
さらに、式 (4) は、各 cross での token の待ち行列を 1 サイクル内で通過させることを考慮している。
式 (5) は垂直方向 open 時間と、水平方向 open 時間が同時に示されないことを意味する。以上のような制約式は、ネットワーク外から流入してくる token 量を考えた場合にも同様な処理を行なう。

4 ファジィ線形計画法 (FLP)

token 量は時間により不定期に変化するため、ネットワークの状態は不確かさを有する。このような状況で、準最適解を求めるためにファジィ数を導入する。前節の制約式の係数をファジィ数とし、準最適解を得る方法として、FLP を利用する。FLP は、式 (8) で示される。

$$\begin{aligned} \min \quad & \boldsymbol{c}\boldsymbol{x} \\ \text{s.t} \quad & \boldsymbol{x} \in X = \{\boldsymbol{x} \in E^n \mid \tilde{\boldsymbol{a}}_i \boldsymbol{x} \leq \tilde{b}_i, \\ & \qquad i = 1, \cdots, m; \boldsymbol{x} \geq 0\} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで, c=$(c_1, \cdots, c_n), i = 1, \cdots, k$は、目的関数の係数ベクトル$\tilde{a}_i = (\tilde{a_{i1}}, \cdots, \tilde{a_{in}}), i = 1, \cdots, n$ は要素がファジィ数の行ベクトル、$\tilde{b}_i$はファジィ数の右辺定数で、x=$(x_1, \cdots, x_n)^T, i = 1, \cdots, n$ は決定変数のベクトルである。ファジィ制約集合に関しては、必然性、可能性測度を用いて定義される 4 種類の方法のうち、$\alpha - VeryWeakFeasible$ [2] を用いる。

$$\begin{aligned} & \boldsymbol{x} \in X_{VWF}(\alpha) \\ &= \{\boldsymbol{x} \geq \mathbf{o} \mid Pos(A_i \boldsymbol{x} \leq B_i) \geq \alpha \; i = 1, .., m\} \end{aligned} \quad (9)$$

スプリット比決定後、オフセットを決定していく必要があり、また、現実的な問題を考えた場合、まだいろいろな制約式が考えられることから、ここでは制約集合をできるだけ広くとるため、$\alpha - VWF$を採用する。

5 数値例

3 × 3cross を対象とした計算例によって 3 節でのべたことを具体的に検討する。すべての token の右折率、左折率、直進率を 0.2, 0.2, 0.6 と与える。ネットワーク内のすべての cross の周期 120 [clock] 、オフセット 0 とスプリット比を 1/2 と一定にする。2 節で示した line 、cross 部における移動規則に従って運動する token の 1 周期ごとの、各 cross の上下左右 4 方向の平均流量と各 cross の停止位置における待ち行列の長さ、ネットワーク内の最大区間密度を 30 周期観測する。図中の数字 (図 5参照) はネットワーク外から流入する単位時間の token 量である。$up_{ij}, down_{ij}, left_{ij}, right_{ij}, WAIT_{ij}, LINE$を L-R ファジィ数とする。中心値は 30 周期の平均値、右端は最大値、左端は最小値として、非対称な三角型ファジィ数を形成する。δは十分小さい正のファジィ数を与え、$LINE$はネットワーク全体の最大区間密度とする。3 節で示した制約条件とさらに、

目的関数≥ 以前の目的関数の値

という条件を加える。計算機により、スプリットを決定する戦略を行なったのち、再びシミュレーションを行なう。

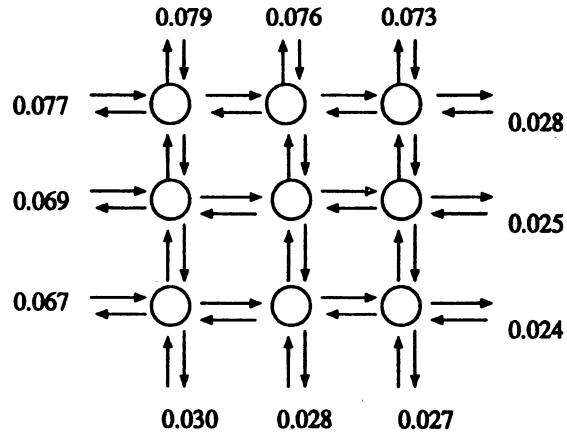


図 5: ネットワーク外から流入する token 量

6 結果と考察

式(9)において、$\alpha = 1.0$ のとき実行可能領域がないため、解を出すことができなかった。これは、LP問題としては、解けないことを意味する。しかし、FLPを用いることにより、制約集合に広がりができるため、ある程度、不等式を満たしている解を出すことができる。$\alpha = 0.8$ の時のスプリット比を以下に示す。

表1: open時間 [clock] とスプリット比

cross	*HG*	*VG*	スプリット比
(1, 1)	74	45	0.375
(1, 2)	51	68	0.567
(1, 3)	47	72	0.600
(2, 1)	86	33	0.275
(2, 2)	53	66	0.550
(2, 3)	26	93	0.775
(3, 1)	42	77	0.642
(3, 2)	38	81	0.675
(3, 3)	78	41	0.342

この時の、ネットワーク全体の総待ち行列の長さの推移を表すグラフを示す(表6参照)。

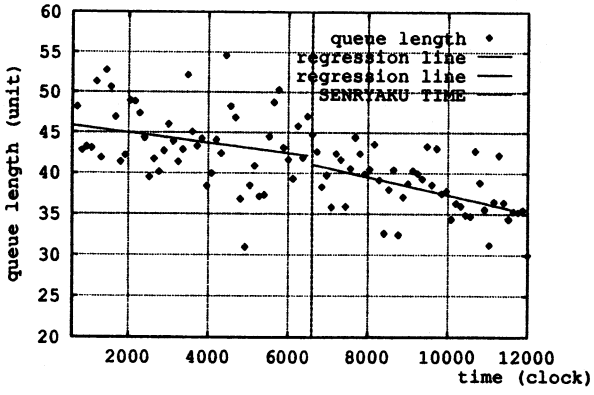


図6: 総待ち行列数

6600 [clock] の時戦略を行なっている。戦略前の10周期の平均値は44.7、最大値は50.3に比べ、戦略後の10周期の平均値は40.4、最大値は44.4となり、戦略前後には、危険率5%で差があるといえる。この実験から、以下のことが明らかになった。

- LP問題では解がでない場合でもFLPにした場合では、何らかの意味を持った解、つまりある程度制約式を満たした解がでる場合がある
- FLPを適用することにより、待ち行列数が減少した

これらにより、FLPのクロッシングゲートネットワークへの有効性が示唆される。

参考文献

[1] 小坂 賢一, 野中 秀俊, 河口万由香, 伊達 惇: ファジィ線形計画法のクロッシングゲートネットワークへの応用、電気関係学会北海道支部連合大会講演論文集 p.241 (1992).

[2] 坂和 正敏: ファジイ理論の基礎と応用、森北出版 (1989).

[3] 奥谷 巌, 霜田 芳久: 街路網における複数信号機の周期及びスプリットの最適化、土木学会論文集、第234号 pp.121 – 130 (1975年2月).

[問い合わせ先]
〒060 札幌市北区北13条西8丁目
北海道大学工学部情報工学科
小坂 賢一
TEL 011-716-2111 (内)6861

WC6-3

台形型ファジィ数の新たな順序関係とその線形計画問題への応用

New Ranking Trapezoidal Fuzzy Numbers and Its Application to Linear Programming Problems

中原 陽三
Yozo Nakahara
静岡精華短期大学
Shizuoka Seika College

玄 光男
Mitsuo Gen
足利工業大学
Ashikaga Institute of Technology

Abstract

In this paper, we will propose the new ranking criterions of trapezoidal fuzzy numbers(TrFNs) each of which is defined using three parameters. And we will show that the proposed criterions include the criterions produced by using any cutting level $\alpha \in [0,1]$ and anyone of the indices by Dubois and Prade. Moreover, we will propose a method for solving linear programming(LP) problems with TrFN coefficients, using the ranking by the proposed ranking criterions. In this method, decision maker(DM) can treat the constraint with more reflection of DM's intention than in the method using the rankings by indices proposed by Dubois and Prade.

1 はじめに

従来, 現実の問題を数理計画問題にモデル化する際, その係数および目標値は, 専門家の経験や知識により実数値として設定されてきた。その実数値は実際にはあいまいさを持つ場合もあり, これを考慮に入れた処理が望ましいが, 従来の数理計画法ではこのあいまいさを取り扱うことができなかった。そこで, それを可能にする数理計画法の開発が試みられてきており, 確率計画法や, 最近では係数あるいは目標がファジィ集合やファジィ数であるファジィ数理計画法が提案され, 研究されている [1], [2]。

よく知られているように, Dubois と Prade は可能性と必然性の概念からファジィ数の間の不等式に対する4つの指標を提案している [3]。さらに, これらの指標を用いたファジィ数間の不等式を伴う制約条件の4つの取り扱いが Dubois により提案されている [4]。これらの指標および制約条件の取り扱いは非常に有用であるが, これとは異なる制約条件の取り扱いが意思決定者により要求される場合もある [5]~[9]。

本稿では, 3つのパラメータにより定まる, 台形型ファジィ数 (TrFN) の新しい順序関係を提案する。さらに, 提案する順序関係が, Dubois と Prade によって提案された指標から自然に導かれる順序関係を含んでいることを示す。また, 提案する順序関係を用いて台形型ファジィ係数を伴う線形計画 (LP) 問題を解く方法を提案する。この方法において, 意思決定者は Dubois と Prade によって提案された指標から導かれる順序関係を用いる方法よりも自らの意思をより多く反映させて制約条件を取り扱うことができる。

2 記法と基本算法

TrFN は, そのメンバシップ関数が全体集合 R(実数全体の集合) を表す x 軸の上に底辺がある台形であるファジィ数として定義される。本稿では, ファジィ集合を, $\tilde{a}$ あるいは $\widetilde{ab}$ のような, チルダを上に付けた文字 (列) で表すことにする。特に TrFN は, $\tilde{A}$ あるいは $\widetilde{AB}$ のような, チルダを上に付けた大文字 (列) で表す。また, TrFN を (c^1, c^2, c^3, c^4) とも表す。ただし, c^1, c^2, c^3 および c^4 はそれぞれ, その TrFN の台形型メンバシップ関数の各頂点の x 座標の値であり, 次の関係式を満たすものであるとする:

$$c^1 < c^2 \leq c^3 < c^4 \qquad (1)$$

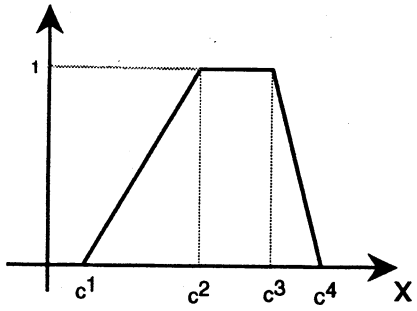


図 1: TrFN $\tilde{C} = (c^1, c^2, c^3, c^4)$ のメンバシップ関数$\mu_{\tilde{C}}(x)$

TrFN $\tilde{C} = (c^1, c^2, c^3, c^4)$ のメンバシップ関数$\mu_{\tilde{C}}(x)$ は次のようになる：

$$\mu_{\tilde{C}}(x) = \begin{cases} 0, & \text{for } x < c^1 \\ (x - c^1)/(c^2 - c^1), & \text{for } c^1 \le x \le c^2 \\ 1, & \text{for } c^2 \le x \le c^3 \\ (c^4 - x)/(c^4 - c^3), & \text{for } c^3 \le x \le c^4 \\ 0, & \text{for } x > c^3 \end{cases} \quad (2)$$

図 1 にメンバシップ関数 $\mu_{\tilde{C}}(x)$ を示す。

任意の $\alpha \in [0,1]$ および任意のファジィ集合$\tilde{a}$ に対して，そのα-レベル集合を$\tilde{a}(\alpha)$ あるいは a_αで表す。さらに $\tilde{a}(\alpha)$ の左端および右端は，それぞれ$\tilde{a}(\alpha)^L$, $\tilde{a}(\alpha)^R$ で表す。a_αの左端および右端も同様に表記する。任意の TrFN $\tilde{C} = (c^1, c^2, c^3, c^4)$ に対して，次の関係式が成立する:

$$C_\alpha = [(c^2 - c^1)\alpha + c^1, -(c^4 - c^3)\alpha + c^4] \quad \text{for any } \alpha \in [0,1] \quad (3)$$

任意の TrFNs $\tilde{C} = (c^1, c^2, c^3, c^4)$, $\widetilde{C_1} = (c_1{}^1, c_1{}^2, c_1{}^3, c_1{}^4)$ および$\widetilde{C_2} = (c_2{}^1, c_2{}^2, c_2{}^3, c_2{}^4)$, および任意の実数 kに対して，次の関係式が成り立つ：

$$\widetilde{C_1} + \widetilde{C_2} = (c_1{}^1 + c_2{}^1, c_1{}^2 + c_2{}^2, c_1{}^3 + c_2{}^3, c_1{}^4 + c_2{}^4) \quad (4)$$

$$\widetilde{C_1} - \widetilde{C_2} = (c_1{}^1 - c_2{}^1, c_1{}^2 - c_2{}^2, c_1{}^3 - c_2{}^3, c_1{}^4 - c_2{}^4) \quad (5)$$

$$k\tilde{C} = \tilde{C}k = \begin{cases} (kc^1, kc^2, kc^3, kc^4), & \text{for } k \ge 0 \\ (kc^4, kc^3, kc^2, kc^1), & \text{for } k < 0 \end{cases} \quad (6)$$

本稿では，任意の実数上の点 a_1, a_2 と任意の $q \in R$ に対して，$\overrightarrow{a_1a_2}(q)$ をベクトル$\overrightarrow{a_1a_2}$ を $q : 1-q$ に分割する点（実数）として定義する。図 2 に，任意の実数 a_1と a_2に対する$\overrightarrow{a_1a_2}(0.2)$ および$\overrightarrow{a_1a_2}(1.5)$ を示す。

また，本稿では，区間の和および区間と実数の積は通常のように定義されているものとする。さらに，任意

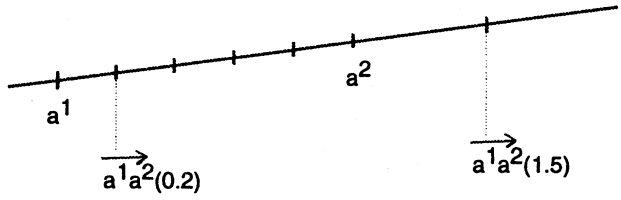


図 2: 任意の実数 a_1 と a_2 に対する $\overrightarrow{a_1a_2}(0.2)$ および $\overrightarrow{a_1a_2}(1.5)$

の閉区間 $[a_1, a_2]$, $[b_1, b_2]$ および任意の実数 q に対して，$[a_1, a_2](\le q)[b_1, b_2]$ を次のように定義する [5]~[9] :

$$[a_1, a_2](\le q)[b_1, b_2] \iff qa_2 + (1-q)a_1 \le qb_1 + (1-q)b_2$$

任意のファジィ集合 $\tilde{a}$ および $\tilde{b}$ に対して，可能性測度 Π および必然性測度 N は次のように定義できる：

$$\Pi_{\tilde{a}}(\tilde{b}) = \sup_{\mathrm{y}} \{\mu_{\tilde{a}}(\mathrm{y}) \bigwedge \mu_{\tilde{b}}(\mathrm{y})\} \quad (7)$$

$$N_{\tilde{a}}(\tilde{b}) = \inf_{\mathrm{y}} \{(1 - \mu_{\tilde{a}}(\mathrm{y})) \bigvee \mu_{\tilde{b}}(\mathrm{y})\}. \quad (8)$$

ただし，任意の実数 a および b に対して，$a \wedge b$ は $\min\{a, b\}$ を意味し，$a \vee b$ は $\max\{a, b\}$ を意味するものとする。任意のファジィ数 $\tilde{a}$ に対して，$]\tilde{a}, \infty)$ および $[\tilde{a}, \infty)$ は，それぞれ次のメンバシップ関数を持つファジィ数として定義できる：

$$\mu_{]\tilde{a},\infty)}(r) = \inf_{r \le u}(1 - \mu_{\tilde{a}}(u)) \quad (9)$$

$$\mu_{[\tilde{a},\infty)}(r) = \sup_{r \ge u} \mu_{\tilde{a}}(u) \quad (10)$$

3 TrFNs の順序関係

Dubois と Prade は，任意のファジィ数 $\tilde{a}$ および$\tilde{b}$ の不等式に対する次の 4 つの指標を定義した [3] :

$$Pos(\tilde{a} \le \tilde{b}) = \Pi_{\tilde{b}}([\tilde{a}, \infty)) \quad (11)$$

$$Pos(\tilde{a} < \tilde{b}) = \Pi_{\tilde{b}}(]\tilde{a}, \infty)) \quad (12)$$

$$Nes(\tilde{a} \le \tilde{b}) = N_{\tilde{b}}([\tilde{a}, \infty)) \quad (13)$$

$$Nes(\tilde{a} < \tilde{b}) = N_{\tilde{b}}(]\tilde{a}, \infty)) \quad (14)$$

次の 定理 1 はよく知られている：

定理 1 任意の$\alpha \in [0,1]$ に対して，次の関係式が成立する:

$$Pos(\tilde{a} \le \tilde{b}) \ge \alpha \iff \tilde{a}(\alpha)^L \le \tilde{b}(\alpha)^R \quad (15)$$

$$Pos(\tilde{a} < \tilde{b}) \ge \alpha \iff \tilde{a}(1-\alpha)^R \le \tilde{b}(\alpha)^R \quad (16)$$

$$Nes(\tilde{a} \le \tilde{b}) \ge \alpha \iff \tilde{a}(\alpha)^L \le \tilde{b}(1-\alpha)^L \quad (17)$$

$$Nes(\tilde{a} < \tilde{b}) \ge \alpha \iff \tilde{a}(1-\alpha)^R \le \tilde{b}(1-\alpha)^L \quad (18)$$

従って, 指標と cutting レベル $\alpha \in [0,1]$ を選ぶことによって, ひとつの順序関係が設定される。しかし, 意思決定者が別の順序関係を用いたい場合もある. そこで本稿では, TrFNs に対する次の 4 つのタイプの順序関係（の判断基準）を定義する：

Type1 criterion: $\tilde{B}$ が $\tilde{A}$ より大きいのは次のときのみである：$\tilde{A}(\leq (Type1(\alpha,q)))\tilde{B}$

Type2 criterion: $\tilde{B}$ が $\tilde{A}$ より大きいのは次のときのみである：$\tilde{A}(\leq (Type2(\alpha,q)))\tilde{B}$

Type3 criterion: $\tilde{B}$ が $\tilde{A}$ より大きいのは次のときのみである：$\tilde{A}(\leq (Type3(\alpha,q)))\tilde{B}$

Type4 criterion: $\tilde{B}$ が $\tilde{A}$ より大きいのは次のときのみである：$\tilde{A}(\leq (Type4(\alpha,q)))\tilde{B}$

ただし, 任意の TrFN $\tilde{A}$ および $\tilde{B}$, 任意の $q \in R$ および 任意の $\alpha \in [0,1]$ に対して, $\tilde{A}(\leq Type1(\alpha,q))\tilde{B}$, $\tilde{A}(\leq Type2(\alpha,q))\tilde{B}$, $\tilde{A}(\leq Type3(\alpha,q))\tilde{B}$ および$\tilde{A}(\leq Type4(\alpha,q))\tilde{B}$ を次のように定義する：

$$\tilde{A}(\leq Type1(\alpha,q))\tilde{B} \iff \overrightarrow{{A_\alpha}^L{A_\alpha}^R}(q) \leq \overrightarrow{{B_\alpha}^R{B_\alpha}^L}(q) \quad (19)$$

$$\tilde{A}(\leq Type2(\alpha,q))\tilde{B} \iff \overrightarrow{{A_{1-\alpha}}^R{A_{1-\alpha}}^L}(q) \leq \overrightarrow{{B_\alpha}^R{B_\alpha}^L}(q) \quad (20)$$

$$A(\leq Type3(\alpha,q))\tilde{B} \iff \overrightarrow{{A_\alpha}^L{A_\alpha}^R}(q) \leq \overrightarrow{{B_{1-\alpha}}^L{B_{1-\alpha}}^R}(q) \quad (21)$$

$$\tilde{A}(\leq Type4(\alpha,q))\tilde{B} \iff \overrightarrow{{A_{1-\alpha}}^R{A_{1-\alpha}}^L}(q) \leq \overrightarrow{{B_{1-\alpha}}^L{B_{1-\alpha}}^R}(q) \quad (22)$$

これらの順序関係が, Dubois と Prade による指標と cutting レベルから定まる順序関係を $q=0$ の場合として含んでいるのは明かである。式 (3), (7) および区間演算から, 任意の TrFN $\tilde{A}=(a^1,a^2,a^3,a^4)$ および $\tilde{B}=(b^1,b^2,b^3,b^4)$ に対して, 次の関係式が明らかに成り立つ：

$$\begin{aligned}
&\overrightarrow{{A_\alpha}^L{A_\alpha}^R}(q) \leq \overrightarrow{{B_\alpha}^R{B_\alpha}^L}(q)\\
\iff\ & q{A_\alpha}^R + (1-q){A_\alpha}^L \leq q{B_\alpha}^L + (1-q){B_\alpha}^R\\
\iff\ & A_\alpha(\leq q)B_\alpha\\
\iff\ & (-A_\alpha)(\leq (1-q))(-B_\alpha)\\
\iff\ & q(-(a^4-a^3)\alpha + a^4) + (1-q)((a^2-a^1)\alpha + a^1)\\
& \leq q((b^2-b^1)\alpha + b^1) + (1-q)(-(b^4-b^3)\alpha + b^4) \quad (23)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\overrightarrow{{A_{1-\alpha}}^R{A_{1-\alpha}}^L}(q) \leq \overrightarrow{{B_\alpha}^R{B_\alpha}^L}(q)\\
\iff\ & q{A_{1-\alpha}}^L + (1-q){A_{1-\alpha}}^R \leq q{B_\alpha}^L + (1-q){B_\alpha}^R\\
\iff\ & (-A_{1-\alpha})(\leq q)B_\alpha\\
\iff\ & A_{1-\alpha}(\leq (1-q))(-B_\alpha)\\
\iff\ & q((a^2-a^1)(1-\alpha) + a^1) + (1-q)(-(a^4-a^3)(1-\alpha) + a^4)\\
& \leq q((b^2-b^1)\alpha + b^1) + (1-q)(-(b^4-b^3)\alpha + b^4) \quad (24)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\overrightarrow{{A_\alpha}^L{A_\alpha}^R}(q) \leq \overrightarrow{{B_{1-\alpha}}^L{B_{1-\alpha}}^R}(q)\\
\iff\ & q{A_\alpha}^R + (1-q){A_\alpha}^L \leq q{B_{1-\alpha}}^R + (1-q){B_{1-\alpha}}^L\\
\iff\ & A_\alpha(\leq q)(-B_{1-\alpha})\\
\iff\ & (-A_\alpha)(\leq (1-q))B_{1-\alpha}\\
\iff\ & q(-(a^4-a^3)\alpha + a^4) + (1-q)((a^2-a^1)\alpha + a^1)\\
& \leq q(-(b^4-b^3)(1-\alpha) + b^4) + (1-q)((b^2-b^1)(1-\alpha) + b^1) \quad (25)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\overrightarrow{{A_{1-\alpha}}^R{A_{1-\alpha}}^L}(q) \leq \overrightarrow{{B_{1-\alpha}}^L{B_{1-\alpha}}^R}(q)\\
\iff\ & q{A_{1-\alpha}}^L + (1-q){A_{1-\alpha}}^R \leq q{B_{1-\alpha}}^R + (1-q){B_{1-\alpha}}^L\\
\iff\ & (-A_{1-\alpha})(\leq q)(-B_{1-\alpha})\\
\iff\ & A_{1-\alpha}(\leq (1-q))B_{1-\alpha}\\
\iff\ & q((a^2-a^1)(1-\alpha) + a^1) + (1-q)(-(a^4-a^3)(1-\alpha) + a^4)\\
& \leq q(-(b^4-b^3)(1-\alpha) + b^4) + (1-q)((b^2-b^1)(1-\alpha) + b^1) \quad (26)
\end{aligned}$$

4 TrFNs を伴う LP 問題の解法

TrFNs を係数とする LP 問題は, 次のように定式化される:

$$\max \quad \widetilde{Z(\mathbf{x})} = \sum_{j=1}^{n} \widetilde{C_j} x_j \quad (27)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^{n} \widetilde{A_{ij}} x_j \leq \widetilde{B_i},\ i = 1,\cdots,m \quad (28)$$

$$x_j \geq 0, \quad j = 1,2,\cdots,n \quad (29)$$

ただし $\widetilde{C_j} = ({c_j}^1, {c_j}^2, {c_j}^3, {c_j}^4)$; $j = 1,2,\cdots,n$, $\widetilde{A_{ij}} = ({a_{ij}}^1, {a_{ij}}^2, {a_{ij}}^3, {a_{ij}}^4)$; $i = 1,2,\cdots,m$, $j = 1,2,\cdots,n$, $\widetilde{B_i} = ({b_i}^1, {b_i}^2, {b_i}^3, {b_i}^4)$; $i = 1,2,\cdots,m$, であり,

$\widetilde{C_j}$: 目的関数における j 番目の決定変数の台形型ファジィ係数,

$\widetilde{A_{ij}}$: i 番目の制約条件における j番目の決定変数の台形型ファジィ係数,

$\widetilde{B_i}$: i番目の制約条件における台形型ファジィ右辺定数,

n : 決定変数の数,

x_j : j番目の決定変数,

である。

上記 TrFNs を伴う LP 問題に対して, その制約条件に提案した順序関係を用いる次の解法を提案する :

step1: DM は, 型, α および q を選ぶことにより, 用いる順序関係を選択する。

step2: もし DM が, 任意の $k \in \{1,\cdots,4\}$ に対して Type$k$ criterion, 任意の $\alpha \in [0,1]$ および 任意の $q \in R$ を選ぶならば, 制約条件 (16) は上の定義により次のようになる :

$$\sum_{j=1}^{n} \widetilde{A_{ij}} x_j (\leq Typek(\alpha, q)) \widetilde{B_i}, \quad i = 1,\cdots,m \tag{30}$$

step3: 式 (4)~(6), (19)~(26) および次の関係式 (31) より, 式 (30) を実数係数を持つ通常の制約条件に同値変形する :

$$\sum_{j=1}^{n} \widetilde{A_{ij}} x_j = (\sum_{j=1}^{n} a_{ij}{}^1 x_j, \sum_{j=1}^{n} a_{ij}{}^2 x_j, \sum_{j=1}^{n} a_{ij}{}^3 x_j, \sum_{j=1}^{n} a_{ij}{}^4 x_j) \quad i = 1,\cdots,m \tag{31}$$

step4: 式 (28) の代わりに, 同値変形された通常の制約条件を持つ LP 問題を解く。

5 おわりに

本稿では, 3つのパラメータにより定まる, 台形型ファジィ数の新しい順序関係を提案した。さらに, 提案する順序関係が, Dubois と Prade によって提案された指標から自然に導かれる順序関係を含んでいることを示した。また, 提案する順序関係を用いて台形型ファジィ係数を伴う線形計画問題を解く方法を提案した。この方法において, 意思決定者は Dubois と Prade によって提案された指標から導かれる順序関係を用いる方法よりも自分の意思をより多く反映させて制約条件を取り扱うことができる。

参考文献

[1] C. V. Negoita; The Current Interest in Fuzzy Optimization, *Fuzzy Sets Syst.*, 6, 3, pp.261-269(1980).

[2] M. Inuiguchi, H. Ichihashi, and H. Tanaka; Fuzzy programming: a survey of recent developments, in *Stochastic versus Fuzzy Approaches to Multiobjective Mathematical Programming under Uncertainty*, pp.45-68(1990), R. Slowinski and J.Teghem(eds.), Kluwer Academic publishers, Printed in the Netherlands.

[3] D. Dubois and H. Prade; Ranking fuzzy numbers in the setting of possibility theory, *Information Science*, 30, pp.183-224(1983).

[4] D. Dubois; Linear programming with fuzzy data in J.C.Bezek(ed.), *Analysis of Fuzzy Information, Volume 3: Applications in Engineering and Science*, CRC Press, Boca Raton, FL, pp.241-263(1987).

[5] 石渕久生, 田中英夫; 区間係数をもつ線形計画問題の定式化とその解析, 日本経営工学会誌, 40, 5, pp.320-329(1989).

[6] 中原　陽三, 佐々木正仁, 井田憲一, 玄　光男; 区間係数を伴う 0-1 線形計画問題の効率的な一解法, 日本経営工学会誌, 42, 5, pp.345-351(1991).

[7] Y. Nakahara, M. Sasaki, M. Gen and K. Ida; An Effective Method for Large-Scale 0-1 Linear Programming Problem with Interval Coefficients, Proceedings in the Conference of *IFIP*, pp.110-111(1991)

[8] Y. Nakahara, M. Sasaki and M. Gen; On the Linear Programming Problems with Interval Coefficients, *Computers and Industrial Engineering*, 23, Nos 1-4, pp.301-304(1992).

[9] 中原陽三, 玄　光男; 区間係数を伴う De Novo 整数計画問題の UNIX ネットワーク環境における並列分散的な一解法, 日本経営工学会秋季研究大会予稿集, pp.291-292(1992.11).

問い合わせ先 : 〒 425 焼津市本中根 549 番 1
静岡精華短期大学商学科
中原　陽三
TEL 054-623-7000(代)
FAX 054-623-7453

WC6-4

区間の順序関係とその最短経路問題への応用

Order Relation between Intervals and Its Application to Shortest Path Problem

岡田真幸*, 玄 光男†
Shinkoh Okada* and Mitsuo Gen†
*足利短期大学, †足利工業大学
*Ashikaga Junior College, †Ashikaga Institute of Technology

Abstract

It is true that intervals are frequently partially ordered and cannot be compared. Nevertheless,various definitions for ranking intervals have been proposed. In this paper, we propose a new definition for order relation between intervals by introducing a parameter called "a degree between partial and total order", and apply it to the shortest path problem with arcs represented as intervals. In order to solve this problem, we modify the Dijkstra's algorithm, and propose a new algorithm obtaining some incomparable interval solutions. Finally, a numerical example is shown.

1 まえがき

ファジイ数や区間の順序付けは応用面において有用であり，各種の定義が報告されている [3]~[7].

ファジイ数や区間を敢えて全順序関係に順序付けしようとすると様々な矛盾や無理が生じる．そこで，半順序関係に順序付けしようとすると互いに比較できない数多くのファジイ数や区間が生じることとなる．

本論文では，石渕らによって区間をその中心，幅，左端および右端を用いて順序付けを行った定義 [4] を拡張し，全順序と半順序の度合ともいうべきパラメータを導入して区間の順序付けを定義する．この定義により，多数の区間を比較する場合にパラメータの設定に応じて互いに比較できない区間の個数を増減させることが可能となる．

一方，最短経路問題 (shortest path problem) は最も基本的なネットワーク (network) 問題であり，その応用範囲も広い．ここで考えるネットワークは隣接する頂点を結ぶ有向辺にその距離ではなく所要時間あるいは輸送コストが割り当てられているものとする．

ところで，所要時間やコストは，交通事情や積荷により変動するものであり，確定値として与えることは難しい．このような場合，ファジイ数として表現することが考えられるが，そのメンバーシップ関数を決定することは容易ではない．そこで，起こり得る楽観値と悲観値を組み合せた区間で表現する方が容易であろう．この有向辺が区間で表現された最短経路問題を解くために Dijkstra 法 [2] を本論文で定義した区間の順序関係を用いて修正し，複数の互いに比較できない非優越である最短の長さとその経路を求める解法を提案する．意思決定者 (decision maker) の選好に応じてパラメータを設定することで得られる解の個数を増減させることが可能となる．

2 区間演算

本論文では，区間を大文字 $A, B, \ldots$ で表し，実数を小文字 $a, b, \ldots$ で表す．区間 A はその左端 a^L と右端 a^R 及び中心 a^C と幅 a^W を用いて次のように表現する [1].

$$\begin{aligned} A &= [a^L, a^R] = \{t | a^L \le t \le a^R\} \\ &= <a^C, a^W> = \{t | a^C - a^W \le t \le a^C + a^W\} \end{aligned}$$

本論文の計算過程においては，区間と区間の加法及び実数 k による実数倍のみを用い，次のように定義する．

$$\begin{aligned} A + B &= [a^L, a^R] + [b^L, b^R] \\ &= [a^L + b^L, a^R + b^R] \end{aligned}$$

$$kA = k[a^L, a^R] = \begin{cases} [ka^L, ka^R] & \text{for } k \ge 0 \\ [ka^R, ka^L] & \text{for } k < 0. \end{cases}$$

3 区間の順序関係

本来，全順序関係ではない区間の順序関係について各種の定義がなされている．石渕らは，より大きな区間を選好する場合に区間の左端，右端，中心と幅を用いて次のように定義している [4].

[定義 1]

区間 $A = [a^L, a^R]$ と $B = [b^L, b^R]$ に対して，順序関係 $\le_{LR}$ を次のように定義する．

$$A \le_{LR} B \Leftrightarrow a^L \le b^L \text{ and } a^R \le b^R.$$

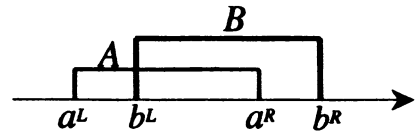


図 1 順序関係 $A \le_{LR}$ B.

[定義 2]

区間 $A = <a^C, a^W>$ と $B = <b^C, b^W>$ に対して，順序関係 $\le_{CW}$ を次のように定義する．

$$A \le_{CW} B \Leftrightarrow a^C \le b^C \text{ and } a^W \ge b^W$$

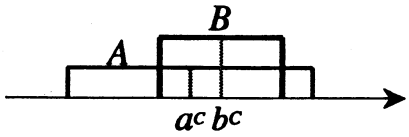


図2 順序関係 $A \leq_{CW} B$.

[定義 3]

区間 A と Bに対して，順序関係$\leq_{LC}$を次のように定義する．

$$A \leq_{LC} B \Leftrightarrow a^L \leq b^L \text{ and } a^C \leq b^C$$

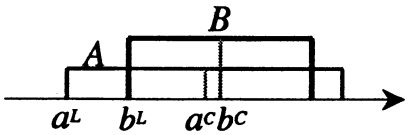


図3 順序関係 $A \leq_{LC} B$.

更に，上記の定義には次の関係がある [4].

[定理 1]

区間に対する三つの順序$\leq_{LR}$, $\leq_{CW}$と$\leq_{LC}$の間には，次の関係が成り立つ．

$$A \leq_{LR} B \text{ or } A \leq_{CW} B \Leftrightarrow A \leq_{LC} B$$

これら三つの定義は順序の公理を満たし，半順序関係が成り立つが全順序ではない．また，順序$\leq_{LC}$は，区間の期待値と考えられる中心と最悪の場合と考えられる左端が共に大きい方をより大きい区間と定義しており，最も妥当な定義と言える．

多数の区間を順序付けし，最も大きな区間を選択する場合には，各ノードが区間となるハッセ線図を構築し，その極大元を選べばよいわけであるが，半順序のために互いに比較できない多数の区間が生じ，意思決定者 (DM) がその中から妥当な区間を選択することが困難となる場合がある．

例えば，区間 A=[6,17], B=[5,11], C=[7,13] と D=[2,16] に対して，その順序関係は次のようになり，A と C，および Bと Dの間には順序関係は存在しない (図 4 参照)．

$$B \leq_{LC} A, B \leq_{LC} C, D \leq_{LC} C \text{ and } D \leq_{LC} A.$$

そこで，半順序と全順序の間の度合とも言うべきパラメータβを導入して，順序関係 $\leq_{LC}$を拡張し，βの値に応じて互いに比較できない区間の個数を増減させる順序関係を定義する．

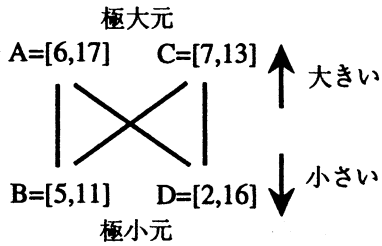


図4 区間をノードにもつハッセ線図.

[定義 4]

より大きな区間を選好する場合，任意の$\beta \in [0,0.5]$ と区間 A と Bに対して，順序を次のように定義する．

$$A \preceq_\beta B \Leftrightarrow b^C - a^C \geq (1-\beta)(b^W - a^W) \text{ and } b^C - a^C \geq \beta(b^W - a^W)$$

この順序関係$\preceq_\beta$は次の性質をもつ．

[性質 1]

(1) 任意の区間 A に対して，

$$A \preceq_\beta A.$$

(2) 任意の区間 A と Bと任意の$\beta \in [0, 0.5)$ に対して，

$$A \preceq_\beta B \text{ and } B \preceq_\beta A \Rightarrow A = B.$$

(3) 任意の区間 A, Bと Cに対して，

$$A \preceq_\beta B \text{ and } B \preceq_\beta C \Rightarrow A \preceq_\beta C.$$

(4) β=0.5 と任意の区間 A と Bに対して，

$$A \preceq_{0.5} B \text{ or } B \preceq_{0.5} A.$$

性質 (1),(2) 及び (3) から順序$\preceq_\beta$は$\beta \in [0, 0.5)$ の場合に順序の公理を満たす．$\beta = 0.5$ のとき，順序$\preceq_\beta$は擬順序となり，比較可能性が成り立つ．また，$\beta = 0$ のとき，順序$\preceq_0$は石渕らの定義 3 と等しくなる．

理解を助けるために，次の例を示す．区間の中心と幅を座標軸とした平面上の点に全ての区間を対応付けることができる．そこで，$A = [3,7] =< 5, 2 >$，および $X =< x^C, x^W >$とすると，$A \preceq_0 X$ が成り立つ Xの領域は図の格子線の部分となる．更に，βを 0.5 に近付けると，その領域は拡大して図の横線の部分に近付く．

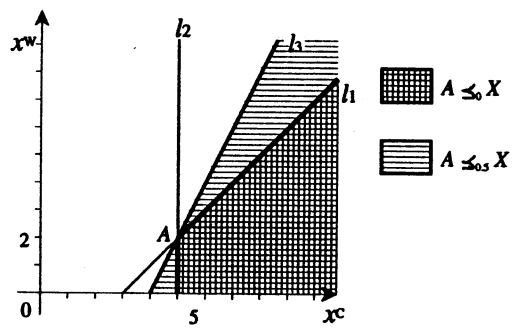


図5 $x^C - x^W$平面

よって，βを 0.5 に近付けるほど互いに比較できない区間の個数は減少する．区間 Bと D，および A と Cには次の関係が成り立つ．

$$D \preceq_{0.25} B \text{ and } C \preceq_{0.4} A$$

また，$\beta = 0.4$ に設定すると，次のような全順序関係となる．

$$D \preceq_{0.4} B \preceq_{0.4} C \preceq_{0.4} A$$

パラメータβは DM の選好と問題の解法過程において互いに比較できない区間の個数によって決定される．

一方，最小化問題において，より小さい区間を選好する場合の順序関係$\preceq^*_\beta$を定義する．

[定義 5]

より小さい区間を選好する場合，任意の$\beta \in [0, 0.5]$ と区間 A と Bに対して，順序関係$\preceq^*_\beta$は次のように定義される．

$$A \preceq^*_\beta B \Leftrightarrow b^C - a^C \geq (1-\beta)(a^W - b^W) \text{ and } b^C - a^C \geq \beta(a^W - b^W)$$

4 最短経路問題

最短経路問題は最も基本的なネットワーク (network) 問題であ

り，その応用範囲も広い．ここで考えるネットワークは，隣接する頂点を結ぶ有向辺にその距離ではなく，所要時間あるいは輸送コストが割り当てられているものとする．

ところで，所要時間やコストは，交通事情や積荷により変動するものであり，確定値として与えることは難しい．このような場合，ファジイ数として表現することが考えられるが，そのメンバーシップ関数を決定することは容易ではない．そこで，起こり得る楽観値と悲観値を組み合せた区間で表現する方が容易であろう．

次に各辺が区間で表現された量に相当する長さをもつ最短経路問題 (I-SPP) を定義する．

[I-SPP]

ネットワーク G は n 個の頂点 (vertex) の集合 G と有向辺 (directed arc) の集合 A からなり，$G=(V,A)$ と表現する．隣接する頂点 i と j を結ぶ辺は，非負の区間で表現された長さ D_{ij} をもつとする．また，隣接していない頂点間を結ぶ辺には $+\infty$ の値が与えられているものとする．問題は，与えられた始点となる頂点から目的地となる頂点への最短の経路とその長さを求めることである．

最短経路問題には，各種の解法が報告されているが，ここでは最悪の場合でも n^2 に比例する時間で解け，しかもアルゴリズムが簡単である Dijkstra 法 [2] を導入し，I-SPP への修正を試みる．

まず，次に示す定義を与える．

U_j :頂点 0 から頂点 j への区間で表現された長さの極小元の集合，

$\mathrm{minimal}_\beta\{S\}$:順序関係 $\preceq^*_\beta$ を用いて集合 S の要素から極小元を取り出す関数，

n :頂点の個数，

P :永久ラベルをもつ頂点の集合，

T :一時ラベルをもつ頂点の集合．

アルゴリズムを次に示す．

[step 1] β の値を DM によって [0,0.5) の範囲で設定し，U_i, P 及び T を次のように初期化する．

$U_i=\{D_{0i}\}$ ， $i=0,\ldots,n-1$,

$P=\{0\}$ と $T=\{1,\cdots,n-1\}$.

[step 2] もし $T=\phi$ ならば，終了する．

そうでないならば，次式を満たす i^* を求める．

$\mathrm{minimal}_{0.5}\{\cup_{i\in T}U_i\}\subset U_{i^*}$,

次に，$T=T\setminus\{i^*\}$, $P=P\cup\{i^*\}$ とし，step 3 へ行く．

[step 3] 全ての $i\in T$ に対して，$U_i=\mathrm{minimal}_\beta\{U_i\cup(U_{i^*}+D_{i^*i})\}$ を求め，step 2 へ戻る．

5 数値例

図 6 に示すような 6 個の頂点と 8 個の辺をもつネットワークを例として考える．始点は頂点 0，目的地は頂点 5 と設定する．

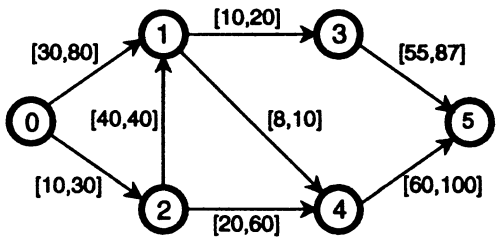


図 6 ネットワークの例.

[step 1]

$\beta=0$ と設定する．

$$U_0 = \{[0,0]\}, U_1=\{[30,80]\}, U_2=\{[10,30]\},$$
$$U_3 = U_4=U_5=\{+\infty\},$$
$$P = \{0\},\ T=\{1,\cdots,5\}.$$

<反復 0>

[step 2]

$$\mathrm{minimal}_{0.5}\{\cup_{i\in T}U_i\}=\{[10,30]\}\subset U_2,$$
$$i^*=2,\ P=\{0,2\},\ T=\{1,3,4,5\}.$$

[step 3]

$$\begin{aligned}U_1 &= \mathrm{minimal}_0\{U_1\cup(U_2+D_{21})\}\\ &= \mathrm{minimal}_0\{\{[30,80],[10,30]+[40,40]\}\}\\ &= \mathrm{minimal}_0\{\{[30,80],[50,70]\}\}\\ &= \{[30,80],[50,70]\}\\ U_4 &= \mathrm{minimal}_0\{U_4\cup(U_2+D_{24})\}\\ &= \mathrm{minimal}_0\{\{\infty,[10,30]+[20,60]\}\}\\ &= \{[30,90]\}.\end{aligned}$$

<反復 1>

[step 2]

$$\begin{aligned}&\mathrm{minimal}_{0.5}\{\cup_{i\in T}U_i\}\\ &= \mathrm{minimal}_{0.5}\{U_1\cup U_4\}\\ &= \mathrm{minimal}_{0.5}\{[30,80],[50,70],[30,90]\}\\ &= \{50,70\}\subset U_1,\\ i^* &= 1,\ P=\{0,1,2\},\ T=\{3,4,5\}.\end{aligned}$$

[step 3]

$$\begin{aligned}U_3 &= \mathrm{minimal}_0\{U_3\cup(U_1+D_{13}\}\\ &= \mathrm{minimal}_0\{\{\infty,[30,80]+[10,20],\\ &\quad [50,70]+[10,20]\}\}\\ &= \mathrm{minimal}_0\{\{\infty,[40,100],[60,90]\}\}\\ &= \{[40,100],[60,90]\},\\ U_4 &= \mathrm{minimal}_0\{U_4\cup(U_1+D_{14}\}\\ &= \mathrm{minimal}_0\{\{[30,90],[30,80]+[8,10],\\ &\quad [50,70]+[8,10]\}\}\\ &= \mathrm{minimal}_0\{\{[30,90],[38,90],[58,80]\}\}\\ &= \{[30,90],[58,80]\},\\ &\quad ([30,90]\preceq^*_0[38,90]).\end{aligned}$$

<反復 2>

[step 2]

$$\begin{aligned}&\mathrm{minimal}_{0.5}\{\cup_{i\in T}U_i\}\\ &= \mathrm{minimal}_{0.5}\{U_3\cup U_4\}\\ &= \mathrm{minimal}_{0.5}\{\{[40,100],[60,90],[30,90],[58,80]\}\}\\ &= \{[30,90]\}\subset U_4,\\ &\quad ([30,90]\preceq^*_{0.5}[58,80]\preceq^*_{0.5}[60,90]\preceq^*_{0.5}[40,100])\\ i^* &= 4,\ P=\{0,1,2,4\},\ T=\{3,5\}.\end{aligned}$$

[step 3]

$$\begin{aligned} U_5 &= \text{minimal}_0\{U_5 \cup (U_4 + D_{45}\} \\ &= \text{minimal}_0\{\{\infty, [30,90] + [60,100], \\ &\quad [58,80] + [60,100]\}\} \\ &= \text{minimal}_0\{\{\infty, [90,190], [118,180]\}\} \\ &= \{[90,190], [118,180]\}. \end{aligned}$$

<反復 3>
[step 2]

$$\begin{aligned} &\text{minimal}_{0.5}\{\cup_{i\in T} U_i\} \\ &\quad = \text{minimal}_{0.5}\{U_3 \cup U_5\} \\ &\quad = \text{minimal}_{0.5}\{[40,100], [60,90], \\ &\qquad [90,190], [118,180]\} \\ &\quad = \{[60,90]\} \subset U_3, \\ &\qquad ([60,90] \preceq^*_{0.5} [40,100]), \\ &i^* = 3, \quad P = \{0,\cdots,4\}, \quad T = \{5\}. \end{aligned}$$

[step 3]

$$\begin{aligned} U_5 &= \text{minimal}_0\{U_5 \cup (U_3 + D_{35})\} \\ &= \text{minimal}_0\{\{[90,190], [118,180], \\ &\quad [40,100] + [55,87], [60,90] + [55,87]\}\} \\ &= \text{minimal}_0\{\{[90,190], [118,180], \\ &\quad [95,187], [115,177]\}\} \\ &= \{[90,190], [95,187], [115,177]\}, \\ &\quad ([115,177] \preceq^*_0 [118,180]). \end{aligned}$$

<反復 4>
[step 2]

$$\begin{aligned} &\text{minimal}_{0.5}\{\cup_{i\in T} U_i\} \\ &\quad = \text{minimal}_{0.5}\{U_5\} = U_5, \\ &i^* = 5, \quad P = \{0,\cdots,5\}, \quad T = \phi. \end{aligned}$$

[step 3] 計算は行なわれない.
[step 2] $T = \phi$より, 終了する.

前節の数値例の結果として, 互いに比較できない3個の最短の長さ [90,190], [95,187] 及び [115,177] が得られた. それに対応する最短経路は逆をたどることにより, 次に示すそれぞれの経路が得られる.

$0 \to 1 \to 2 \to 4 \to 5$,
$0 \to 1 \to 3 \to 5$
と $0 \to 2 \to 1 \to 3 \to 5$,

もし, DMがこれらの3個の経路の中から1つを選択できない場合には, βの値を徐々に大きくすることにより, 次の関係を得ることができる.

$$[95,187] \preceq^*_{0.25} [90,190],$$

$$[115,177] \preceq^*_{0.32} [90,190],$$

$$[115,177] \preceq^*_{0.34} [95,187].$$

$\beta = 0.34$ と設定すると, 解 [115,177] が得られる.

また, 大規模な問題では, 解の個数の爆発を防ぐために, 計算過程において対話的にβの値を変更して解の個数を絞り込むことも可能であろう.

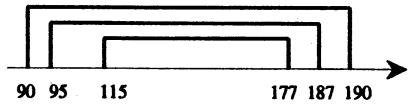


図7 区間 [90,190],[95,187] と [115,177] の図示

6 あとがき

本論文では, 全順序と半順序の度合ともいうべきパラメータを導入して区間の順序関係を定義した. その順序関係を辺の長さが区間で表現された最短経路問題に応用し, 互いに比較できない (非優越である) 複数の解を求める解法を提案した.

参考文献

[1] Alefeld, G. and Herzberger, J.: Introduction to Interval Computations (translated by Rokne,J.), Academic Press, New York, pp.1-9 (1983).

[2] Dijkstra, E. : "A note on Two Problems in Connexion with Graphs", *Numerische Mathematik*, Vol. 1, pp.269-271 (1959).

[3] Dubois, D. and Prade, H. : "Ranking Fuzzy Numbers in the Setting of Possibility Theory", *Information Science*, pp.183-224, Vol.30, No.3(1983).

[4] 石渕久生, 田中英夫 : "区間係数をもつ線形計画問題の定式化とその応用", 日本経営工学会誌, Vol.40, No.5, pp.320-329 (1989).

[5] Kaufmann, A. and Gupta, M. M. : *Introduction to Fuzzy Arithmetic : Theory and Applications*, Van Nostrand Reinhold(1985).

[6] Okada, S. and Gen, M. : "The 0-1 Knapsack Problem with Interval Coefficients", Proceedings of the Korea-Japan Joint Conference on Fuzzy System and Engineering, Seoul, Korea, pp.292-295(1992).

[7] Ramic, J. and Rimanek, J. : " Inequality Relation between Fuzzy Numbers and Its Use in Fuzzy Optimization", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.16, No.2, pp.123-138 (1985).

[問い合わせ先]
〒326 栃木県足利市本城3丁目2120
足利短期大学
岡田 真幸
TEL:0284-21-8242
FAX:0284-21-1270

WD1-1

ファジィデータベースにおける個別ユーザへの調整手法

A Fuzzy Database System Adjustable to an Individual User

福嶋 茂信　　アンカ ラレスク
Shigenobu Fukushima　　Anca Ralescu

技術研究組合 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

Abstract

Linguistic descriptions are a natural way for man-machine interface. However, their subjectivity can greatly vary between individuals. In turn, this affects the performance of a system using such descriptions. This paper proposes a method which allows a fuzzy database system to adjust to individual users such that the rate of retrievals based on linguistic descriptions is increased. A new matching of fuzzy sets which takes into account the fuzziness of the fuzzy sets being matched is also proposed. Finally, we illustrate our approach with an example of retrieving face photographs based on their linguistic descriptions.

1．はじめに

近年、インテリジェントシステムの分野では、ヒューマンフレンドリなインタフェースが、重要な問題となっている。ユーザからの曖昧なデータと質問を扱うファジィデータベース検索は、ヒューマンフレンドリなインタフェースをもつシステムのひとつである[1]。

このようなシステムとして、言語を検索キーとした顔画像のファジィ検索システム[2-4]がある。このシステムのなかでは、「髪が長い」、「目が大きい」といった我々が日常生活で用いる言語記述を検索キーとして用い、さらに言語記述レベルでファジィデータベース検索を行なっている。しかし、問題点のひとつとして、言語記述が個人ごとの主観の影響を受けることがある。例えば、日本人は欧米人に比べて控え目な表現になるといわれる。また、入力インタフェースやユーザの感情の状態も影響を及ぼすものと考えられる。

ここでは、このような個人ごとの主観が検索結果に及ぼす影響を低減するための調整手段について述べる。

2．調整について

図1に調整機能つきの検索システムを示す。調整は、過去のユーザ入力をもとに、より良い検索結果（順位）が得られるように、新たなユーザ入力に対して変更を加えることで行なう。例えば、あるユーザがこのシステムを5回使用（検索写真画像は一回毎の入力で異なる）していたとすると、システムは、5回分の入力の履歴を保存する。そして、来る6回目の検索時には、1回目から5回目までのユーザの入力をもとに、6回目のユーザ入力をより良い検索結果が得られるように調整を行なう。なお、ここでの「調整」は、あるひとりのユーザに対するものである。つまり、Aというユーザに対して調整されたシステムの前にBというユーザが座れば、このシステムはリセットされ、最初から調整作業をやり直さなければならない。

また、ユーザ入力は、写真ごとに19項目の特徴から最も印象に残る6項目を5段階で記述することで行なわれる。したがって、研究の主眼は、少ない履歴からユーザの主観といった不安定な要素を、どのように評価し扱っていくかにある。

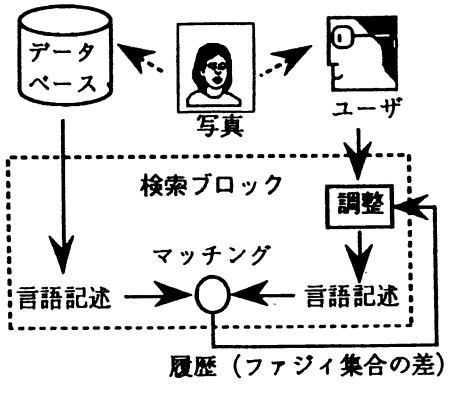


図1　調整機能を持った検索システム

3．ユーザの主観

ユーザが実際にどのような主観を持っているかを、実験的に調べた。24名の被験者に対して、アンケートを行なうことで、模擬的にシステムを使用してもらった。うち22名は、データベースの作成時のアンケートの対象者と異なっている。実験結果を分析することによって、3種類の主観が存在することが分かった。

誇張と控え目

ユーザの記述が、全記述範囲の両端部分に集中すれば、

「誇張」と考え、逆に、全記述範囲の中央部分に集中すれば、「控え目」と考える。例えば、誇張された表現の場合、「やや大きい」という表現は、「大きい」となり、「やや小さい」という表現は、「小さい」となる。この主観の特徴は、ある限られた項目(例えば「目の大きさ」)に限らず、全般的に現れる。

一方向シフト

ユーザの記述が、全記述範囲のどちらか片方の端部にシフトする時、「一方向へのシフト」と考える。例を挙げると、「やや大きい」という表現が、「普通」となり、「やや小さい」という表現が、「小さい」となる場合である。また、「誇張と控え目」と違って、いくつかの項目に限られている。

ランダム

もし、ユーザとシステム間の記述の違いが、上述の「誇張と控え目」にも「一方向へのシフト」にも当てはまらない場合、「ランダム」であると考える。これは、ユーザとシステムの間で、ある項目に関する価値観が全く違っている場合に発生すると考えられ、「一方向のシフト」と同様、いくつかの項目に限られて現れる。

4．マッチング方式

本研究で用いるマッチング方式では、二つのファジィ集合がどれだけ一致しているかだけでなく、ファジィ集合のファジィネスも考慮する。一般的なマッチング方式では、どれだけ二つのファジィ集合が一致しているかを考えるが、ここでの手法では、ユーザが二つのファジィ集合からどれだけ大きな確信を得るかということを問題とする。

この方式は、調整機能を持つ検索システムに有効である。何故ならば、もしある記述が信頼できないと分かると、その記述を示すファジィ集合のサポートを大きくすることで、ファジィネスを増加させ、マッチング度を小さくする処理が容易に出来るからである。

二つのファジィ集合A、Bが与えられと、二つのファジィ集合A、B間のマッチング度Match(A,B)は次式で与えられるとした。

$$\mathrm{Match}(A,B) = O(A,B)\,NF(A)\,NF(B) \qquad (1)$$

ここで、O(A,B)は、ファジィ集合A、B間の重なり度であり、NF(A)は、ファジィ集合Aのノンファジィネスである。

本研究では、ファジィ集合を正規でかつ三角形の形状をしたものに限っている。今、ファジィ集合の定義域をU=[a,b]とする。すると、最もあいまいなファジィ集合は、サポートがUであるファジィ集合であるといえる。

ファジィ集合AとBを、定義域Uに含まれる正規なかつ三角形の形状をしたファジィ集合とする。そして、おのおのサポートS_AとS_Bを持ち、A_{AB}をAとBの重なった部分の面積とする。すると、AとBの間の重なり度は次式で表すことが出来る。

$$O(A,B) = \frac{S_A + S_B}{S_A S_B} A_{AB} \qquad (2)$$

あるファジィ集合AのファジィネスF(A)を、

$$F(A) = \frac{S_A}{b-a} \qquad (3)$$

と表すと、ノンファジィネスNF(A)は、

$$NF(A) = 1 - F(A) = 1 - \frac{S_A}{b-a} \qquad (4)$$

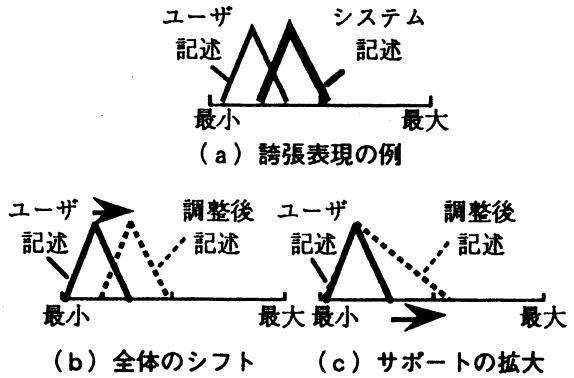
となる。こうして、AとBのマッチ度Match(A,B)は、次式で表すことが出来る。

$$\mathrm{Match}(A,B) = \frac{S_A + S_B}{S_A S_B} A_{AB} \left(1 - \frac{S_A}{b-a}\right)\left(1 - \frac{S_B}{b-a}\right) \qquad (5)$$

5．新しいマッチング方式の調整処理への応用

調整処理のために、ファジィ集合を変更することを考えた場合、容易に考えられる方法は、ファジィ集合全体をシフトする方法である。「誇張」に対する調整処理について考える。図2(a)は誇張の例である。ユーザの記述を示すファジィ集合全体をシフトさせると、図2(b)のようになる。しかし、現実には、この方法では次に挙げる二つの問題が発生する。

1）シフトという操作では、ユーザの記述が信頼性に欠けるということが考慮されない。
2）誇張を行なうユーザは、最大または最小の入力を誇張ではなく本来の意味にも使用する。ファジィ集合をシフトさせてしまうと、そのような場合にマッチ度が著しく低下する。



（a）誇張表現の例

（b）全体のシフト　（c）サポートの拡大

図2　誇張に対する2種類の調整処理

そこで、ファジィ集合のシフトの代りに、サポートを増加させることを考える（図2(c)）。もし、先に提案したマッチング方式を併用すると、サポートの大きさが増加した分、マッチ度は減少し、前述の1）の問題点は解消する。さらに、2）の問題点である本当に最大または最小の入力があった場合についても、ファジィ集合の重なり部分の面積には変動が発生しないため、大幅なマッチ度の減少が起きない。

次に、どれだけどちらの方向にサポートを拡げるかを

求める処理について述べてゆく。

6．調整処理

ここでは、前述の三つの主観のうちの、「誇張と控え目」に限った調整処理について扱う。調整処理は、ユーザ入力履歴保存の部分と調整手順の部分に分かれる。なお、ユーザ入力が余りに古すぎると、ユーザはその傾向を変えてしまっている可能性が高いので、ここでは、参照する履歴の個数を最大１０回分とした。

履歴保存

誇張・控え目を検出するため、ユーザの記述をシステムの記述と比較し、次の４種類に分類し、履歴として保存する。表１に１枚の写真に対する履歴の例を示す(「大きい」＝５、「小さい」＝１)。

「＋」：誇張
「－」：控え目
「＝」：同一、差が入力単位の半分以下
「？」：不明、例えば、ユーザ記述が「大きい」、システム記述が「小さい」の場合

項目	1	7	9	10	14	17
ユーザ	4.0	4.0	4.0	4.0	2.0	4.0
システム	4.6	2.3	3.8	5.0	4.5	3.1
履歴	－	?	=	－	?	＋

表１　履歴保存の例

調整手順

履歴として扱う入力について、T_+とT_-を次のように定義する。

T_+：「＋」か「？」のユーザ記述の個数が、「－」の個数よりも多い入力の回数
T_-：「－」のユーザ記述の個数が、「＋」か「？」の個数よりも多い入力の回数

ここで、「？」を「＋」と同一に扱うのは、サポートを拡げる向きが「＋」の場合と同じであるからである。一方、項目Ｅについて、E_+とE_-と$E_=$を、次のように定義する。

E_+：Ｅに関する入力中、「＋」か「？」のユーザ記述の個数
E_-：Ｅに関する入力中、「－」のユーザ記述の個数
$E_=$：Ｅに関する入力中、「＝」のユーザ記述の個数

そして、E_{+-}を項目Ｅについての誇張・控え目の度合とする。E_{+-}が小さい項目については、ユーザ記述とシステム記述間の違いがほとんどないと考え、調整処理が行なわれないようにする。

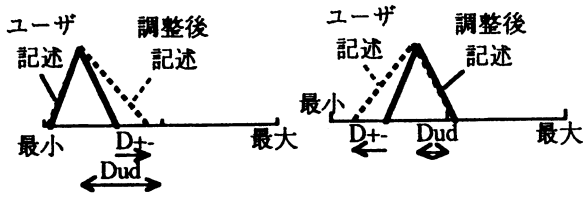
また、I_{+-}を調整処理の指数とする。最終的にユーザ記述のファジィ集合のサポートを増加させる量D_{+-}は、I_{+-}とD_{ud}から求められる。ここで、D_{ud}は、ユーザ記述の重心値と中央値との距離である。具体的な手順は、以下の通りである。

1．T_+とT_-を計数する。
2．$T_{+-}=T_+-T_-$から、T_{+-}を求める。
3．各項目毎に、E_+とE_-と$E_=$を求める。
4．E_{+-}を次式より求める。

$$E_{+-}=\begin{cases}\dfrac{E_+}{E_+ + E_- + E_=} & \text{if } T_{+-}>0\\ 0 & \text{if } T_{+-}=0\\ \dfrac{E_-}{E_+ + E_- + E_=} & \text{if } T_{+-}<0\end{cases} \qquad (6)$$

5．$I_{+-}=F(|T_{+-}|, E_{+-})$から、$I_{+-}$を簡単なファジィ推論Ｆを用いて求める。
6．ユーザ記述のファジィ集合のサポートを$D_{+-}=D_{ud}I_{+-}$だけ増加させる。

図３は、誇張と控え目のそれぞれの場合に対する調整処理例を示す。誇張の場合は、サポートを中間値方向に拡げるのに対し、控え目の場合は、サポートを端の方向に拡げる。



（ａ）誇張　　（ｂ）控え目

図３　誇張・控え目に対する調整

7．シミュレーション

シミュレーションの対象としたものは、前述のアンケート結果(２４名の被験者による各１９回のユーザ入力)である。調整処理が行なわれるのは、２回目以降の入力に対してなので、一人の被験者について１８の調整処理結果が得られることになる。ここでは、次に示す３種類のシミュレーションを行なった。

1．調整処理なし
2．誇張・控え目に対するファジィ集合全体をシフトさせる手法による調整処理（調整－１）
3．誇張・控え目に対する本手法による調整処理（調整－２）

表２、３、４に、シミュレーション結果を示す。表２のシミュレーション結果の左半分は、被験者の入力に対する１８の検索順位の平均値である。右半分は、調整処理なしの場合と比べての検索順位の向上の比率である。

表３は、調整－１、－２のそれぞれについて、調整処

理によって、２４名の被験者中順位の平均が何名の被験者で上昇するかの数字である。また、表４のシミュレーション結果は、２４名の被験者の全１８回のユーザ入力に対して、調整処理による順位の変動を示している。つまり、調整－１、－２の検索順位と調整なしの検索順位を比較することで、調整処理によってどれだけの回数で検索順位の変動があるかを表している。

順位平均			順位の向上率	
調整なし	調整-1	調整-2	調整-1	調整-2
5.402	5.401	5.174	0.09%	4.58%

表２　シミュレーション結果
（順位平均と改善率）

順位平均が上昇する被験者数	
調整-1	調整-2
11	22

表３　シミュレーション結果
（順位が上昇する被験者数）

	調整-1	調整-2
順位向上	121	145
順位下降	122	103
同順位	210	205

表４　シミュレーション結果
（順位変動）

８．評価

全被験者の順位の平均では、調整－１では、０．０９％の向上しかみられないのに、調整－２では、４．５８％の向上がみられる。各被験者では、調整－１によって２４名中１１名しか順位の平均が上昇しなかったのに、調整－２では、２２名で上昇した（２名でしか下降しなかった）。これは、ここで提案した手法（ファジイネスを考慮したマッチング方式とサポートを拡げるファジィ集合の変更処理）のロバスト性という点での優秀性をあらわしているといえる。

さらに、調整－１では、順位が向上する場合が１２１回（全体の２７％）で下降する場合が１２２回（２７％）であり、ほぼ同数である。調整－２では、１４５回（全体の３２％）の向上に対して、下降は１０３回（２３％）である。ここでも、提案した調整処理方法の有効性が示されているといえる。

一方で、ここで提案した調整処理を使ったとしても、検索結果がいつも１位になるわけではない。その理由としては、実際には、人間の主観にさまざまな種類があり、その度合も個人毎に違っていることが挙げられる。そして、最も望ましい調整手法についても、個人ごとに存在すると考えられる。

しかし、調整処理によってどれだけの向上がみられるかは確かに大きな要素ではあるが、どれだけ悪化することが少ないかは、より大きな要素であるといえる。例えば、一度の悪化が二度以上の向上に相当する場合も考えられる。これは、マンマシンインタフェースおいては、人間が概ね減点主義であることに由来すると考えられる。その立場からいえば、ここで提案した手法は、ロバストであって、マンマシーンインタフェースに適しているといえるだろう。

９．おわりに

本研究のテーマは、人間の主観性を考慮することで個別ユーザへの対応機能を持った検索手法を実現することにある。まず最初に、検索結果から人間の主観性にどのような種類の傾向が現れるかを解析した。次に、調整手法として、ファジィ集合のファジィネスを考慮したマッチング方式を用い、ファジィ集合のサポートを拡げる新たな手法を提案した。最後に、この手法を「誇張と控え目」に対する調整に適用し、シミュレーションを行なった。

順位の平均値については、４．５８％の向上がみられ、２４人の被験者に対して２人についてしか順位の平均が下がらず、また、全体の３２％の入力回数について、順位の上昇がみられた。この結果は、ここで提案された手法の有効性を示している。

今後の研究としては、まず、「誇張と控え目」以外の主観である「一方向シフト」と「ランダム」をどのように扱っていくかが挙げられる。さらに、本研究では、調整処理自体の求め方（パラメータ決定）がアドホックであったので、その点も今後の課題であると考えられる。

参考文献

[1] 馬野,深見 "ファジィ・データベースの現状について", 日本ファジィ学会誌,Vol.3,No.1 (1991)

[2] 宮島,岩本,中山,福嶋,棚田,Ralescu "印象言語を用いた顔画像検索システム(I)-概要と顔画像処理", 第８回ファジィシステムシンポジウム (1992)

[3] 岩本,宮島,中山,福嶋,棚田,Ralescu "印象言語を用いた顔画像検索システム(II)-印象言語の生成-", 第８回ファジィシステムシンポジウム (1992)

[4] 中山,福嶋,岩本,宮島,棚田,Ralescu "印象言語を用いた顔画像検索システム(III)-ファジィマッチングによる検索-", 第８回ファジィシステムシンポジウム (1992)

[問い合わせ先]
〒２３１
横浜市中区山下町89-1　シイベルヘグナービル３Ｆ
国際ファジィ工学研究所　福嶋茂信
Tel 045-212-8236 FAX 045-212-8255

WD1-2

ファジィデータベースにおける一貫性制約を考慮した更新
Updating under Integrity Constraints in Fuzzy Databases

中田典規
Michinori NAKATA
千葉経済大学短期大学部
Chiba-Keizai Junior College

Abatract: Integrity constraints are discussed and update operations are expressed under them in fuzzy relational databases. The allowance of a possibility distribution as an attribute value leads to the significance of considering two types of redundancy in a key constraint. A referential constraint is replaced by an inclusion constraint between the supports of the attribute of a primary key and of the attribute of a foreign key. The value of a membership attribute in base realtions is a degree that a tuple value is satisfied with domain constraints and explicit constraints and is evaluated by a possibility measure and a necessity measure. All integrity constraints have effects on insertion. Deletion and modification are expressed first without the integrity constraints, and then with them. The deletion is related with the key constraint and the referential constraint. If key values are modified, the modification is related with the key constraint and the referential constraint, otherwise with the domain constraints and the explicit constraints.

Keywords: Fuzzy databases, Integrity constraints, Update operations, Relational databases

1 はじめに

更新処理はデータベース操作において質問処理とともに最も重要なものであり、活発に研究されている [1]。更新処理はファジィデータベースにおいて従来のデータベースよりも重要な意味を持っている。ファジィデータベースでは、より信頼できる状態を実現する点で更新処理が必要不可欠である。これはデータベースに不確な情報を取り入れたことによって生じた更新処理の新しい側面である。

更新処理はある制約の下で行われる。何故ならば、データベースは現実世界のある部分をデータモデルに応じて作成されるので、モデルと状況に応じた制約が必ず存在し、この制約を守ることによってデータベースの一貫性が保たれるからである。

一貫性制約は、データベースのスキーマに関係した陰な制約 (implicit constraints) とそれ以外の利用者が定義する陽な制約 (explicit constraints) に分けられる [5]。

本論文では、陰な制約とあるタイプの陽な制約を取り上げ、その制約の下での更新処理を論じる。尚、ファジィデータベースの研究のほとんどはファジィ関係データベースに関するものであるので [8][10][12]、ファジィ関係データベースの枠組みの中で議論がなされるが、この限定によって更新処理において一貫性制約を考慮することの重要性が失われるものではない。

2 ファジィ関係データベース

2.1 枠組み

ファジィ関係データベースは、関係データベース [2] において値は存在するが未知であるというタイプの空値としてしか取り扱えなかった不正確なデータに対し、その内部状態を Zadeh によって提出された可能性理論 [11] で取り扱うことによって、関係データベースを拡張したものと考えられる。

定義 2.1.1
あるタプル値 d_i の属性 A_j における値 d_{ij} は、正規な可能性分布 $\pi_{d_{ij}}$ によって表される。

$$d_{ij} = \sum_{u \in D_j} \pi_{d_{ij}}(u)/u.$$

ここで、定義域 D_j は非ファジィ値の集合で、特別な値を含むものとする。特別な値とは値が適用できないという状態や値を持つことが無意味という状態等を表す空値である。但し、属性値が値を持つことが無意味という状態を表す空値のみから構成されてはならない。

定義 2.1.2
ファジィ関係データベースにおいて、関係 S は S に対してメンバシップ属性の値 $(\mu_\Pi(d), \mu_N(d))$ を持つタプル値 d のファジィ集合である。

$$S = \{(\mu_\Pi(d), \mu_N(d))/d | \mu_\Pi(d) > 0\}$$

タプルは属性値の組であるタプル値とメンバシップ属性の値から成る。メンバシップ属性の値は、一貫性制約とタプル値との整合性の度合いで、可能性測度と必然性測度によって評価される。メンバシップ値を値として取る属性はファジィ関係データベースにおいて不可欠である。たとえ基本関係で制約が課せられていなくても、その基本関係にある条件を付加して得られる導出関係では、その関係に対する各タプル値のメンバシップ属性値が不可欠である。関係完備という点からみれば、ある関係から得られた関係も元の関係と同じ性質を持ち、基本関係と導出関係との区別があってはならない [3]。

2.2 一貫性制約

関係データベースにおいて、データベースのスキーマに関係する陰な制約はキー制約、参照制約、ドメイン制約である。タプルが一意に識別できる極小属性集合は候補キーと呼ばれ、その中から主キーが選ばれる。ファジィ関係データベースでは属性値を可能性分布としたことによって、二種類の冗長性（類似冗長性、可能冗長性）が出現することを考慮しなければならない [6][7]。

定義 2.2.1
関係 R において主キーが n 個の属性 $A_{K1,R}, \cdots, A_{Kn,R}$ から構成され、$DS_{t_i,R}$ を関係 R におけるタプル t_i の主キーの類似冗長度とする。

$$DS_{t_i,R} = \sup_{l \neq i} \inf_{p=K1,\cdots,Kn} s(d_{ip}, d_{lp}),$$

ここで、$s(d_{ip}, d_{lp}) = |d_{ip} \cap d_{lp}|/|d_{ip} \cup d_{lp}|$、$|d_{ip}|$ は $\pi_{d_{ip}}(x)$ の和である。

定義 2.2.2
$DS_{t_i,R} \geq \lambda_{DS}$ である時、タプル t_i の主キーは関係 R において類似性において冗長（類似冗長）であるという。ここで、λ_{DS} は主キーを類似冗長とみなすためのしきい値で、$\lambda_{DS} \in [0,1]$ である。

定義 2.2.3
関係 R において主キーが n 個の属性 $A_{K1,R}, \cdots, A_{Kn,R}$ から構成され、タプル t_i の主キーを構成する属性値 d_{il} が不正確な値であるとする。E_{t_i,A_l} は、主キーを構成する属性集合において属性 A_l の値が正確で、A_l とメンバシップ属性以外の属性値が t_i と同じ値を持つタプル集合とする。この時、タプル t_i の主キーの可能冗長度 $DP_{t_i,R}$ は、

$$DP_{t_i,R} = |d'_{il} \cap ED_{t_i,A_l}|/|d'_{il}|,$$

ここで、ED_{A_l} は正確な値 x のメンバシップ値が E_{A_l} の中で属性 A_l の値が x に等しいタプルのメンバシップ属性の値としたファジィ集合で、

$$ED_{t_i,A_l} = \{\mu_\Pi(d)/x | x \in D_l \wedge A_l = x \wedge t \in E_{t_i,A_l}\},$$

d'_{il} は関係 R のタプル t_i においてメンバシップ属性の値 $\mu_{\Pi,R}(d_i)$ を考慮した属性値 d_{il} の可能な状態のファジィ集合で、

$$d'_{il} = \{min(\pi_{d_{il}}(x), \mu_{\Pi,R}(d_i))/x | x \in D_l \wedge x \neq \mathbf{Q}\},$$

ここで、$\mathbf{Q}$ は属性が値を持つことは無意味であるということを意味する空値である。

$DP_{t_i,R}$ は、タプル t_i においてメンバシップ属性の値を考慮した時、属性 A_l の可能な状態が ED_{t_i,A_l} に含まれる度合いとして解釈できる。

定義 2.2.4
$DP_{t_i,R} = 1$ である時、タプル t_i の主キーは関係 R において可能性について冗長（可能冗長）であるという。

さらに、主キーを構成する属性の値における可能冗長な要素の存在を考慮することが必要である。

定義 2.2.5
タプル t_i の属性 A_l の値 d_{il} が不正確でその一つの構成要素を u とする。属性 A_l の値が u に等しいタプル値 $d_{A_l=u}$ を持つタプル $t_{A_l=u}$ が E_{t_i,A_l} に存在する時、$\min(\pi_{d_{il}}(u), \mu_{\Pi,R}(d_i)) \leq \mu_{\Pi,R}(d_{A_l=u})$ であれば、タプル t_i の属性 A_l が u である状態の関係に属する可能性がタプ

ル $t_{A_l=u}$によって尽くされているとみすことができ、要素 u を属性値 d_{il} おける可能冗長な要素という。

以上のことを考慮すれば、ファジィ関係データベースでのキー制約は以下のように考えられる。

定義 2.2.6
主キーである属性集合を構成する属性の値は可能性分布であるが、主キーの値が類似冗長や可能冗長な値であってはならず、また、その可能性分布の要素が可能冗長な要素や値が適用できないという空値であってはならない。

参照制約は関係が他の関係での参照を伴っている時に必要である。

定義 2.2.7
関係 R の主キーの属性 $A_{k,R}$と関係 S の複合主キーを構成する属性 $A_{l,S}$がドメイン D 上で定義されているとする。関係 S において $A_{l,S}$ の値の可能性分布を構成する空値以外の要素は必ず関係 R の $A_{k,R}$の値の可能性分布の要素として存在しなければならない。

この参照制約は外部キーの台が対応する主キーの台に含まれること(包含制約) を意味する。ここで、属性 $A_{k,R}$の台 $Supp(A_{k,R})$ とは、

$$Supp(A_{k,R}) = \{x | \exists i \ \pi_{d_{ik},R}(x) > 0 \wedge x \neq \mathbf{Q}\}$$

のことで、参照制約は以下のように表される。

$$Supp(A_{k,S}) \subseteq Supp(A_{l,R})$$

上述の定義より、キー制約や参照制約がタプルのメンバシップ属性の値に無関係であることは明らかである。陽な制約と陰な制約の中のドメイン制約がメンバシップ属性の値に関係する。

様々な陽な制約が知られている [4][5][9]。本論ではその中で、制約を $p \rightarrow q$で表される"*If p, then q*"の形に限定する。ドメイン制約は形式的には条件部 p の無いものである。一般に、p と qはファジイ複合命題であり、本論では p と qはいずれも"A_k *is const*"という形の基本ファジィ命題 fから構成されるものとする。

タプル値 d がこの形の制約を満足する度合いは可能性測度と必然性測度で計算され、

$$\Pi(p \rightarrow q|d) = \max(1 - N(p|d), \Pi(q|d)), \quad (1)$$
$$N(p \rightarrow q|d) = 1 - \Pi(p \wedge \bar{q}|d). \quad (2)$$

p と qが相互作用の無い場合、

$$\Pi(p \wedge \bar{q}|d) = \min(\Pi(p|d), 1 - N(q|d)).$$

関係に課せられている制約の集合 ICが n 個のドメイン制約や陽な制約 ic から成る時、メンバシップ属性の値は、

$$\begin{aligned}\mu_\Pi(d) &= \Pi(IC|d), \\ &= \Pi(ic_1 \wedge ic_1 \wedge \cdots \wedge ic_n|d). \\ \mu_N(d) &= N(IC|d), \\ &= N(ic_1 \wedge ic_1 \wedge \cdots \wedge ic_n|d), \\ &= \min(N(ic_1|d), N(ic_2|d), \ldots, N(ic_n|d)).\end{aligned}$$

各制約が相互作用の無い場合、

$$\mu_\Pi(d) = \min(\Pi(ic_1|d), \Pi(ic_2|d), \ldots, \Pi(ic_n|d)).$$

ドメイン制約や陽な制約が満たされるかどうかを一つの属性値を構成する要素に限定して述べれる場合がある。

定義 2.2.8
ドメイン制約や陽な制約の集合を ICとする。あるタプル値 d_iにおいて、$N(IC|d_i) < 1$ であるが、属性 A_lの値の構成要素の一つを x とすると、タプル t_iにおいて A_lの値を x と置いたタプル値 $d_{i,d_{il}=x}$が、$N(IC|d_{i,d_{il}=x}) = 1$ ならば、属性値 d_{il}において構成要素 x は制約を完全に満たすといい、$\Pi(IC|d_{i,d_{il}=x}) = 0$ ならば、x は制約を完全に満たさないという。

3 更新操作

更新操作は挿入、削除、変更の 3 種類の処理から成る。属性値の更新によって属性値の可能性分布に同じ要素が表れたとき、その要素が持つ可能性分布値はそれらの中の最大値とする。

3.1 挿入

先ず、キー制約との関係を述べる。

定義 3.1.1
レコードを関係に挿入する時、その関係の主キーに対応する成分が関係に対して冗長なレコードであれば、挿入は拒否される。
ここで、レコード vが冗長なレコードかどうかは定義 2.2.1-4 において、t_i を vに置き換えて評価する。

例 3.1.2
関係 R1 で主キーを (SUPPLIER, PART) の組としよう。$\lambda_{DS} = 0.9$ とする。レコード (SUPPLIER = 1/b, PART = 0.6/x + 1/y + 0.9/z) が関係 R1 に挿入される時、$DS_{v,R1} = 2.4/2.5 > 0.9$ によって類似冗長であるので、この挿入は拒否される。また、レコード (SUPPLIER = 1/a, PART = 1/x + 0.7/y) が関係 R1 に挿入される時、$DP_{v,R1} = 1.7/1.7 = 1$ によって可能冗長であるので、この挿入は拒否される。

SUPPLIER	PART	μ
1/a	1/x	1,1
1/a	1/y	1,1
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	1,1

関係 R1

関係にレコードを挿入することによって、関係に既存のタプルの主キーが可能冗長になることがあることを考慮しなければならない。

定義 3.1.3
一つのレコードを関係に挿入することによって可能冗長な主キーを持つタプルが生じる時、そのタプルを除いた後、レコードが挿入される。

例 3.1.4 属性 PART が主キーである関係 R2 にレコード (PART = 1/y) が挿入されるとする。その時、関係 R2 の 2 番目のタプルが可能冗長になるので、このタプルを除いた後、レコードを挿入し、以下の関係が生成される。

PART	μ
1/x	1,1
1/Q + 0.9/y	1,1

関係 R2

PART	μ
1/x	1,1
1/y	1,1

ここまで、可能冗長なタプルやレコードの取扱い論じた。ここで、可能性分布によって表された値の要素の可能冗長を考慮する。

定義 3.1.5
レコードを関係に挿入する時、主キーを構成する属性 A_lに対応するレコードの成分 v_lが不正確な値を持つものとする。v_lの要素 x が関係に対して可能冗長な要素ならば、v_lにおいて x を**Q**に置き換えた後、レコードが挿入される。

例 3.1.6
レコード (SUPPLIER = 1/a, PART = 0.6/x + 1/y + 0.8/z) が関係 R1 に挿入される時、生成される関係は以下の通りである。

SUPPLIER	PART	μ
1/a	1/x	1,1
1/a	1/y	1,1
1/a	1/Q + 0.8/z	1,1
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	1,1

ここで、レコードを挿入した時、可能性分布で表された主キーの属性値の中で可能冗長な要素を持つタプルが生みだされることを考慮する必要が生じる。

定義 3.1.7
挿入されるレコードによって、属性 A_lの値の要素 x が可能冗長な要素になるタプルが生じる時、そのタプルの属性 A_lの値において、x を**Q**に置き換えた後、レコードが挿入される。

例 3.1.8
レコード (SUPPLIER = 1/b, PART = 1/y) が関係 R1 に挿入される時、生成される関係は以下の通りである。

SUPPLIER	PART	μ
1/a	1/x	1,1
1/a	1/y	1,1
1/b	0.6/x + 1/Q + 0.8/z	1,1
1/b	1/y	1,1

次に、参照制約と挿入処理との関係を述べる。

定義 3.1.9
関係 R の主キーの属性 $A_{k,R}$に関係 S の外部キーの属性 $A_{l,S}$が対応しているとする。関係 S にレコード vを挿入する時、属性 $A_{l,S}$に対応する成分 v_lの値を構成する**Q**以外の要素 x が属性 $A_{k,R}$の台 $Supp(A_{k,R})$ に存在しない時、v_lにおいて x を**Q**に置き換えた後、レコードが挿入される。

例 3.1.10
関係 R3 において SUPPLIER は主キーで、関係 S において (SUPPLIER, PART) の組が主キーで SUPPLIER が外部キーとする。

SUPPLIER	μ
1/a	1,1
1/b	1,1
1/c + 0.7/d	1,1

関係 R3

SUPPLIER	PART	μ
1/a + 1/b	1/x	1,1
1/c + 1/d	1/x	1,1

関係 S

レコード(SUPPLIER = 1/c + 1/e, PART = 1/x)を関係Sに挿入した時、関係Sは以下のようになる。

SUPPLIER	PART	μ
1/a + 1/b	1/x	1,1
1/a + 1/d	1/x	1,1
1/c + 1/**Ω**	1/x	1,1

最後に、ドメイン制約や陽な制約を挿入処理において検討する。

定義 3.1.11
関係にドメイン制約や陽な制約が課されている時、メンバシップ属性の値として制約との整合性の度合いを設定した後、レコードが挿入される。

例 3.1.12
陽な制約(If SUPPLIER = 1/a + 1/b, then PART = 1/x + 1/y)の下で、レコード(SUPPLIER = 1/a, PART = 0.7/x + 1/z)が挿入される時、メンバシップ属性の値を式(1)と(2)で計算し、その結果として$\mu_\Pi = 0.7, \mu_N = 0$とした後、挿入される。

ドメイン制約や陽な制約を満たすかどうかを一つの属性の要素に限定して述べれる場合がある。この時、完全に制約を満足しない要素を考慮することが可能になる。

定義 3.1.13
挿入するレコードvのある成分v_lの値を構成する要素xが制約集合ICを完全に満たさない時、v_lにおいてxを**Ω**に置き換えた後、レコードが挿入される。

例 3.1.14
上述の状況は例 3.1.12 で生じている。属性 PART の値 0.7/x + 1/z の z が**Ω**に置き換えられる。

3.2 削除

削除処理に関係する一貫性制約は本論で取上げた範囲内においてキー制約と参照制約である。先ず、一貫性制約の無い削除について述べる。

削除処理では、タプル値d_iが更新条件cを満たさない度合いが関係に残る度合いと考えられ、可能性測度$\Pi(\bar{c}|d_i)$と必然性測度$N(\bar{c}|d_i)(= 1 - \Pi(c|d_i))$を用いて計算される。

定義 3.2.1
削除において、タプルt_iのメンバシップ属性の値は$\min(\mu_\Pi(d_i), \Pi(\bar{c}|d_i))$, $\min(\mu_N(d_i), N(\bar{c}|d_i))$で置き換えられる。

例 3.2.2
更新条件(SUPPLIER = 1/a OR SUPPLIER = 1/b) AND PART = 0.7/x + 1/y の削除を関係 R1 適用したとする。

SUPPLIER	PART	μ
1/a	1/x	0.3,0.3
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	0.8,0

上の例での更新条件では PART の値が y であればそのタプルは削除されるべきである。しかし、2番目のタプルには PART の値が y である可能性が残されたままである。従って、更新条件の評価を一つの属性値の要素に限定して述べれる時、属性値の要素毎の評価も考慮する必要がある。

定義 3.2.3
あるタプル値d_iにおいて、更新条件cが、$N(c|d_i) < 1$であるが、属性A_jの値の構成要素の一つxをもって属性A_jの値としたタプル値$d_{i,d_{ij}=x}$について、$N(c|d_{i,d_{ij}=x}) = 1$である時、属性値d_{ij}においてxを**Ω**に置き換える。

例 3.2.4
例 3.2.2 の結果で2番目のタプルの属性値 PART の値が 0.6/x + 1/**Ω** + 0.8/z とされる。

次に、削除処理とキー制約、参照制約との関係を示めす。

定義 3.2.5
削除によって、主キーが類似冗長や可能冗長になるタプルが生じる時、そのタプルは関係から除かれねばならない。また、主キーを構成する属性A_lの要素xが可能冗長になるタプルが生じる時、そのタプルの属性A_lの値においてxを**Ω**に置き換える。

定義 3.2.6
関係 R の主キーの属性$A_{k,R}$に対応する関係 S の外部キーの属性を$A_{l,S}$とする。関係 R において、タプルの削除あるいは属性値の要素を**Ω**置き換えたことによって、属性$A_{k,R}$の台から失われる要素xが存在する時、属性$A_{l,S}$で要素xを含む全ての値においてxを**Ω**に置き換える。

例 3.2.7
例 3.1.10 の関係 R3 と S に対して、関係 R3 に更新条件 SUPPLIER=1/c の削除を適用すると、以下の関係が生成される。

SUPPLIER	μ
1/a	1,1
1/b	1,1
1/**Ω** + 0.7/d	1,1

SUPPLIER	PART	μ
1/a + 1/b	1/x	1,1
1/**Ω** + 1/d	1/x	1,1

3.3 変更

変更は更新条件のあるものと無いものとに分けて表される。先ず、一貫性制約の無い場合の変更を論じる。

定義 3.3.1
正確な変更fがタプルt_iの属性A_jになされた時、変更後の値は、

$$d_{ij}^{update} = \sum_{u \in D_j} \pi_{d_{ij}}(u)/f(u).$$

次に変更が不正確な場合を考える。

定義 3.3.2
不正確な変更$f = \sum \mu(g_k)/g_k$がタプルt_iの属性A_jになされた時、変更後の値は、

$$d_{ij}^{update} = \sum_{u \in D_j} \sum_{k} min(\mu(g_k), \mu_{d_{ij}}(u))/g_k(u).$$

例 3.3.3

PART	PRICE	μ
0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/20 + 0.7/40	1,1
0.6/x + 1/z	0.8/20 + 1/40	1,1

関係 R4

変更が関係 R4 において" 価格を約30%値上げする" である時、"約30%値上げ"を$f = 0.6/1.2 + 0.8/1.25 + 1/1.3 + 0.8/1.35 + 0.6/1.4$とすれば、以下の関係が生みだされる。

PART	PRICE	μ
0.6/x + 1/y + 0.8/z	0.6/24 + 0.8/25 + 1/26 0.8/27 + 0.6/28 0.6/48 + 0.7/50 + 0.7/52 0.7/54 + 0.6/56	1,1
0.6/x + 1/z	0.6/24 + 0.8/25 + 0.8/26 0.8/27 + 0.6/28 0.6/48 + 0.8/50 + 1/52 0.8/54 + 0.6/56	1,1

ここで、更新条件がある場合の変更を考える。先ず、更新条件が変更を受ける属性と関係の無い場合を取上げる。

定義 3.3.4
更新条件cに変更を受ける属性A_jが含まれていない時、タプル値d_iにおいて、$N(c|d_i) = 1$ならば、変更後の属性値は、

$$d_{ij}^{update} = \sum_{u \in D_j} \sum_{k} min(\mu(g_k), \mu_{d_{ij}}(u))/g_k(u).$$

$0 < N(c|d_i) < 1$ならば、変更後の属性値は、

$$d_{ij}^{update} = \sum_{u \in D_j} (\sum_{k} min(\Pi(c|d_i), \mu(g_k), \mu_{d_{ij}}(u))/g_k(u) + \mu_{d_{ij}}(u)/u).$$

$N(c|d_i) = 0$ならば、属性値は変らない。

例 3.3.5
変更が" 関係 R4 において PART = 1/x + 0.6/z ならば価格を約30%値上げする" であると、以下の関係が生成される。

PART	PRICE	μ
0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/20 + 0.7/40	1,1
0.6/x + 1/z	0.8/20 + 1/40 0.6/24 + 0.6/25 + 0.6/26 0.6/27 + 0.6/28 0.6/48 + 0.6/50 + 0.6/52 0.6/54 + 0.6/56	1,1

ここで、更新条件が修正を受ける属性に関係がある場合を取上げる。

定義 3.3.6
更新条件cに変更を受ける属性A_jが含まれている時、タプル値d_iにおいて、$N(c|d_i) = 1$ならば、変更後の属性値は、

$$d_{ij}^{update} = \sum_{u \in D_j} \sum_{k} min(\mu(g_k), \mu_{d_{ij}}(u))/g_k(u).$$

それ以外の場合は以下の通である。

$$d_{ij}^{update} = \sum_{u \in D_j} u^{update}.$$

属性 A_j の値 d_{ij} を構成する要素 u がその属性値であるとしたタプル値を $d_{i,d_{ij}=u}$ とすると、$N(c|d_{i,d_{ij}=u})=1$ ならば、変更後の要素 u の値は、

$$u^{update}=\sum_k min(\mu(g_k),\mu_{d_{ij}}(u))/g_k(u),$$

$0<N(c|d_{i,d_{ij}=u})<1$ ならば、変更後の要素 u の値は、

$$u^{update}=\sum_k min(\Pi(c|d_{i,d_{ij}=u}),\mu(g_k),\mu_{d_{ij}}(u))/g_k(u)+\mu_{d_{ij}}(u)/u.$$

$N(c|d_{i,d_{ij}=u})=0$ ならば、変更後の要素 u の値は変らない。

例 3.3.7
変更が" 関係 R3 において PART = 1/w + 1/x + 1/z AND PRICE = 0.7/20 + 0.9/30 + 1/40 ならば価格を約３０％値上げする" であると、以下の関係が生成される。

PART	PRICE	μ
0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/20 + 0.7/40	1,1
0.6/x + 1/z	0.8/20 + 0.6/24 + 0.7/25 0.7/26 + 0.7/27 + 0.6/28 0.6/48 + 0.8/50 1/52 + 0.8/54 + 0.6/56	1,1

ここで、一貫性制約を考慮した変更を考える。主キーや外部キーを構成する属性に対して変更がなされる場合、**定義 2.2.6** のキー制約や**定義 2.2.7** の参照制約が守られなくてはならない。

定義 3.3.8
主キー値が変更を受ける時、変更値が関係において冗長であれば、変更は拒否され、変更を受けたタプル以外で可能冗長な主キーを持つタプルが生じれば、そのタプルは除かれる。

定義 3.3.9
主キーを構成する属性 A_l の値が変更を受ける時、変更値の要素 x が関係に対して可能冗長な要素ならば、A_l の値において x をΩに置き換える。また、変更を受けたタプル以外で属性 A_l の値の要素 x が可能冗長な要素になるタプルが生じる時、そのタプルの属性 A_l の値において x をΩに置き換える。

定義 3.3.10
ある関係 R で主キーとなっている属性 $A_{k,R}$ に対して、関係 S で属性 $A_{l,S}$ が外部キーとなっているとする。タプル $t_{i,R}$ の属性値 $d_{ik,R}$ が変更される時、変更によって属性 $A_{k,R}$ の台で失われる要素 u があれば、$A_{l,S}$ で要素 u を持つ全ての値において u をΩに置き換える。また、タプル $t_{i,S}$ の属性値 $d_{ik,S}$ が変更される時、変更値を構成するΩ以外の要素 v が属性 $A_{k,R}$ の台に存在しない時、変更値において v をΩに置き換える。

例 3.3.11
例 3.1.10 の関係 R3 と S に対して、関係 R3 の３番目のタプルの属性値 $d_{31,R}$ が"1/c"に、関係 S の１番目のタプルの属性値 $d_{11,S}$ が"1/a + 1/e"にという変更が適用されると、以下の関係が生成される。

SUPPLIER	μ
1/a	1,1
1/b	1,1
1/c	1,1

SUPPLIER	PART	μ
1/a + 1/Ω	1/x	1,1
1/c + 1/Ω	1/x	1,1

ここで、ドメイン制約や陽な制約の下での変更について述べる。変更値とこれらの一貫性制約を満たす度合い、すなわちメンバシップ属性の新しい値の評価は挿入処理の場合になされたのと同じ方法でなされる。

定義 3.3.12
変更後、タプル値 d_i のメンバシップ属性の値は、変更値が制約集合 IC を満たす度合いである。変更値が IC を完全に満たさない、すなわち、$\Pi(IC|d_i)=0$ である時、変更は拒否される。換言すれば、タプルの値は変らない。

変更後の属性値において、制約を完全に満たさない要素の存在を考慮する必要がある。

定義 3.3.13
$\Pi(IC|d_i)\neq 0$ かつ $N(IC|d_i)<1$ である時、変更値の属性 A_j の値を構成する要素 x が制約集合 IC を完全に満たさない時、変更値の属性 A_j の値において x をΩに置き換える。

例 3.3.14
例 3.3.7 において、陽な制約を"If PART = 1/x + 1/z, then PRICE < 50"とし、"< 50"は $\sum_{0<u<49} 1/u+0.8/50+0.6/51+0.4/52+0.2/53$ で表すものとすると、以下の関係が生成される。

PART	PRICE	μ
0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/20 + 0.7/40	1,1
0.6/x + 1/z	0.8/20 + 0.6/24 + 0.7/25 0.7/26 + 0.7/27 + 0.6/28 0.6/48 + 0.8/50 1/52 + 0.8/Ω	0.8,0

注意すべきこととして、変更によってドメイン制約や陽な制約を満足する度合いが低下する、つまりメンバシップ属性の値が低下する場合、そのタプル値にとって変更が妥当なのかどうかを検討する必要があるかもしれない。

4 結び

ファジィ関係データベースにおいて、陰な制約（キー制約、参照制約、ドメイン制約）とあるタイプの陽な制約について述べ、その下での更新処理を示した。

キー制約と参照制約では可能性分布をキー値として許すので、キーが類似冗長や可能冗長であることや、キーの中の可能冗長な要素の存在を考慮することが重要である。評価方法という点でドメイン制約は陽な制約の特別な場合として考えられる。陽な制約として"*If p then q*"の形とし、p と q は基本ファジィ命題"A_j *is const*"から成る複合命題に限定し、可能性測度や必然性測度で評価した。これらの一貫性制約の中でメンバシップ属性の値に関与するのはドメイン制約と陽な制約である。

三種類の更新処理はこれらの一貫性制約と整合性のある場合にのみ許される。挿入はすべての一貫性制約との整合性が評価されねばならない。削除はキー制約と参照制約が関係するのみである。変更はキー値の変更の場合、キー制約と参照制約が関与するが、それ以外の場合、ドメイン制約と陽な制約が関与する。

参考文献

[1] Abiteboul, S. [1988]Updates, a New Frontier, in: Proceedings of the 2nd International Conference on Database Theory, M. G. J. Paredaens and D. Van Gucht, Eds., Lecture Notes in Computer Science Vol. 326, Springer-Verlag, pp. 1-18.

[2] Codd, E. F. [1970]A Relational Model of Data for Large Shared Banks, Communication of the ACM, **13**:6 377-387.

[3] Codd, E. F. and Date, C. J. [1974]Interactive Support for Non-programmers: The Relational and Network Approaches, in: Proc. 1974 ACM SIGMOD Workshop on Data Description, Access, and Control, Vol. II, R. Rustin, Ed., "Data Models: Data-Structure-Set versus relational", also in: C. J. Date, Relational Databases: Selected Writings, Chap. 9, Addison Wesley 1986, pp. 153-178.

[4] Date, C. J. [1990]A Contribution to the Study of Database Integrity, in : Relational Database Writings 1985-1989, Chapter 7, C. J. Date with a special contribution by A. Warden, Addison-Wesley 1990, pp. 185-215.

[5] Elmasri, R. and Navathe, S. B. [1989]Foundamentals of Database Systems, The Benjamin/Cummings Publishing Company 1989.

[6] Nakata, M. [1991]Treatment of Redundancy in Fuzzy Databases, in: Proceedings of the 7th Fuzzy System Symposium, Nagoya, Jun. 12-14, 1991, pp. 375-378.

[7] Nakata, M. [1992]Updating in Fuzzy Databases, in: Proceedings of the 8th Fuzzy System Symposium, Hiroshima, May 26-28, 1992, pp. 165-168.

[8] Prade, H. and Testemale, C. [1984] Generalizing Database Relational Algebra for the Treatment of Incomplete or Uncertain Information and Vague Queries, Information Science, **34**, 115-143.

[9] Stonebraker, M. [1975]Implementation of Integrity Constraints and Views by Query Modification. in Proceedings of ACM SIGMOD on Management of Data 75, pp. 65-78.

[10] Umano, M. [1982] FREEDOM-O: A Fuzzy Database System, in: Fuzzy Information and Decision Processes(M. M. Gupta and E. Sanchez, Eds.), North-Holland, Amsterdam, pp. 339-347.

[11] Zadeh, L. A. [1978] Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility, Fuzzy Sets and Systems, **1**, 3-28.

[12] Zemankova, M. and Kandel, A. [1984] Fuzzy Relational Databases–A Key to Expert Systems, Verlag TÜV Rheinland, Cologne, 1984.

問い合わせ先：
263 千葉市稲毛区弥生町 4 丁目 3-30 千葉経済大学短期大学部
経営情報学科　　中田　典規　TEL 043-255-3451 FAX 043-252-6050

WD1-3

カテゴリ間のファジィ構造化分析の感性情報検索システムへの応用

Application of fuzzy structuring analysis of categories to sensuous information retrieval systems

中村和男*, 北島 努**

Kazuo Nakamura*, Tsutomu Kitajima**

*)生命工学工業技術研究所, **)日本工業大学

*)National Institute of Bioscience and Human Technology, **)Noppon Institute of Technology

Abstract: Human categorical cognition on sensuous objects is owing to employment of emotional linguistic expressions, and construction of similitude classes among objects. Here, first an analytical method was proposed to get proximity or subordinate relations on object categories and/or on feature categories from subjective matching responces between those categories. This can lead to construction of similitude subclasses among object categories and/or feature ones. Then, a framework for realizing sensuous information retrieval systems via verbal and nonverbal inquiries was shown and its prototype was constructed.

1．はじめに

芭蕉の一片の句が私たちの心をとらえ，対話による口調，表情，しぐさが相手の真意を垣間見せ，また一枚の戦乱の中の親子の写真が作者の意図を強烈に伝えてくるように，感性的な情報に関する諸機能は人間らしい一つの重要な特質である．工学の対象であるコンピュータや通信システム，ヒューマンインタフェースなどの分野においても，これまでの情報処理体系を見直し，人間が日常的に認識，理解，交換している感性的情報をも積極的に処理できるような体系を確立しようとするニーズが高まっている．そうしたニーズへのアプローチにおいては，人間の感性的情報処理特性の把握として，

a）外界の物理要因と感性概念との関連付けを知る，

b）感性的概念間の内的関係の認識構造を知る，

c）感性的な認識状態と生理心理的反応との関連を知ることが重要となろう．筆者らは，b）の立場で対象群に対する特徴的，情緒的印象の言語表現に関する人間の諸応答から様々な感性的用語概念間のあいまいな構造を分析すると同時に感性的対象間の感性的認識構造をファジィ論的視点で分析する手法を提案[1)2)]してきた．ここでは，これらの双対的なファジィ構造化分析に基づいて，感性的言語表現を媒介にした感性的対象群の索引付け，それらの言語的／非言語的検索方式を構築するための処理の枠組みを，人物イラスト検索を例に提案する．

2．双対ファジィ構造化分析法の概要

各用語に対する各対象の適合度データを基に用語間および対象間のファジィ親近関係，上位下位関係を構成し，グラフ論的な構造分析を行う．

v，w ：所与の用語（∈W）

s，t ：所与の対象（∈S）

f (v, s) ：用語vの対象sへの適合度（∈[0,1]）

A_v ：用語vに適合する対象の一群のファジィ集合（F集合）（⊂S）

$a_v(s)$ ：A_v のメンバーシップ関数（MF）

B_s ：対象sに適合する用語の一群のF集合(⊂W)

P ：用語間のファジィ親近関係（⊂W×W）

p (v, w) ：用語v，w間の親近関係のMF

Q ：対象間のファジィ親近関係（⊂S×S）

G ：用語間のファジィ下位関係（⊂W×W）

$$a_v(s) = b_s(v) = f(v,s) \tag{1}$$

とおく．用語v，w間のファジィ親近関係Pを，F集合A_v，A_wの近さ，ファジィ下位関係GをA_vのA_wへの包含度としてとらえ，双対的に対象s，t間のファジィ親近関係QもF集合B_s，B_tの近さと考え，

$$p(v,w) = \frac{Ms(A_v \cap A_w ; \eta)}{Ms(A_v \cup A_w ; \eta)} \tag{2}$$

$$q(s,t) = \frac{Mv(B_s \cap B_t ; \xi)}{Mv(B_s \cup B_t ; \xi)} \tag{3}$$

$$g(v,w) = \frac{Ms(A_v \cap A_w ; \eta)}{Ms(A_v ; \eta)} \tag{4}$$

ここにMsは重み$\eta(s)$付の集合の大きさで，

$$Ms(A_v ; \eta) = \sum_{s \in S} \eta(s)\, a_v(s) \tag{5}$$

$\eta(s)$，$\xi(v)$は対象sの用語間親近性規定貢献度，用語vの対象間親近性規定貢献度で，べき乗係数をγとして，

$$\eta(s) = \{\sum_{t \in S} q(s,t)^{\gamma}\}^{-1} \tag{6}$$

$$\xi(v) = \{\sum_{w \in W} p(v,w)^{\gamma}\}^{-1} \tag{7}$$

ファジィな親近関係Pが求まったら互いに類似関係を構成する用語のファジィ部分集合として極大類似クラスの抽出を行う．αレベル以上の関係度で同値関係を構成する用語の部分集合で極大なものの群を抽出する．

さらに，各αレベルの極大類似クラスにおける各要素の当該クラスでの典型度を算出する．注目クラスのαレベル集合を$C(\alpha)\subset S$とし，その中の対象sからみた最も非親近な同一クラス内他成員との親近度を，

$$\sigma(s;\alpha)=\min_{t\in C(\alpha)} q(s,t) \qquad (8)$$

とおき，クラスの中心となる成員s^*を

$$\sigma(s^*;\alpha)=\max_{s\in C(\alpha)} \sigma(s;\alpha) \qquad (9)$$

とし，各$s\in C(\alpha)$の典型度$\rho(s;\alpha)$を，

$$\rho(s;\alpha)=\sigma(s;\alpha)/\sigma(s^*;\alpha) \qquad (10)$$

また，F親近関係Pに基づいて，オーダーnの擬親近関係$P^{(n)}$をつぎのように導入する．

$$P^{(n)}=P\cup P^2\cup\cdots\cup P^n \qquad (11)$$

これは，n－1個以下の語を経由しての親近度を表現しており，$P^{(1)}=P$である．

3．検索のための感性語と対象のファジィ構造化

3．1　基本的な考え方

絵画や詩歌などの感性的対象データの検索システム構築を前提に，感性語の活用を考えると，検索者が求める対象イメージを感性語を駆使して表現し，検索対象の索引語として適切な感性語を付与することが考えられる．そのとき検索者に許容される感性語はできるだけ多く，逆にデータの属性はできるだけ少ない基本的な感性語で表現したい．そしてこれら許容感性語と基本感性語との意味的関連をシステムが知識として持っていれば，実用的な感性的対象情報検索システムの構築が可能となろう．

そこで，①代表的な感性的対象集合について，自由な印象記述実験を行い，出現した感性語の使用頻度と双対ファジィ構造化分析（ＤＦＳＡ）による極大類似クラスの検討から検索のための許容語を抽出し，②再度，同対象集合について許容語との適合度反応取得実験を行いＤＦＳＡから許容語間のF親近関係，F下位関係を構築し，さらに許容語の中から基本語への絞り込みを行う．③全検索対象集合に対し，基本語集合との適合度反応取得実験を行い全対象のファジィ索引付けと，ＤＦＳＡから全対象間の親近構造を取得する．

3．2　検索のための許容語の抽出

問題領域の対象イメージ表現に必要な感性語を抽出して許容語としたいが，生きた表現用語を抽出するために，当該の対象のイメージの自由で自然な言語表現に注目する．対象の適当な部分集合に対する情緒的印象の自由記述実験を多数の被験者に行ってもらい，これに基づいてある程度普遍的な許容語の抽出を以下の手順で行った．

［実験Ｉ］①刺激：イラスト画像　４０枚，②被験者：主婦および男女学生９名，③方法：アンケートによる配布，回収法，④課題：呈示された刺激について，全体から受ける情緒的印象を箇条書風に自由記述．

［実験データの処理］①手作業により感性語４２４語の抽出，②出現頻度２回以上のもの１４８語への絞り込み，③各対象に対する各用語の出現頻度の正規化：n(s,v)を対象sの全自由記述文での用語vの出現回数とすると，対象sと用語vの適合度は

$$f(s,v)=\frac{n(s,v)}{\max_{s\in S} n(s,v)} \qquad (12)$$

④｛f(s,v)｝のＤＦＳＡによる用語間の親近関係P_0を導出し，種々のαレベルに対するその類似クラスの中でクラス数最小となるα＝0.4の時の９９クラスの典型語で特殊性の低い７７語を抽出した．Fig.1はこれら用語を形容詞の意味空間としての評価性と力量感の２軸により張られる平面上に主観的に配置してみたものである．

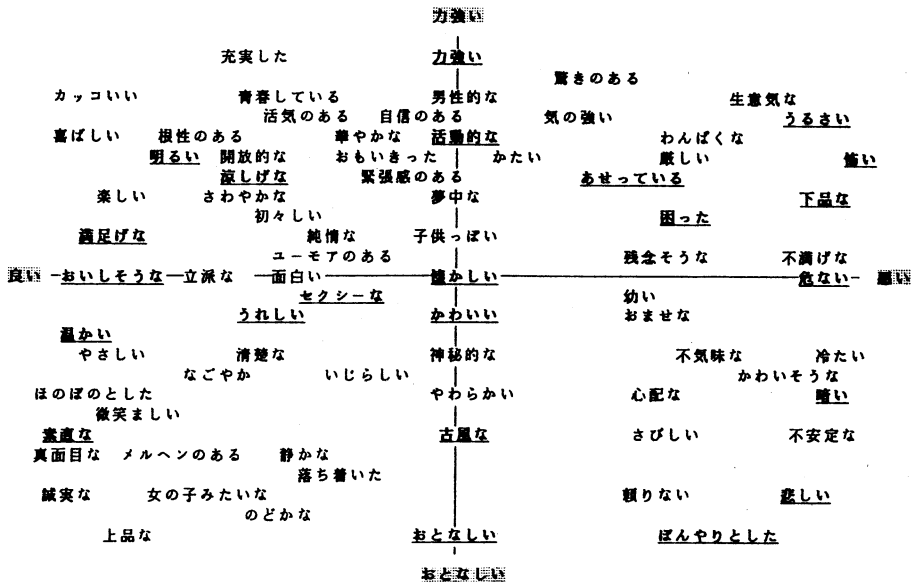


Fig.1 抽出された許容感性語基本感性語（下線）の主観的意味空間配置

3．3　許容語のシソーラス構築と基本語の抽出

前節の抽出許容語について，個人としてのそれらの間の体系的意味認識構造を抽出するために，前と同一の刺激に対する許容語との適合度の主観的評定実験を行った．

［実験Ⅱ］

①刺激：実験Ⅰと同一のイラスト画像４０枚，②被験者：主婦１名，③方法：パソコンＣＲＴ上での評定判断，④課題：呈示刺激について呈示許容感性語７７語との適合度を［0,1］線分上にマウスで応答

［実験データの処理］

①取得したデータのＤＦＳＡにより，個人としての許容語間のＦ親近関係Ｐ，Ｆ下位関係Ｇを求めた．これは，イラスト画像検索システムのためのシソーラスとなる．

②許容語間の親近関係，擬親近関係による極大類似クラスの抽出．ここでは類義の許容語をまとめることによりできるだけ少ない基本語の体系を導き出したい．そこで，（擬）親近関係$P^{(n)}$のαレベルの変動とそれで不十分のときはオーダーを一つ上げた擬親近関係$P^{(n+1)}$の導入によって希望する数の極大類似クラスが得られるまで上記の調整を行う．ただし，オーダーを上げるほど，それに対応した極大類似クラス内の類義性は希薄にならざるを得ないことに注意する必要がある．

③得られた（擬）親近関係の極大類似クラスの典型語として，基本語をセットする．ここではオーダー３まで考慮し，２３語の基本語を抽出した（Fig.2 の強調文字参照）．

3．4　全対象のファジィ索引付けと親近関係の構築

検索対象とすべき感性的対象のすべてについて，基本感性語２３語の適合度を付与するための実験Ⅲを行った．この付与結果がそのまま，全検索対象のファジィ索引付けとなり，データベースに蓄えられる．

［実験Ⅲ］①刺激：全検索対象イラスト画像　２２０枚（実験Ⅰ，Ⅱで用いた４０枚を含む）

②被験者：検索者としての学生　１名

③方法：パソコン上での評定値入力

④課題：呈示刺激について呈示基本感性語２３語との適合度を［0,1］内の数値で応答

［実験データの処理］

①適合度データのファジィ構造分析により，個人的認識としての対象間の親近関係Ｑを求めた．これは，イラスト画像の非言語的検索において対象間の親近関係知識として用いられる．

②Ｑに基づく対象間の親近関係，擬親近関係による極大類似クラスとその典型対象の抽出．これは，イラスト画像非言語的検索において典型的例示対象として用いることができる．

4．ファジィ検索システムの構成

4．1　基本的な考え方

ファジィ検索の処理概念について述べる[3]．検索対象の集合を$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$，索引語の集合を$W=\{w_1,w_2,\cdots,w_m\}$とすると，各検索対象はファジィに索引付けされており，これをＸ×Ｗ上のファジィ関係Ｕで表し，そのメンバーシップ度を$u(x,w)\in[0,1]$と記す．すなわち，対象ｘは索引語ｗにより度合$u(x,w)$で索引付けられていることになる．つぎに，検索時の問い合わせをＷ中のファジィ集合Ａとしてとらえ，Ｖ中のいずれかの索引語をもつ対象を求めたいという意図表現とみなす．するとファジィ論の合成演算により，検索結果の対象のファジィ集合Ｙはつぎのように算出される．

$$Y=U\circ A \tag{13}$$

すなわち

$$y(x)=\bigvee_{w}\{u(x,w)\wedge a(w)\} \tag{14}$$

ここに，$\vee$はt-conorm，$\wedge$はt-normである．さて，ここでは問い合わせについて索引語集合Ｗより広範な許容語集合Ｖを許し，かつ用語間のなんらかのファジィ関係としてのシソーラスＦ⊂Ｖ×Ｖが与えられているとする．するとＵをＸ×Ｖのファジィ関係と読み換えれば，

$$Y=U\circ F\circ A \tag{15}$$

となる．実際，シソーラスＦとしては許容語間の親近関係Ｐや下位関係Ｇを活用することがある．前者では，ＦをＰで置き換えることで類義の用語でも検索されることになる．また，下位関係Ｇの使い方として，一旦問い合わせ語の上位語をたどり，その下位語へ展開するという方法を取入れ，検索の視野を一段広げてなんらかのヒントになる情報を取得するという概念を実現することもできる．その場合にはＦを$G\circ G^{T}$で置き換えればよい．なお，上記における問い合わせ集合Ａ中の用語はORで結ばれたものに当るが，問い合わせ集合が“A_1 and A_2 and ⋯ and A_k and ⋯”であるならば，

$$Y=\bigcap_{k}\{U\circ F\circ A_k\} \tag{16}$$

とすることができる．

4．2　ファジィ検索アルゴリズム

ここでの検索方式は３つに大別される．言語的な問い合わせに対して，シソーラスに用語間親近関係を用いる場合と用語間下位関係を用いる場合があり，非言語的な問い合わせとして，特定の対象を指定しこれと親近性の高い対象群を検索するものがある．また，(14)式のような合成演算における t-conorm，t-norm としてどのような演算を採用するのか自由度がある．ここでは，典型的な max-min および 代数和-代数積を扱えるようにしている．

（１）<u>用語間親近関係を用いた検索</u>：ファジィ親近関係Ｐを用いて算出される問い合わせ用語集合Ｉ＝｛w｝に対する検索結果としての対象ｘの検索確度$y_w(x)$は以下のようになる．

$$y_w(x)=\bigvee_{v}\{u(x,v)\wedge p(v,w)\wedge a(w)\} \tag{17}$$

$$y_I(x)=\min_{w\in I} y_w(x) \tag{18}$$

ここでは，問い合わせ用語集合Ｉはその要素用語をandの形で含む対象を検索するという意味を持たせている．

（２）用語間下位関係を用いた検索：問い合わせ用語ｗと対象ｘの検索確度$y_w(x)$はファジィ下位関係Ｇを用いると以下のように表わす．

$$y_w(x) = \bigvee_v \{u(x,v) \wedge g^*(v,w^*) \wedge g^*(w,w^*) \wedge a(w)\} \quad (19)$$

$$g^*(w,w^*) = \max_v\{g(w,v) - \min[g(w,v), g(v,w)]\}$$

$$g^*(v,v^*) = g(v,v^*) - \min[g(v,v^*), g(v^*,v)]$$

ここに，$g^*(w,v)$は用語ｗが明確に用語ｖの下位にある度合，w^*は問い合わせ語ｗについて明確に上位にある度合の最も高い語を表している．したがって前述の$F = G \circ G^T$を修正していることになる．

（３）対象間ファジィ親近関係検索：検索対象間の親近関係Ｑを用い，非言語的な対象間の検索を行う。対象（ｘ，ｚ）間の親近関係を$q(x,z)$とすると問い合わせ指定対象ｘに対する対象ｚの検索確度$y_x(z)$は，

$$y_x(z) = q(x,z) \quad (20)$$

以上を検索目的に合わせ試行し検索対象すべてに対して算出し、任意のαレベル集合として検索結果を得る．

４．３　プロトタイプシステム

本システムはアップル社マッキントッシュ上に構築されＤＢＭＳはハイパーカードのスタックで構成された．問い合わせ文からの用語の抽出，検索確度算出，新規対象間親近関係算出はＣ用語で記述した．システムの検索手法は以下に示す手法が可能であり，

①検索用語集合による親近関係検索法
②検索用語集合による下位関係検索法
③対象例示による対象間親近関係検索法

①，②においてはそれぞれ(17)-(19)式よりmax-min演算，代数和-積演算 にての検索確度の算出法を選択できる．

５．ファジィ検索実験による機能の評価

５．１　検索実験

検索画像としてイラスト２２０枚をイメージスキャナによりデータファイルに変換しシステムに蓄積した．また実験Ⅲで得られた全検索対象に対する索引語の評定付けに基づき対象情報のデータベースを作成した．

許容感性語は索引語（基本語）への絞り込みにより索引語，非索引語の差異がある．これらの間の比較のため，任意の索引語１語を基にオーダー別に同一類似クラスをなす感性語で問い合わせるとともに，検索確度算出法の違いによる検索結果の現れ方を比較検討した．Fig.2 は，索引語とオーダー１で同一クラスにある非索引語「根性のある」で問い合わせた親近関係検索結果の例である．

この結果，・問い合わせ語の索引語からのオーダーが高まるほど検索確度は低くなるが，その程度はmax-min演算でより大きい，・max-min 演算は代数和積演算に比べある検索確度に固まる傾向があり，主観的絞り込みがしにくくなるなどの傾向が見られた．

５．２　検索機能の評価

検索機能の評価指標として再現率，適合率を取り上げた．再現率は，全ての関連している対象のうち実際に検索されたものの比率，適合率は，全ての検索されたもののうち関連しているものの比率である．これらをファジィ集合に拡張した指標を導入し，いくつかの検索事例に適用した．Table 1 はその結果である．検索用語による親近関係検索と下位関係検索の両者において，両指標は概ね問い合わせ語のオーダーが増すにつれて低下するが，再現率で代数和積演算がmax-min 演算より高く，意図したものが検索し易いことを示している．また，適合率はかなり低いが，基本的にはイメージを拡大する形で検索されていることを示している．

６．おわりに

言語／非言語により感性情報を検索するシステム構築に向けて，言語による対象の印象表現データの双対ファジィ構造化分析を行いその知見を活用する方法について示した．具体的にイラスト画像検索システムのプロトタイプを作成し，その機能評価を行った．今後の課題としては，親近関係や下位関係の構成法の多様な定義の可能性，汎用シソーラスとこれに基づく個人シソーラスの簡易構成法，下位関係のより有効な活用法などがある．

【参考文献】1)中村:あいまいなカテゴリデータのファジィ構造分析,第8回ファジィシステムシンポ,1992.
2)中村:あいまいな概念構造とファジィ,日本行動計量学会第20回大会,1992.
3)宮本，三宅:ファジィ情報検索について,日本ファジィ学会誌，Vol.3,No.1,pp15-26,1991.

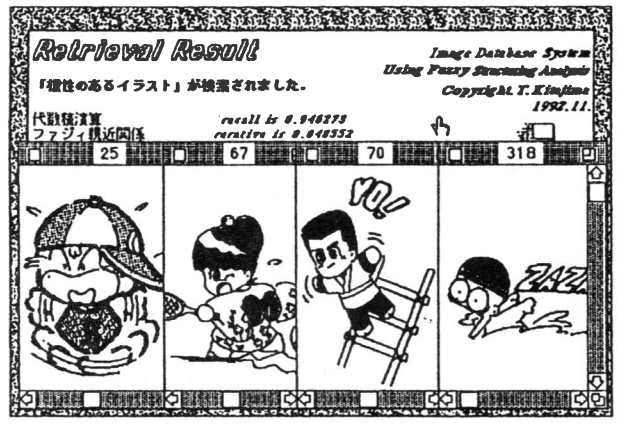


Fig.2 用語間親近関係検索結果の例

Table 1 オーダーと演算の差異による再現率，適合率

検索方式	ｵｰﾀﾞｰ	max-min演算 再現率	max-min演算 適合率	代数和積演算 再現率	代数和積演算 適合率
親近関係検索	ｵｰﾀﾞｰ-1	91.2%	7.6%	100.%	5.7%
	ｵｰﾀﾞｰ-2	78.7%	6.6%	94.6%	4.8%
	ｵｰﾀﾞｰ-3	51.0%	3.6%	84.4%	3.4%
下位関係検索	ｵｰﾀﾞｰ-1	74.0%	6.9%	81.6%	5.7%
	ｵｰﾀﾞｰ-2	74.7%	4.8%	86.0%	4.4%
	ｵｰﾀﾞｰ-3	65.7%	2.8%	84.2%	2.8%

［問い合わせ先］〒305 つくば市東1-1,生命工学工業技術研究所人間環境ｼｽﾃﾑ部,TEL 0298-54-6760 FAX -6608

WD2-1

線状スケルトンをもつファジィパターンの検索

Retrieval of Fuzzy Patterns Having Skeletons of Segments

伊藤秀美　若山晶彦　高山博之
Hidemi ITO　Akihiko WAKAYAMA　Hiroyuki TAKAYAMA
気象研究所
Meteorological Research Institute

This paper is a continuation of previous papers which discussed fuzzy information retrieval from seismic data by queries with numerals and words. Here we are concerned with retrieval of patterns having skeletons of segments which are modified linguistically like 'increasing', 'decreasing' or 'oscillating'. These patterns are typically found in many one dimensional time series data. A pattern of active faults is another example.

The patterns are described by fuzzy sets composed of a set of frustums of pyramid. Queries are expressed by fuzzy sets concerning the attributes of the skeletons. We will show a tool in which queries are given graphically.

1．はじめに

地震学におけるファジィデータの取扱いについて第7、8回のシンポジウムで報告した［1，2］。対象のひとつは数値情報である。歴史地震の3要素（発生時間、場所、マグニチュード）について可能性分布—関係モデルによるデータベース構築とその検索システムを報告した。いまひとつの対象はテキストデータである。被害情報を例にして、宮本らの方法に基づくファジィシソーラスを用いた検索システムを述べた。

ところで、気象庁には、全国１００余りの気象官署や東海地震予知を目的とした観測点からのデータが集約されている。この大部分は地震3要素、地殻歪、地殻傾斜、地震波形、断層などの時空間系列データである。これらのデータにおいては、データ値のほかにパターンが問題になることがある。とくに地震前兆現象の多くはパターン的なので、パターン検索は地震予知の上からも重要である。

地震予知における問題は、何を典型的なパターンとみなすべきかがはっきりしてはいないことである。いいかえればどの程度の複雑度まで取り入れる必要があるのか判然としていない。ここでは複雑なものは避けて、単純な構造—線分—が言語的に修飾されたものをターゲットにして考察してみたい。寺野ら［3、4］による、言語表現による農産物の形状認識の手法が参考になる。

具体的には、東海地震予知を目的にして設置されている体積歪計データ中のパターンと断層系のパターンを念頭において議論を進める。体積歪データの方は検索手段が、断層データの方はデータベースがファジィ的になる。

2．体積歪データ

2．1　時系列パターンの表現

体積歪計は地殻歪の計測を目的にしている。気象庁では、東海から関東地方にかけて３１の地点に、５０ｍから３００ｍ深さに設置している。

地殻はその歪が10^{-5}を越えると破壊を起こすので体積歪計の観測網でかなり確かな予測ができると当初考えられていた。ところが設置後１０数年経て、これは楽観的にすぎることがわかってきた。とくに雨の影響の見積もりが困難である。各種の統計解析が行われたが、満足すべき段階に至っていない［5］。おそらく雨と体積歪の間に関数関係を仮定することに無理があるためと思われる。それゆえこのような現状では、事例ベースの考え方で過去の

類似パターンを検索するほうが現実的である。

さて時系列データ中の変化様式は様々であるが、「増加」「減少」「平坦」の基本形に「急激な」「ゆっくりした」「振動を伴った」などの修飾句を付加すれば概ね表現できそうに見える。たとえば「山」型の変化は、「増加」と「減少」に（増加期間の終了時刻と減少期間の開始時刻の）「時間差が小」を付け加えて表現できる。

もちろんもっと複雑なパターンもある。それらは文章による直接的表現を試み、前回のシソーラスを使った言葉による検索で対処できよう。

前者の具体的取扱いについて述べることにする。まず時間と（体積歪の）変化量のスケールを決める。これは注目する物理現象に対して決まってくる。このスケールの２０％を単位として、時系列を「増加」「減少」「平坦」の線分に分割・近似する。さらに、「増加」＋「平坦」＋「増加」をひとつの「増加」と粗視化したものも加える。こうして、全体をこれらの線分の集団として記述する。

質問として、「山型の変化で、上がり：変化量大&時間中、下り：変化量大&時間中」を考える。このときは「変化量大」「時間中」「時間差が小」を適当なメンバシップ関数で与え、各線分の集団との一致度を計算すればよい。

各線分上の振動の多寡や強弱はフーリエ分解によるのが普通だが、各線分上の時点数が必ずしも多くない。それゆえ直接的な方法を採る。線分上のｉ番目の小区間を考える。増分をしきい値で割り、［−１，１］で切断したものをa_i、また線分の長さで規格化した時間幅をb_iとする。a_iとa_{i+1}が異符号のとき、１／２回振動するので、ファジイ的な波の総数

$$\Sigma_i \quad 0 \vee (-a_i a_{i+1})$$

と、振動区間のファジイ的全長

$$\Sigma_i b_i \mid a_i \mid$$

を振動を特徴づけるパラメタとして採用する。

時系列データの量は一般には大きいので、データそのものをファジィ化は断念することにして、検索手段をファジィ化する。関係データベース上に構築するとして、最初のテーブルに線分の両端の座標・傾き・振動のパラメタなどを、２番目のテーブルに線分間の時間差、角度をいれる。

２．２　検索ツール

例を用いて説明する。図１の左側が検索用ウィンドウである。これは前回のシソーラスを使ったものと同じである。Thesaurus の替わりにPatternボタンを押して右側のウィンドウがでる（ただし右上のChar(T0) とChar(T1)は空白）。ここで、Pattern 欄には、１ステップの変化（増大、減少、平坦）、２ステップの変化（増加・平坦、山、減少・平坦、谷）、３ステップの変化など、よく使われる変化が表示されている。

まずTspan (Time span) を指定（7days）する。ついで山型の変化をマウスで選ぶと,これが下段1stの欄に表示される。同時にその修飾が２箇所（前半の増加と後半の減少）指定できる。Char(T0) とChar(T1)である。修飾語として、T0: H(igh)（変化量大）、T1:H(igh)（変化量大）を指定する。

次に Set ボタンを押せばこの形を翻訳したものが、左側ウィンドウの右側に入る。あとはFind ボタンを押して検索時刻のリストを左側ウィンドウにだす。一番上のものを反転してGraph ボタンを押すと、その異常発生時刻が右側ウィンドウの下段にある時系列上に縦棒で表示される。同ウィンドウ右上は、下段の縦棒付近の拡大図である（図２を参照）。

なおこのウィンドウで時系列のファジィ事象をを指定し、その確率を計算することができる［６］。

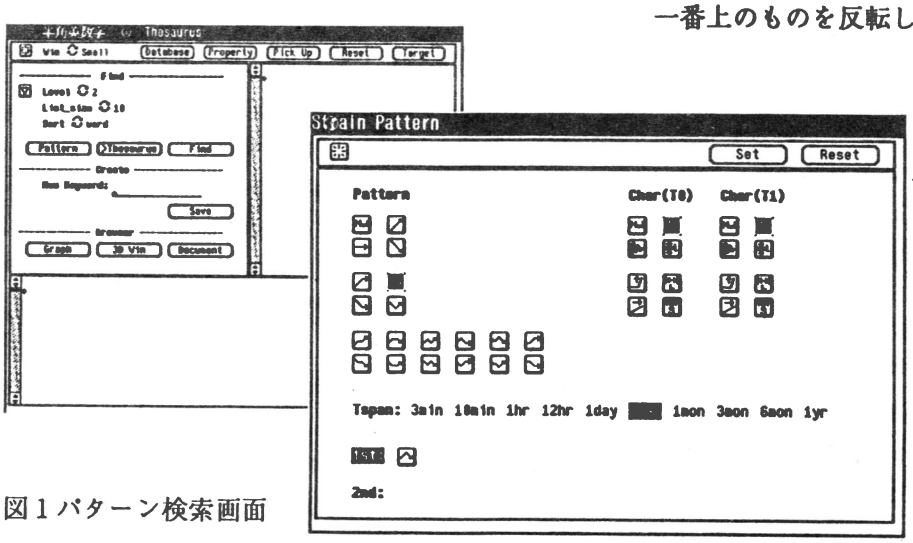


図１パターン検索画面

ここでは直接的な検索方法を示した。フーリエ変換やウエーブレットなどを用いる方法も有力と思われる。また地震発生関連の情報検索の観点からは、人間の意図と定量的合致度の両方を考慮した最適化方法［7］などが必要と思われる。これらはすべて今後の課題である。

3．断層データ

3．1　断層のファジイ性

地震は断層の急激な運動である。このため断層の分布状況の把握は地震予知の上で重要な意味を持つ。なかでも２００万年ほど前から現在までに活動した活断層と呼ばれる断層は要注意である。

大雑把にいって、断層の長さがそれの引き起こす地震のマグニチュードを決める。ところが断層の分布状況は地上に現れた断片的情報から推定することになり、あいまいさがはいりこむ。そのあいまいさの表現にファジィ集合を用いることが横田ら［8］によって提案されている。

地震予知の観点からは、地震時に同時に運動するひとまとまりのもの（起震断層という）をどのように推定すべきかが関心事である。提案されているいくつかの推定法は基本的に同じだがパラメタのとり方などに違いがある。そこで起震断層をファジィ集合として表現してデータベース化し、目的に応じてカットレベルを変更して対処することが実際的と思われる。

データベースの具体的応用として次のようなものが考えられる。どれかの断層が地震を起こすかもしれないという状況で（たとえば１９８４年の長野県西部地震のとき阿寺断層）での震度分布の推定、断層と地震との関連の調査などである。

3．2　断層の表現

図３は熊本市の東方１０数ｋｍにある布田川断層系の分布である。この図から分かるように、断層系は部分的には線上模様をなしている。

さて起震断層推定の考え方は次のようなものである［9—11］。

1）断層が影響を及ぼす（いいかえれば地震のとき同時に動く）距離は３ｋｍ～５ｋｍといわれている。それゆえ存在が確かで１０ｋｍ以上の断層（マグニチュード６．５以上を引き起こし得る）についてはこの距離で繋いでいく。

2）確実度の高い断層の間に確実度の低いものが発達して存在するときは繋ぎの効果を高める（例えば上記３～５ｋｍを１５ｋｍにするなど）。

以上の点を勘案して次のように断層のファジイ集合を構成する。1'）確実度がⅠとⅡすなわち断層であることが確実もしくは断層と推定されるものに対して図４のような４角錐台型のメンバシップ関数を想定することにする。断層長Ｌとして、$W_1 = L/3 \wedge 3$、$W_2 = L/2 \wedge 5 - 3$，$L_1 = L/5$，また角錐台の高さは確実度Ⅰに対してＨ＝１、ⅡとⅢに対してはそれぞれ、Ｈ＝2/3、Ｈ＝1/3する。2'）連結距離をのばす役目は、各々のメンバシップm_i間に

$$m(x) = 1 - \Pi_i \{1 - m_i(x)\}$$

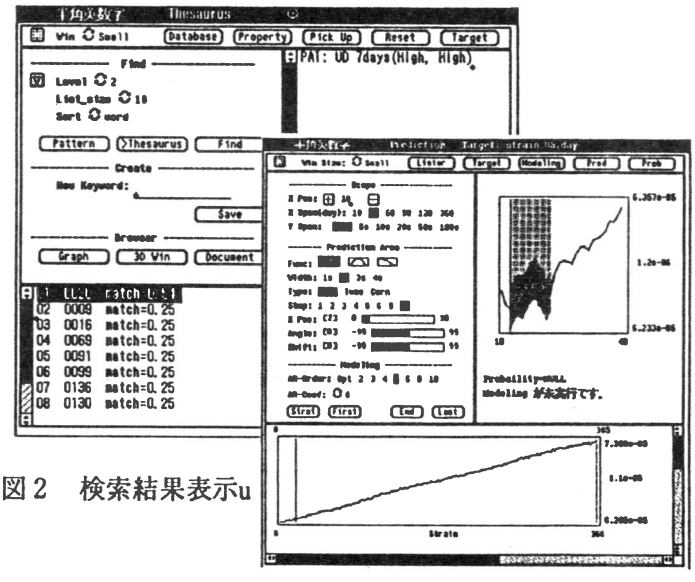


図２　検索結果表示u

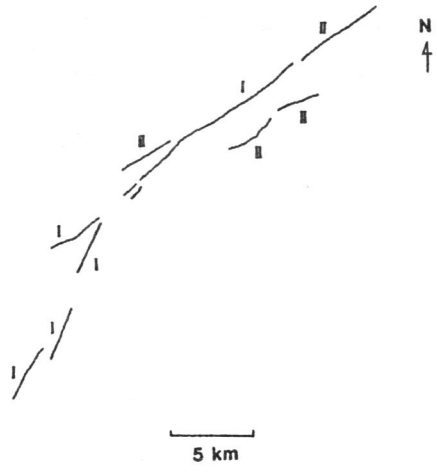


図３　布田川断層　ローマ数字は確実度

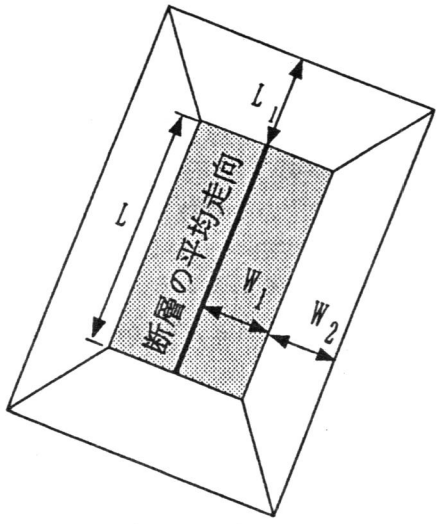


図４　断層表現のための４角錐台型メンバシップ関数

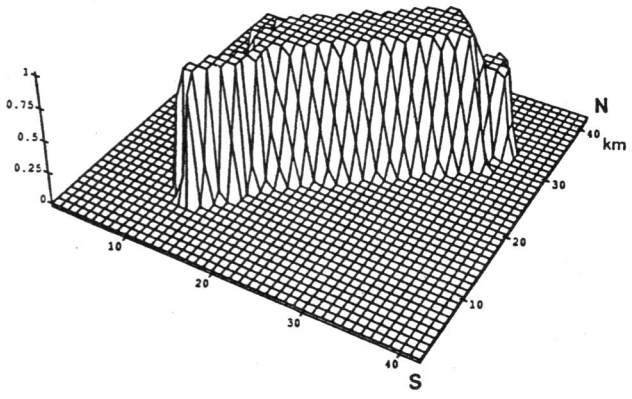


図５　布田川断層のファジイ表現

の演算を施すことにより対処する。

図５はこの手順によりつくられた起震断層のメンバシップ関数である。

歴史地震に対して行ったように、通常の関係データベースを用いて、この構造を実現することができる。一つのテーブルには４角錐の端点の座標を、もう一つのテーブルには500mメッシュの格子上のファジイグレードを格納する。

文献

［１］伊藤、若山、横田 1991: 地震学におけるファジィ検索、ファジィシステムシンポジウム７, pp 371-374

［２］伊藤、若山、高山992 : 地震学におけるファジィ検索 II　ファジィシステムシンポジウム８, pp 373-376

［３］寺野、増井、河野、山本1987:ファジィ論理を用いた農産物の形状認識、IFSA 日本支部第３回ファジィシステムシンポジウム pp 127-132

［４］寺野 1989 : 応用ファジィシステム入門（寺野、浅居、菅野　編）3.8 節　オーム社

［５］二瓶、上垣内、佐藤 1987: 埋込式体積歪計による観測（Ｉ）験震時報　50 pp 65 - 88

［６］H.M.Ito and A. Wakayama 1992: Detection of Earthquake Precursors by Fuzzy Theoretical Methods, Proc. 2nd Int. Conf. Fuzzy Logic and Neural Network (Yamakawa ed) pp 389-392

［７］小沢、林、若見 1992: CMAC・ファジイシステムを用いた対話型システムの提案、ファジィシステムシンポジウム８　pp205-208

［８］横田、升本 1984 :地質データのFuzzy性とその表現、月刊地球　6 pp 309-314

［９］前杢 1985：日本列島の活断層からみた地震危険度、地理学評論　58 pp 428- 438

［１０］松田 1990：最大地震規模による日本列島地震分帯図　地震研究所彙報　65 pp 289-319

［１１ファジィシステムシンポジウム８］活断層研究会編 1991：日本の活断層―分布図と資料　pp 1-41 東大出版会

［問い合わせ先］
〒３０５　つくば市長峰１－１
気象研究所地震火山研究部
伊藤秀美
TEL 0298-51-7111 内503
FAX 0298-51-3730

WD2-2

ファジィ理論に基づいた画像情報のデータベース化と検索技法

Construction of Image-Information Database System by Fuzzy Set Theory

吉根勝美　磯本征雄　中谷浩人　石井直宏
Katsumi YOSHINE　Yukuo ISOMOTO　Hiroto NAKATANI　Naohiro ISHII
名古屋市立大学　名古屋工業大学
Nagoya City University　Nagoya Institute of Technology

Abstract: In this paper, we discuss how to store fuzzy data in a image database, and search the data with fuzzy retrieval condition. Recent multi-media technologies encourage us to implement a complicate image database. Generally speaking, the more the data model is complicate, the more its retrieval condition becomes relatively vague and flexible. In order to establish a theoretical foundation for the image database of scenic image data, the authors formulate a data model and a retrieval method in the fuzzy set theory.

1．はじめに

最近の情報処理では，人間とコンピュータの間の情報伝達を有効かつ円滑に行うために，符号でデータを表現するだけでなく，グラフィックス，音声，静止画，動画等の多様な表現媒体を駆使して情報伝達を行おうとするマルチメディア化が注目されている．とりわけ，画像は，その中に豊富で多量の情報が含まれているという点で，きわめて有効な媒体の一つである．このように情報媒体として優れている画像を従来からを取り扱っていた現場では，画像を組織的に蓄積することにより，後からの再利用を容易にするための画像データベースの構築が求められていたが，近年のコンピュータの性能向上により，画像を取扱うこと自体は実用的になりつつある状況にある．

しかし，収集した画像をディジタル化し，蓄積するのみではデータベースとはいえず，画像の表題や作者というような書誌的な情報も同時に蓄積する必要がある．また，画像を取り扱うことにより，画像に描かれている対象物による検索や[1]，画像の醸し出す雰囲気による検索にいかに対応するかという課題が生じる．これらは，単なる機械処理だけでは解決が困難であるため，描かれている対象物の位置とか醸し出される雰囲気というような画像を説明する情報を，画像とともに蓄積する必要がある．ただし，こうした情報には，画像を見る人の主観が影響するので，画像の解釈には多様性を認めるべきであり，厳密さは不要である．

本研究では，見る人の主観によって少しずつ解釈に違いがあるような画像，例えば風景画等を対象に，こうした解釈の多様性をファジィ集合として統一的に扱い，画像データベースの構築手法と，それに対する検索手法を提案する．画像情報として，場景，叙情，書誌の各項目にファジィ・データを格納する．また，検索条件とデータがともにファジィ集合にした場合の検索技法を議論する．

2．ファジィ集合による画像情報の記述

2.1 画像情報の構成

画像データベースの構築においては，ディジタル化された画像のほかに，それを説明する様々なデータを合わせて蓄積する必要がある．本研究では，１枚の画像を説明するデータを次の３種類に分類する．

●場景データ：画像に描かれている対象物について，その名称や画像中の位置などを説明するデータ
●叙情データ：画像が見る人に与える印象を説明するデータ
●書誌データ：画像の表題や作者など，画像の書誌的な情報を説明するデータ

データベースに蓄積されるそれぞれの画像には，一意の画像番号が与えられ，３項組＜画像番号，分類，データ＞の集合で１枚の画像を説明する．ここで，分類は「場景」，「叙情」，「書誌」のいずれかで，データの形式は分類により異なる（表１参照）．

(a) 場景データの形式

１枚の画像に描かれている複数個の対象物を識別するため，対象物一つ一つには異なる対象物番号が与えられる．場景データの形式は，４項組＜対象物番号，

項目名，属性名，属性値＞である．まず，項目名を「名称」として，属性名で「山」，「川」，「木」，「家」というように対象物の名称を与える．次に，項目名を「位置」とし，属性値で対象物が描かれている画像中の位置を指定する．ここで，対象物の形状によっては，位置の厳密な記述は困難であり，また見る人も位置を厳密にとらえることはしないので，対象物の画像中の位置はファジィ集合で表す（次節参照）．

また，上記の項目名以外に，「標高」，「全長」，「形状」，「色彩」などを必要に応じて指定することで，画像に描かれている対象物の実世界におけるデータや特徴も記述できる．表１は，山の実際の標高を２通りの方法で記述した例である．第１の方法は，具体的な数値が明らかな場合で，属性名を「数値」とし，属性値で数値を指定する．第２の方法は，山の標高を表す言葉として「高い」，「低い」等と用意し，画像中の山の高さを表すのにふさわしい言葉を属性名に指定し，その程度を属性値として与える．表１では，言語的真理値「やや真らしい」を指定することで，「やや高い」山を表している．

表１　１枚の画像を説明するデータの集合の例

画像番号	分類	データ			
		対象物番号	項目名	属性名	属性値
1	場景	1	名称	山	
			位置		0.2～0.6 × 0.7～0.9
			標高	数値	2468m
				高い	やや真
		2	名称	川	
			⋮		
		⋮			
	叙情			楽しい	とても真
				明るい	0.7
				⋮	
	書誌		サイズ		640×400
			表題	山の風景	
			作者	山野風蛍	
			年代	数値	1950年ごろ
				戦後	約0.8
			⋮		

(b) 叙情データの形式

叙情データは，「明るい」，「楽しい」，「寂しい」等，画像を見る人が受ける印象を表わす言葉を属性名とし，その程度を属性値として，２項組＜属性名，属性値＞の形式で与える．属性値は，表１の例にあるように，言語的真理値を用いて「とても楽しい」と表現してもよいし，数値的真理値を用いて「明るい」の度合いが 0.7 と表現してもよい．

(c) 書誌データの形式

書誌データは，３項組＜項目名，属性名，属性値＞の形式で与える．項目名は，「サイズ」，「表題」，「作者」，「年代」，「所蔵」，「分野」，「対象」等である．項目名「サイズ」に対して，ディジタル化された画像のサイズを属性値で指定する．表題，作者が判っていれば，それらは属性名で指定する．項目名「年代」に対しては，山の標高同様，数値による記述と言葉による記述が可能である．ただし，数値による記述の場合，正確な年代が判らないときは，表１にあるように，属性値にはファジィ数を指定すればよい．また，言葉による記述の場合，数値的真理値を特定の値に決め難いときにも，同様にファジィ数で指定すればよい．

2.2 ファジィ集合による属性値の記述

場景，叙情，書誌いずれのデータにおいても，属性値に記述するのはファジィ集合であるが，それには次のような３種類のタイプがある．

(a) 対象物の描かれている位置を表すファジィ集合

画像全体を全体集合として，そのファジィ部分集合で対象物の位置を表す．そのメンバーシップ関数は，画像中の対象物の存在可能性を表している．本研究では，図１に示すように，対象物に完全に含まれる矩形と，対象物を完全に含む矩形からメンバーシップ関数を構成することにより，対象物の位置を表す最低限の情報が的確かつ簡潔に表現できる．

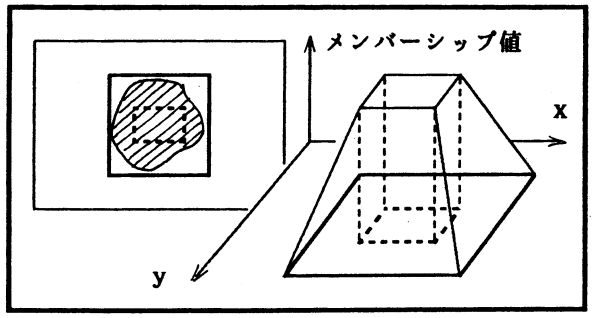


図１　画像中の位置を表すメンバーシップ関数の例

(b) 言語的真理値

表１の例で，「やや高い」とか「とても楽しい」というようにして，画像中の対象物や画像そのものについて説明する場合，「高い」，「楽しい」等の言葉を属性名に指定して，その程度を表す言語的真理値を属性値として与える．属性値として指定する言語的真理値については，例えば図２のように，有限個の言語的真理値の集合をあらかじめ定義しておいて[2]，データベース作成者は，属性名に指定された言葉に対して最もふさわしいと思われる言語的真理値を，定義された集合からただ一つを選択する．

(c) ファジィ数

表１の年代の記述方法のように，属性名「数値」に対して，属性値で指定する具体的な数値や，属性名に指定された言葉に対して，属性値で指定する数値的真理値を特定の値に特定することが困難であるときは，適当な実数区間を全体集合とするファジィ部分集合，すなわちファジィ数で属性値を表す．本研究では，「約～」を表す三角型ファジィ数と「～から～ぐらい」を表す台形型ファジィ数を取り扱う[3]．属性値としてのファジィ数の指定は，データベース作成者の判断により，ファジィ数を一意に定める４個のパラメータ a_1,a_2,a_3,a_4（図３参照）を入力することで行われる．通常の数値を指定するときは，$a_1=a_2=a_3=a_4$ とする．

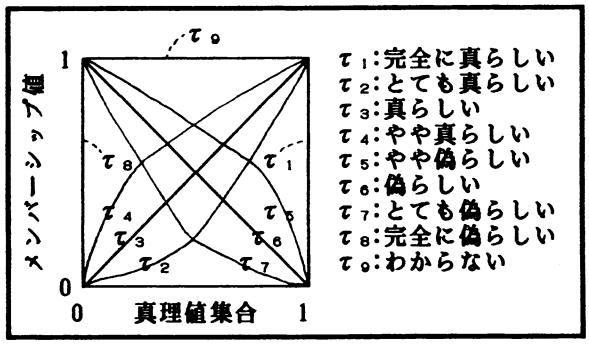


図２　言語的真理値の集合の構成例

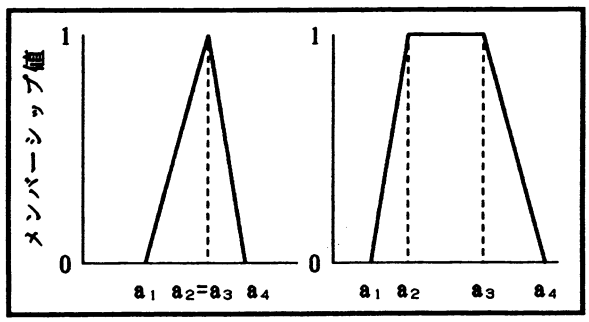


図３　ファジィ数のメンバーシップ関数

３．あいまいな検索条件による検索手法

3.1 あいまいな検索条件に対する満足度

通常のデータベースでは，ある属性名に対する属性値は，あらかじめ定義されている定義域集合の一要素として指定される．こうした通常のデータベースに対して，属性名に対する検索条件を定義域のクリスプ部分集合で与える通常の検索では，属性値はクリスプ集合に属するか属さないかのいずれかだから，データベース中のデータは，検索条件を満足するか満足しないかのいずれかに決定する．ここで，検索条件をファジィ部分集合に拡張すると，ある属性値が検索条件に属するか属さないのいずれかには決まらなくなる．したがって，あいまいな検索条件による情報検索では，データベース中のデータごとに検索条件を満足する程度を計算し，満足度の高い順にデータを情報検索者に提示する方式をとる[4]．

上記で述べた通常のデータベースにおいて，ある属性名に対する検索条件がファジィ集合Ｃで与えられたとき，同じ属性名に対する属性値がａであるデータの検索条件に対する満足度 $\pi(a,C)$ は，ファジィ集合Ｃのメンバーシップ関数 $\mu_C(x)$ を用いて，

$$\pi(a,C)=\mu_C(a) \qquad (1)$$

と定義するのが最も自然である（図４左側参照）．ここで，検索条件を否定する条件による検索を考えると，対応するファジィ集合はＣの補集合 $\overline{C}$ であるから，検索条件を否定する条件に対する満足度 $\pi(a,\overline{C})$ は，

$$\pi(a,\overline{C})=\mu_{\overline{C}}(a)=1-\mu_C(a) \qquad (2)$$

であるから，

$$\pi(a,C)+\pi(a,\overline{C})=1 \qquad (3)$$

が成立する．したがって，２つの満足度 $\pi(a,C)$，$\pi(a,\overline{C})$ のうち，一方が決まれば，他方も自動的に決まることが，通常のデータベースの特徴である．

3.2 あいまいな属性値に対する適合度と満足度

本研究で取り扱う画像データベースでは，データベース中のデータの属性値がファジィ集合で与えられる

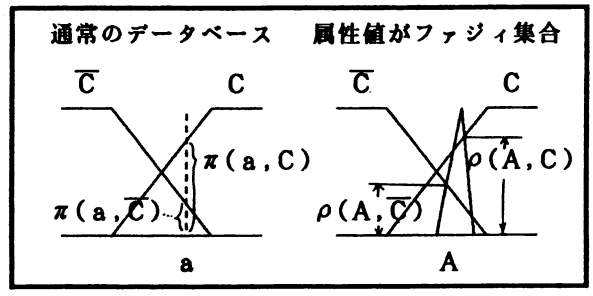


図４　満足度と適合度

ため，上記の満足度の定義が適用できないので，代わりに適合度を定義する．ある属性名に対する検索条件がファジィ集合C（メンバーシップ関数$\mu_C(x)$）で与えられたとき，同じ属性名に対する属性値がファジィ集合A（メンバーシップ関数$\mu_A(x)$）であるデータの検索条件に対する適合度$\rho(A,C)$は，図4右側のように，

$$\rho(A,C)=\sup_x\{\mu_A(x)\wedge\mu_C(x)\} \quad (4)$$

と定義したり，

$$\rho(A,C)=\frac{\int\{\mu_A(x)\wedge\mu_C(x)\}dx}{\int\mu_A(x)dx} \quad (5)$$

と定義する方法が知られている[5]．ここで，$\wedge$は小さい方の値をとる演算記号である．しかし，いずれの定義方法でも，$\rho(A,C)+\rho(A,\overline{C})$が常に1であるとは限らないので，通常のデータベースにおける満足度に見られた特徴が成立しなくなる．したがって，ある検索条件Cに対し，異なる属性値である2つのファジィ集合A，Bについて，$\rho(A,C)=\rho(B,C)$が成立するとき，$\rho(A,\overline{C})=\rho(B,\overline{C})$であるとは限らない．すなわち，検索条件に対する適合度が等しくても，検索条件を否定する条件に対する適合度は等しくならない可能性がある[6]．本研究では，このような場合には異なる満足度を与えるものとして，2つの適合度$\rho(A,C)$，$\rho(A,\overline{C})$をもとに，

$$\Pi(A,C)=\frac{\rho(A,C)}{\rho(A,C)+\rho(A,\overline{C})} \quad (6)$$

と満足度を定義する．この定義方法の特徴は，検索条件と検索条件を否定する条件を同等に扱う点にあり，式(3)の性質も満たしている．右辺の適合度の計算には，属性名が「数値」である場合は，式(5)の定義を用い，その他の場合には，式(4)の定義を用いる．

4．まとめ

大量の画像の蓄積を現場で活かすには，画像のデータベース化が必須である．また，画像のもつ情報の豊富さのために，情報システムにおける情報提供源としての画像データベースは，ますます重要な役割を演じるであろう．その一方で，画像を見る人ごとの解釈の多様性は，データ構造の論理設計や情報検索における一義的に限定し難い困難さの原因となる，本研究では，画像管理と活用の技法として，画像の解釈の多様性をファジィ集合として捉えることで，画像のデータベース化と検索手法の定式化を試みた．

現在は，本稿の定式化に基づいた試作システムをワークステーションで開発中であり，対象物の位置に関する検索については実現している．ただし，本画像情報データベースでは，画像を説明するデータを入力する人に大きな負担がかかるので，データ入力を支援する仕組みが必要である．例えば，対象物の位置を表すメンバーシップ関数の入力を支援する画像処理機能を用意することを検討している．

本稿では，属性名は互いに独立なものとして扱っているので，属性名が異なると検索できないという問題点がある．試作システムでは，属性名をメニューから選択する方式をとっているが，自然言語に近い形で検索条件を入力しても検索ができるようにするには[7]，[8]，属性名の表す概念の関係を記述する仕組みを用意する必要があり，今後の課題である．また，画像全体の色彩のような物理的情報と，検索者の主観的な感情をシステム内部で関連づけることで，人間の感覚によく合った画像検索が実現する可能性があり，こうした方向へのシステムの拡張も今後の課題である．

参考文献

(1) 平田恭二，原良憲：概略画像を用いた画像検索，信学技報，DE92-2(1992)

(2) 本多中二，大里有生：ファジィ工学入門，海文堂出版(1989)

(3) Arnold Kaufmann, Madan M. Gupta （田中英夫監訳，松岡浩訳）：ファジィ数学モデル，オーム社，(1992)

(4) 般若裕子，中島信之：満足度を考慮したデータ検索システム，第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，UC3-3，pp.341-344(1992)

(5) 野村恭彦，大木直人，小高俊之，横山光男，松下温：ファジィ検索のための平均演算子による曖昧属性の生成，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.2，pp.344-660(1992)

(6) 中山万希志，福嶋茂信，宮島耕治，岩本啓，糊田寿夫，Anca RALESCU：印象言語を用いた顔画像検索システム（Ⅲ）－ファジィマッチングによる検索－，第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，YD3-3，pp.677-680(1992)

(7) 前田博，石飛康浩：ファジィデータベース検索のための最適モデルを用いた自然言語インタフェース，日本ファジィ学会誌，Vol.3，No.1，pp.108-119(1991)

(8) 宮本定明，小西信明，三宅輝久：ファジィ命題索引にもとづく文書検索と画像検索，日本ファジィ学会誌，Vol.3，No.1，pp.98-107(1991)

［問い合わせ先］

〒467　名古屋市瑞穂区瑞穂町山の畑1

名古屋市立大学 計算センター

吉根 勝美

TEL:052-872-5792,5782

FAX:052-872-5781

WD2-3

ファジィ積分によるデータ検索法

A Search Method Using Fuzzy Integral

高萩栄一郎
Eiichirou TAKAHAGI
専修大学商学部
SENSYU University
School of Commerce

Using the Hierarchical Fuzzy Integral(HFI), we design a data search method. Using a hierarchical diagram and HFI, the total evaluation value of a record indicate the coincidence degree between the record and search conditions. Fuzzy measures are identified by searchers and experts. The fuzzy measures identified by experts are expert's knowledge. We also consider a reduction method of search records and an interactive identfication of fuzzy measures.
Keywords: Fuzzy Integral, HFI, AHP, Search, Evaluation

1.はじめに

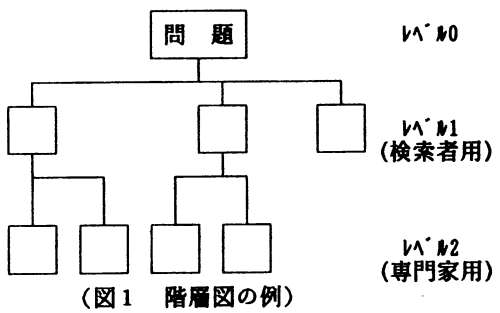
多くのデータの中から、必要なデータを検索する場合、あいまいな検索条件で示すと便利である。例えば、賃貸住宅のデータ（ファイル）から、必要なレコードを検索するときは、「職場に近く、1Kで、7万くらい」といった条件で示される。この条件を専門家が、「○×線○○駅から××駅の間で、1Kで、賃貸料と管理費の合計が8万以下」といった条件に翻訳して、検索するのである。この条件でも完全ではなく、8万を少し越えたものやワンルームタイプでよいかもしれない。本研究の目的は、最初に述べた「職場に近く、1Kで、7万くらい」で検索でき、かつ8万を少し越えたレコードも場合によっては検索されるようにすることである。

上記のような検索を行うために、データの各レコード（代替案）に対して、あいまいな検索条件に対しての総合評価値をつけることにした。このような家賃・最寄駅といった複数の評価基準の評価値から１つの総合評価値を求める方法にAHP(Analytic Hierarchy Process)がある。AHPは、一対比較と各評価基準の重要度の比率尺度について加法性を必要とする。多くのレコードを一対比較するのは不可能であるし、また主観を伴った評価を行うとき、加法性を仮定しない方がよい。そこで、椎塚ら[2]による階層化ファジィ積分(Hierarchical Fuzzy Integral ; HFI)を利用して、総合評価値を求めることとした。

2. HFIを利用しての総合評価値の計算

2.1. 階層図の作成

まず、AHPと同様に問題（1.の例では、住宅の選定）を根とする階層図を作成する。



（図1　階層図の例）

各長方形は、評価基準を表す。レベルが高いほどより具体的な評価基準となるようにする。AHPとは異なりレコード（代替案）を階層図に含めない。

評価基準の内、検索者にとってわかりにくいもの、評価基準が多く、総合評価値にどのように結び付けていけばよいのか解らないものなど、検索者にとって処理しづらいものがある。このような検索者にとって処理しづらい評価基準の処理は、専門家により、より主観的なものに統合された1つの評価基準を用いておこなったほうがよい。

そこで、評価基準は、検索者が総合評価値を求めるために利用するものと、専門家が検索者の利用する主観的な評価基準を求めるための評価基準とに分かれる。前者は、後者にくらべて、より主観的なものであるので、低いレベルにおかれる。実際に、データを検索する上で、検索者が階層化されたもの考えることは、困難であるので、前者は、レベル1のみとすることとし、レベル2以降は、後者の評価基準とすることとする。

1.の住宅の選択の例では、レベル1の評価基準には、「利便性」、「設備のよさ」、「価格」などが挙げられ、レベル2には、「利便性」の子としては、「通勤時間」、「買物の便」などが挙げられる。

レベル2以降の評価基準は、専門家が同定した測度を用いることとなる。このことは、レベル2以降の評価基準のファジィ値は、専門家の知識に基づいていると言える。

また、レベル2以降の評価基準のファジィ値を計算するためのファジィ測度の値は、すべての検索者に対して共通であるとする。これは、専門家の知識は、検索者によって変化しないという制約である。

2.2 葉の評価基準のファジィ値の割り当て

階層図の葉の評価基準は、各レコードの値から計算して、ファジィ値を割り当てる。このファジィ値は、検索者の状況によって異なる場合がある。例えば、住宅の例では、勤務地の最寄駅、住宅の最寄駅、最寄駅からの時間から、通勤時間が計算され、この通勤時間から望ましい通勤時間のファジィ値（[0,1]に値をとる）を割り当てることになる。たとえば、通勤時間30分以内を1として、通勤時間が増えるにつれ、ファジィ値は逓減するように作ることができる。

2.3 ファジィ測度の割り当て

HFIでは、各親子関係において、子の評価値を統合し、親の評価値を求めるのに、ファジィ積分を用いる。したがって、各子の評価基準の重要度は、ファジィ測度で表される。

ここで、レベル0から1にかけてのファジィ測度は、検索者によって割り当てられる。また、レベル1から2、2から3...にかけてのファジィ測度は専門家によって割り当てられる。

ファジィ測度は、ファジィ測度の定義を満たしていれば、どのように割り当ててもかまわない。しかしながら、実際は、一対比較や直感、標準値によって、個々の評価基準に対しての重要度をもとめ、それをもとに、λ-ファジィ測度などのファジィ測度にあわせて、測度を計算する。ファジィ測度の割り当て方法は、4.で詳しく述べる。

2.4 評価値の統合

2.2の各葉の評価値と各親子関係のファジィ測度を用いて、ファジィ積分（菅野積分もしくはショッケ積分）を行うことで、各親の評価値を計算することができる。これを繰返し、根の評価値、すなわり総合評価値を計算できる。

3. 問題の定式化と検索レコードの削減

3.1 記号の定義

ここでは、1つの親子関係、1つのレコードに注目して定義する。

x_i:i番目の子。i=1,...,m　(m:子の数)

$h(x_i)\in[0,1]$:i番目の子のファジィ値（評価値）

計算の簡単化のために

$h(x_1)\geqq h(x_2)\geqq\ldots\geqq h(x_m)$

のような並んでいるものとする。

z:親の評価値

$X=\{x_1,x_2,\ldots,x_m\}$

$g:2^X \rightarrow [0,1]$　　:ファジィ測度

ただし、

$g(\phi)=0$, $g(X)=1$

$A,B\in 2^X$ かつ $A\subseteq B \rightarrow g(A)\leqq g(B)$

3.2 ファジィ積分

ショッケ積分

$$z=(C)\int h(x)dg$$

$$=\int_0^1 g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})d\alpha$$

$$=\sum_{j=1}^{m}(h(x_j)-h(x_{j+1}))g(\{x_1,\ldots,x_j\})$$

ただし $h(x_{m+1})=0$

菅野積分

$$z=\int h(x)\bigcirc g$$

$$=\sup_{\alpha\in[0,1]}[\alpha\wedge g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})]$$

$$=\vee_{j=1}^{m}[h(x_j)\wedge g(\{x_1,\cdots,x_j\})]$$

3.3 検索レコードの削減

一般に、大規模なデータファイルの中からレコードを検索するとき、ファイルに索引をつけて、実際に検索するレコードの削減を実現している。本検索法でも、検索するレコード数の削減が可能である。すなわち、あるレコードを外部記憶装置から呼び出す前に、そのレコードの総合評価値の値がある値より大きくなる可能性があるかどうか判断し、呼び出すかどうか決める。

大規模ファイルの場合、ある項目で索引を持っていたり、ある項目でソートされていたりして、1つのレコードを外部記憶装置から呼び出す前に、そのレコードの一部の項目の値を知ることができる。この項目の値により、レベル1の一部の評価基準の評価値（ファジィ値）もしくは、評価値の上限を知ることができる。

総合評価値の高いレコードを10レコード検索する場合、検索の途中で、そのときの10番目の総合評価値より小さい総合評価値のレコードは、検索しても意味がない。したがって、10番目の総合評価値より総合評価値が高くなる可能性がないレコードは、検索しなくてよい。

以下では、レベル1の一部知ることができた評価基準のファジィ値（またはその上限）をもとに、そのレコードが取る可能性がある総合評価値の最大値を計算する。計算方法は、知ることができなかった評価項目の値を1と仮定することにより、最大値を求める。計算式は、ショッケ積分と菅野積分では異なるのでそれぞれ示す。

n:評価値(評価値の上限)が分かっている個数

$h(x_1)=\ldots=h(x_{m-n})=1$

$1\geqq h(x_{m-n+1})\geqq h(x_{m-n+2})\geqq\ldots\geqq h(x_m)$

また

$h(x_0)=1, h(x_{m+1})=0$

とおく。また、

$y_i=x_{m-n+i}$ (i=1,...,n)

$h(y_0)=1, h(y_{n+1})=0$

とする。

ショッケ積分の場合の総合評価値zは、

$$z=\int_0^1 g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})d\alpha$$

$$=\sum_{i=0}^{m}\int_{h(x_{i+1})}^{h(x_i)} g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})d\alpha$$

$$=\sum_{i=0}^{m-n}\int_{h(x_{m-n+1})}^{1} g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})d\alpha$$

$$+\sum_{i=m-n+1}^{m}\int_{h(x_{i+1})}^{h(x_i)} g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})d\alpha$$

$$=(1-h(y_1))g(X\setminus\{y_1,y_2,\ldots,y_n\})$$

$$+\sum_{i=1}^{n}(h(y_i)-h(y_{i+1}))g(X\setminus\{y_{i+1},\ldots,y_n\})$$

$$=\sum_{i=0}^{n}(h(y_i)-h(y_{i+1}))g(X\setminus\{y_{i+1},\ldots,y_n\})$$

となる。

菅野積分の場合の総合評価値zは、

$$z=\sup_{\alpha\in[0,1]}[\alpha\wedge g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})]$$

$$=\sup_{\alpha\in(h(x_{m-n+1}),1]}[\alpha\wedge g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})]$$

$$\vee\{\vee_{i=m+n+1}^{m}\sup_{\alpha\in(h(x_{i+1}),h(x_i)]}[\alpha\wedge g(\{x;h(x)\geqq\alpha\})]\}$$

$$=[1\wedge g(X\setminus\{y_1,\ldots,y_n\})$$

$$\vee\{\vee_{i=1}^{n}[h(y_i)\wedge g(X\setminus\{y_{i+1},\ldots,y_n\})]\}$$

$$=\bigvee_{i=0}^{n}\ [h(y_i)\wedge g(X\setminus\{y_{i+1},\ldots,y_n\})$$

となる。

4. 対話を用いたファジィ測度の同定

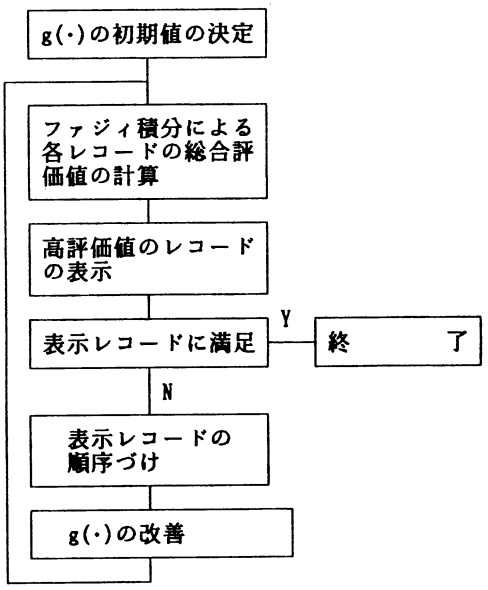


図2 対話によるファジィ測度の改善のアルゴリズム

根を含む各親の評価値は、ファジィ測度とファジィ積分で求めると書いた。この節では、実際にどのようして、ファジィ測度を同定したらよいのか考える。専門家が設定するファジィ測度に対しても以下の方法は適用できるが、本節では、根、総合評価値を求めるための検索者が同定するファジィ測度を主眼において考察する。

ここでは、各親子関係の評価値を計算するためのファジィ測度は、他の親子関係のファジィ測度に影響与えないとする。

ファジィ測度を最初から満足できるものに同定することは難しい。そこで、検索を繰り返すうちに、よりよいものにしていく手法を考える。手順としては、図2の手順で行う。

まず、ファジィ測度の初期値であるが、まず、Xの要素に対するファジィ測度、$g(\{x_i\}),\forall x_i\in X$を検索者に入力させる。これは、各子の評価基準に対する重要度であるから、比較的容易であろう。

次に、この$g(\{x_i\}),\forall x_i\in X$からλファジィ測度を用いて、各ファジィ測度とする。各λの値は、過去の例とか、それがないときは一律に与えるとかして定める。

このgを用いて、各レコードの評価値を計算し、上位数レコードを表示する。これらのレコードに満足すればよいが、そうでないときはファジィ測度が適切ではないと考え、測度の改善を行う。そのために、検索者に表示したレコードのよりよいものの順番に並べてさせる。

この順番により、レコード間の選好関係がわかる。図2のループを繰り返すときは、各ループで表明された選好順序を保存しておく。

次のような順序で各基準を満たすように測度を改善する。

(1)レコード間の選好関係をレコードの評価値に反映させる。ただし、選好関係が推移性を満たさないときを除く。

(2)$g(\{x_i\}),\forall x_i\in X$は、最初に表明したものにできるだけ近いものとする。

(3)$g(\{x_i\}),\forall x_i\in X$以外の各測度は、初期にλファジィ測度で定めたものに近いものとする。

この改善は、次のような数理計画法の問題となる。

$D=\{d_1,\ldots,d_L\}$:順序付けられたレコードの集合
d_k:k番目のレコード
$R(d_k,d_1)$:k番目のレコードのほうが1番目のレコードより満足することをしめす。
z^k:k番目のレコードの総合評価値
$h^k(x_i)$:k番目のレコードのi番目の子のファジィ値
$g^{initial}$:初期のファジィ測度

制約条件

$z^k = (C)\int h^k(x)dg \quad \forall d_1\in D$

$A,B\in 2^X$ かつ $A\subseteq B \rightarrow g(A)\leqq g(B)$

$z^k\geqq z^1+q_{k1}$ すべてのR(d_k,d_1)にたいして

$e_A = |\,g(A) - g^{initial}(A)\,|$ または

$e_A = (\,g(A) - g^{initial}(A)\,)^2$

$\forall A\in 2^X$

目的関数(最小化)

$$w_1\sum q_{k1} + w_2\sum_{A\in\{\{x_1\},\ldots,\{x_m\}\}} e_A + w_3\sum_{B\in 2^X} e_B$$

となるようなg、z^k、q_{k1}、e_Aの各値を求める。

w_1は(1)の違反、w_2は(2)の違反、w_3は(3)の違反に対する罰金である。したがって、w_1はw_2に、w_2はw_3に対してかなり大きく設定する。この問題は線型計画法もしくは、凸2次計画法の問題として解くことができる。

5. 検索例

検索例として、JTBの宿泊情報西日本編の宿泊施設のデータファイルから、希望する宿泊施設を検索するシステムを作成した。階層図は図3に示す。また、検索およびその結果の例を図4に示す。

レベル0から1への重要度は、検索者が設定し、レベル1から2への重要度は、あらかじめ設定しておいた。(図3の数値)また、レベル1から2へ重要度をもとに、ファジィ測度を設定した。ファジィ測度の設定には、λ=-0.5としたλ-ファジィ測度を利用した。また、計算する親子関係の入力した重要度の列を$w_1,w_2,\cdots,w_m$とし、ある定数βにたいして、

$$g(x_i) = \beta\cdot w_i$$

となるように、ファジィ測度を設定した。

検索者はまず、季節、宿泊料金の予算、レベル1の各評価基準の重要度を入力する。各評価基準の重要度をもとに、レベル1から2の時と同様な方法でファジィ測度を計算する。

各葉にあたる評価基準の評価値は、レコードの値と季節、宿泊料金の予算から計算する。周辺レジャー施設の評価値は、季節によって異なり、予算の評価値は宿泊料金の予算によって異なる。(料金の最低値と最高値を0.5とし、中1/3を1とする台形型のレコードのメンバーシップ関数と宿泊料金の予算を1とする三角形のメンバーシップ関数のmin-maxをとっている。)その他の評価基準の評価値は、検索者の入力データに依存しないので、あらかじめ計算し、レコードに記録してある。

この評価値を利用して、ファジィ積分を行い、根の評

価値を計算する。この各レコードの評価値の上位4レコードを表示する。

評価基準の慰安旅行、施設、自然の評価値は、検索者が入力する前に計算可能なので、あらかじめ計算しておき、メモリ上に記憶しておく。このメモリ上の記憶を利用して、3.3の方法で、検索レコードの削減が可能である。実際、検索例では、ショッケ積分では、95%、菅野積分では、96%削減される。当然、あらかじめ計算されない評価基準の重要度が増せば、削減レコード数は減少する。

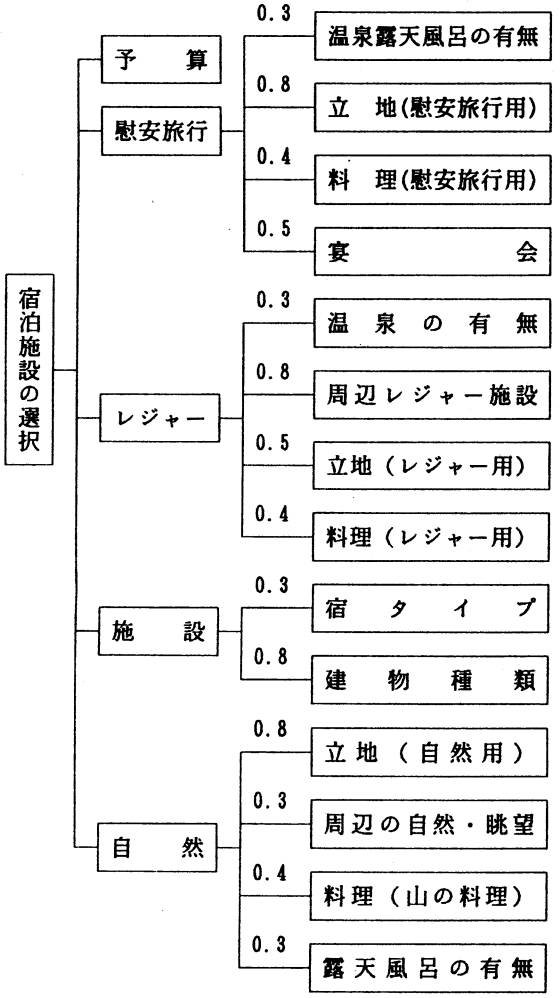


図3　検索例の階層図

<<検索の条件>>

季節	1 （春）
予算	120 00円くらい
予算の重み(0-1)	.6
慰安旅行の重み(0-1)	.8
レジャーの重み(0-1)	.1
施設の重み(0-1)	.1
自然の重み(0-1)	.6

根の親子関係のファジィ測度（一部）λ=-0.5

φ	{x1}	{x2}	{x1,x2}	{x3}	{x1,x3}
0	.34266	.45688	.72126	.05711	.38998

{x2,x3}	{x1,x2,x3}	{x4}	{x1,x4}	X
.50094	.75777	.05711	.38998	1

<<ショッケ積分の場合>>

読んだレコード=224　読み飛ばしたレコード=4509

順位	z	h(x1)	h(x2)	h(x3)	h(x4)	h(x5)
1	.775	1	.410	.565	.963	.884
2	.774	1	.745	.519	.963	.454
3	.760	1	.779	.621	.963	.307
4	.760	1	.609	.720	.592	.655

<<菅野積分の場合>>

読んだレコード=175　読み飛ばしたレコード=4558

順位	z	h(x1)	h(x2)	h(3)	h(4)	h(5)
1	.757	1	.8	.6	.818	.4
2	.757	.928	.8	.6	.818	.456
3	.757	.849	.8	.6	.818	.3
4	.757	.863	.8	.6	.818	.207

図4　検索例の検索条件とその結果

6. 最後に

階層化ファジィ積分を利用して、主観的な重要度に基づくレコードの検索を可能にした。階層図の下位の評価基準を求めるのに専門家のが同定した測度を利用するので、専門家の知識を利用することができる。

参考文献

1)Ishi,K and M.Sugeno, A model of human evaluation process using fuzzy measure, Int J. Man-Machine Studies, 22(1985),pp.19-38.

2)椎塚久雄、杉山孝男,階層化ファジィ積分による主観的意思決定法について,第8回ファジィ システムシンポジウム講演論文集,広島,(1992), pp.33-36.

3)高萩栄一郎、階層化ファジィ積分を利用したデータ検索について,第1会日本ファジィ学会北信越支部ミニシンポジュウム予稿集、氷見、(1992),pp.58-62.

4)菅野道夫、室伏俊明、ファジィ測度（講座ファジィ3）、日刊工業新聞社、1993

5)寺野寿郎他、ファジィシステム入門、オーム社、1987

6)JTBの宿泊情報マニュアル、日本交通公社、1991

[問い合わせ先]

高萩栄一郎

〒214　神奈川県川崎市多摩区東三田2-1-1

専修大学・商学部

TEL(受付) 044-911-1262 (内) 5201

TEL(直通) 044-911-0539

WD4-1

ファジィモデルにおける逆問題の数値的解法

Numerical Solution of Inverse Problem of Fuzzy Model

○生駒　哲一 *　　廣田　薫 **

Norikazu Ikoma *　　Kaoru Hirota **

* 総合研究大学院大学　数物科学研究科　統計科学専攻

* Statistical Science, The Graduate Univ. for Advanced Studies

** 法政大学工学部　システム制御工学科

** Dept. of Systems Control Eng., College of Eng., HOSEI University

Abstract

A method of calculating a numerical solution of the inverse problem of fuzzy model is proposed. The propsed method is based on a nonlinear numerical optimization problem. For the given output value, the optimal solution, which provides the approximation of output value, is searched in the feasible region which is defined in advance. The search direction is calculated by the steepest descent method with the inequality constraint. This method provides the localy optimal solution because of the complexity of object function. The numerical examples show the efficiency of the proposed method.

Key Words : Fuzzy Model, Inverse Problem, Numerical Optimization

1　はじめに

今日ファジィシステムはさまざまな分野に応用され、その成果が数多く報告されている [1]。従来の熟練者の持つ知識をファジィルールにて表現したケースの他にも、学習により得られたルールを用いるケースとがある。学習においては、教師データの入力値からその出力値が出されるように、内部パラメータであるファジィルールが調整される。また逆問題という、モデルと出力が与えられて、未知の入力を求める問題もある。ファジィシステムにおける逆問題の研究は、ファジィ関係の逆問題を取り扱うものが、既に多く報告されている [2-7]。ファジィ関係の逆問題の応用は、機械システム [8] や医療診断 [9] などの故障モデルをファジィ関係により表し、逆問題を解く事により、故障の診断を行なうものである。

本研究では、高木・菅野 [10] によって提案されたファジィモデルにおいて、その逆問題を数値的に解く方法を提案する。ファジィモデルは、その推論ルールの後件部に、入力変数の線形式を持つものである。このモデルにおけるルールやメンバーシップ関数の同定についてはいくつか研究されてきている [11]。本研究では、推定すべきパラメータを入力変数とする、いわゆる逆問題を扱う。ファジィモデルは、システムの部分的特性や経験的知識などにより、予め同定されているものとする。同定においては、システムの部分的特性や経験的知識などからでは、入出力関係の入力を求めることが困難である場合を想定している。また入力は、考え得る全てのものは必要なく、それらのうちの1つでも求められれば良い場合を考える。

以上のような状況のもとで、逆問題の解法に数値的最適化手法 [12] を取り入れた、ファジィモデルの逆問題の数値的解法を提案する。提案する方法においては、入力値域を予め定義しておき、その範囲内において逆問題の解が探索される。ファジィモデルが非線形システムであることから、逆問題は、入力値域内に解が納まるような不等式制約を加えられた、非線形最適化問題として定式化される。最適化において、探索方向の決定には最急降下法が用いられ、探索幅等は経験的な値を用いる。また、本手法の有効性を、いくつかの数値例により示す。

2 ファジィモデル

ここで扱うファジィモデルは、高木・菅野によって提案されたモデルである [11]。このモデルにより、多入力の制御器の設計が容易にできるようになった。ここでは N入力1出力、ルール数 Rの場合のファジィモデルを、以下の表記法により表す。入力変数は次のベクトルで表される。

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \ldots, x_N]^t \tag{1}$$

ファジィモデルは、出力を yとして、次の式により計算される。

$$y = \sum_{j=1}^{R} w_j(\mathbf{x}) \cdot f_j(\mathbf{x}) / \sum_{j=1}^{R} w_j(\mathbf{x}) \tag{2}$$

ここで、$w_j(\cdot)$, $f_j(\cdot)$ はそれぞれ、j番目のルールに対する前件部メンバーシップ値、後件部線形式であり、以下の式で表される。

$$w_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^{N} \mu_i^{n(i,j)}(x_i) \tag{3}$$

$$f_j(\mathbf{x}) = a_{j0} + \sum_{i=1}^{N} a_{ji} \cdot x_i \tag{4}$$

上の式のように、前件部メンバーシップ値は、前件部各変数に対応するメンバーシップ関数μにより与えられたメンバーシップ値の積を使用する。メンバーシップ関数μの定義は後述するが、各変数ごとにいくつか用意され、台集合上の隣接する関数の小さい順に、番号を付けてあるものとする。第 jルールの第 i 入力変数に対するメンバーシップ関数は、インデックス関数 $n(i,j)$ により対応づけられる。

各入力変数は、そのとり得る値の範囲を x_jについては$[b_j, c_j]$ とする。また各変数ごとに用意するメンバーシップ関数は、以下のように2つのパラメータ $L, r (L < r)$ で記述する。

$$\mu_j(x) = \begin{cases} 0.0 & x \le r_{j-1,i} \\ & \text{or} x \ge L_{j+1,i} \\ 1.0 & L_{j,i} \le x \le r_{j,i} \\ \frac{(x - r_{j-1,i})}{(L_{j,i} - r_{j-1,i})} & r_{j-1,i} < x < L_{j,i} \\ \frac{(x - L_{j+1,i})}{(r_{j,i} - L_{j+1,i})} & r_{j,i} < x < L_{j+1,i} \end{cases} \tag{5}$$

以上の表記法によりファジィモデルを構成するためには、まずモデル化する対象を近似する線形式を集め、$f_j(\cdot)$ を決める。そして上述のメンバーシップ関数のパラメータ L, rを決定し（ファジィ分割）、その後、インデックスである $n(i,j)$ を決める（ルール決定）。本研究ではそのようなファジィモデリングの方法には触れず、モデルは予め同定されているとする。

3 ファジィモデルの疑似一次近似

前節において述べたファジィモデルは、メンバーシップ関数に制約があるため、入力変数について、区分的に2次式または1次式となる。ここでは全ての領域において1次式で近似する方法を、疑似一次近似と呼ぶことにする。以下その近似方法について述べる。ファジィモデルは入力 $\mathbf{x}$ の近傍について近似される。ファジィモデルの式 (2) において、メンバーシップ関数の値を $\mathbf{x}$ を代入したものに固定する、すなわち、

$$y \approx \sum_{j=1}^{R} w_j(\hat{\mathbf{x}}) \cdot f_j(\mathbf{x}) / \sum_{j=1}^{R} w_j(\hat{\mathbf{x}}) \tag{6}$$

と近似する。本式は入力 $\mathbf{x}$ についての1次式である。このような近似を用いると、入力 $\mathbf{x}$ についての導関数は、次のように簡単になる。

$$y' \approx \sum_{j=1}^{R} w_j(\hat{\mathbf{x}}) a_{ji} / \sum_{j=1}^{R} w_j(\hat{\mathbf{x}}) \tag{7}$$

4 ファジィモデル逆問題の数値的解法

上述のファジィモデルが与えられて、さらに出力値が既知（y^*）である場合を考える。このとき次のような評価関数を最小にするように、入力 $\mathbf{x}$ を調整し、ファジィモデルの逆問題を解く方法を提案する。

$$E(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}[y(\mathbf{x}) - y^*]^2 \tag{8}$$

この方法は、$E()$ を目的関数とし、入力変数の値域を制約条件とする非線形最適化問題として次のように定式化することができる。

【最適化問題】

$h_i(x_i) \le 0$ のもとで、$E(\mathbf{x})$ を最小化。ただし、$h(\cdot)$ は次のような値域の制約である。

$$h_i(x_i) = (x_i - b_i)(x_i - c_i) \tag{9}$$

この問題は不等式制約付きの最適化問題であるので、その解法 [12] をそのまま利用できる。以下その概要について述べる。まずラグランジュ関数として次のものを導入する。

$$L(\mathbf{x},\lambda) =$$

$$E(\mathbf{x}) + \frac{1}{2r}\sum_{i=1}^{N}\left[m(\mathbf{x_i},\lambda_i)^2 - (\lambda_i)^2\right] \quad (10)$$

ここで、λはラグランジュ乗数ベクトル

$$\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_N] \quad (11)$$

であり、rは経験的に決める任意の正数である。また$m(\cdot)$は以下の式を用いる。

$$m(x_i,\lambda_i) = max\,[0, \lambda_i + r \cdot h_i(x_i)] \quad (12)$$

入力ベクトル$\mathbf{x}$及びラグランジュ乗数ベクトルλは、適当な初期値$\mathbf{x_0}$, λ_0から出発して、反復計算によりもとめられる。反復計算では、次ように逐次更新を行う。

$$\mathbf{x_{t+1}} = \mathbf{x_t} + \epsilon\Delta\mathbf{x_t} \quad (13)$$

$$\lambda_{t+1} = \lambda_t + \Delta\lambda_t \quad (14)$$

ここで、探索幅ϵはステップサイズと呼ばれ、$0 < \epsilon \leq 1$の範囲で経験的に決める。$\Delta\mathbf{x_t}$, $\Delta\lambda_t$は、探索方向ベクトルと呼ばれ、それぞれ以下の式により与えられる。

$$\Delta\mathbf{x_t} = -\nabla L(\mathbf{x_t},\lambda_t) \quad (15)$$

$$\Delta\lambda_t =$$

$$\begin{cases} r \cdot h(x_i(t)) & \lambda_i(t) + r \cdot h_i(x_i(t)) \leq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

5 多出力への拡張

これまでの議論では、ファジィモデルの出力が1つの場合のみを扱ってきた。提案する方法は、多出力の場合にも容易に拡張可能である。その場合には、まずファジィモデルの式が、次のようになる。

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2, \ldots, y_M]^t \quad (17)$$

$$y_i = \sum_{j=1}^{R_i} w_{ij}(\mathbf{x}) \cdot f_{ij}(\mathbf{x}) / \sum_{j=1}^{R_i} w_{ij}(\mathbf{x}) \quad (18)$$

ここで、w_{ij}やf_{ij}はメンバーシップ関数および後件部線形式を多出力用に拡張した場合の表記であり、添字のiが、対応する出力の番号を表している。また、ファジィモデルの疑似一次近似の式についても、ファジィモデルの式と同様な表記を用いるものとする。

多出力ファジィモデルの場合の、最適化問題における評価関数は次のようになる。

$$E(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{M}[y_i(\mathbf{x}) - y_i^*]^2 \quad (19)$$

最適化問題の解法については、上記の評価関数を用いて、1出力の場合と同様に行なうものとする。

6 数値例

提案するファジィモデルの逆問題の数値的最適化による解法を用いて、入力値が推定できることを、以下の数値例により示す。まず、ファジィモデルとして、表－1のメンバーシップ関数を持ち、表－2のルール（前件部の変数とメンバーシップ関数とのマッピング、及び、後件部線形式の係数）から成るものを用いる。

表－1 各入力変数に割り当てたメンバーシップ関数とそのパラメータ及び変数の値域

入力変数		x_1		x_2	
メンバー	ラベル	μ_1^1	μ_1^2	μ_2^1	μ_2^2
シップ関数	L	-2	1	-2	1
	r	-1	2	-1	2
値域	b	-2		-2	
	c	2		2	

表－2 数値例にて用いたファジィ推論ルール

ルール	前件部マップ		後件部の係数		
	$n(\cdot,1)$	$n(\cdot,2)$	a_0	a_1	a_2
1	1	1	0.0	1.0	1.0
2	2	1	0.0	1.0	0.0
3	-	2	0.0	0.0	-1.0

また、xの初期値x 0としては、表－3で与えられる複数のものを用い、評価関数の最も小さい解を採用する方法をとる。

表－3 xの初期値の各要素の値

No.	1	2	3	4	5
$x_1(0)$	-1.5	-1.5	1.5	1.5	0.0
$x_2(0)$	-1.5	1.5	-1.5	1.5	0.0

以上のモデルについて、各入力変数の値として-1.5から1.5までの範囲を0.1刻みで、全ての組み合わせについて用い（961組）、その出力をファジィモデルから計算した。この時の出力値だけを用いて、表－3で与えられる全ての初期値から、逆問題を解いた。経験的に決める任意パラメータの値

は、ϵ=0.1, r=0.1を用いた。またラグランジュ乗数ベクトルλの初期値λ 0としては、全ての要素の値を0.5とした。これらの経験的に決定すべき値と、その他の値をまとめて、表－4に示しておく。

表－4　最適化において用いられる、経験的に決定されるパラメータ等一覧

パラメータ		値
探索幅	ϵ	0.1
ペナルティーパラメータ	r	0.1
最大探索回数	T	1000
探索終了しきい値	θ	0.000001

これらの条件で本手法を適用した結果、全ての出力値について、それとほとんど同じ値を与える入力を求めることができた。９６１個ある希望出力値について、表－3に与えられた5つ初期値のうち幾つの初期値が正しい出力の得られる解へ収束したかを、表－5に示した。表－5を見ると、大部分の初期値が収束していることが分かる。ただしこれは、ファジィシステムの表す入出力特性の複雑さに依存して変化する。

表－5　5種類の初期値のうち、正しい出力を与える解へ収束したものの個数

収束した初期値数	5	4	3	2	1
希望出力値の数	917	0	0	44	0

7　おわりに

高木・菅野によって提案されたファジィモデルにおいて、推定すべきパラメータを入力変数とする、いわゆる逆問題を、非線形最適化問題として定式化した。その問題について、数値的最適化手法を取り入れた解法を示し、ファジィモデルの逆問題の数値的解法を提案した。本手法により逆問題の解が求められることを、数値例により示した。この方法により得られる解は、ファジィモデルの非線形性により、局所的最適解である。実際の応用においては、数値例でも示したように、複数の初期値から解の探索を始める必要がある。適切な初期値から探索を始めたものについては、大域的最適解が求められる。

本手法は、経験的知識や部分的情報からしか得られない非線形関係をファジィモデルで表した場合において、与えられた出力からその入力を求めたいような場合に有効である。また、多入力、多出力の場合にも適用できるため、直観的にはわかりにくい逆の関係を得る手法として利用すれば、有効な利用が可能である。

【参考文献】

[1] 廣田 薫：ファジィ活用事例集、工業調査会(1991).

[2] 塚本、田代：Fuzzy 逆問題の解法，計測自動制御学会論文集　第１５巻　第１号，pp.21-25(1977).

[3] 廣田、生駒：ニューラルネットワークを用いたFuzzy 逆問題の解法，第１５回システムシンポジウム，第１５回知識工学シンポジウム合同シンポジウム講演論文集，pp.257-260(1989).

[4] 廣田、生駒：ニューラルネットワークを用いたFuzzy 逆問題の近似解法及び精度の改良，法政大学工学部研究集報第、pp.137-146(1990).

[5] K.Hirota, N.Ikoma : Solution of Inverse Problem of Fuzzy Relational Equation by using Perceptron Model, Proc. of 2nd Joint Technology Workshop on Neural Networks and Fuzzy Logic, vol.1 (1990)183-198.

[6] 林 陽一，井村 敦：簡略化されたファジィ対応の逆問題の高速解法，第１１回知識 知能システムシンポジウム、pp.139-144(1990).

[7] 林 陽一，井村 敦：ファジィ対応の逆問題の超高速解法，第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.183-188(1990).

[8] T.Terano, et.al. : Diagnosis of Engine Trouble by Fuzzy Logic, 7th IFAC world congress, pp.1621-1628(1978).

[9] E.Sanchez : Medical Diagnosis and Composite Fuzzy Relations, Advances in Fuzzy Set Theory and Applications, North-Holland Publishing, pp.437-444(1979).

[10] M.Sugeno and K.Tanaka : Successive identification of a fuzzy model and its application to prediction of a complex system, Fuzzy Sets and Systems, 42(1991)315-334.

[11] T.Takagi and M.Sugeno : Fuzzy identification of System and its applications to modeling and control, IEEE Trans. Systems Man Cybernet. 15(1985)116-132.

[12] R.T.Rockafellar : The multiplier method of Hestenes and Powle applied convex programming, J.Opt.Theory Appl.12(1973)555-562.

【連絡先】

〒106　東京都港区南麻布 4-6-7

統計数理研究所　学生研究室

生駒　哲一

TEL:03-3446-1501,FAX:03-3446-1695

Email : ikoma@ism.ac.jp

WD4-2

ガスタービンのNO$_x$濃度予測問題への簡略型ファジィ推論モデルの適用

An Application of Simplified Fuzzy Reasoning Model to a Gas Turbine NO$_x$ Concentration Predication Problem

坂和 正敏* 乾口 雅弘* 松原 康博* 植村 芳樹* 四郎丸 功** 杉ノ原 範明**
M. Sakawa* M. Inuiguchi* Y. Matsubara* Y. Uemura* I. Shiromaru** N. Suginohara**

* 広島大学工学部第二類（電気系） ** 中国電力株式会社
* Faculty of Engineering, Hiroshima University ** The Chugoku Electric Power Co., Inc.

Abstract : In this paper, we apply the simplified fuzzy reasoning models to a Gas Turbine NO$_x$ Concentration Predication Problem. First, several variations of simplified fuzzy reasoning models and their learning algorithms are reviewed. The original simplified fuzzy reasoning model, where symmetrical triangular membership functions are adopted, is improved. The learning algorithms of several simplified fuzzy reasoning models are applied to a data set obtained from a real world combined cycle power plant. Using the other data sets, the identified models are compaired each other in order to check the applicability.

キーワード 簡略型ファジィ推論，NO$_x$濃度予測，三角型メンバシップ関数，正規型メンバシップ関数，重複数

1. はじめに

火力発電所などにおいては，環境保全のため，種々のNO$_x$低減対策や脱硝技術が研究されてきている [1]．近年，新しいタイプの発電プラントが出現しており，NO$_x$低減技術やプラントの運用性能の向上要求といった多くの課題を達成するためには，従来の計測制御技術だけでは困難であると予測される．特に，プラントの起動時や停止時など出力が大きく変化する場合には，発生するNO$_x$濃度の変化が複雑で非線形性を伴うため，その制御は難しい．

本研究では，NO$_x$濃度制御の前段階として，ガスタービンで発生するNO$_x$濃度予測モデルの同定を試みる．NO$_x$濃度の変化は複雑で非線形性を伴うので，予測モデルとして非線形システムに有効な簡略型ファジィ推論モデル [2-4] を用いる．簡略型ファジィ推論では，三角型メンバシップ関数を用いるモデル [3] と正規型メンバシップ関数を用いるモデル [4] があり，それぞれ，最急降下法などの最適化手法に基づく学習アルゴリズムが提案されている．これら2種類の簡略型ファジィ推論モデルの特徴を述べた後，双方の利点をある程度兼ね備えた方法として，三角型メンバシップ関数の重複化が提案される．また，その学習アルゴリズムが全く同様に構成できることが示される．次に，コンバインド発電方式によるプラントから実測されたNO$_x$濃度に関する起動時のデータに対して，学習アルゴリズムにより，種々の簡略型ファジィ推論モデルの同定を行う．別の起動時のデータおよび停止時のデータを用いて，同定された簡略型ファジィ推論モデルの妥当性を検証し，いずれのモデルが最も適当かを検討する．最後に，良好な結果が得られた理由を考察し，今後の課題を示す．

2. 簡略型ファジィ推論モデルとその学習法

本研究では，ファジィルールの結論部を実数値とした簡略型ファジィ推論モデルを用いる．簡略型ファジィ推論では，前件部ファジィ集合を三角型メンバシップ関数で規定したものと正規型メンバシップ関数で規定したものがある．ここでは，三角型メンバシップ関数の場合について述べた後，正規型メンバシップ関数の場合を述べる．

2.1. 三角型メンバシップ関数の場合

n 個の入力変数を x_i $(i=1,\ldots,n)$，s 個の出力変数を $y_r(r=1,\ldots,s)$ とし，y_r を推論する k 番目のルールの結論部の実数値を w_k^r とする．k 番目のルールは，

$$\begin{aligned}&\text{If } x_1 \text{ is } A_{1k} \text{ and} \cdots \text{and } x_n \text{ is } A_{nk}\\ &\quad \text{then } y_1 \text{ is } w_k^1 \text{ and} \cdots \text{and } y_s \text{ is } w_k^s\end{aligned} \tag{1}$$

と書ける．条件部適合度はメンバシップ関数 $A_{ik}(x_i)$ を用いて，

$$\begin{aligned}\mu_k &= \prod_{i=1}^{n} A_{ik}(x_i)\\ &= \prod_{i=1}^{n} \max\left\{\left(1-\frac{|a_{ik}-x_i|}{b_{ik}}\right),0\right\}\end{aligned} \tag{2}$$

となり，モデルの出力値 $\hat{y}_r$ は

$$\hat{y}_r = \frac{\sum_k \mu_k \cdot w_k^r}{\sum_k \mu_k} \tag{3}$$

と定められる．各入力変数の定義域を $[0,1]$ に基準化し，図1に示すように $A^1,\ldots,A^m$ の m 個にファジィ分割し，(1)式の各 A_{ik} に A^1 から A^m を代入した m^n 個のルールによる推論モデルを考えると，

$$\sum_k \mu_k = 1 \tag{4}$$

が成立する．したがって，(3) 式の分母を省略することができる [2,3]．

この推論モデルの後件部の実数値 w_k^r を，与えられた学習用データに基づき，学習するアルゴリズムが提案されている [2,3]．ここでは，最も単純な最急降下法に基づく学習法について述べる．1つの入力ベクトル $(\bar{x}_1,\bar{x}_2,\ldots,\bar{x}_n)$ に対するモデルの出力値 $\bar{y}_r$ と理想の出力 y_r^* との誤差の2乗和

$$E = \frac{1}{2}\sum_r (y_r^* - \bar{y}_r)^2 \tag{5}$$

を評価関数とすると，最急降下法により次の学習則が得られる [2,3]．

$$w_k^{r\ \mathrm{new}} = w_k^{r\ \mathrm{old}} + \tau \cdot \mu_k \cdot \delta_r \tag{6}$$

ただし，$\delta_r = y_r^* - \bar{y}_r$ であり，τ は学習係数である．図1に示すように，各入力変数についてたかだか2つの $A_{ik}(x_i)$ しか正にならないので，一つのデータに対して多くとも 2^n 個のルールしか学習されないことに注意しよう．

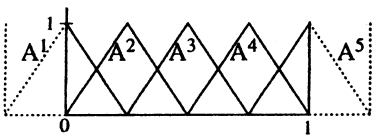


図1　三角型メンバシップ関数（重複数1）

2.2. 正規型メンバシップ関数の場合

ここでは，$A_{ik}(x_i)$ が正規型メンバシップ関数，すなわち，

$$A_{ik}(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - a_{ik})^2}{b_{ik}}\right),\ b_{ik} > 0 \tag{7}$$

と定められる場合の簡略型ファジィ推論モデルについて述べる [2,4]．　図1に示す三角型メンバシップ関数を用いた簡略型ファジィ推論モデルでは，(4) 式が常に成立したため，モデルの出力値は簡単に，

$$\hat{y}_r = \sum_k \mu_k \cdot w_k^r \tag{8}$$

と表現できた．(7) 式の正規型メンバシップ関数の場合，パラメータ a_{ik}, b_{ik} をどのように設定しようとも，常に (4) 式が成立するとは限らない．しかし，学習用データに見合うように学習することやモデルの簡潔性を考慮すると，正規型メンバシップ関数に対して (8) 式のモデルを仮定することもできる．この場合，正規型メンバシップ関数が C^∞ 級の関数であるので，中心および広がりを規定するパラメータ a_{ik}, b_{ik} についても学習することができる．この場合も最急降下法に基づき (5) 式を最小化すると，w_k^r については，全く同様に (6) 式で，a_{ik}, b_{ik} については，

$$a_{ik}^{r\ \mathrm{new}} = a_{ik}^{r\ \mathrm{old}} + \tau \cdot \mu_k \cdot \frac{2(x_i - a_{ik})}{b_{ik}} \cdot \left(\sum_r w_k^r \cdot \delta_r\right) \tag{9}$$

$$b_{ik}^{r\ \mathrm{new}} = b_{ik}^{r\ \mathrm{old}} + \tau \cdot \mu_k \cdot \frac{(x_i - a_{ik})^2}{b_{ik}^2} \cdot \left(\sum_r w_k^r \cdot \delta_r\right) \tag{10}$$

により学習できる [2,4]．ここで，制約条件が無い場合の最適化手法である最急降下法を用いているため，$b_{ik} > 0$ が必ず満足されるとは限らないことに注意しよう．

3. 簡略型ファジィ推論モデルの改良

3.1. 簡略型ファジィ推論モデルの階層化

各入力変数の定義域を m 個にファジィ分割した n 個の入力変数をもつファジィ推論モデルを考えよう．この場合，すべての組み合せを考えるため，m^n 個のファジィルールを考えることになり，入力変数の数 n が増加するにつれ，学習すべきパラメータ w_k^r の数は指数的に増大する．したがって，入力変数の数が多いシステムに対しては，計算量の面から上述の学習法は有効ではない．このような問題点を克服するため，ファジィ推論モデルを階層構造にした階層型ファジィ推論モデルが提案され，誤差逆伝播則に基づく学習法が与えれている [2,4]．しかし，各入力変数の定義域を細かく分割する場合には，誤差逆伝播則を適用すると，上の層の多くのファジィルールの誤差和を求めなければならず，比較的多量の計算時間が必要となる．そこで，本研究では，各層のそれぞれのファジィ推論モデルに対して，理想の出力 y_r^* を教師信号として与え，学習させることにする．

3.2. 三角型メンバシップ関数の重複化

三角型メンバシップ関数を用いれば，一つのデータに対してたかだか 2^n 個のルールしか学習しないので，高速に学習できるが，ルール数を増やしすぎると，全く学習しないルールが存在するようになり，汎化能力が著しく損なわれるという欠点がある．一方，ガウス型メンバシップ関数を用いると，一つのデータに対してすべてのルールが学習するので，ルール数を増やしても学習しないルールは存在しない，また，C^∞ 級の関数を用いているので，メンバシップ関数の中心と幅の学習もできるという利点があるが，通常のファジィ推論モデルでない（(3) 式の分母を省略している）ため，学習用データが定義域に均等に分布しない場合は，内挿や外挿がうまく行われるとは限らないという欠点がある．そこで，双方の利点をある程度兼ね備えた方法として，三角型メンバシップ関数の重複化を提案する．

図1の三角型メンバシップ関数の場合，各メンバシップ関数は隣のメンバシップ関数としか重なり合わない．したがって，分割数を多くすると，一つの三角型メンバシップ関数について，メンバシップ値が正である範囲が小さくなり，そのルールに関係するデータ数が少なくなる．ルールに関係するデータが全く無い場合には，(6) 式の μ_k が0となり，w_k^r が学習されない．ルールが学習されていなければ，w_k^r の初期値がそのまま保存されるので，そのルールに関係するデータが入力されたとき，根拠のある推定値を出力することができない．これに対処するため，各メンバシップ関数がその近辺のメンバシップ関数と重なり合うことを許し，分割数が多い場合にもメンバシップ値が正である範囲が小さくならなく，かつ，三角型メンバシップ関数をもつ簡略型ファジィ推論モデルの簡潔さを損なわないように工夫する．図2の三角型メンバシップ関数を考えよう．横軸の値が [0,1] 内にある三角形の頂点の数は，図1と同じく5である一方，各三角形の底辺は図1の倍の長さをもっている．三角形の頂点の数は，区間 [0,1] をファジィ分割した分割数を示しているので，図1と図2の分割数は同じであるといえるが，図2では，メンバシップ値が正である範囲は図1の倍の広さになっている．そこで，図2の三角型メンバシップ関数をもつ簡略型ファジィ推論モデルを考えよう．図2では，

$$\sum_p A^p(x_i) = 2 \tag{11}$$

となり，(3) 式の分母は 2^n と常に一定となり，簡略型ファジィ推論モデルは，(8) 式の右辺を 2^n で除した簡潔なものになることがわかる．また，最急降下法による学習アルゴリズムも，

$$w_k^{r\ \mathrm{new}} = w_k^{r\ \mathrm{old}} + \tau' \cdot \mu_k \cdot \delta_r \tag{12}$$

と簡単になる．ただし，$\tau' = \tau/2^n$ である．以上より，図2の三角型メンバシップ関数をもつ簡略型ファジィ推論モデルを考えれば，図1の場合の欠点を補えると考えられる．また，図2において，横軸の $[0,1]$ の外側に注目すると，図1の場合より，多くのルールが広い範囲に存在していることがわかる．このことより，図2のモデルは図1より外挿性に優れているといえる．

ここで，図2で，メンバシップ値 0.5 で水平な直線をひくと，横軸の値が [0,1] 内の範囲で，図1の三角型メンバシップ関数を2段に積み上げ，正規化したものになっている．こ

の観点から，3 段，4 段，… に積み上げたものを考えることも可能である．そこで，積み上げた数を重複数と呼ぶことにすると，図 1 の場合は重複数 1，図 2 の場合は重複数 2 になる．重複数が 3 以上の場合も同様に簡潔なモデルとなることに注意しよう．

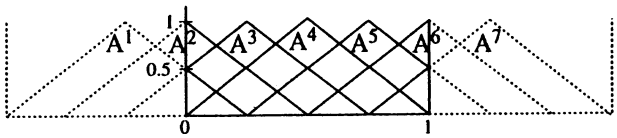


図 2　重複数 2 の三角型メンバシップ関数

4. NO_x 濃度予測モデルの同定

4.1. NO_x 濃度予測に対する階層型ファジィモデル

ガスタービンから発生する NO_x 濃度を予測するため，実測されたデータに対して，上述の簡略型ファジィ推論を適用する．研究の対象とする発電所は，低 NO_x 燃焼を実現するため，F 1 とF 2 の 2 つのバーナーからなる二段燃焼方式を採用し，発生する NO_x を除去するため，乾式アンモニア接触還元法を用い，注入するアンモニア量を調整することにより，NO_x 濃度を制御している．得られたデータは 10 秒間隔に計測したもので，発電機起動時約 57 分間の 343 個，発電機起動時約 60 分間の 361 個，および，発電機停止時約 45 分間の 271 個である．最初のデータを学習用データとし，残りを検証用データとする．一般に，p は燃焼機入り口圧力，(f/a) は空燃比，m は燃焼ガス流量，h は絶対湿度，T は燃焼機入口空気温度とすると，NO_x濃度について，

$$NO_x \propto p^{0.5}(f/a)^{1.4}m^{-0.22}\exp\left(-19h\frac{T}{250}\right) \qquad (13)$$

なる関係があるといわれている [1]．このことと，発電所の技術者の経験・知識から，実測された多くの変数のうち，次の 8 個の入力変数を選択した．

x_1:燃料ガス流量	x_2:燃焼空気量調節機開度
x_3:GT排気ガス温度中央値	x_4:GT空気圧縮機入口空気流量
x_5:GT入口乾き排ガス流量	x_6:F 2 比率
x_7:脱硝入口 NO_x濃度	x_8:大気湿度

x_6 のF 2 比率とは，全体の燃料ガス流量中のF 2 バーナーへ送られる割合である．$x_1 \sim x_6$ は，(13) 式に関係する変数であり，x_7 は，過去の出力値（脱硝入口 NO_x濃度）が影響すると推測されることから，入力変数として採用している．x_1, x_2, x_4, x_6 は人為的に調整可能であるのに対し，x_3, x_5, x_7 は燃焼の結果得られ，人為的に調整できない．これらの変数の値は，時系列で得られるため，時点を表す変数 t を導入し，$x_1(t) \sim x_7(t)$ と表すことにする．また，発電所の技術者の経験・知識や相関分析から，約 90 秒の遅れがあることがわかっている．そこで，遅れや (13) 式の形などを考慮し，変数を次のように変換し，学習用データを用いて図 3 の階層型ファジィモデルで出力 $x_7(t)$ の予測モデルを同定する．

$$\alpha = (x_1(t-9) \times x_6(t-9)/100)^{1.4}$$
$$\beta = (x_4(t-9) \times (x_2(t-9) \times 0.285 + 13.3)/100)^{1.4}$$
$$\gamma = (x_1(t-9) \times (1 - x_6(t-9)/100))^{1.4}$$
$$\delta = (x_4(t-9) \times (1 - (x_2(t-9) \times 0.285 + 13.3)/100))^{1.4}$$
$$\varepsilon = -19 \times 0.622 \times x_8(t-9) \times x_3(t-9)/250$$
$$\zeta = (x_5(t-9))^{-0.22},\quad \eta = 2x_7(t-1) - x_7(t-2)$$

図 3 では，左側の調整可能な変数によるファジィモデルと右側の調整不能の変数によるファジィモデルを結合して予測モデルとしている．

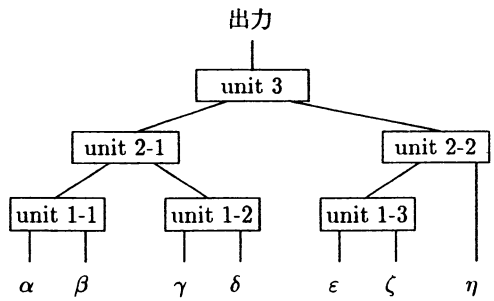


図 3 階層型ファジィモデル

5. 適用結果と考察

学習用データに対して，重複数 1 および 2 の三角型メンバシップ関数をもつ簡略型ファジィ推論モデル，ならびに，正規型メンバシップ関数をもつ簡略型ファジィ推論モデルの同定を行った．学習回数は，すべてのデータを 1 度ずつ提示することを 1 回と数えて，10000 回である．同定されたモデルを検証用データに適用して，推定値と実測値とを比較し，2 乗誤差和，絶対誤差和および最大絶対誤差を求めた．表 1，表 2 に，それぞれ，起動時の検証用データ，停止時の検証用データに対する三角型メンバシップ関数の場合の誤差を示す．正規型メンバシップ関数の場合も同様に行ったが，学習の途中で，b_{ik} が負になることがわかった．これは，学習用データが入力変数に対して不連続なデータを含んでいるためと考えられる．そこで，b_{ik} が負にならないように，b_{ik} が十分小さくなれば，b_{ik} の学習を停止したり，後件部の実数 w_k^1 だけを学習するようにしたが，正規型メンバシップ関数では，あまり良い結果は得られなかった．

表 1，2 に示すように，各入力変数の分割数を増やしたからといって良い結果が得られないことがわかる．特に，分割数が最も多い 6 の場合にはあまり良い結果が得られていない．これは，分割数を多くし過ぎると，学習用データに対して適合し過ぎているためと考えられる．重複数 1 の場合と 2 の場合を比較しても，あまり大差がない．これは，後に述べるように，図 3 のモデルの入力変数の一つ（η）のみで十分な推定値が得られるので，ルール間の内挿や外挿をあまり必要としないためと考えられる．表 1，2 より，重複数 1，分割数 2 のモデル，あるいは，重複数 2，分割数 3 のモデルが良い．重複数 2，分割数 3 のモデルの推定値と実測値との差を図 4，5 に示す．図 4，5 より，かなり良いモデルが得られていることがわかる．なお，CMAC や 3 層の階層型ニューラルネットワークを用いても学習してみたが，それほど良い結果は得られなかった．

このような良い結果が得られた理由を調べた．図 3 の階層型ファジィモデルの左側の部分モデル unit 2-1 に比べ，右側の部分モデル unit 2-2 の学習時の 2 乗誤差和が著しく小さいことがわかった．unit 1-3 の 2 乗誤差和はそれほど小さくなかったので，入力変数 η が良い結果をもたらしていると考えられる．そこで，η だけを用いて推定してみると，起動時の検証用データに対して，2 乗誤差和が 0.074413，絶対誤差和が 2.5872，最大誤差が 0.12968 となり，停止時の検証用データに対しても，2 乗誤差和が 0.089347，絶対誤差和が 2.2733，最大誤差が 0.14976 となった．η だけの推定値で，かなり良い結果が得られることがわかる．そこで，今後の課題として，η を重視し，次の予測モデルを仮定し，実測値 y と η との差を少なくなるように，簡略型ファジィ推論モデルを同定することが考えられる．

$$y = \eta + f \qquad (14)$$

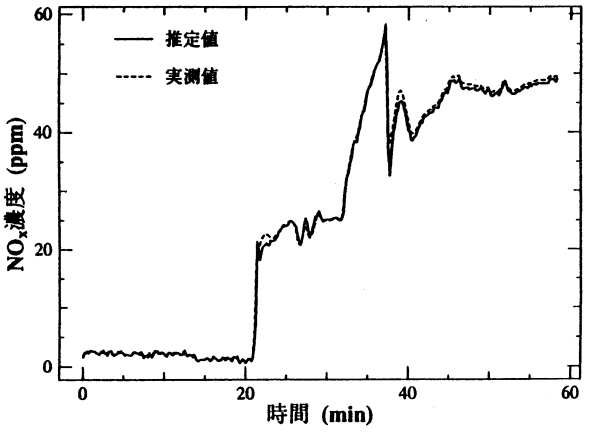


図4　起動時の検証用データに対する推定値と実測値

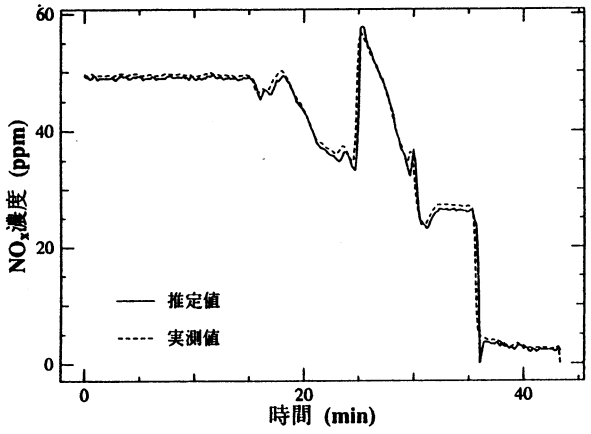


図5　停止時の検証用データに対する推定値と実測値

ここで，f は簡略型ファジィ推論モデルの出力値である．(14) 式のモデルを同定することは，実測値 y と η との差が大きくなる状態を学習することになる．

6. おわりに

本研究では，ガスタービンで発生するNO_x 濃度予測問題に対して，種々の簡略型ファジィ推論モデルを適用し，実際のデータに基づきモデル同定を行った．同定されたモデルに別のデータを適用して，妥当性を検証した．CMAC，階層型ニューラルネットワークおよび正規型メンバシップ関数をもつ場合に比べ，三角型メンバシップ関数をもつ簡略型ファジィ推論モデルにより比較的良好なモデルが同定された．また，良好な結果が得られた理由を考察し，今後の課題を示した．

表1　起動時の検証用データに対する誤差

	分割数	2	3	4	5	6
重複数 1	2 乗誤差和	0.088993	0.10514	0.15878	0.16181	0.29791
	絶対誤差和	3.81587	4.2236	5.6965	5.9595	7.2722
	最大誤差	0.13318	0.12085	0.10500	0.094756	0.11900
重複数 2	2 乗誤差和	0.093098	0.083250	0.18352	0.080882	1.6464
	絶対誤差和	3.9952	3.3185	6.0781	4.1441	15.789
	最大誤差	0.13278	0.12521	0.11281	0.088046	0.17106

表2　停止時の検証用データに対する誤差

	分割数	2	3	4	5	6
重複数 1	2 乗誤差和	0.079169	0.098493	0.21281	0.22559	0.36378
	絶対誤差和	3.4485	3.5010	5.9534	6.1483	8.6251
	最大誤差	0.12135	0.16593	0.11085	0.18454	0.19537
重複数 2	2 乗誤差和	0.094456	0.082583	0.33412	0.25427	1.3203
	絶対誤差和	3.9711	3.4008	7.0286	5.8427	10.673
	最大誤差	0.11629	0.12917	0.15510	0.12523	0.32752

最後に，本研究を遂行するにあたり，ご意見を頂くと共に，参考文献をご提供頂いた大阪府立大学工学部 教授 市橋 秀友 先生に謝意を表します．

参考文献

1. 火力原子力発電技術協会編：『燃料および燃焼』：VIII. ガスタービン燃焼，火力原子力発電，1989 年 2 月号，79-92 (1989).
2. 市橋：ファジィ制御の簡易化とニューロ・ファジィ，長町三生編「ファジィ化製品開発の基礎と実際」，第 2 章，pp.27-48 海文堂 (1991).
3. 市橋，渡辺：簡略型ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2, No.3, pp. 429-437 (1990).
4. 市橋：C∞ 級の階層型ファジィモデル，第 7 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp. 505-508 (1991).

問い合わせ先：
〒 724　東広島市鏡山 1 丁目 4 － 1
広島大学工学部第二類（電気系）
乾　口　雅　弘
TEL. 0824-22-7111 ext. 3475
FAX. 0824-22-7195

WD4-3

種々の差異の最小化に基づく区間線形回帰

Interval Linear Regression Based on Minimizing Various Kinds of Deviations

乾口 雅弘
Masahiro Inuiguchi
広島大学工学部
Faculty of Engineering,
Hiroshima University

坂和 正敏
Masatoshi Sakawa
広島大学工学部
Faculty of Engineering,
Hiroshima University

Abstract : In this paper, the method of least squares and the method of minimizing the sum of absolute deviations are naturally extended to the case of interval linear regression models. Three models, i.e., Minkowski's subtraction model, the dual Minkowski's subtraction model and a symmetric Minkowski's subtraction model are proposed based on the three interpretations of the interval data. Since the interval linear regression problems have an interval objective function, minimizing the supremum formulation and lexicographically minimizing formulation are introduced. It is shown that the formulated problems are reduced to quadratic programming problems and linear programming problems. The properties of the formulated regression problems are investigated. It reveals that not only the least square model and the minimizing model of absolute deviations but also Tanaka's interval linear regression model for usual data is encompassed by our models. The relationships and differences among the proposed three models are emphasized. A guide line for proper use of three different models is given.

キーワード　区間線形回帰，ミンコウスキーの減算，絶対誤差和最小化，最小二乗法，辞書式最小化

1. はじめに

通常の線形回帰では，最小二乗法に代表されるように，データと推定値との差異を最小化するように線形回帰モデルが同定されてきた．これに対して，田中らによって提案されたファジィ線形回帰 [1,2] や区間線形回帰 [3] では，ファジィデータや推定ファジィ区間との差異あるいは，区間データと推定区間との差異の最小化とは異なった観点から，ファジィ線形回帰モデルや区間線形回帰モデルが同定されてきている．これらの同定問題は，線形計画問題として定式化されているが，その際，直感的な観点から，推定区間あるいは推定ファジィ区間の幅の総和を目的関数として導入し，最小化もしくは最大化している [1-3]．この目的関数の最適化は，差異の最小化に等しく，陰に差異の最小化の概念が取り入れられている．

本研究では，データと推定値との差異を最小化する通常の線形回帰モデルの同定方法を自然に拡張し，区間データと推定区間との差異を最小化するという観点から，区間線形回帰モデルの同定方法を提案する．この際，区間誤差をいかに定義するかに依存して，さまざまなモデルが得られる．各モデルに基づき，区間データと推定区間との差異を定義する．ここで定義される差異は区間となり，差異の最小化問題は区間関数の最小化問題となる．そこで，区間の上限値の最小化，および，区間の下限値，上限値の辞書式最小化を導入し，区間線形回帰モデルの同定問題が定式化される．定式化された同定問題は線形計画問題あるいは2次計画問題になることが示される．各同定手法の性質や，田中らの同定方法 [1-3] との類似性が議論され，提案する各同定手法の特徴が明らかにされる．種々の同定方法が提案されるが，これらのいずれを用いるかは，区間データの捕らえ方に応じて定まる．

2. 通常の線形回帰モデルとその同定方法

通常の線形回帰モデルでは，実際のデータ y_i は理論値 $\boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{x}_i$ に誤差 e_i が加わった形，すなわち，

$$y_i = \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{x}_i + e_i \tag{1}$$

で得られるとみなされる．ただし，$\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_0, \ldots, \alpha_m)$，$\boldsymbol{x}_i = (1, x_{i1}, \ldots, x_{im})^t$ である．n 個のデータ $(\boldsymbol{x}_i, y_i)$, $i = 1, \ldots, n$ が与えられたとき，$\boldsymbol{\alpha}$ の推定値 $\boldsymbol{a} = (a_0, \ldots, a_m)$ は，誤差の2乗（差異の2乗）$e_i{}^2$ の総和の最小化，

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n} e_i{}^2 \tag{2}$$

あるいは，誤差の絶対値（差異）$|e_i|$ の総和の最小化，

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n} |e_i| \tag{3}$$

により求められる．

本研究では，これらの方法を区間線形回帰モデルの場合への自然な拡張を試みる．

3. ミンコウスキー減算モデルとその同定方法

3.1 ミンコウスキー減算モデル

(1) 式を直接拡張すると，次のモデルが得られる．

$$Y_i = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i \ (+) \ E_i \tag{4}$$

ただし，$Y_i = [y_i^{\mathrm{L}}, y_i^{\mathrm{R}}]$，$\boldsymbol{A} = (A_0, \ldots, A_m)$ で，各 A_j は，閉区間 $[a_j^{\mathrm{L}}, a_j^{\mathrm{R}}]$ であり，$\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i = [\sum_{i=1}^{m} a_j^{\mathrm{L}} x_{ij} + a_0^{\mathrm{L}}, \sum_{i=1}^{m} a_j^{\mathrm{R}} x_{ij} + a_0^{\mathrm{R}}] = [\boldsymbol{a}^{\mathrm{L}}\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{a}^{\mathrm{R}}\boldsymbol{x}_i]$ と定められる．また，$E_i = [e_i^{\mathrm{L}}, e_i^{\mathrm{R}}]$ は区間誤差であり，$(+)$ は通常の区間の加算で，$B = [b^{\mathrm{L}}, b^{\mathrm{R}}]$，$C = [c^{\mathrm{L}}, c^{\mathrm{R}}]$ に対して，$B(+)C = [b^{\mathrm{L}} + c^{\mathrm{L}}, b^{\mathrm{R}} + c^{\mathrm{R}}]$ と定義される．このとき，$w(B(+)C) = w(B) + w(C)$ となり，二つの区間を $(+)$ を用いて加えることにより必ず区間の幅が増大することになる．ただし，$w(B)$ は区間 B の幅で，$w(B) = b^{\mathrm{R}} - b^{\mathrm{L}}$ と定められる．

さて，(4) 式を E_i について解くと，最大解 $\hat{E}_i$ は，

$$\hat{E}_i = Y_i \ [-] \ \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i = [e_i^{\mathrm{L}} - \boldsymbol{a}^{\mathrm{L}}\boldsymbol{x}_i, e_i^{\mathrm{R}} - \boldsymbol{a}^{\mathrm{R}}\boldsymbol{x}_i] \tag{5}$$

と与えられる．ここで，$\lceil - \rceil$ はミンコウスキーの減算 [4] と呼ばれ，通常の区間の減算 $B(-)C = [b^{\mathrm{L}} - c^{\mathrm{R}}, b^{\mathrm{R}} - c^{\mathrm{L}}]$ とは異なり，$B\lceil - \rceil C = [b^{\mathrm{L}} - c^{\mathrm{L}}, b^{\mathrm{R}} - c^{\mathrm{R}}]$ と定められる．ミンコウスキーの減算 $B\lceil - \rceil C$ は，$w(B) \geq w(C)$ でなければ定義できないことに注意しよう．

n 個の区間データ $(\boldsymbol{x}_i, Y_i)$, $i = 1, \ldots, n$ が与えられた場合に，(2) 式，(3) 式と同様な考え方に基づき区間線形回帰モデルを同定することにすれば，それぞれ，

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n} \hat{E}_i^2 \tag{6}$$

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n} |\hat{E}_i| \tag{7}$$

を解けば良いことになる．ここで，区間の 2 乗，絶対値はそれぞれ次式で定められる．

$$B^2 = \begin{cases} [(\min(b^{\mathrm{L}}, -b^{\mathrm{R}}))^2, (\max(-b^{\mathrm{L}}, b^{\mathrm{R}}))^2] & ; b^{\mathrm{L}} \cdot b^{\mathrm{R}} \geq 0 \\ [0, (\max(-b^{\mathrm{L}}, b^{\mathrm{R}}))^2] & ; b^{\mathrm{L}} \cdot b^{\mathrm{R}} < 0 \end{cases} \tag{8}$$

$$|B| = \begin{cases} [\min(b^{\mathrm{L}}, -b^{\mathrm{R}}), \max(-b^{\mathrm{L}}, b^{\mathrm{R}})] & ; b^{\mathrm{L}} \cdot b^{\mathrm{R}} \geq 0 \\ [0, \max(-b^{\mathrm{L}}, b^{\mathrm{R}})] & ; b^{\mathrm{L}} \cdot b^{\mathrm{R}} < 0 \end{cases} \tag{9}$$

(6) 式および (7) 式は区間関数の最小化であるので，その意味の解釈が必要となる．ここでは，区間の上限値の最小化と区間の下限値の最小化を第 1 に区間の上限値の最小化を第 2 とした辞書式最小化について考える．

3.2 区間の上限値の最小化

$\boldsymbol{A}$ の推定値を $\hat{\boldsymbol{A}}$ と ˆ をつけて記し，$\hat{a}_j^{\mathrm{c}} = (\hat{a}_j^{\mathrm{L}} + \hat{a}_j^{\mathrm{R}})/2$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}} = (\hat{a}_j^{\mathrm{R}} - \hat{a}_j^{\mathrm{L}})/2$ とする．区間目標計画問題 [5] の場合と同様に定式化すると，制約条件 $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} - \hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) - d_i \leq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} + \hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) + d_i \geq y_i^{\mathrm{R}}$, $2\sum_{j=1}^{m}\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}| \leq w(Y_i)$, $d_i \geq 0$, $i = 1, \ldots, n$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}} \geq 0$, $j = 1, \ldots, m$ のもとで，$\sum_{i=1}^{n} d_i^2$ を最小化する 2 次計画問題 (2 次上限値最小化問題と呼ぶ)，あるいは，$\sum_{i=1}^{n} d_i$ を最小化する線形計画問題 (1 次上限値最小化問題と呼ぶ) となる．

3.3 区間の下限値，上限値の辞書式最小化

区間の下限値，上限値の辞書式最小化に基づくと，(6)，(7) 式は，多段階 2 次計画問題 (2 次辞書式最小化問題と呼ぶ)，多段階線形計画問題 (1 次辞書式最小化問題と呼ぶ) として定式化でき，次の手順により解くことができる．

[手順 1] 制約条件 $\sum_{j=1}^{m}\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} + d_i^{\mathrm{L}} \leq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} - d_i^{\mathrm{R}} \geq y_i^{\mathrm{R}}$, $d_i^{\mathrm{L}} \geq 0$, $d_i^{\mathrm{R}} \geq 0$, $i = 1, \ldots, n$ のもとで，$\sum_{i=1}^{n}(d_i^{\mathrm{L}} + d_i^{\mathrm{R}})^2$ を最小化する 2 次計画問題，あるいは，$\sum_{i=1}^{n}(d_i^{\mathrm{L}} + d_i^{\mathrm{R}})$ を最小化する線形計画問題を解く．

[手順 2] 手順 1 の目的関数値が 0 であれば，手順 3 へ進み，そうでなければ，手順 4 へ進む．

[手順 3] 制約条件 $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} - \hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) \geq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} + \hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) \leq y_i^{\mathrm{R}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} - \hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) - d_i \leq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}} x_{ij} + \hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) + d_i \geq y_i^{\mathrm{R}}$, $d_i \geq 0$, $i = 1, \ldots, n$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}} \geq 0$, $j = 1, \ldots, m$ のもとで，$\sum_{i=1}^{n} d_i^2$ を最小化する 2 次計画問題，あるいは，$\sum_{i=1}^{n} d_i$ を最小化する線形計画問題を解く．

[手順 4] 2 次辞書式最小化問題の場合は，終了し，1 次辞書式最小化問題の場合は，手順 1 で得られた解の一意性を調べる．解が一意であれば，終了し，一意でなければ，手順 1 で得られた目的関数値を改悪しないように，区間目的関数の上限値を最小化する (線形計画問題を解く)．

3.4 性質

$|\hat{E}_i| = [\hat{e}_i^{\mathrm{L}}, \hat{e}_i^{\mathrm{R}}]$ とすると，$\hat{E}_i^2 = [(\hat{e}_i^{\mathrm{L}})^2, (\hat{e}_i^{\mathrm{R}})^2]$ となり，次の定理が得られる．

[定理 1] $\hat{e}_i^{\mathrm{L}} = 0 \Longleftrightarrow \hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i \subseteq Y_i$

定理 1 より，辞書式最小化問題の場合，区間の下限値を最小化したときの目的関数値 (手順 1 の目的関数値) が 0 となれば，$\hat{e}_i^{\mathrm{L}} = 0$, $i = 1, \ldots, n$, すなわち，$\hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i \subseteq Y_i$, $i = 1, \ldots, n$ となり，田中らの区間線形回帰における C-Nes 問題 [3] およびファジィ線形回帰における MAX 問題 [1,2] の制約条件が満たされることになる．したがって，辞書式最小化問題は，C-Nes 問題および MAX 問題に類似していることがわかる．C-Nes 問題および MAX 問題と 1 次辞書式最小化問題の手順 3 の関係は，図 1 を用いて説明できる．C-Nes 問題および MAX 問題では，図 1 の $\sum_{j=1}^{m}\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|$ の総和を最大化，$w(Y_i)$ がパラメータ $\hat{a}_j^{\mathrm{c}}$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}}$ に関係なく一定であることに注意して言い換えると，図 1 の $d_i^1 + d_i^2$ の総和を最小化している．一方，1 次辞書式最小化問題の手順 3 では，図 1 の d_i^1 と d_i^2 の大きい方の総和を最小化している．したがって，1 次辞書式最小化問題の方が，推定区間が区間データの中心によりやすい傾向にあることがわかる．

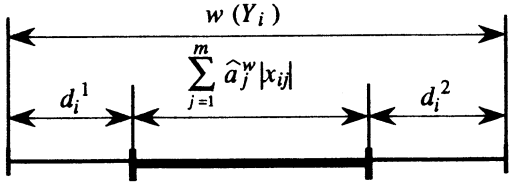


図 1．C-Nes 問題と 1 次辞書式最小化問題の関係

[定理 2] $\hat{e}_i^{\mathrm{R}} = 0 \Longleftrightarrow \hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i = Y_i$

定理 2 より，1 次最小化問題および 2 次最小化問題の目的関数値が 0 となれば，$\hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i = Y_i$, $i = 1, \ldots, n$ となり，区間データに完全にフィットした区間線形回帰モデルが得られることがわかる．

[定理 3] $Y_i = [y_i, y_i]$, $i = 1, \ldots, n$, すなわち，$y_i^{\mathrm{L}} = y_i^{\mathrm{R}} = y_i$, $i = 1, \ldots, n$ であるとき，2 次上限値最小化問題と 2 次辞書式最小化問題は，(2) 式となり，1 次上限値最小化問題と 1 次辞書式最小化問題は，(3) 式となる．

定理 3 より，2 次辞書式最小化，1 次辞書式最小化は，それぞれ，最小 2 乗法，絶対誤差和最小化の拡張であることがわかる．

4. 双対ミンコウスキー減算モデルとその同定方法

4.1 双対ミンコウスキー減算モデル

(1) 式の e_i を移行すると，$y_i - e_i = \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{x}_i$ となる．この式を拡張すると，次のモデルが得られる．

$$Y_i \ (-) \ E_i = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i \tag{10}$$

この式を E_i について解くと，最大解 $\check{E}_i$ は，

$$\check{E}_i = Y_i \ \lfloor - \rfloor \ \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i = [e_i^{\mathrm{R}} - \boldsymbol{a}^{\mathrm{R}}\boldsymbol{x}_i, e_i^{\mathrm{L}} - \boldsymbol{a}^{\mathrm{L}}\boldsymbol{x}_i] \tag{11}$$

と与えられる．ここで，$\lfloor - \rfloor$ は $B\lfloor - \rfloor C = -(C \lceil - \rceil B) = [b^{\mathrm{R}} - c^{\mathrm{R}}, b^{\mathrm{L}} - c^{\mathrm{L}}]$ と定められる．$\lfloor - \rfloor$ はミンコウスキーの減算 $\lceil - \rceil$ とは逆に，$w(C) \geq w(B)$ でなければ定義できないので，双対なミンコウスキーの減算と呼ぶことにする．なお，(11) 式は，$B\lceil + \rceil C = [b^{\mathrm{L}} + c^{\mathrm{R}}, b^{\mathrm{R}} + c^{\mathrm{L}}]$ と定義される加算 $\lceil + \rceil$ を用いて，次のように表現することもできる．

$$Y_i = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i \ \lceil + \rceil \ E_i \tag{11'}$$

n 個の区間データ $(\boldsymbol{x}_i, Y_i)$, $i = 1, \ldots, n$ が与えられた場合に，(2) 式，(3) 式と同様な考え方に基づき区間線形回帰モデルを同定することにすると，それぞれ，

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n} \check{E}_i^2 \tag{12}$$

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n} |\check{E}_i| \tag{13}$$

を解けば良いことになり，区間関数の最小化の意味を与える必要がある．ミンコウスキー減算モデルの場合と同様に，区間の上限値の最小化と区間の下限値，上限値の辞書式最小化について考える．

4.2 区間の上限値の最小化

制約条件 $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}-\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)+d_i \geq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}+\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)-d_i \leq y_i^{\mathrm{R}}$, $2\sum_{j=1}^{m}\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}| \geq w(Y_i)$, $d_i \geq 0$, $i=1,\ldots,n$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}} \geq 0$, $j=1,\ldots,m$ のもとで，$\sum_{i=1}^{n} d_i{}^2$ を最小化する2次計画問題（2次上限値最小化問題と呼ぶ），あるいは，$\sum_{i=1}^{n} d_i$ を最小化する線形計画問題（1次上限値最小化問題と呼ぶ）となる．

4.3 区間の下限値，上限値の辞書式最小化

区間 $\hat{A}_j$, $j=1,\ldots,m$ の幅 $w(A_i)$ を大きくとることにより，(12)，(13) 式の区間目的関数の下限値を 0 にすることができる．したがって，区間目的関数の下限値が 0 という条件のもとで，上限値を最小化すればよい．この問題は，制約条件 $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}-\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) \leq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}+\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|) \geq y_i^{\mathrm{R}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}-\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)+d_i \geq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}+\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)-d_i \leq y_i^{\mathrm{R}}$, $d_i \geq 0$, $i=1,\ldots,n$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}} \geq 0$, $j=1,\ldots,m$ のもとで，$\sum_{i=1}^{n} d_i{}^2$ を最小化する2次計画問題，あるいは，$\sum_{i=1}^{n} d_i$ を最小化する線形計画問題になる．

4.4 性質

$|\check{E}_i|=[\check{e}_i^{\mathrm{L}},\check{e}_i^{\mathrm{R}}]$ とすると，$\check{E}_i^2=[(\check{e}_i^{\mathrm{L}})^2,(\check{e}_i^{\mathrm{R}})^2]$ となり，次の定理が得られる．

[定理4] $\check{e}_i^{\mathrm{L}}=0 \Longleftrightarrow Y_i \subseteq \hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i$

定理4より，幅 $w(A_i)$ を十分大きくすることにより，区間目的関数の下限値を 0 とできるので，辞書式最小化問題の場合，$\hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i \subseteq Y_i$, $i=1,\ldots,n$，すなわち，$\hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i \subseteq Y_i$, $i=1,\ldots,n$ が成立している．したがって，田中らの区間線形回帰における Nes 問題 [3] およびファジィ線形回帰における MIN 問題 [1,2] の制約条件が満たされることになる．このことより，双対辞書式最小化問題は，Nes 問題および MIN 問題に類似していることがわかる．実際，Nes 問題および MIN 問題と双対1次辞書式最小化問題との関係は，図2を用いて説明できる．Nes 問題および MIN 問題では，図2の $\sum_{j=1}^{m}\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|$ の総和を最小化，パラメータ $\hat{a}_j^{\mathrm{c}}$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}}$ に関係なく $w(Y_i)$ が一定であることに注意して言い換えると，図2の $d_i^1+d_i^2$ の総和を最小化している．一方，双対1次辞書式最小化問題では，図2の d_i^1 と d_i^2 の大きい方の総和を最小化している．したがって，双対1次辞書式最小化問題の方が，推定区間が区間データの中心によりやすい傾向にあることがわかる．

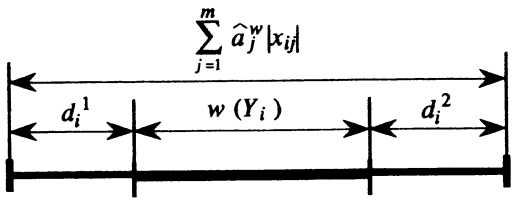


図2．Nes 問題と双対1次辞書式最小化問題の関係

[定理5] $\check{e}_i^{\mathrm{R}}=0 \Longleftrightarrow \hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i=Y_i$

定理5より，双対1次最小化問題および双対2次最小化問題の目的関数値が 0 となれば，$\hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i=Y_i$, $i=1,\ldots,n$ となり，区間データに完全にフィットした区間線形回帰モデルが得られることがわかる．

[定理6] $Y_i=[y_i,y_i]$, $i=1,\ldots,n$，すなわち，$y_i^{\mathrm{L}}=y_i^{\mathrm{R}}=y_i$, $i=1,\ldots,n$ であるとき，双対2次上限値最小化問題，双対1次上限値最小化問題は，それぞれ，(2) 式，(3) 式となり，双対2次辞書式最小化問題，双対1次辞書式最小化問題は，それぞれ，制約条件 $y_i \in \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i$, $i=1,\ldots,n$ のもとで，$\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)^2$ および $\sum_{j=1}^{m}\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|$ を最小化する問題となる．

定理6より，すべて通常のデータであるとき，双対2次上限値最小化および双対1次上限値最小化は，それぞれ，最小二乗法，絶対誤差和最小化になる．また，双対1次辞書式最小化問題は，田中らが提案した通常のデータに対する区間線形回帰問題 [3]，ファジィ線形回帰問題 [6] と等価になることがわかる．これにより，通常のデータに対する田中らの区間線形回帰は，絶対誤差和最小化に基づき定式化されていたことになる．双対2次上限値最小化，双対1次上限値最小化は，それぞれ，最小二乗法，絶対誤差和最小化の拡張であり，双対1次辞書式最小化問題は，通常のデータに対する区間線形回帰問題の拡張であるといえる．

5. 対称ミンコウスキー減算モデルとその同定方法

5.1 対称ミンコウスキー減算モデル

ミンコウスキー減算モデルと双対ミンコウスキー減算モデルとを結合したモデルとして，次のモデルを考えることができる．

$$Y_i \ (-)\ E_i^2 = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i \ (+)\ E_i^1 \tag{14}$$

ただし，$w(Y_i) \leq w(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i)$ のとき，$E_i^1=[0,0]$，$w(Y_i) \geq w(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i)$ のとき，$E_i^2=[0,0]$ とする．E_i^1 と E_i^2 の和を E_i とすると，(14) 式を満たす E_i の最大解 $\tilde{E}_i$ は，

$$\begin{aligned}\tilde{E}_i &= Y_i \ \tilde{-}\ \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i = \begin{cases}\hat{E}_i & ; w(Y_i) \geq w(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i)\\ \check{E}_i & ; w(Y_i) < w(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i)\end{cases}\\ &= \begin{cases}[e_i^{\mathrm{R}}-\boldsymbol{a}^{\mathrm{R}}\boldsymbol{x}_i, e_i^{\mathrm{L}}-\boldsymbol{a}^{\mathrm{L}}\boldsymbol{x}_i] & ; w(Y_i) \geq w(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i)\\ [e_i^{\mathrm{L}}-\boldsymbol{a}^{\mathrm{L}}\boldsymbol{x}_i), e_i^{\mathrm{R}}-\boldsymbol{a}^{\mathrm{R}}\boldsymbol{x}_i] & ; w(Y_i) < w(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i)\end{cases}\end{aligned}$$

となる．演算 $\tilde{-}$ は，ミンコウスキーの減算 $[-]$ および双対なミンコウスキーの減算 $\lfloor - \rfloor$ を用いて，

$$B \ \tilde{-}\ C = \begin{cases} B \ [-]\ C & ; w(B) \geq w(C)\\ B \ \lfloor - \rfloor\ C & ; w(B) < w(C)\end{cases}$$

と定義され，対称なミンコウスキーの減算と呼ばれる．

n 個の区間データ $(\boldsymbol{x}_i,Y_i)$, $i=1,\ldots,n$ が与えられた場合に，(2) 式，(3) 式と同様な考え方に基づき区間線形回帰モデルを同定することにすると，それぞれ，

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n}\tilde{E}_i^2 \tag{15}$$

$$\text{minimize} \sum_{i=1}^{n}|\tilde{E}_i| \tag{16}$$

を解けば良いことになり，区間関数の最小化の意味を明らかにする必要がある．区間目標計画問題 [5] の場合と同様に，$\tilde{E}_i$ の下限値を最小化する問題は非凸計画問題となり，取り扱いが困難である．そこで，ここでは，区間の上限値を最小化する場合のみについて考えることにする．

5.2 区間の上限値の最小化

制約条件 $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}-\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)+d_i \geq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}-\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)-d_i \leq y_i^{\mathrm{L}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}+\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)+d_i \geq y_i^{\mathrm{R}}$, $\sum_{j=1}^{m}(\hat{a}_j^{\mathrm{c}}x_{ij}+\hat{a}_j^{\mathrm{w}}|x_{ij}|)-d_i \leq y_i^{\mathrm{R}}$, $d_i \geq 0$, $i=1,\ldots,n$, $\hat{a}_j^{\mathrm{w}} \geq 0$, $j=1,\ldots,m$ のもとで，$\sum_{i=1}^{n} d_i{}^2$ を最小化する2次計画問題（対称2次上限値最小化問題と呼ぶ），あるいは，$\sum_{i=1}^{n} d_i$ を最小化する線形計画問題（対称1次上限値最小化問題と呼ぶ）となる．

5.3 性質

$|\tilde{E}_i|=[\tilde{e}_i^{\mathrm{L}},\tilde{e}_i^{\mathrm{R}}]$ とすると，$\tilde{E}_i^2=[(\tilde{e}_i^{\mathrm{L}})^2,(\tilde{e}_i^{\mathrm{R}})^2]$ となり，次の定理が得られる．

[定理7] $\tilde{e}_i^{\mathrm{R}} = 0 \Longleftrightarrow \hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i = Y_i$

定理7より，対称1次最小化問題および対称2次最小化問題の目的関数値が0となれば，$\hat{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{x}_i = Y_i$, $i = 1, \ldots, n$ となり，区間データに完全にフィットした区間線形回帰モデルが得られることがわかる．

[定理8] $Y_i = [y_i, y_i]$, $i = 1, \ldots, n$，すなわち，$y_i^{\mathrm{L}} = y_i^{\mathrm{R}} = y_i$, $i = 1, \ldots, n$ であるとき，対称2次上限値最小化問題，対称1次辞書式最小化問題は，それぞれ，(2)式，(3)式となる．

定理8より，すべて通常のデータであるとき，対称2次上限値最小化および対称1次上限値最小化は，それぞれ，最小二乗法，絶対誤差和最小化になることがわかる．

6. 三つのモデルの関係

1次上限値最小化問題，双対1次上限値最小化問題および対称1次上限値最小化問題について次の定理が成立する．

[定理9] 区間 Y_i の中心値 $m(Y_i) = (y_i^{\mathrm{L}} + y_i^{\mathrm{R}})/2$ を用いて，$(\boldsymbol{x}_i, m(Y_i))$, $i = 1, \ldots, n$ に対する通常の絶対誤差和最小化モデルに基づく $\boldsymbol{\alpha}$ の推定値を $\boldsymbol{a} = (a_0, \ldots, a_m)$ とする．このとき，1次上限値最小化問題，双対1次上限値最小化問題および対称1次上限値最小化問題において，$a_j^{\mathrm{c}} = a_j$, $j = 0, \ldots, m$ となる最適解が存在する．

定理9より，一般に，1次上限値最小化問題，双対1次上限値最小化問題および対称1次上限値最小化問題における区間パラメータの中心は一致することがわかる．一方，1次上限値最小化による推定区間 $\hat{Y}_i^1$ の幅 $w(\hat{Y}_i^1)$ と双対1次上限値最小化による推定区間 $\hat{Y}_i^2$ の幅 $w(\hat{Y}_i^2)$ について，明らかに，$w(\hat{Y}_i^1) \leq w(\hat{Y}_i^2)$, $i = 1, \ldots, n$ が成立する．次の系が得られる．

[系1] 1次上限値最小化による推定区間を $\hat{Y}_i^1$，双対1次上限値最小化による推定区間を $\hat{Y}_i^2$ とすると，$\hat{Y}_i^1 \subseteq \hat{Y}_i^2$ が成立する．

ここで，ミンコウスキー減算モデル，双対ミンコウスキー減算モデル，対称ミンコウスキー減算モデルの使い分けについて考察しよう．(4)式より，ミンコウスキー減算モデルでは，図3に示すように，真の区間線形モデル $\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i$ に区間誤差 E_i が加算 (+) により加わった形で区間データ Y_i が得られると考えている．加算 (+) は幅が増大する演算であるから，ミンコウスキー減算モデルは，区間データを観測する際，小さめの区間として観測することがない場合などに有効であるといえる．一方，(11') 式より，双対ミンコウスキー減算モデルでは，図4に示すように，真の区間線形モデル $\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i$ に区間誤差 E_i が加算 [+] により加わった形で区間データ Y_i が得られると考えている．加算 [+] は幅が減少する演算であるから，双対ミンコウスキー減算モデルは，区間データを観測する際，大きめの区間として観測することがない場合などに有効であるといえる．最後に，(14)式の対称ミンコウスキー減算モデルは，ミンコウスキー減算モデルと双対ミンコウスキー減算モデルとを合わせたモデルであるので，区間データを観測する際，大きめの区間として観測したり，小さめの区間として観測してしまう場合などに有効である．なお，(1)式を $e_i = y_i - \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{x}_i$ と変形し，モデル $E_i = Y_i$ (−) $\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i$ を考えることも可能である．このモデルでは，区間誤差の幅 $w(E_i)$ が区間データの幅 $w(Y_i)$ と真の区間線形モデルの幅 $w(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i)$ の和として定まり，現実問題としてその意味を解釈することは困難である．そこで，本研究では，このモデルを省略した．

7. おわりに

本研究では，最小2乗法や絶対誤差和最小化を区間線形回帰モデルの場合へ自然に拡張し，区間線形回帰モデルの同定方法を議論した．区間誤差の解釈により，ミンコウスキー減算モデル，双対ミンコウスキー減算モデル，対称ミンコウスキー減算モデルが得られることを示した．ミンコウスキー減算モデルと双対ミンコウスキー減算モデルに対しては，区間目的関数の上限値を最小化する方法，下限値，上限値を辞書的に最小化する方法を提案した．一方，対称ミンコウスキー減算モデルに対しては，区間目的関数の上限値を最小化する方法を提案した．各同定方法の性質を調べ，通常のデータに対する最小2乗法や絶対誤差和最小化および田中らの区間線形回帰モデルの同定手法が含まれることを示した．

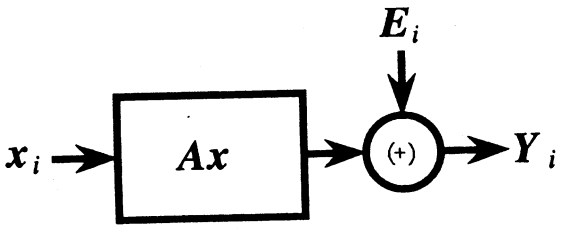


図3．ミンコウスキー減算モデル

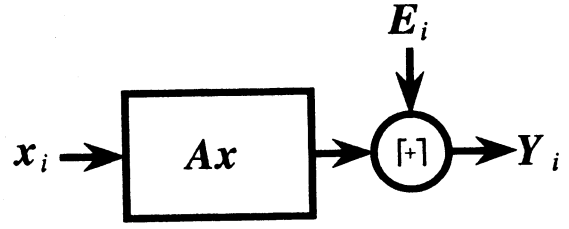


図4．双対ミンコウスキー減算モデル

参考文献

1. 田中，林，和多田：ファジィ線形回帰分析の三つの定式化，計測自動制御学会論文集，Vol.22, No.10, 1051-1057 (1986).
2. 田中：ファジィ回帰モデル；寺野，浅居，菅野編「ファジィシステム入門」，オーム社，67-81 (1987).
3. 田中，林，長坂：可能性測度による区間回帰分析，行動計量学，Vol.16, No.1, 1-7 (1988).
4. A. Kaufmann and M. M. Gupta: Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science, Elsevier Science Publishers B. V. (1988).
5. M. Inuiguchi and Y. Kume: Goal Programming Problems with Interval Coefficients and Target Intervals, European Journal of Operational Research, Vol.52, 345-360 (1991).
6. 田中，上嶋，浅居：ファジィ関数による線形回帰モデル，J. of the Operations Research Society of Japan, Vol.25, No.2, 162-174 (1982).

[問い合わせ先]

〒724 東広島市鏡山1丁目4－1
広島大学工学部第二類（電気系）
計数管理工学講座
乾 口 雅 弘
TEL : 0824-22-7111 [内線] 3475
FAX : 0824-22-7195
e-mail : inuiguti@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp

WD5-1

ファジィIf-Thenルールによる GMDH
GMDH by Fuzzy If-Then Rules

田中英夫 Hideo Tanaka
横出勝則 Katsunori Yokode
石渕久生 Hisao Ishibuchi

大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

***Abstract*—A method of automatical learning of fuzzy if-then rules with certainty factors from the given input-output data is developed. A certainty factor expresses the degree to which a fuzzy if-then rule is fitting to the given data. Fuzzy if-then rules with certainty factors are generated without optimization techniques. The obtained fuzzy if-then rules can be regarded as an approximator of a non-linear function. This method is applied to GMDH (Group Method of Data Handling) to cope with the difficulty in approximating multi-input functions with fuzzy if-then rules.**

1 はじめに

一般にファジィ制御において，ファジィif-thenルールはエキスパートにより与えらていた[1]．しかし，対象がより複雑になるにつれて，エキスパートからの情報だけでは不十分であることが認識されるようになった．そこで，入出力データからどのようにしてファジィif-thenルールを生成するかがより重要な問題になってきている．

ファジィif-thenルールはM.SugenoとG.T.Kang [2]により以下のように表される．

$$if\ x_1\ is\ A_1\ and\ \ldots\ and\ x_m\ is\ A_m$$

$$then\ y = a_0 + a_1x_1 + \cdots + a_mx_m \qquad (1)$$

ここで，A_i はファジィ集合である．与えられた入出力データ $(x_k, y_k), k = 1, \cdots, r$ に対して，(1) 式におけるパラメータの決定問題は次の二つの決定問題からなる．

i) (1) 式における前件部ファジィ集合の決定

ii) (1) 式における後件部関数の決定

i) と ii) は互いに密接な関係があり，この問題を解くために最適化手法を必要とする[2]．降下法[3]やニューラルネットワーク[4]がファジィif-thenルールのパラメータ決定に用いられている．

本研究では，入出力データから得られる確信度によるファジィif-thenルールの抽出法を提案し，これによる多層モデルを導出する．確信度付きファジィif-thenルールを生成する研究は，H.Ishibuchi[5]，M.Delgado[6]らによってなされている．またファジィif-thenルールによる階層化モデル[7]の研究もなされている．

本研究の目的は与えられた入出力データから得られる確信度によるファジィif-thenルールを用いて非線形関数を近似することである．本手法の利点は最適化手法を用いずに与えられたデータに一致するようなファジィif-thenルールを獲得できることである．

入力変数が増加するにつれて，ファジィif-thenルール数は爆発的に増加する．これはファジィif-thenルールが入出力の全空間を覆わねばならないからである．この問題を克服するために，ファジィif-thenルールに多層構造であるGMDH[8],[9]を導入する．本研究で提案するGMDHは部分表現式がファジィif-thenルールにより表現されている．この部分表現式は通常のGMDHの2次関数による部分表現式より柔軟性がある非線形系になっている．本手法が有効であることを示すために数値例を示す．

2 ファジィif-thenルールの生成手法

本手法を説明するために，まず1入力の場合について考える．入力データ $(x_k, y_k), k = 1, \cdots, r$ が与えられたとき，与えられたデータに一致するような確信度を持ったファジィif-thenルールを生成し，未知入力 x_0 を得たとき出力 y_0 を推定する．ここで，用いる確信度付きのファジィif-thenルールは以下のように表される．

$$If\ x\ is\ A_i,\ then\ y\ is\ B_j\ with\ c_{ij} \qquad (2)$$

ここで，A_i と B_j は各々入力空間 X と出力空間 Y 上のファジィ集合であり，c_{ij} は与えられたデータから得られた確信度である．簡単にするために，(2) 式は以下のように表現される．

$$A_i \rightarrow B_j\ (c_{ij}). \qquad (3)$$

本手法では，以下のように全ての前件部と後件部の組み合わせを考慮している．

$$A_i \rightarrow B_j\ (c_{ij}),\quad i = 1, \cdots, s,\ j = 1, \cdots, m \qquad (4)$$

ここで，$\{A_1, \cdots, A_s\}$ と $\{B_1, \cdots, B_m\}$ は各々 X，Y 上のファジィ集合である．以下では c_{ij} を決定し，未知入力 x_0 に対する出力 y_0 を決定する方法について述べる[10]．

i) ファジィif-thenルールの頻度 $A_i \rightarrow B_j$ を以下のように定義する．

$$N_{ij} = \sum_{k=1}^{r} \mu_{A_i}(x_k) \cdot \mu_{B_j}(y_k) \qquad (5)$$

ここで，$\mu_{A_i}(\cdot)$ と $\mu_{B_j}(\cdot)$ は各々 A_i，B_j 上のメンバシップ関数である．(5) 式はファジィif-thenルール $A_i \rightarrow B_j$ に対する与えられたデータ (x_k, y_k) の適合度の和とみなせる．

ii) ファジィif-thenルール $A_i \rightarrow B_j$ の確信度 c_{ij} は以下のように表される．

$$c_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum_{j=1}^{m} N_{ij}} \tag{6}$$

これにより確信度付きのファジィif-then ルール $A_i \rightarrow B_j(C_{ij})$ が得られる．

iii) 入力 x_0 が得られたときに，出力 y_0 は以下の補間により得られる．

$$y_0 = \frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{A_i}(x_0) c_{ij} y_j}{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{A_i}(x_0) c_{ij}} \tag{7}$$

ここで，y_j はファジィ集合 B_j の中心である．

曖昧さを反映するために，区間出力 Y_0 を以下のように推定する．B_j のh-レベル集合を $[B_j]_h$ とすると

$$[B_j]_h = [y_j^l, y_j^u]. \tag{8}$$

であり，区間出力 $Y_0 = [y_0^l, y_0^u]$ は以下のようにして得られる．

$$y_0^d = \frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{A_i}(x_0) c_{ij} y_j^d}{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{A_i}(x_0) c_{ij}}, d = l, u. \tag{9}$$

本研究において，確信度付きファジィif-then ルールの導出においては最適化手法を必要としない．それゆえ，本研究ではファジィif-then ルールを得るために多くの計算を必要としない．さらに，与えられるデータがどのようなものであってもデータから入出力関係を近似できる．すなわち，与えられたデータからファジィif-then ルールを用いた非線形関数を得ることができる．

[数値実験 1]

入出力空間が各々 $[0, 100]$ の区間であるとする．各々の区間におけるファジィ分割は以下のようにして得られる．

$$\begin{aligned} \mu_{A_i}(x) &= max\{1 - |x - a_i|/b, 0\}, i = 1, \cdots, s \\ \mu_{B_j}(y) &= max\{1 - |x - a'_j|/b', 0\}, j = 1, \cdots, m \end{aligned} \tag{10}$$

ここで，a と b は各々ファジィ集合の中心と広がりを表し以下のように定義される．

$$\begin{aligned} a_i &= \frac{i-1}{s-1} \times 100, \quad a'_i = \frac{j-1}{m-1} \times 100 \\ b &= \frac{100}{s-1}, \qquad b' = \frac{100}{m-1} \end{aligned} \tag{11}$$

図1は入力空間の分割例を示している．

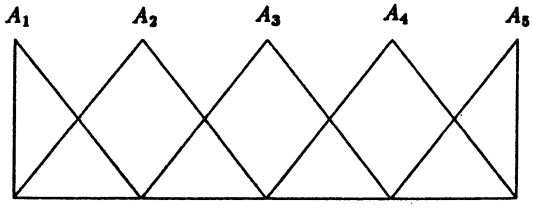


図 1 入力空間におけるファジィ集合による分割例

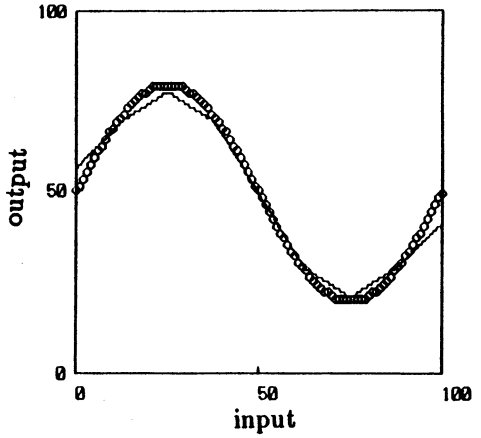


図 2 推論結果 (s=9, m=9)

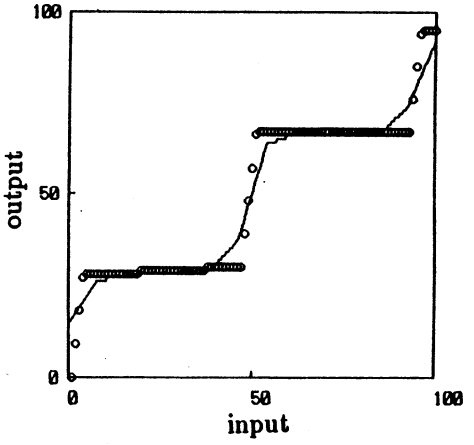


図 3 推論結果 (s=14, m=14)

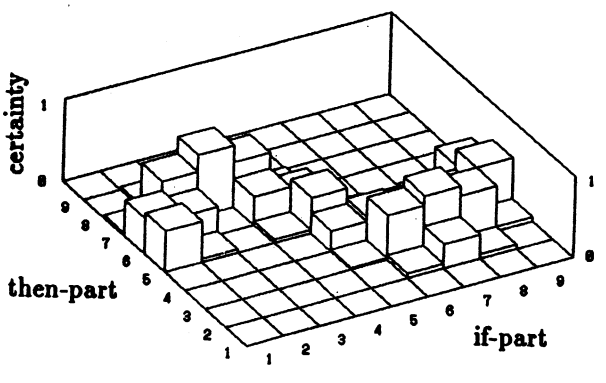


図 4 各ルールに対する確信度

100個のデータを与えて数値実験を行った．図2，図3は各々異なるデータ構造に対する推論結果を示している．ここで，丸印は与えられたデータを，実線は各々の入力データに対する推論結果を示している．図4は図2において得られた確信度を示している．図2，図3から，データ構造がどのような関数形であっても本手法によりデータ構造に近似した非線形関数が同定されたことが分かる．

3 ファジィif-thenルールによる多層モデル

入力変数が増加するにつれて，ファジィif-thenルールの数は飛躍的に増加する．例えば，入力変数の数が n であるとき，$s^n \times m$ のファジィif-thenルールが必要となる．ただし，s と m は各々入力，出力空間におけるファジィ集合の数である．この問題を克服するために，GMDHにおける多層構造を導入する．GMDHは部分表現式を階層的に結合させて，非線形モデルを得る手法である．

従来のGMDHでは，部分表現式は以下の2変数の2次関数モデルである．

$$y = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \qquad (12)$$

本手法では，(12)式の2次関数モデルの代わりに2章に示されたファジィif-thenルールを用いる．それゆえ，2変数のファジィif-thenルールを以下のように表す．

$$if\ x_1\ is\ A_{1i}\ and\ x_2\ is\ A_{2k}\ ,then\ y\ is\ B_j\ with\ c_{ikj} \qquad (13)$$

ここで，メンバシップ関数 $A_{1i} \times A_{2k}$ を以下のように定義する．

$$\mu_{A_{ik}}(x) = \mu_{A_{1i}}(x_1) \cdot \mu_{A_{2k}}(x_2) \qquad (14)$$

ただし，$A_{ik} = A_{1i} \times A_{2k}$ ，$x = (x_1, x_2)^t$ である．(14)式を用いると，(13)式は次のように書ける．

$$if\ x\ is\ A_{ik},\ then\ y\ is\ B_j\ with\ c_{ikj} \qquad (15)$$

これはファジィif-thenルールの数が $(s^2 \times m)$ である以外は2章のファジィif-thenルールと同じものである．

ファジィif-thenルールによる多層モデルは図5に示される．ここでFRはファジィif-thenルールを表しており，Iでは与えられたデータをTraining Data (TD) とChecking Data (CD) に分割する．IIでは中間変数を選定し，IIIではChecking Dataにより停止条件を評価する．ファジィif-thenルールによる多層モデルのアルゴリズムを以下に示す．

Step 1: 入力と出力変数の相関係数を計算し，相関係数の高いものからN個の入力変数を選ぶ．この選ばれた変数 $(x_1, \cdots, x_N)$ は第1層への入力変数とされる．

Step 2: データをTDとCDに分割する．

Step 3: 2入力 x_p，x_q のファジィif-thenルールによる部分表現式を形成し，次式の誤差を計算する．

$$E_{p,q}^k = \sum_{i \in \mathrm{CD}} (y_i - y_i^0)^2 \qquad (16)$$

ここで，y_i は与えられた出力，y_i^0 ファジィif-thenルール(FR)により推定された出力である．$E_{p,q}^k$ の値の小さいものから順に L 個の中間変数を選択する．選択された変数 $y_i, i = 1, \cdots, L$ は次の層の入力となる．この層におけるしきい値を次のように計算する．

$$Q_k = min\{E_{p,q}^k\} \qquad (17)$$

Step 4: 第k+1層のしきい値 Q_{k+1} が第k層の値 Q_k より大きくなるまでStep 3を繰り返す．すなわち，$Q_{k+1} \geq Q_k$ となれば停止条件が満たされる．

停止条件が満たされるまで，繰り返し中間変数を部分表現式に代入することにより多層モデルが得られる．

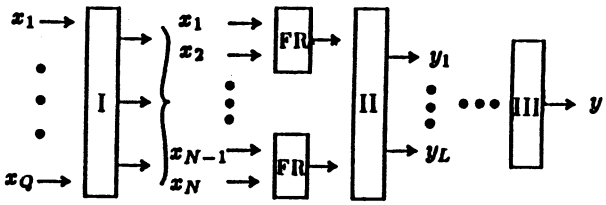


図5 ファジィif-thenルールによる多層構造モデル (FR: ファジィif-thenルール)

[数値実験2]

時系列に対する推論の数値実験結果を図6に示す．ここで白丸と黒丸は各々TDとCDを表す．また，個々の入力に対する推論結果が実線で示されている．だたし，実験条件は以下の通りである．

i) 入出力の空間は各々16個のファジィ集合で分割されている．

ii) 出力 x_k に対して8期前までの時系列データ，x_{k-8}, $x_{k-7}, \cdots, x_{k-1}$を入力変数とする．すなわち，推論値 x_k は8個の入力変数により決定される．

iii) TDとCDの数は各々100個である．

iv) x_i と x_j のすべての組み合わせ $({}_8C_2 = 28)$ から $L = 8, 10, 12, 14, 16$ 個の中間変数を用いる．

$L = 16$ のとき，Step 3のくり返しにより停止条件が第4層で満たされ，それゆえ3層のモデルが得られた．ファジィif-thenルールによるこのモデルを用いることにより，(7)式による時系列に対する推論結果が図6に実線で示されている．図6から，近似という面で本研究が有効であることが分かる．

最後に通常のGMDHとの比較を行った．表1，表2は各々ファジィGMDHと通常のGMDHにおけるそれぞれの平均2乗誤差を示している．CDとTDを合わせた誤差ではファジィGMDHの方が優れた結果を得ている．ファジィGMDHはTraining Dataに対する適合度がよいので，Checking Dataに対する適合度は少し悪くなっている．表3はファジィGMDHと通常のGMDHが構造として得た層の数を示している．この結果から，ファジィGMDHの方が層の数が少なくなっていることが分かる．これはファジィGMDHにおける部分表現式の柔軟性によるものと考えられる．

4 おわりに

ファジィif-thenルールを用いた新しいGMDHの手法を提案した．本研究の特徴は次のようにいえる．

i) GMDHの多層構造を導入することによって，ファジィif-thenルール数の爆発的増加をおさえることができる．

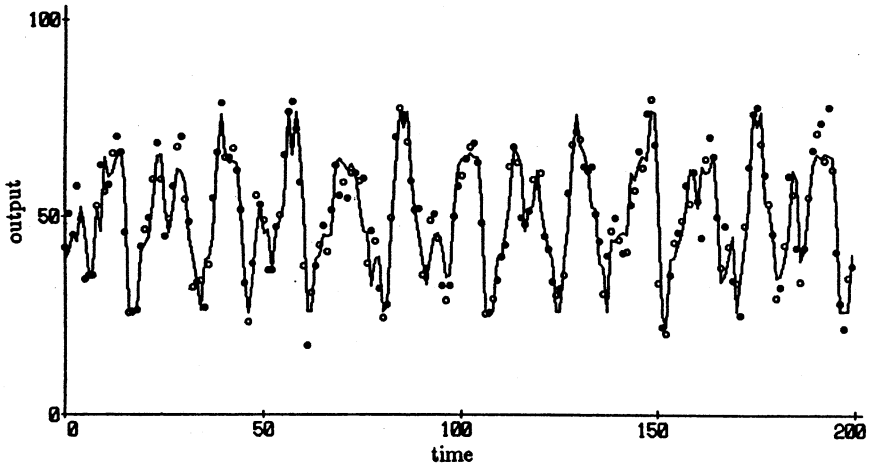


図 6 ファジィif-then ルールによる時系列に対する推論結果

表 1 ファジィGMDH による誤差

中間変数の数	平均2乗誤差		
	Training Data	Checking Data	CD and TD
8	25.6	65.5	45.6
10	21.8	65.0	43.4
12	22.1	63.6	42.9
14	22.1	63.6	42.9
16	24.3	60.2	42.3

表 2 通常の GMDH による誤差

中間変数の数	平均2乗誤差		
	Training Data	Checking Data	CD and TD
8	52.2	64.7	58.3
10	48.6	60.8	54.7
12	48.8	61.6	55.2
14	46.9	59.1	53.0
16	46.6	55.9	51.3

ii) 確信度付きファジィif-then ルールによって非線形関数が容易に近似できる．最適化手法を用いていないのでファジィif-then ルールの生成に時間を必要としない．

iii) GMDH の観点からは，部分表現式が任意の非線形系に拡張されている．このことにより，より少ない層のモデルが得られる．

表 3 層の数の比較

中間変数の数	8	10	12	14	16
ファジィGMDH	3	4	3	3	3
通常の GMDH	7	11	8	9	10

参考文献

[1] E.H.Mamdani; Application of fuzzy algorithms for the control of a dynamic plant, Proc. IEEE 121, No.12, 1585-1588,1974.

[2] M.Sugeno and G.T.Kang; Fuzzy modelling and control of multilayer incinerator, Fuzzy Sets and Systems, 18, 329-346, 1986.

[3] H.Nomura, I.Hayashi and N.Wakami; A self-tuning method of fuzzy control by descent method, IFSA'91 Brussels, Engineering, 155-158, 1991.

[4] H.Takagi and I.Hayashi; NN-Driven fuzzy reasoning, Int. J. of Approximate Reasoning, 5, 3, 1991.

[5] H.Ishibuchi, K.Nozaki and H.Tanaka; Pattern classification by distributed representation of fuzzy rules, IEEE Int. Conference on Fuzzy Systems, San Diego, 643-650, 1992.

[6] M.Delgado and A.Gonzalez; The frequency on fuzzy domains and its application to system identification, 2nd Int. Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks, Iizuka, Japan, 241-244, 1992.

[7] 中山正一，古橋武，内川嘉樹；ファジィモデリングにおけるルールの階層化手法の一提案，第8回ファジィシステムシンポジウム，広島，381-384,1992.

[8] A.G.Ivahnenko; The group method of data handling; a rival of method of stochastic approximation, Soviet Automatic Control, 1-3, 43-55, 1968.

[9] I.Hayashi and H.Tanaka; The Fuzzy GMDH algorithm by possibility models and its application, Fuzzy Sets and Systems, 36, 245-258, 1990.

[10] 田中英夫，横出勝則，林勲；確信度によるファジィif-then ルールの抽出，第8回ファジィシステムシンポジウム，広島，417-420,1992.

問い合わせ先

〒 593 堺市学園町 1 - 1 大阪府立大学工学部経営工学科
第三講座 田中英夫 TEL (0722)52-1161 EXT. 2376

WD5-2

自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの次元推定

Estimation of Nonlinear Dynamical System's Dimension using Self Generating Radial Basis Function

鍬田 海平 Kaihei KUWATA　梶谷 雄治 Yuji KAJITANI　片山 立 Ryu KATAYAMA　藤山 晃治 Koji FUJIYAMA　西田 行輝 Yukiteru NISHIDA

三洋電機㈱ 情報通信システム研究所
Information & Communication System Resaerch Center, Sanyo Electric Co.,Ltd.

Abstract: A method is indicated by G.Sugihara and R.May how to estimate an optimal dimension of the attractor underlying a time series by taking the dimension that yielding the highest correlation coefficient between prediction data and observed ones. In this paper, we apply this idea to the estimation of the dimension of real time series of nonlinear dynamical system. We identify the nonlinear function of the system using self generating radial basis function.

1．はじめに

工学の分野に限らずあらゆる分野において、システムの同定，予測は基本的な課題であり、過去のデータにもとづいてモデルを同定し、将来を予測する手法などがある。具体的な手法としては、ニューラルネットワークやラジアル基底関数(radial basis functions)[1]などがあり、時系列の予測に応用した研究が報告されている[2,3]。このような非線形ダイナミカルシステムの同定と予測においては、実際に我々が計測できる時系列は１変数の時系列であることが多く、元のシステムを同定するには、ターケンスの埋め込み定理[4]にもとづいてシステムの状態空間を再構成する必要があり、このとき埋め込み次元と遅れ時間を適切に設定する必要がある。このうち次元については、GrassbergerとProcacciaは相関次元を求めることで元のシステムの次元を推定する手法を提案している[5]。また、SugiharaとMayは、再構成した状態空間のベクトルを用いて同定したモデルによる予測値と実測値との相関係数から元のシステムの次元を推定する手法を提案している[6]。Grassbergerらは10^4オーダ個の時系列データにもとづいて相関次元を求めているが、Sugiharaらの手法は、Grassbergerらの手法と比較して少ないデータ数で次元を推定できる利点を備えている。

本論文では、ラジアル基底関数による非線形自己回帰モデルを用いて、非線形ダイナミカルシステムを同定，予測することで、計測した人間の脈波の次元を推定した結果について述べる。なお、モデルの同定には、所望のモデル精度を実現する最少の基底関数数を自動的に決定することができる、自己増殖型アルゴリズム[7,8,9,10]を用いた。

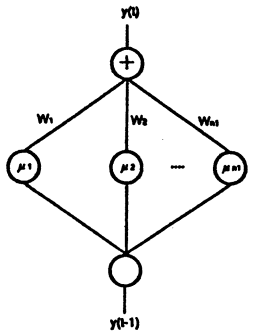
2．ラジアル基底関数による非線形自己回帰モデル

非線形自己回帰モデルにおいて、モデルの制御入力を考慮しない場合、時刻tより以前の入力を $\underline{y}=(y(t-1), y(t-2),-,y(t-s))$とすると時刻tにおける出力y(t)は式(1)で表すことができる。

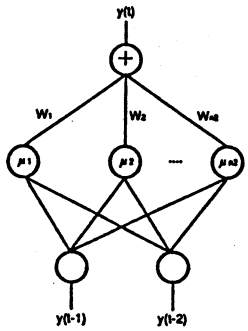
$$y(t) = f(y(t-1),y(t-2),-,y(t-s)) \qquad (1)$$

式(1)の関数fを同定することは、ある時刻の出力を過去の入力の線形和あるいは非線形和として表すことができる関数fを近似することである。具体的に関数を近似する手段としてはファジィモデルやニューラルネットワークなどがあるが、本研究ではラジアル基底関数による非線形自己回帰モデルによって関数fを同定する問題を考える。

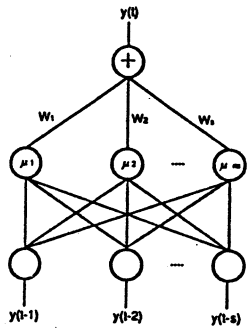
我々はラジアル基底関数において、与えられたモデル誤差を実現する最少の基底関数数を自動的に決定する自己増殖型アルゴリズムを提案している。ラジアル基底関数による非線形自己回帰モデルを、１出力の３層ニューラルネットワークとみなせば、モデルへの入力数sが与えられた場合、モデル同定時には自己増殖型アルゴリズムによって中間層のユニット数を自動的に決定することができる(図１)。



(a)入力数１の場合



(b)入力数２の場合



(c)入力数ｓの場合

図１
自己増殖型アルゴリズムを用いたラジアル基底関数による非線形自己回帰モデル

図１の(a),(b),(c)はそれぞれ、ラジアル基底関数による非線形自己回帰モデルにおいて、時刻tにおける出力y(t)を過去の１入力，２入力および、ｓ入力から同定するときのモデルである。各々のモデルを同定することは式(2)の関数$f_1, f_2, \cdots, f_s$を近似することである。

$$\begin{aligned} y(t) &= f_1(y(t-1)) \\ y(t) &= f_2(y(t-1), y(t-2)) \\ &\vdots \\ y(t) &= f_s(y(t-1), \cdots, y(t-s)) \end{aligned} \tag{2}$$

また、式(2)の関数$f_1, f_2, \cdots f_s$はラジアル基底関数によって、式(3)のように同定される。ただし、x,$\underline{x}$は過去の入力もしくは、過去の入力の組からなるベクトルである。

$$\begin{aligned} \tilde{f}_1 &= \sum_{k=1}^{n_1} w_k \cdot \mu_k(x_1, a_k, b_k), \quad x_1 = y(t-1) \\ \tilde{f}_2 &= \sum_{k=1}^{n_2} w_k \cdot \mu_k(\underline{x}_2, \underline{a}_k, \underline{b}_k), \quad \underline{x}_2 = (y(t-1), y(t-2)) \\ &\vdots \\ \tilde{f}_s &= \sum_{k=1}^{n_s} w_k \cdot \mu_k(\underline{x}_s, \underline{a}_k, \underline{b}_k), \quad \underline{x}_s = (y(t-1), \cdots, y(t-s)) \end{aligned} \tag{3}$$

ここで、$n_1, n_2, \cdots, n_s$は基底関数数、$\underline{a}_k \in R^s$, $\underline{b}_k \in R^s$ k=1,$\cdots$,n はそれぞれラジアル基底の中心と広がりを示すパラメータであり、w_k k=1,$\cdots$,n は重み係数である。さらに

$$\mu_k(\underline{x}) = \prod_{i=1}^{s} A_{ik}(y(t-i)) \tag{4}$$

$$A_{ik}(y(t-i)) = \exp(-(y(t-i) - a_{ik})^2 / b_{ik}) \tag{5}$$

であり、$A_{ik}(y(t-i))$は中心が a_{ik}，分布の広がりがb_{ik}であるような入力成分y(t-i)に対するラジアル基底関数である。A_{ik}の具体的な関数形としては種々のものが考えられるが、ここでは式(5)のようなはガウス基底関数を考える。式(4)の μ_k は階層型ニューラルネットワークにおける中間層ユニットの伝達関数に相当する。さて基底関数数がｎ個の場合の，学習の対象となる決定パラメータベクトル $\underline{a}^n \in R^{sn}$, $\underline{b}^n \in R^{sn}$, $\underline{w}^n \in R^n$ を式(6)のように定義する。ただし、i=1,$\cdots$,s , k=1,$\cdots$,n である。

$$\begin{aligned} \underline{a}_k &= (a_{1k}, a_{2k}, \cdots, a_{ik}, \cdots, a_{sk}) \in R^s \\ \underline{a}^n &= (\underline{a}_1, \underline{a}_2, \cdots, \underline{a}_k, \cdots, \underline{a}_n) \in R^{sn} \\ \underline{b}_k &= (b_{1k}, b_{2k}, \cdots, b_{ik}, \cdots, b_{sk}) \in R^s \\ \underline{b}^n &= (\underline{b}_1, \underline{b}_2, \cdots, \underline{b}_k, \cdots, \underline{b}_n) \in R^{sn} \\ \underline{w}^n &= (w_1, w_2, \cdots, w_k, \cdots, w_n) \in R^n \end{aligned} \tag{6}$$

この時，Ｎ個の入出力データの組に対し基底関数がｎ個の場合の同定問題Ｐ(n)は式(7)のように定式化される。

同定問題Ｐ(n)：

$$\begin{aligned} &\min_{(\underline{a}^n, \underline{b}^n, \underline{w}^n)} E_n(\underline{a}^n, \underline{b}^n, \underline{w}^n) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^{N} (y^p - \bar{y}^p)^2 \\ &\text{subj.to} \quad (3), (4), (5) \end{aligned} \tag{7}$$

ここで$y^p, \bar{y}^p$はそれぞれＮ個の入出力データ組のp組目の入力データに対する出力データとラジアル基底関数による推論結果である。問題Ｐ(n)の最適解を$(^*\underline{a}^n, ^*\underline{b}^n, ^*\underline{w}^n)$とするとき、実現すべきモデル誤差$\varepsilon > 0$が与えられたもとでの全体の同定問題は以下のように定式化される。

全体の同定問題：

入出力データと実現すべきモデル誤差 $\varepsilon > 0$ が与えられたもとで，

$$E_n(^*\underline{a}^n, ^*\underline{b}^n, ^*\underline{w}^n) < \varepsilon \tag{8}$$

を満足する最少の基底関数数ｎと，その時の同定問題Ｐ(n)の最適解$(^*\underline{a}^n, ^*\underline{b}^n, ^*\underline{w}^n)$を求めよ。■

同定問題Ｐ(n)における誤差関数E_nの決定パラメータ a_{ik}, b_{ik}, w_k に関する勾配は，等式制約条件(3)～(5)のもとで式(9)で与えられる[7,8,9,10]。

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_{ik}} = \frac{-2w_k}{b_{ik}} \sum_{p=1}^{N} [\mu_k(\underline{x}^p)(y^p - \bar{y}^p)(x_i^p - a_{ik})] \tag{9a}$$

$$\frac{\partial E_n}{\partial b_{ik}} = \frac{-w_k}{b_{ik}^2} \sum_{p=1}^{N} [\mu_k(\underline{x}^p)(y^p - \bar{y}^p)(x_i^p - a_{ik})^2] \tag{9b}$$

$$\frac{\partial E_n}{\partial w_k} = -\sum_{p=1}^{N} [\mu_k(\underline{x}^p)(y^p - \bar{y}^p)] \tag{9c}$$

式(9)を用いることにより，問題Ｐ(n)は最急降下法などの勾配法によって解くことができる。最急降下法による学習則は式(9),(10)で与えられる。

$$a_{ik}(\tau+1) = a_{ik}(\tau) - \alpha \cdot \partial E_n / \partial a_{ik} \tag{10a}$$
$$b_{ik}(\tau+1) = b_{ik}(\tau) - \alpha \cdot \partial E_n / \partial b_{ik} \tag{10b}$$
$$w_k(\tau+1) = w_k(\tau) - \alpha \cdot \partial E_n / \partial w_k \tag{10c}$$

ここで τ は最急降下法のイテレーション回数，αは2次内挿法などの1次元探索法を用いて決定する学習係数である。

自己増殖アルゴリズムによる同定は、基底関数数nを固定して学習を進めても誤差関数E_nの減少の効果がほとんど見込めなくなった段階で新規の基底関数を発生させる。発生戦略としては、学習データのうち推論誤差の絶対値が最大となる学習データに着目し、この学習データの入力値を中心とする基底関数を発生させる戦略をとった。また学習終了条件は、実現すべきモデル誤差ε，式(11)に示す推論誤差の減少率ε'，もしくは総学習イテレーションの閾値を設けることによって設定した。

$$\varepsilon' = |(E_n(\tau+1) - E_n(\tau))/E_n(\tau)| \qquad (11)$$

3．非線形ダイナミカルシステムの次元推定

一般に多次元の状態変数で記述できるダイナミカルシステムにおいても、我々が実際に実験的に計測できるのは多くの場合1変数の時系列データである。ターケンスはこの1変数の時系列 y(t)から、適切な遅れ時間Tdを決めて、式(12)の状態空間ベクトルによって、元の多次元の力学系のアトラクタは、D_R次元の状態空間に再構成できることを示した(図2)[4]。ここで、D_Rは埋め込み次元である。

$$\begin{aligned}
\underline{y}_1 &= \{y(1), y(1-Td), y(1-2Td), -, y(1-(D_R-1)Td)\} \\
\underline{y}_j &= \{y(j), y(j-Td), y(j-2Td), -, y(j-(D_R-1)Td)\} \qquad (12) \\
\underline{y}_M &= \{y(N), y(N-Td), y(N-2Td), -, y(N-(D_R-1)Td)\}
\end{aligned}$$

このとき、元の力学系の次元Dに対して埋め込み次元D_Rが2D+1 以上であれば元の力学系のアトラクタは、再構成した状態空間に埋め込まれていることになる。

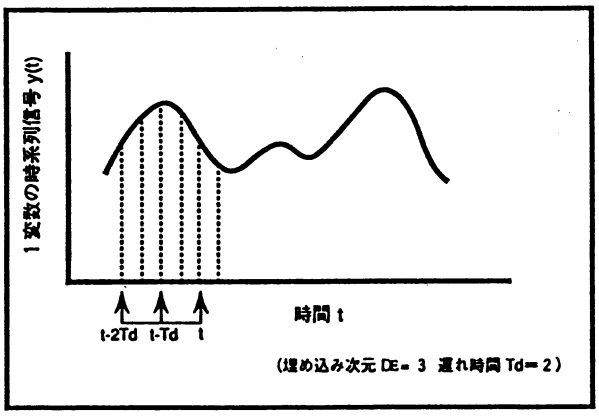


図2　時系列からの状態空間の再構成

SugiharaとMayは、計測した時系列から元の非線形ダイナミカルシステムの次元を推定する手法を提案している[6]。具体的には、計測した1変数の時系列データにターケンスの埋め込み定理を適用して、状態空間を再構成する。さらに、その状態空間のベクトルを用いて、非線形ダイナミカルシステムを同定，予測する。同定時には埋め込み次元をパラメータとして、次元を1つずつ増やした状態空間ベクトルを入力とするモデルを同定する。同定したそれぞれのモデルにおける予測値と実測値から式(13)で定義される相関係数を求め、相関係数がもっとも高いモデル入力の次元にもとづいて、元の非線形ダイナミカルシステムの次元を推定する手法である。

$$\rho = \frac{(1/M)\sum_t (y(t)-y_M)(\bar{y}(t)-\bar{y}_M)}{\sqrt{(1/M)\sum_t (y(t)-y_M)^2}\sqrt{(1/M)\sum_t (\bar{y}(t)-\bar{y}_M)^2}} \qquad (13)$$

ここでy_M,$\bar{y}_M$は、それぞれ計測した時系列y(t)、および推論値$\bar{y}$(t)の平均値であり、Mはデータ数である。

まず、計測した脈波の時系列y(t)に埋め込み定理を適用して、式(12)のように再構成した状態空間ベクトルを用いて、ラジアル基底関数による非線形自己回帰モデルを同定する。学習データとしては、式(12)の入力ベクトル $\underline{y}_j$と出力 y_{j+1}の組を与えた。ただし、状態空間を再構成するときには、遅れ時間を適切に選択する必要があり、自己相関関数の値が最初に0となるTdを遅れ時間とした[11]。

以下に、図1のようなラジアル基底関数による非線形自己回帰モデルによって、人間の脈派の次元を推定した結果を示す。図3に、サンプリング時間19.5msec.で約30秒間計測した脈波を -1.0~1.0 に正規化した時系列(サンプル数 1792個)を示す。モデル同定時には、脈波時系列のうち前半600個のデータで学習した。このときの学習データには、遅れ時間を234msec.(19.5msec.x12)，埋め込み次元を1~15まで変化させて再構成した状態空間のベクトルを用いた。なお、遅れ時間については脈波時系列の自己相関関数の値から判断した(図4)。また学習終了条件は、総学習イテレーション5000回とした。

つぎに、そのモデルに後半600組のデータを与えてたときの推論値と実測値との相関を求める。図5に求めた相関特性示す。図5に示したように、埋め込み次元が4~6のときの相関がもっとも高いことから、脈派の時系列を4~6次元で埋め込んで再構成した状態空間内に、元の非線形ダイナミカルシステムの力学系が埋め込まれているといえ、脈派の次元は2~3であると推定できる。

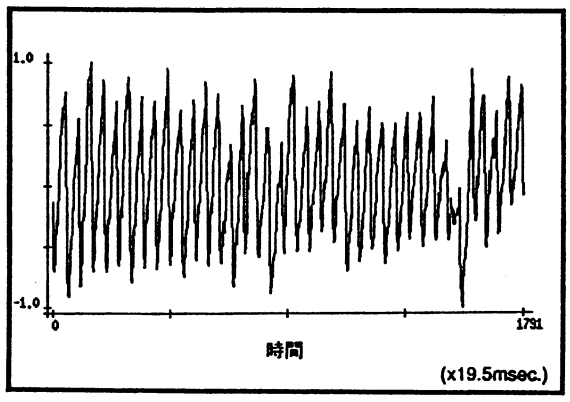


図3　脈派の時系列

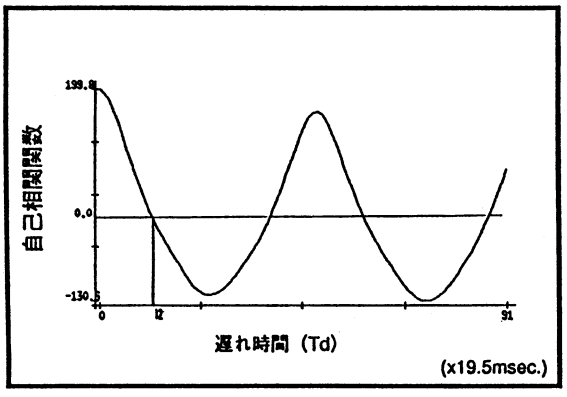


図４　脈波時系列の自己相関関数

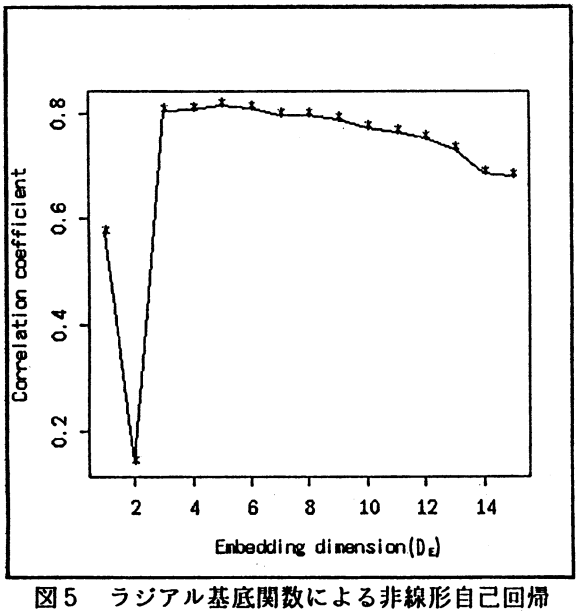


図５　ラジアル基底関数による非線形自己回帰モデルの推論値と実測値との相関特性

４．おわりに

本研究では、計測した１変数の時系列にもとづいて、再構成した状態空間のベクトルを入力とする非線形自己回帰モデルの推論値と実測値との相関特性から、非線形ダイナミカルシステムの次元を推定する手法について述べた。また、本手法を用いて人間の脈波の次元を推定した。

時間とともに変動するような非線形ダイナミカルシステムにおいて、計測される時系列の統計的な性質は常に変化するといえる。このような場合、システムを同定するモデルの構造も適応的に変化させながら、次元を推定する必要があると考えられる。この点に関して、松葉はフラクタル次元やAICといった指標に基づいて、モデルの構造を決定する手法を提案しており、これを株価の予測に応用した報告がある[12]。

今後は、時系列のフラクタル性を考慮して適応的にモデルの構造を変更しながら、非線形ダイナミカルシステムを同定する手法についても研究していく予定である。

【参考文献】

[1]M.J.D.Powell：“Radial Basis Functions Approximations to Polynomials”,Proc. 12th Biennial Numerical Analysis Conf.(Dundee), pp.223-241 (1987).

[2]S.Chen,S.A.Billings, C.F.N.Cowan,P.M.Grant：“Practical identification of NARMAX models using radial basis functions”,Int.J.Control, Vol.52, No.6, pp.1327-1350 (1990).

[3]S.Chen, S.A.Billings,C.F.N.Cowan,P.M.Grant：“Non-linear System Identification using Neural Network”, Int.J. Control, Vol.51, No.6, pp.1191-1214 (1990).

[4]F. Takens：“Detecting Strange Attractors in Turbulence”, Lect. Notes in Mathematics, 898, pp.366-381 (1981).

[5]P.Grassberger, I.Procaccia：“Characterization of Strange Attractor”, Phys. Rev. Lett, 50 pp.346-349 (1983).

[6]G.Sugihara, R.May：“Nonlinear Forecasting as a Way of Distinguising Chaos from Measurement Error in Time Series”, Nature, Vol.344 No.19 pp.734-741 (1990).

[7]片山，鍬田，梶谷，西田：“自己増殖型C‴級ファジィモデルとカオス時系列同定問題への応用”，第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.253-256 (1992).

[8]片山，梶谷，鍬田，西田：“自己増殖型ラジアル基底関数によるカオス時系列の非線形予測”，1992年電子情報通信学会秋季全国大会講演論文集分冊１，pp.243-244 (1992).

[9]片山，梶谷，鍬田，西田：“自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの同定と予測”，計測自動制御学会システム３部会合同シンポジウム講演論文集，pp.187-194 (1992).

[10]片山，梶谷，鍬田，西田：“種々のラジアル基底関数における自己増殖型アルゴリズムと学習能力の比較”第2回FANシンポジウム講演論文集，pp.267-272 (1992).

[11]合原：“カオス”，サイエンス社 (1990).

[12]松葉：“カオスと予測”，数理科学 (1992).

【問い合わせ先】

〒573　大阪府枚方市走谷 1-18-13
三洋電機㈱情報通信システム研究所
コンピュータ研究部
鍬田　海平　　TEL (0720)41-7854
FAX (0720)41-1413

WD5-3

マルチ線形モデル構築のためのクラスタリング法比較研究

A Comparative Study of Clustering Methods for Building Multilinear Models

中森義輝 Yoshiteru NAKAMORI
頌家美奈 Mina RYOKE
甲南大学 Konan University
松下電工 Matsushita Electric Works

Abstract. The objective of this paper is to discuss the integration and simultaneous solution of two pattern recognition problems: regression and clustering, which is related to the identification of the fuzzy implication inference model proposed by Takagi and Sugeno, and the extension of the fuzzy clustering methodology as well. A comparative study of existing clustering algorithms for detecting linear substructures of a system is carried out from the viewpoint of the utilization of fuzzy variance-covariance information of partitioned subsets of the given data.

1 はじめに

観測データからシステムの部分線形構造を探求するためのクラスタリング手法について比較検討する。これは、分類と予測という2つのパターン認識問題を同時に扱おうという試みであり、ファジィクラスタリング法の発展形、あるいは高木・菅野モデル同定法として注目すべき課題である。本稿では、特に部分データセットの（ファジィ）分散共分散情報の利用法を中心として、提案されているいくつかの手法を比較検討する。

2 一般化回帰とクラスタリング

ファジィ理論を応用してマルチ線形モデルを構築する方法として、高木・菅野[1]の考え方と、Bezdek and Hathaway[2]の考え方を取り上げる。高木・菅野のファジィモデル[1]はつぎのようなルールの集合からなる非線形モデルである。

$$\text{ルール } R^k \begin{cases} \text{if } x_p \text{ is } A_{pk}, \text{ and } x_q \text{ is } A_{qk}, \text{ and } \cdots, \\ \text{then} \quad y = c_{k0} + \sum_i c_{ki} \cdot x_i \end{cases} \tag{1}$$

ここに、A_{pk}, A_{qk}, $\cdots$ はファジィ部分集合で、それらのメンバーシップ関数を $\mu_{pk}(x_p)$, $\mu_{qk}(x_q)$, $\cdots$ とする。

ファジィモデルによる出力 y の予測値 y^* は

$$y^* = \frac{\sum_k w_k \cdot y_k^*}{\sum_k w_k}, \quad w_k = \prod_p \mu_{pk}(x_p^*) \tag{2}$$

により求める。ここに、x_p^* は入力値、y_k^* はルール R^k の出力値である。ルール R^k の重み w_k はすべての前件部変数の入力値に対応するメンバーシップ値の積で与えられている。予測値はすべてのルールからの出力の荷重平均であり、「少なくとも1つのルールが発火する」という想定である。

モデル (1) の同定は以下のような考え方による。まず、

$$z_{ki} = \frac{w_k \cdot x_i}{\sum_k w_k}, \quad i = 0,1,2,\cdots,m; \quad k = 1,2,\cdots, \tag{3}$$

とおく。ただし、$x_0 = 1$ である。このとき、出力 y は

$$y = \sum_k (c_{k0} z_{k0} + c_{k1} z_{k1} + \cdots + c_{km} z_{km}) \tag{4}$$

と表される。新しい変数 z_{ki} は未知のルールの荷重に依存しているが、それらが与えられれば、(4) 式は最小2乗法により同定可能である。したがって、前件部と後件部とを交互に固定する非線形最適化アルゴリズムによりファジィモデルが同定される。

一方、Bezdek and Hathaway[2] はファジィクラスタリング法の拡張として、線形回帰とクラスタリングとを同時に考えるアプローチを提案している。与えられたデータ $S = \{(x_1, y_1), \cdots, (x_n, y_n)\}$ を用いて、c 個の切り替え回帰モデル[3]:

$$y = f_k(x; \beta_k) + \varepsilon_k, \quad k = 1,2,\cdots,c \tag{5}$$

を同定する。ここに、$y \in R^t$ は目的変数、$x \in R^s$ は説明変数、$\beta_k \in \Omega_k \subset R^{s_k}$, $k = 1,2,\cdots,c$ はパラメータである。次のようなデータのファジィ分割を考える。

$$M_{fcn} = \{W \in R^{n \times c}\} \tag{6}$$

$w_{ik} \in W$ を x_i のクラスタ k へのメンバシップで、

$$w_{1k} + \cdots + w_{nk} > 0, \quad k = 1,2,\cdots,c \tag{7}$$

$$w_{i1} + \cdots + w_{ic} = 1, \quad i = 1,2,\cdots,n \tag{8}$$

を満たすものとする。w_{ik} はモデルの値 $f_k(x_i; \beta_k)$ の y_i への適合度と解釈できる。

$E_{ik}(\beta_k)$ を $f_k(x_i; \beta_k)$ による y_i の近似誤差の尺度とし、次のようなソフト回帰モデルの評価規範を導入する。

$$J(U, \beta_1, \cdots, \beta_c) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{k=1}^{c} (w_{ik})^m E_{ik}(\beta_k), \quad m > 1 \tag{9}$$

ここで、$m=1$, $w_{ik}=\{0,1\}$ であればハード回帰モデルの規範である。また $E_{ik}(\beta_k)$ は推定残差の2乗

$$E_{ik}(\beta_k)=(y_i-f_k(x_i;\beta_k))^2 \tag{10}$$

とおくのが常識的である。

モデル (5) の同定は、W を固定し、J を最小化する β_k の探索と、逆に β_k を固定し、J を最小化する W の探索を繰り返すアルゴリズムによる。Bezdek and Hathaway[2] は以上のアプローチを予測、分類、説明変数間の従属性の発見、あるいは異なる構造のモデルの同定へ応用したいと述べている。しかし、以下のような困難がある。

1. 適切なクラスタ数 c の発見。
2. 適切な説明変数集合の発見、すなわち、クラスタ k の適切な次元 s_k ($1\leq s_k\leq s$, $k=1,2,\cdots,c$) の発見。

3 ファジィクラスタリング法の比較

上記の定式化はスマートであるが、望ましい解を得るのはかなり難しい。そこで、クラスタリングによる情報を利用して部分回帰モデルを構築するという次善策をとるために、部分線形モデルを得るのに都合のよい（ファジィ）クラスタリング法について整理する。

3.1 Fuzzy c-Means

Fuzzy c-Means 法[4][5]として有名な方法は、サンプル x_i とクラスタ k の中心との距離 d_{ik} と、x_i のクラスタ k へのメンバシップ値 w_{ik} に関する規範

$$J(w,\theta)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{c}(w_{ik})^m\cdot d_{ik}(\theta_k) \tag{11}$$

を最小化するようなデータのファジィ分割を行うものである。ただし、n はサンプル数、c はクラスタ数、$m(>1)$ はスムージング・パラメータである。θ_k はクラスタ k を特徴づけるパラメータである。特に、A を正定値行列、$\theta_k=v_k$ (クラスタ k の中心) とし、距離を

$$d_{ik}(\theta_k)=(x_i-v_k)^{\mathsf{T}}\,A\,(x_i-v_k) \tag{12}$$

とおくものがよく用いられる[5]。図1-1、図2-1 参照。

ファジィクラスタリングが一般に直面する問題は以下の通りである。

1. 事前にクラスタ数 c を知っているか、あるいはその正当性についての規範を必要とする。
2. メンバシップ値 w_{ik} と パラメータ θ_k の適切な初期値を必要とする。
3. 上記のことは、アルゴリズムが局所最適解でストップしてしまいがちなことと関連する。
4. クラスタが異なる密度、あるいは異なる要素数を持つときのファジィ分割はうまくいかない。
5. また、クラスタが異なる形状であるときもファジィ分割はうまくいかない。

クラスタの最適個数を決定する規範として代表的なものは Gath and Geva[6] による超体積と密度に関するものである。最適分割の要件として、

1. クラスタ群のクリスプ化
2. クラスタ体積の和の最小化
3. クラスタ中心の周りのデータ数の最大化

を考慮している。次に取り上げる方法のように体積に関する条件を必要としないが、これらの要件は明らかにわれわれの要求とは異なる。また、局所最適解に落ち込まないように適切な初期化が必要である。

3.2 ファジィ共分散の利用

クラスタの形状を考慮できるアプローチとして最初に言及しなければならないのは、Gustafson and Kessel[7] の方法である。M_k を未知な正値対称行列とし、パラメータを $\theta_k=\{v_k,M_k\}$ とおき、

$$d_{ik}(\theta_k)=(x_i-v_k)^{\mathsf{T}}\,M_k\,(x_i-v_k),\quad k=1,2,\cdots,c \tag{13}$$

という距離を考える。しかし、M_k が規範 J に線形に入るため、

$$|\,M_k\,|=\rho_k,\qquad \rho_k>0\ (\text{固定}) \tag{14}$$

という体積の拘束をいれる。必要条件は

$$v_k^*=\frac{\sum_{i=1}^{n}(w_{ik})^m\cdot x_i}{\sum_{i=1}^{n}(w_{ik})^m} \tag{15}$$

$$(M_k^*)^{-1}=\left(\rho_k\cdot|\,P_k\,|\right)^{-\frac{1}{n}}\cdot P_k \tag{16}$$

と求められる。ただし、P_k はファジィ共分散行列

$$P_k=\frac{\sum_{i=1}^{n}(w_{ik})^m(x_i-v_k^*)(x_i-v_k^*)^{\mathsf{T}}}{\sum_{i=1}^{n}(w_{ik})^m} \tag{17}$$

である。アルゴリズムは $\theta_{ik}^0=\{v_k^0,P_k^0\}$ という初期設定から出発し、$\{\,d_{ik}(\theta_k^l)\,\}$ と $\{\,w_{ik}^l\,\}$ を計算し、θ_k^{l+1} を更新して、ある収束条件が満たされるまで繰り返すというものである。図2-1、図2-2 参照。

この方法はかなりうまくいくが、以下のような問題もある。

1. メンバシップ値が単調に変化しないことがあり、どこでストップするかの判定が難しい。
2. クラスタの形状は結果であって、あらかじめ仮定できない。
3. クラスタの個数を決定するのは難しい。
4. 高次元におけるクラスタリングが適切かどうか判断しにくい。

3.3 Fuzzy c-Varieties

ファジィモデリングの目的はデータ空間を分割したとき各部分データを用いて良好な線形モデルを得るということである。つまり、データ間の距離を重視した分割ではなく、データ分布の部分線形構造の発見を重視しなければならない。データ分布の線形構造発見のためのクラスタリングを考えるとき、Bezdek らの仕事[8]に言及しなければならない。

$x_i \in R^q$ を i 番目のデータユニットとし、R^q における r 次元 $(0 \leq r < q)$ の c 個の線形多様体を考える:

$$V_k^r = \{z \in R^q \mid z = v_k + \sum_{l=1}^{r} t_{kl} \cdot \delta_{kl};\ \ t_{kl} \in R\} \qquad (18)$$

ここに、v_k はクラスタ k の中心ベクトル、$\delta_{k1}, \delta_{k2}, \cdots, \delta_{kr}$ は R^q における r 個の線形独立なベクトルの組である。A をある正値対称行列とし、x_i と V_k^r との距離を考える:

$$D_{ik} = \{\| x_i - v_k \|_A^2 - \sum_{l=1}^{r} (< x_i - v_k,\ \delta_{kl} >_A)^2\}^{\frac{1}{2}} \qquad (19)$$

ただし、$\| \delta_{kl} \|_A = 1\ (l = 1, 2, \cdots, r)$ と正規化されている。

問題は規範

$$J_m^r(W, V) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{k=1}^{c} (w_{ik})^m \cdot (D_{ik})^2, \quad 1 \leq m < \infty \qquad (20)$$

を最小化するメンバーシップ値のテーブル（分割行列）

$$W = [w_{ik}], \quad i = 1, 2, \cdots, n;\ \ k = 1, 2, \cdots, c \qquad (21)$$

および r 次元線形多様体の集合

$$V = \{V_1^r, V_2^r, \cdots, V_c^r\}, \quad 0 \leq r < q \qquad (22)$$

を発見することである。Bezdek らは V を固定したときの W、逆に W を固定したときの V の最適性の必要十分条件からクラスタリング手順を開発している。

3.3.1 Fuzzy c-Elliptotypes

ところで、線形多様体は無限の広がりを持つから、遠くはなれた2つのデータ集団が1つのクラスタに含まれてしまうことがある。この欠点を補うために c-Means 法とのトレードオフをとることが考えられている:

$$J_m(W, V) = (1 - \alpha) J_m^0(W, V) + \alpha J_m^r(W, V) \qquad (23)$$

ただし、$0 \leq \alpha \leq 1$、$0 < r < q$ で、$J_m^0(W, V)$ はデータ間距離に注目する c-Means 法の規範である。したがって、$J_m(W, V)$ はクラスタ内データ分布の連続性と線形性とを同時に考慮できる規範である。図 1-3、図 2-3 参照。

しかし、Bezdek らも指摘しているように、この方法にはいくつかの疑問がある。

1. 局所最適解発見アルゴリズムは $q \gg 2$ のとき有効に働くか?
2. 荷重パラメータ m、正値対称行列 A、多様体の集合 V の初期値をどう選べばよいか?
3. 異なる次元の線形多様体がうまく発見できるか?
4. どこでストップ（クラスタ数 c の選択）すればよいか?
5. α をどう与えるか?

3.3.2 Adaptive Fuzzy c-Elliptotypes

さて、α をダイナミックに与える方法が Dave[9] により提案されている。各クラスタ k について、そのファジィ共分散行列

$$S_k = \sum (w_{ik})^m (x_i - v_k)(x_i - v_k)^{\mathsf{T}} \qquad (24)$$

の固有値 λ_{kj} を用いて、

$$\alpha_k = 1 - \frac{\min\limits_j \{\lambda_{kj}\}}{\max\limits_j \{\lambda_{kj}\}} \qquad (25)$$

と定める。

この方法はあらかじめクラスタの形状に関する仮定をおかなくてもよく、異なる形状のクラスタが存在するときかなりうまくいく。ただし、クラスタが密集している場合は失敗する。図 1-4、図 2-4 参照。

3.4 超楕円体法（ハードクラスタリング）

ファジィモデル構築のためのクラスタリングの目的は、部分データ分布の線形性（部分線形モデルが構築できるという意味）と、連続性（1つのクラスタ内には連続的にデータが存在するという意味）とのバランスをいかにとるかということである。

筆者らが提案している方法[10]では、まず、1つの目的変数と説明変数（後件部変数）および条件変数（前件部変数）の候補からなるクラスタリング変数集合を用意する。クラスタリングされたデータを超楕円体で囲むとき、定数係数を落としたそれらの体積の和を最小化するようなデータ分割を求めることをクラスタリングの規範とする。小さい固有値をあるパラメータ以上に変換するという操作が、部分データ分布の線形性と連続性のバランスをとる上で重要となる。

アルゴリズムの最初の戦略は、データユニット数が非常に多い場合、あるいは同一もしくは近い値のデータユニットが多い場合、あらかじめある距離以内のデータユニットを集めて初期クラスタ群を構成しておくことである。この目的のためには Ward 法[11]によるクラスタリングが適当であろう。

第2の戦略は、凝集型階層的手続きに従ってクラスタを合併していく各ステップで、若干のデータユニットを入れかえるという非階層的手続きを導入し、階層的手続きの弱点を補うことである。すなわち、クラスタを合併するごとにクラスタ間でデータユニットの移動を行う。合併とデータの入れ替えを行う範囲を制限するという操作も、部分データ分布の線形性と連続性のバランスをとる上で重要となる。図 1-5、図 2-5 参照。

4 クラスタリング情報の利用

ファジィクラスタリングにおいて中心的役割を持つメンバシップ値は、線形回帰モデルを構築する際には利用価値はない。Gunderson and Canfield[12] は Fuzzy c-Varieties 法により適切な個数のクラスタ（線形多様体）がすでに得られたものとして、各クラスタのデータを用いて回帰モデルを構築する方法を提案している。

筆者らは、超楕円体法を用いて高木・菅野モデルを構築する際の、クラスタリング情報の利用法について考察している[10]。後件部同定においては精密性と操作性のバランスをどうとるか、前件部同定においてはルールの独立性とルール間の協調性とのバランスをどうとるかが課題である。

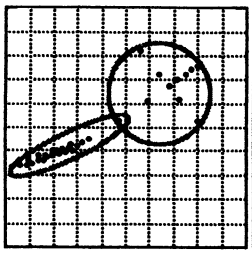


図1-1 Fuzzy c-Means
収束判定値 0.0005

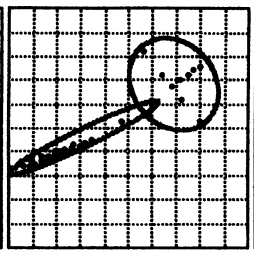


図1-2 Fuzzy c-Means
with Volume Constraint

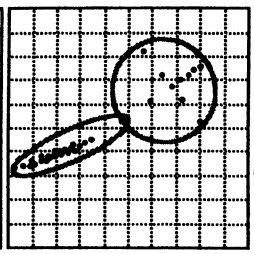


図1-3 Fuzzy c-Elliptotypes
$\alpha = 0.3$

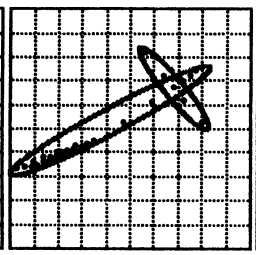


図1-4 Adaptive
Fuzzy c-Elliptotype

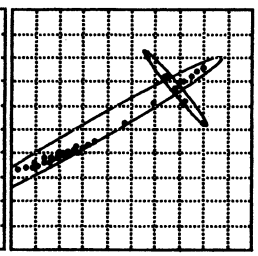


図1-5 Hyperellipsoidal
Clustering Method

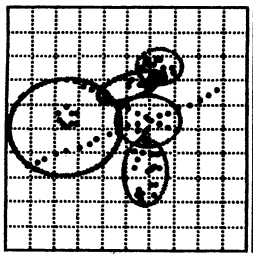


図2-1 Fuzzy c-Means
収束判定値 0.0005

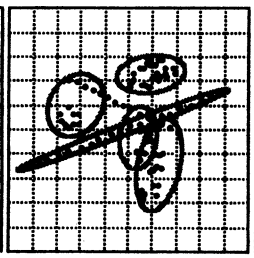


図2-2 Fuzzy c-Means
with Volume Constraint

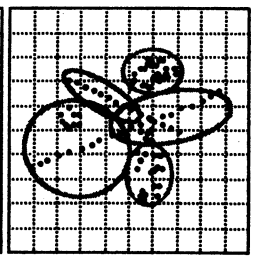


図2-3 Fuzzy c-Elliptotypes
$\alpha = 0.3$

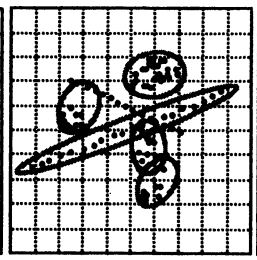


図2-4 Adaptive
Fuzzy c-Elliptotype

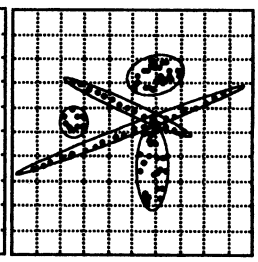


図2-5 Hyperellipsoidal
Clustering Method

5 おわりに

観測データからシステムの部分線形構造を探求するための（ファジィ）クラスタリング法について比較検討した。紙面の都合で例題については詳しく説明できなかったが、どの方法にも一長一短があり、さらに工夫の余地があると思われる。

参考文献

[1] T.Takagi and M.Sugeno: Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., Vol.SMC-15, No.1, pp.116-132, 1985.

[2] J.C.Bezdek and R.J.Hathaway: Generalized Regression and Clustering. Proc. of Int. Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks, IIZUKA'90, Fukuoka, Japan, July 22-24, 1990.

[3] D.W.Hosmer, Jr.: Maximum Likelihood Estimates of the Parameters of a Mixture of Two Regression Lines. Communications in Statistics, Vol.3, No.10, pp.995-1005, 1974.

[4] J.Dunn: A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters. J. Cybernetics, Vol.3, pp.32-57, 1974.

[5] J.C.Bezdek: Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum, 1981.

[6] I.Gath and A.B.Geva: Unsupervised Optimal Fuzzy Clustering. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol.11, No.5, pp.773-781, 1989.

[7] D.E.Gustafson and W.C.Kessel: Fuzzy Clustering with A Fuzzy Covariance Matrix. Proc. IEEE CDC, pp.761-766, San Diago, CA, 1979.

[8] J.C.Bezdek, C.Coray, R.Gunderson and J.Watson: Detection and Characterization of Cluster Substructure: Part I & II. SIAM J. Appl. Math., 40, pp.339-372, 1981.

[9] R.N.Dave: An Adaptive Fuzzy c-Elliptotype Clustering Algorithm. Proc. NAFIPS 90: Quater Century of Fuzziness, Vol.I, pp.9-12, 1990.

[10] Y.Nakamori and M.Ryoke: Exploratory Data Analysis for Fuzzy Modeling and Decision Support. Proc. of 10th Int. Conf. on Multiple Criteria Decision Making, Vol.II, pp.281-290, Taipei, Taiwan, July 19-24, 1992.

[11] J.H.Ward, Jr.: Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. J. Amer. Statist. Assoc., Vol.58, pp.236-244, 1963.

[12] R.W.Gunderson and R.Canfield: Piece-Wise Multilinear Prediction from FCV Disjoint Principal Component Models. Proc. of 3rd IFSA Congress, pp.540-543, Washington, August 6-11, 1989.

問い合わせ先:
〒658 神戸市東灘区岡本 8-9-1
甲南大学 理学部 応用数学科
中森 義輝
TEL 078-431-4341 (Ext. 616)
FAX 078-452-5507

WD6-1

ファジイ・位相事例ベースモデリングとその応用
Fuzzy & Topological Case Based Modeling and its Application

筒井　宏明　　黒崎　淳
Hiroaki Tsutsui　　Atsushi Kurosaki

山武ハネウエル株式会社　アドバンステクノロジーセンター
Advanced Technology Center, Yamatake-Honeywell Co., Ltd.

Abstract : This paper describes the automatic generation of the complex non-linear system I/O relationship model from recorded data. We suggest to use the Case Based Reasoning technique to describe the system I/O relationship. However, in general, there is no standard method to define the similarity between the new and recorded cases. To solve this problem, we use the Topological theory to define the neighborhood according to the required accuracy. The neighborhood can be used for measuring the similarity and keep a continuous system I/O relationship. This technique facilitates the description of a strong non-linear system and the construction of a system I/O relationship model in an on-line manner (we named this technique the "Topological Case Based Modeling (TCBM)"). Accordingly, we applied TCBM to Energy Load Prediction for DHC (Destrict Heating and Cooling) which is a non-linear system and needs many input variables to be described, and we verified TCBM with Fuzzy Recognition technique.

1．はじめに

非線形で複雑なシステムの入出力関係モデルを、システムの履歴データから自動生成[1]、[2]するためには、解決しなければならない、いくつかの問題がある。

一般的にはシステムの記述に多数の変数が必要で、それらのパラメータ決定の問題や、システムを分類する場合には複数の状態に対する分類数の増大によるモデルの扱いに関する問題がある。また、モデリングに使用するデータが十分なものとは限らず、システムの変化に応じたオンライン学習や適応機能も必要となる。これらの問題はシステムをいくつかの定式モデルで表現しようとすることに原因がある。

そこで、入出力データはシステムの仕組みを内包していることに着目し、これを直接利用する事例ベース推論についての検討を行なった。従来、事例ベース推論では離散的な状態として記録される事例間の関係付けについての一般的な定義手法が存在しなかった[3]。しかし、問題とするシステムの入出力事例は、ある関数関係の基に連続的に変化していた時系列データであるとすれば、この範囲においては位相空間上の連続写像の概念を用いることで、要求精度に応じた位相が定義され事例間の関係付けを行なうことが可能となる（以下この手法を位相事例ベースモデリング、Topological Case Based Modeling; TCBMという）。この手法を地域冷暖房（ＤＨＣ）システムにおける空調負荷予測問題という、非線形性が強く多様な入力変数を必要とするシステムについて適用し、ファジイによる認識手法と共に評価を行なった。

2．位相事例ベースモデリングについて

2．1．概要

位相事例ベースモデリングは蓄積した入出力履歴データの事例を直接利用することを最大の特徴としている。即ち、システムの入出力関係を特定の関数で陽に表現することなく、近傍の事例による局所的な記述方式により、非線形システムの記述性を高めている。本手法は入出力関係が連続的に変化する時系列データに対し、入出力関係の連続性を保ち、かつ出力の要求精度を満たすような入力空間の近傍および近傍系（位相）を定めることで類似度を決定し、これを基準にして事例ベースから抽出した類似事例を内挿または外挿することで、新事例のシステム出力値の決定を行なうものである。この類似度により推論値の信憑性を示すことが可能となる。また、事例の追加および改定が容易でありオンラインにおける適応学習が可能である。

2．2．事例ベース作成方法

（1）入力変数の決定

モデリング対象システムの出力変動要因になると思われるシステムの入力変数候補を選択し、収集した入力変数候補と出力の履歴データから遅れ時間を考慮した相関解析，多変量解析等のデータ解析を行なう。データ解析結果に基づいて、入出力変数の組を決定して入出力履歴データを再編集する。

（2）事例ベースの構造

事例ベース作成として、入力空間を有限個の入力事象に分割しデジタイズする。分割数は入力の同一事象に対する出力の分布が要求される精度を満たすものとする。同じ入力事象に属する入出力履歴データを統合することによりひとつの事例を生成する。ここでn入力で空間の分割数がmの時1つの入力事象はn桁のm進数により象徴化される。（入力変数をX1,...,Xn、出力変数をY、同じ入力事象に属する履歴データの個数をkとする）

＜事例ベースの構造＞

入力事象	$\{Xi\}$	$(i = 1,2,...,n)$
同一事象数	k	
出力平均値	$Y=(\Sigma Yj)/k\ (j = 1,2,...,k)$	
出力変化量平均値	$\{\partial Y/\partial Xi=(\Sigma\partial Yj/\partial Xij)/k\}$	
	$(i = 1,2,...,n;\ j = 1,2,...,k)$	

$\left(\ \partial Yj/\partial Xij = [Yj(t+1) - Yj(t-1)]/[Xij(t+1) - Xij(t-1)]\ \right)$

2.3. 位相（近傍、近傍系）の定義

ここにおける位相（Topology）は、入出力各空間における近さの概念を与えると共に、入出力2つの空間の対応関係に連続性を成り立たせるためのものである[4]。

位相による連続写像

空間X、Yにおいて、写像f：X---->Yが連続であるための必要十分条件はYにおける開集合（近傍）Oの逆像$f(O)^{-1}$がXの開集合（近傍）である。

これによれば記録された入出力空間のデータが連続的に変化するような時系列である時、要求する予測精度Y（近傍）に対するXの近傍を定めることができる。これにより事例という点の対応関係において、事象の持つ連続性を再現することが可能となる。ここで注意したいことは、入力空間において、適当な距離を定義したからといって、その距離による近傍事例の出力への要求精度を満足するものであるとは限らないことである。

具体的な方法としては履歴データを用いて、要求されるYの近傍に対するXの事例を各変数軸に射影し、その分布からXの近傍を定める。この近傍は全履歴データによる統計量であるため、各変数の相関の度合いをデジタイズした入力空間におけるデジット数で表現したものとなる。即ち、ある変数の相関が他の変数に比べ高ければ近傍のデジット数は他の変数のデジット数に比べ小さい。また、この近傍により各変数の近傍デジット数を増減することで近傍系を生成する。

2.4. システム出力値推論方法

位相事例ベースモデルによるシステム出力値推論は次の3フェーズからなる。

（1）類似事例の抽出

新事例と既存事例の類似度を入力事象の近傍系により決定して、類似度の高い既存事例を類似事例として事例ベースからm個抽出する。（n入力1出力ならばm＝n＋1個抽出）

（2）類似事例の重要度計算

入力空間に各入力変数の出力に対する影響度を考慮した距離を定義して、抽出された各類似事例の推論時の重要度を、新事例の入力事象に対する距離に基づいて計算する。

位相距離：$L=\Sigma\Phi i\ |Xi^* - Xi|$,

$(\Phi i=Ri/\Sigma Ri$、Riは変数XiとYの相関係数)

重要度　：$w=\exp(-L)$

（3）類似事例による推論

抽出されたm個の類似事例を用いて、新事例の入力事象$X1^*,...,Xn^*$に対する出力推論値Y^*を位置微分型推論（内挿・外挿）により求める。

出力推論値

$$Y^* = \sum_{j=1}[wj\{Yj+\sum_{i=1}(\partial Y/\partial Xij)(Xi^* - Xij)\}]/\sum_{j=1}wj$$

Xij	：	j番目の類似事例の入力変数iの値
Yj	：	j番目の類似事例の出力平均値
$\partial Y/\partial Xij$	：	j番目の類似事例の入力変数iによる出力変化量平均値
wj	：	j番目の類似事例の新事例に対する重要度

2.5. 事例の学習方法

新事例の学習はシステムの経年変化による学習パラメータを設定することで次のように行なわれる。この学習方法はシステムの変化に追従できる適応性を備えており、事例の追加および改定もオンラインで可能である。

$$Y(new) = [k\alpha Y(old) + y]/[k\alpha + 1]$$

（$\partial Y/\partial Xi$も同様）

Y（new）	；	改定後の事例
Y（old）	；	事例ベースに記録されていた事例
y	；	新事例
k	；	同一入力事象個数
α	；	学習パラメータ

3. ファジィ状態認識

システムによっては、モデルを分類することで、モデルの記述性を向上させることができる。しかし、モデルを分類した場合、推論の際に新事例がどの分類モデルに属するかを認識し各分類モデルによる推論結果を統合する機構が必要となる。この目的のために可能性分布を用いた認識を行なった。可能性分布は各変数の全レンジをデジタイズし、各分類毎のデータの同一

デジットにおける回数をカウントし、Max数で正規化することで生成する（図１）。認識に使用する変数は各分類の可能性分布の重心が全体レンジに対し一様に分布しているかどうかにより決定することができる。

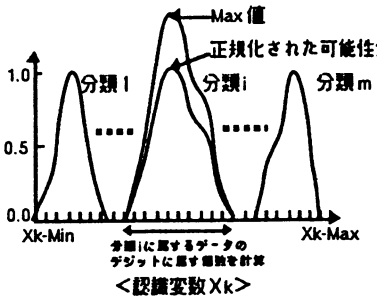


図１．ファジイ状態認識モデル

認識に使用する変数をXi＝$\bar{1}$,....,$\bar{n}$とすれば新たな状況｛x$\bar{1}$（t）,...., x$\bar{n}$（t）｝の各分類Ciへの帰属性P（Ci）は次の式で計算できる。Ax$\bar{j}$-Ciは変数x$\bar{j}$の分類Ciのメンバーシップ関数（可能性分布）とする。

P（Ci）＝Ax$\bar{1}$-Ci（x$\bar{1}$（t））∧...∧Ax$\bar{n}$-Ci（x$\bar{n}$（t））

この帰属性値により各分類毎に作成した位相事例ベースモデルの推論値を加重平均することで統合できる。

４．空調負荷予測問題への適用

４.1. 空調負荷予測問題の概要

空調負荷予測問題とは、地域冷暖房システムにおいて実際に必要となる空調負荷（冷水需要量）を数時間前に予測することにより、オペレータの冷凍機立ち上げ作業を支援することを目的としている。今回の適用では、オフィスビルのような定期的に負荷が変動する地域冷暖房システムを対象として、検証のために４時間後の負荷を予測するモデルを作成した。このようなシステムでは、予測値の相対誤差（＝｜予測誤差｜／実測値）が１５～２０％以下になれば実用可能レベルであるといわれている。

４.2. 位相事例ベースによる負荷予測モデル

定期使用ビル空調負荷予測システムのためのモデル構造として、相関解析により入力変数候補の中から外気温をはじめとする５つの変数を選択した。
位相事例ベースモデルは月毎に作成して、可能性分布によるファジィ状態認識モデル（認識変数は３つ）により各月への帰属性を求め、各月モデルの推論結果の統合を行なった。

４.3. 評価結果

評価は、ある地域冷暖房システムで１時間毎に収集された実データを使用して、オフラインで行なった。８９年７～１０月の事例で作成した位相事例ベースモデルにより、９０年８月５週と９月１，２，４週（９月３週はシステムダウンのため使用不能）の４時間後の負荷予測を行なった（図２）。この時期は気候が不安定であり９月６日と７日では気温差が１０度もある。しかしながら、このような気候が不安定で冷房の使用状況の変化が激しい時期にも関わらず安定した予測結果を得ることができたのはファジイによる不確定な状況への対応（図３）と位相事例ベースモデルによる詳細な事象の記述によるものと思われる。

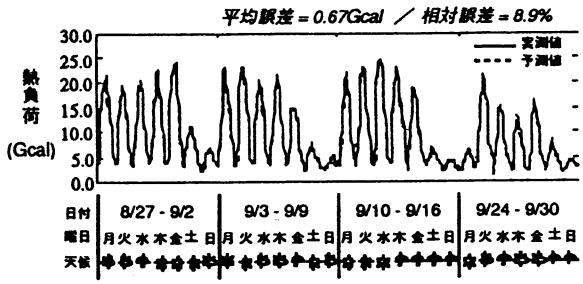


図２．気候不安定期間の４時間後負荷予測結果

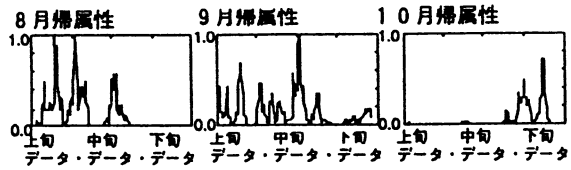


図３．９月データの各月への帰属性認識結果

また、本手法の特徴の１つである類似度による信憑性の評価を行なったところ図４のような結果を得た。

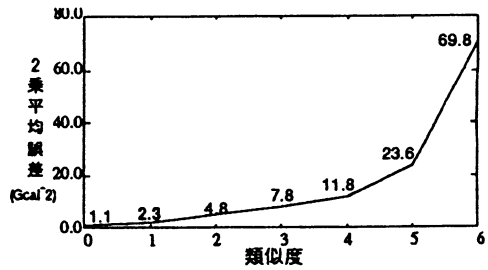


図４．類似度と予測２乗平均誤差

ここにおける類似度は次のように定義したものである。

類似度０；｜Xi-$\overline{Xi}$｜＝0

[m≧１]

類似度m；｜Xi-$\overline{Xi}$｜≦δxi+m－１（１≦i≦n）、
∃i（｜Xi-$\overline{Xi}$｜＝δxi+m－１）

δxi (i=1,...,n) は要求出力精度である１．５Gcal以内を満たす入力空間のデジット数で表現された近傍を表す。図３により類似度１の２乗平均誤差＝２．３$Gcal^2$より予測誤差＝約１．５Gcalを満たしていることがわかる。このような記録事象に対する新事象の信憑性を予測値と共に示すことで、オペレータは予測情報を適切に用いることができ、より正確なオペレーションが可能となる。

また、予測に使用した事例も情報として示すことが可能である。

4.4.その他の問題への対応

（1）新規システム立ち上げ時のモデル作成

記録データによるモデリング手法の問題としてモデルデータを記録する期間の必要性があげられるが、これについては規模や特性のみが異なる同一種別のシステムについて、同じ外的要因に対するシステム間の内的要因の差のモデルを位相事例ベースモデルにより短期間で生成することで新規システムの立ち上げ時の問題を解決している（図５）。空調負荷予測問題の場合、モデルデータとして長い期間を必要とする理由はシステムの外乱要素である外的要因を記録するためである（短期間のデータによりモデルを作成し移動平均を行なう手法では急激な気候変動等による外乱要素によりロバスト性が失われる）。一方、空調負荷予測問題の場合には負荷の変動周期が短いため、異なるシステム間の差を検出するためのデータ記録期間をさほど必要としない。

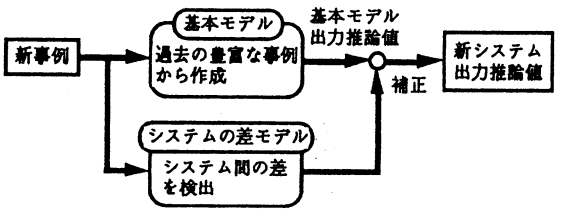


図５．新規システム立ち上げ時モデル構成

現在、評価に使用できるシステムデータは１システム分であるため異なるシステムと考えられる平日と休日のデータで評価を行なった。即ち、平日を旧システム、休日を新システムと考え９０年７～９月の１０日分のデータにより平日と休日の内的要因の差モデルを生成し９０年９月の４日間の４時間後の負荷予測を行なった。予測値の相対誤差は７．２％となり十分に実用可能なモデル精度のレベルである（図６）。

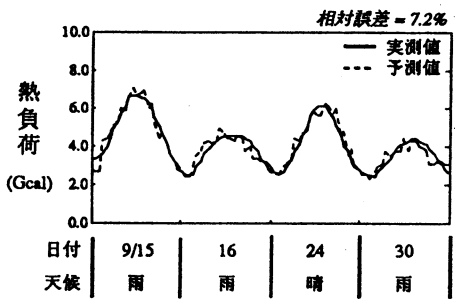


図６．平日モデルによる休日の負荷予測結果

（2）事例ベースのメモリーおよび検索

入力事象を１つのシンボルに変換（象徴化）することでデータの圧縮を図っており、負荷予測問題については２年分の事例を記録した１カ月分の事例ベースで６０Kバイト程度であり実用上問題ないものとなっている。また、データが圧縮されているため多数の事例を主記憶上に展開でき、検索時間についても問題がないものとなっている。

5. おわりに

非線形で複雑なシステムを記述するための手法として事例ベースに位相を導入したモデリング手法と可能性分布を用いたファジイ状態認識手法について報告した。今回は、本モデルを地域冷暖房システム空調負荷予測問題に適用して評価を行なったが、本モデルはその他様々なシステムモデリングに適用可能であると考えられる。

今後の主な課題としては、本技術の性能限界すなわち推論のために必要十分な事例が学習されているかなどを理論的に評価することと、同一事例群をまとめ、圧縮することで事例データベースの圧縮を図ること、そして、対象システムを理解することが必要な場合、定性的な表現を行なう機能を追加することがあげられる。

6．参考文献

[1] 菅野；ファジイ制御、日刊工業新聞社

[2] 久間、中山；ニューロコンピュータ工学、工業調査会

[3] 人工知能学会誌、Vol.7 ,No.4 (1992.7)

[4] 柴田；集合と位相空間、共立出版株式会社

問い合わせ先　〒144　東京都大田区西六郷4-28-1
山武ハネウエル株式会社
アドバンステクノロジーセンター
筒井　宏明
TEL：03-3730-2301
FAX：03-3730-8644
E-mail ：tsutsui@atc.yamatake.co.jp

WD6-2

階層化ファジィモデリング手法に関する一考察

A Study on Hierarchical Fuzzy Modeling Method

中山 正一　古橋 武　内川 嘉樹
Shoichi NAKAYAMA　Takeshi FURUHASHI　Yoshiki UCHIKAWA
富士通 VLSI (株)　名古屋大学工学部
Fujitsu VLSI Limited　Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract　Fuzzy modeling is a method to describe the characteristics of complex systems using fuzzy inference. The method has a distinguishing feature in that it can express complex nonlinear systems linguistically. However in the case where the system has multi-inputs, the acquired fuzzy rules are hard to understand. And when it is difficult to obtain sufficient input-output data from the system with multi-inputs, the fuzzy model cannot be made precise.

This paper presents a hierarchical fuzzy modeling method. The proposed fuzzy modeling method uses fuzzy neural networks(FNNs). The identified fuzzy rules with the new method are easy to understand. The proposed method enables to obtain a precise fuzzy model even with limited number of input-output data.

Key Words : Fuzzy Modeling, Fuzzy Neural Network, Neural Network

1　はじめに

ファジィモデリングは、ファジィ推論を用いて対象システムの入出力関係を表現する方法であり、複雑な非線形システムをファジィルールにより言語的に記述できる[1]。しかし、ファジィ推論は一般に多入力になると前件部構造が複雑になり、ルールが指数関数的に増加する。このため、獲得されたルールの意味の把握が困難となる。また、多入力系のファジィモデリングでは、入力空間のファジィ分割数が多くなると分割された全てのファジィ部分領域を網羅するデータを実システムから得ることが難しくなり、正確なファジィモデルを同定できない。

ファジィ制御では、ファジィルールの階層化によりルール数を低減してルールの獲得・調整を容易にする手法が種々提案されている[2]。ファジィモデリングにおいても、ルールの階層化を行えば入力空間の分割数を低減でき、多くのデータを得ることができないプラント等のファジィモデルをも同定することができる。しかし、文献 [2] に紹介されている階層化の手法は、対象の構造を既知としている。一般には、対象システムの構造は未知である場合が多いのでこのような先験的知識に基づく階層化手法を適用することはできない。

多入力系のファジィモデリングに適した手法としては、高木・菅野のファジィ推論法がある[1]。この手法は、後件部に一次式を用いていることから記述能力が高く、前件部のファジィ分割数を抑えることができ、少ないルール数で多入力系を表現することが可能である。この推論法はファジィルールの前件部 (上位) によって後件部 (下位) の重回帰式をファジィ的に切り替える構造になっており、一種の階層化とも考えられるが、後件部が数式表現となるのでルールの解釈が難しくなる。市橋はファジィモデルを階層構造にし、バックプロパゲーション (Back-Propagation : BP) 法による学習を用いた逐次型モデリングを提案し、モデル内のパラメータ数の低減を計っている[3][4]。この手法は基本的には 3 層 BP 型のニューラルネットワーク構造を用いているので、中間階層のサブファジィモデルの入出力がネットワークの内部信号となり、獲得されたファジィルールの意味の把握が難しい。

ファジィ推論の重要な特徴の一つとして、ファジィルールが言語的に記述されることで人間とコンピュータのインタラクションを容易にすることが挙げられている。ファジィルールの把握を困難にする従来法は、この重要な特徴を損なってしまっていると思われる。

本稿では、ルールの把握を容易にする階層化ファジィモデリングの手法を提案する[5]。本手法は構造が未知の非線形対象に対して、ファジィニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network : FNN)[7] により階層化ファジィモデルを同定する。本手法ではデータ数が少ない場合においても、多入力系のファジィモデルを精度よく同定することが可能である。

本手法は、出力に大きく貢献する入力変数により入出力関係の概略を表現して、これを第 1 層とし、次の階層では前層の出力と未使用の入力変数によりモデリング対象システムの入出力関係をより詳細に表現する。評価規範を設けて層数を必要なだけ重ね、ルールの階層化を行う。各層のルールはシステムの入出力を用いて表現されるので、その意味の把握が容易である。一方、全階層を通して表現されるルールは、第 2 層以降のルールを前層モデルの出力を考慮しながら展開することにより、簡単な定性的ルールで把握することができる。

本手法は GMDH[9][10] および Sanger の関数近似手法[11] に類似したアルゴリズムで階層モデルを構成しているが、得られた階層モデルの意味をファジィルールにより言語的に把握できる点に特徴がある。

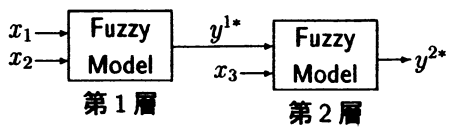


図 1　階層化ファジィモデル

2　FNN による階層化ファジィモデル

本稿で提案する階層化ファジィモデルの基本的な構成を図 1 に示す。図は 3 入力 (x_1, x_2, x_3)、1 出力 (y) のシステムを 2 層に階層化した例である。各層には C^0級, C^1級, C^∞級などのファジィモデル[3]-[7] を用いる。y^{1*}は第 1 層の推論値であり、第 2 層の推論値 y^{2*}がシステムの出力である。この例では、入力 x_1, x_2がシステムの入出力関係を主に定め、x_3は補正的な入力となっている。このような階層化を行うことにより、入力空間の分割数の増加を抑えてモデルの汎化性を損なわず、また、多入力ファジィモデルのルール数の増加をも抑えることによりルールの把握を容易にする。

本稿では、ファジィルールの後件部が定数で表される簡略化ファジィ推論を BP モデルにより実現した Type I [7][8] の FNN を用いて、階層化ファジィモデリングを試みる。簡略化ファジィ推論は、x_1, x_2を入力、yを出力とする 2 入力 1 出力の場合には次のように表される。

$$R^i\text{: If } x_1 \text{ is } A_{i_1 1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i_2 2} \text{ then } y = f_i \qquad (i = 1, 2, \cdots, n_R) \tag{1}$$

$$\mu_i = A_{i_1 1}(x_1) A_{i_2 2}(x_2) \tag{2}$$

$$y^* = \sum_i \mu_i f_i \Big/ \sum_i \mu_i = \sum_i \hat{\mu}_i f_i \qquad \hat{\mu}_i = \mu_i \Big/ \sum_k \mu_k \tag{3}$$

ここで、R^iは i 番目のファジィルール、$A_{i_1 1}, A_{i_2 2}$はファジィ変数、f_iは定数、n_Rはルール数、μ_iは R^iの前件部適合度、$\hat{\mu}_i$はその総和が 1 となるように規格化されたμ_i、y^*は推論値であり、入力, 出力ともに確定値を扱う。添え字 i_jは i 番目のルールにおける入力 x_j の前件部メンバーシップ関数の種類を意味する。

FNN は (2), (3) 式の計算過程をニューラルネットワークの構造によって表現し、簡略化ファジィ推論で同定または調整すべきパラメータを結合荷重 w_c, w_g および w_f に対応づけ BP 法で更新することにより、それぞれ前件部メンバーシップ関数の調整とファジィルールの同定を行う。ただし、前件部メンバーシップ関数は、あらかじめ w_c, w_g を適当な値に設定することにより学習データの入力値の最小値から最大値までを台集合として等間隔に配置しておく。また、w_f の初期値はすべて 0 として、ファジィルールが全く存在しない状態から学習を始める。本 FNN では重心演算が行われているので結合荷重の更新方法である BP 法には修正が必要であるが、この手法については文献 [7] に詳しいのでここでは省略する。

3 階層化ファジィモデリング手法

ファジィモデルの同定は、一般に前件部同定と後件部同定に分類され、さらにそれらの構造同定とパラメータ同定に分けられる。ここで構造とは、ファジィルールの前件部または後件部に用いられる入力変数の組合せおよびメンバーシップ関数の種類数を意味する。高木・菅野は、後件部が入力変数の一次式で表される推論法を用い、前件部構造の選択、前件部パラメータの同定、後件部構造の選択、後件部パラメータの同定を順に繰り返して行うことにより、所定の規範の下で最適なファジィモデルを同定する手法を提案している[1]。

堀川らは FNN を用いて、パラメータ同定を学習により行うファジィモデリング手法を提案している[8]。本稿で提案する階層化ファジィモデリング手法は文献 [8] の手法に基づく。本稿では後件部が定数で表される簡略化ファジィ推論を用いるので後件部の構造は存在せず、前件部のみ同定すればよい。

まず、モデリングの対象となるシステムの入出力データを 2 つのグループ A, B に分割する。各グループのデータの分布が異なる場合には正確なファジィモデリングが不可能となることがあるので、それぞれの統計的性質が可能な限り等しくなるようにする。

次に、前件部の構造同定を文献 [8] の変数増加法により行う。まず入力変数の組合せおよびメンバーシップ関数の種類数を最低限として FNN を構成し、前件部メンバーシップ関数と後件部定数の学習を出力誤差がある程度収束するまで行い、各グループのデータからファジィモデルを同定する。

グループ A から得たモデル A とグループ B のデータから得たモデル B を用いて、精度と汎化性を評価規範 C[8] により評価する。入力変数の組合せおよびメンバーシップ関数の数を次第に増加させて規範 C を最小とする最適な前件部構造を選択する。

学習の収束判定は、次式により行う。

$$E(m)=\sum_i\{y_i-y_i^*(m)\}^2 \qquad \frac{E(m-1)-E(m)}{E(m-1)}<\varepsilon \qquad (4)$$

ここで、$E(m)$ は m 回目の学習における出力誤差の自乗和であり、y_i は i 番目のデータの出力値、y_i^* は y_i に対する本 FNN の推論値を表す。従って、(4) 式は、出力誤差の変化率がある値 ε 未満になったとき学習を終了することを意味する。なお、計算量の問題から (4) 式の $y_i-y_i^*$ は学習時に逐次求められる出力誤差から計算するものとし、出力数が複数である場合にはすべての出力に対して (4) 式が満たされるまで学習を行う。ファジィモデリングの評価規範 C はグループ A, B のデータ数を n_A, n_B とすると次のように表される。

$$C = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_A}(y_i^A-y_i^{AA})^2+\sum_{i=1}^{n_B}(y_i^B-y_i^{BB})^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^{n_A}(y_i^{AB}-y_i^{AA})^2+\sum_{i=1}^{n_B}(y_i^{BA}-y_i^{BB})^2} \qquad (5)$$

ここで、y_i^A, y_i^B はグループ A, B の出力データであり、y_i^{AA}, y_i^{BA} はモデル A による y_i^A, y_i^B に対する推論値、y_i^{AB}, y_i^{BB} はモデル B による y_i^A, y_i^B に対する推論値を表す。上式の第 1 項はモデルの精度を，第 2 項は不偏性規範すなわちモデルの汎化性を評価するものである。この規範 C により構造の違いに起因するモデルの精度と汎化性が総合的に評価されるため、最適な構造の選択が期待できる。

最後に、以上の探索により選択された前件部構造を持つファジィモデルの前件部と後件部のパラメータをより詳細に調整する。この時、グループ A をファジィモデルの同定用に、グループ B をモデルの評価用に用いる。このように、まずモデルの構造選択を行い、その後に得られたモデルの詳細な調整を行うのは、構造選択にかかる計算時間を短縮して、ファジィモデリングを効率よく行うためである。

なお、以上の構造選択および詳細調整における FNN の学習は、まず前件部の結合荷重 w_c, w_g の学習率を 0 として後件部の結合荷重 w_f についてのみ行う。すなわち、前件部メンバーシップ関数の調整をせず、後件部定数のみ同定する。次に同定した後件部定数を初期値として、前件部と後件部の学習率を新たに設定し直して、前件部メンバーシップ関数と後件部定数の調整を行う。後件部定数をあらかじめ学習しておくことにより、前件部が過剰に調整されることを避けている。

以上の手順により、入力変数は出力への影響が大きいものから順にモデルに取り込まれて行く。前件部に入力変数が順次取り込まれて行くに従い前件部のファジィ分割数が増大するので、分割された領域内にデータが存在しない状況が現れ、モデルの汎化性が悪化する。そこで、ここまでにおいて評価規範 C を最小とする第 1 層のファジィモデルが得られる。その後、この第 1 層のモデルの出力とモデルにまだ取り込まれていない入力変数を用いて、第 2 層のファジィモデルを前述と同様のモデリング手法により同定する。このようにして次々とファジィモデルの層を重ねてモデルの精度の改善を行えば、データ数が少ない場合にも入力空間の分割数を増やすことなくモデリングを行うことができ、モデルの汎化性を損なうことがない。ただし、第 2 層以降の各層のモデルの同定時には BP 法により階層化モデル全体の調整を行うことはしない。階層化モデル全体を BP 法により調整して、モデルの精度を高めることはもちろん可能であるが、このことは層間の変数の意味を変えてしまいルールの把握を困難にしてしまう。

4 シミュレーション

簡単な数値例として、次式で表される 5 入力 1 出力の非線形システムの 階層化ファジィモデリングを試みる。

$$y=(1+x_1^{0.5}+x_2^{-1}+x_3^{-1.5}+x_4^{-2.5}+x_5^{1.5})^2 \qquad (6)$$

表 1にモデリングに用いたデータを示す。各入力 x_j は単純な数値列となっており、出力に無関係なダミー変数 x_6 が追加されている。モデリングでは No.1~40 をグループ A として、No.41~80 をグループ B とした。

前件部の構造探索では、まず前件部の結合荷重 w_c, w_g の学習率 [7] を 0、後件部の結合荷重 w_f の学習率を 0.075、(4) 式の ε を 10^{-4} に設定し、最高 500 回学習して後件部定数のみを同定した。

表 1 入出力データ

No.	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	y	No.	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	y
1	1	3	1	5	0.9	1	17.68	41	1	1	5	1	0.1	1	16.98
2	1	5	2	2	0.3	1	8.38	42	1	3	4	4	0.7	1	9.46
3	1	1	3	1	0.5	5	20.67	43	1	5	3	5	0.5	5	7.64
4	1	3	4	3	0.7	5	9.66	44	1	1	2	3	0.3	5	12.83
5	1	5	5	5	0.1	1	5.47	45	1	3	1	1	0.9	1	26.91
6	5	1	4	4	0.9	1	27.52	46	5	5	2	2	0.1	1	15.98
7	5	3	3	1	0.3	5	24.27	47	5	1	3	5	0.7	5	25.32
8	5	5	2	3	0.5	5	17.72	48	5	3	4	3	0.5	5	16.91
9	5	1	1	5	0.7	1	34.10	49	5	5	5	1	0.3	1	21.99
10	5	3	2	2	0.1	1	17.07	50	5	1	4	4	0.9	1	27.52
11	1	5	3	1	0.9	5	18.03	51	1	3	3	5	0.1	5	6.63
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
40	5	3	2	3	0.1	5	16.15	80	5	1	4	3	0.9	5	27.87

表2 第1層ファジィモデルの前件部構造同定

step	前件部構造	C
1	○ $x_1[2]$	60.04
	$x_2[2]$	70.71
	$x_3[2]$	100.77
	$x_4[2]$	86.76
	$x_5[2]$	69.15
	$x_6[2]$	105.88
2	$x_1[3]$	60.07
	$x_1[2], x_2[2]$	55.57
	$x_1[2], x_3[2]$	87.41
	$x_1[2], x_4[2]$	61.84
	◎ $x_1[2], x_5[2]$	55.44
	$x_1[2], x_6[2]$	92.84
3	○ $x_1[3], x_5[2]$	55.44
	$x_1[2], x_2[2], x_5[2]$	59.29
	$x_1[2], x_3[2], x_5[2]$	79.78
	$x_1[2], x_4[2], x_5[2]$	56.93
	$x_1[2], x_5[3]$	56.75
	$x_1[2], x_5[2], x_6[2]$	86.87

表3 第2層ファジィモデルの前件部構造同定

step	前件部構造	C
1	○ $y^{1*}[2], x_2[2]$	46.17
	$y^{1*}[2], x_3[2]$	79.53
	$y^{1*}[2], x_4[2]$	52.31
	$y^{1*}[2], x_6[2]$	85.65
2	$y^{1*}[3], x_2[2]$	47.84
	$y^{1*}[2], x_2[3]$	46.33
	$y^{1*}[2], x_2[2], x_3[2]$	63.84
	◎ $y^{1*}[2], x_2[2], x_4[2]$	44.11
	$y^{1*}[2], x_2[2], x_6[2]$	77.54
3	$y^{1*}[3], x_2[2], x_4[2]$	47.33
	$y^{1*}[2], x_2[3], x_4[2]$	47.15
	$y^{1*}[2], x_2[2], x_3[2], x_4[2]$	53.87
	○ $y^{1*}[2], x_2[2], x_4[3]$	44.84
	$y^{1*}[2], x_2[2], x_4[2], x_6[2]$	69.91

表4 第3層ファジィモデルの前件部構造同定

step	前件部構造	C
1	○ $y^{2*}[2], x_3[2]$	29.29
	$y^{2*}[2], x_6[2]$	37.05
2	$y^{2*}[3], x_3[2]$	25.52
	○ $y^{2*}[2], x_3[3]$	23.19
	$y^{2*}[2], x_3[2], x_6[2]$	30.43
3	◎ $y^{2*}[3], x_3[3]$	20.12
	$y^{2*}[2], x_3[4]$	21.81
	$y^{2*}[2], x_3[3], x_6[2]$	23.76
4	$y^{2*}[4], x_3[3]$	63.09
	$y^{2*}[3], x_3[4]$	30.02
	○ $y^{2*}[3], x_3[3], x_6[2]$	21.74

次にその結果を後件部の初期値に用いて新たに学習を行い、前件部と後件部を調整した。このとき、前件部メンバーシップ関数のパラメータ w_c, w_gの学習率をそれぞれ 2.5×10^{-5}, 2.5×10^{-5}、後件部定数の w_fの学習率を 0.075 とした。(4) 式のεを 10^{-4}に設定し最高 1000 回まで学習を行い、各グループ A, B のファジィモデルを同定した。そして、グループ A から得られたモデル A とグループ B から得られたモデル B により評価規範 Cを求めた。学習回数は 40 組のデータをすべて教示した後に結合荷重を 1 回更新して、1 回とした。入力変数およびメンバーシップ関数の種類数の組合せを変えて、以上のファジィモデルの同定を繰り返し、評価規範 Cを最小とする構造を選択した。この前件部構造の探索過程を表 2に示す。表中の step に応じて前件部変数を増している。前件部構造における $x_j[k]$ は入力 x_jの前件部メンバーシップ関数が k種類であることを意味する。

それぞれの step において○印の付いた構造が選ばれ、最終的に◎印の付いた前件部構造 $x_1[2]$, $x_5[2]$ が選択された。これを第 1 層のファジィモデルの前件部構造とする。次に、選択された前件部構造を持つファジィモデルの前件部と後件部のパラメータをグループ A のデータを用いて詳細に調整する。前件部メンバーシップ関数, 後件部定数の各パラメータ w_c, w_g, w_fに対する学習率を 2.5×10^{-5}, 2.5×10^{-5}, 0.075 に設定し、εを 10^{-6}として最高 3000 回まで学習させた。なお、前件部と後件部の学習前には、構造同定時と同様の条件で後件部定数のみの同定を行って、後件部の初期値に用いた。

以上のプロセスにより 2 つの入力変数 x_1, x_5が選ばれ、第 1 層のファジィモデルが得られたが、残りの入力 x_2〜x_4は、データ数が 40 と少ないために選ばれていない。すなわち、3 つ以上の入力変数では、入力空間の分割数が多くなり過ぎてモデルの汎化性が悪くなり、評価規範 Cが大きくなってしまうためである。

次に第 1 層のファジィモデルの出力 y^{1*}と x_2〜x_4, x_6を入力変数として、第 2 層のファジィモデルを同定する。ただし、y^{1*}は最初から第 2 層の入力変数として取り込んでおく。その前件部構造の探索過程を表 3に示す。この構造選択により、入力変数 x_2, x_4が選ばれ、◎印の付いた前件部構造 $y^{1*}[2]$, $x_2[2]$, $x_4[2]$ が選択された。第 2 層で同定されたモデルの出力 y^{2*}と x_3, x_6を入力変数として、引続き第 3 層のモデルを同定する。その前件部構造の探索過程を表 4に示す。この構造選択により、入力変数 x_3が選ばれ、◎印の付いた前件部構造 $y^{2*}[3]$, $x_3[3]$ が選択された。第 4 層については示していないが、この層では、x_6しか入力変数の候補が残ってないので、x_6が取り込まれた。しかし、第 3 層よりもモデルの評価規範 Cは改善されないので、x_6は必要の無い変数と判断された。

学習前後の前件部メンバーシップ関数を図 2に示す。破線が学習前、実線が学習後のメンバーシップ関数を表す。前件部メンバーシップ関数は、(6) 式において出力値に及ぼす非線形性が強い入力変数 (x_4, x_5) のものほど大きく変化している。

図 3(a) は学習後におけるファジィモデルの推定値 y^{3*}をデータ値 yと比較して示す。×が同定用データ (グループ A) であり、■が評価用データ (グループ B) である。yは 0〜1 に規格化してある。データ点は対角線上に近いほど精度がよい。なお、図中の J_A, J_Bはそれぞれ同定用データ、評価用データに対する平均相対誤差である。同誤差は次式で定義される。

$$J=\frac{1}{40}\sum_{i=1}^{40}\frac{|y_i-y_i^*|}{y_i}\times100 \quad (\%) \tag{7}$$

ここで、比較のために 1 層のファジィモデルの同定を行う。対象システムの入力が x_1〜x_5の 5 入力であることがわかっているものとして、各入力に対してメンバーシップ関数をそれぞれ最小限の 2 種類を用意する。図 3(b) にはこの 1 層のファジィモデルを FNN により構成し、同定用データを用いて学習した結果を示す。得られた 1 層のみのモデルでは、同定用データ数 40 に対して入力空間の分割数が 32 であり、データの存在しないファジィ部分領域ができてしまっている。そのため、未学習の評価用データの中には推論値 y^*が大きく外れているものが多数ある。

表 5に同定された階層化ファジィルールを示す。表中のラベル S, M, B はそれぞれ Small, Medium, Big を意味する。ルール数は 21 (第 1 層 : 4, 第 2 層 : 8, 第 3 層 : 9) である。なお、第 1〜2 層のルールについては、次層の前件部メンバーシップ関数を参考にして後件部定数にラベルを付けてある。階層化ルールから、出力 yは入力 x_1, x_5に対して単調増加、x_2, x_3, x_4に対して単調減少となっていることがわかり、(6) 式の入出力関係をよく表している。

5 階層化ルールの展開

階層化ファジィモデルは各層ともシステムの入出力関係を用いて学習を行っているので各入力と出力の関係を把握することが容易である。また、階層化ファジィルールの第 2 層以降は、前件部において前層の出力が評価されるので、前層の出力を考慮しながらルールを展開することができる。例えば、表 5の第 2 層ルール y^{1*} is Small に該当するのは、そのメンバーシップ関数から、第 1 層出力 y^{1*}が 11 ぐらいとなる x_1 is Small and x_5 is Small のルールである。

そこで、第 2 層の y^{1*} is Small と y^{1*} is Big は第 1 層ルールを用いて次のように展開される。

$$\begin{cases}\text{If } y^{1*} \text{ is S...} \rightarrow \text{If } (x_1 \text{ is S and } x_5 \text{ is S})...\\ \text{If } y^{1*} \text{ is B...} \rightarrow \text{If } (x_1 \text{ is B and } x_5 \text{ is B})...\end{cases}$$

これを用いて第 3 層の y^{2*} is Small / Medium / Big は次のように展開される。ただし、Medium については 2 つのルールに展開している。

$$\begin{cases}\text{If } y^{2*} \text{ is S...} \rightarrow \text{If } ((x_1 \text{ is S and } x_5 \text{ is S}) \text{ and } x_2 \text{ is B and } x_4 \text{ is B})...\\ \text{If } y^{2*} \text{ is M...} \rightarrow \text{If } ((x_1 \text{ is S and } x_5 \text{ is S}) \text{ and } x_2 \text{ is S and } x_4 \text{ is S})...\\ \text{If } y^{2*} \text{ is M...} \rightarrow \text{If } ((x_1 \text{ is B and } x_5 \text{ is B}) \text{ and } x_2 \text{ is B and } x_4 \text{ is B})...\\ \text{If } y^{2*} \text{ is B...} \rightarrow \text{If } ((x_1 \text{ is B and } x_5 \text{ is B}) \text{ and } x_2 \text{ is S and } x_4 \text{ is S})...\end{cases}$$

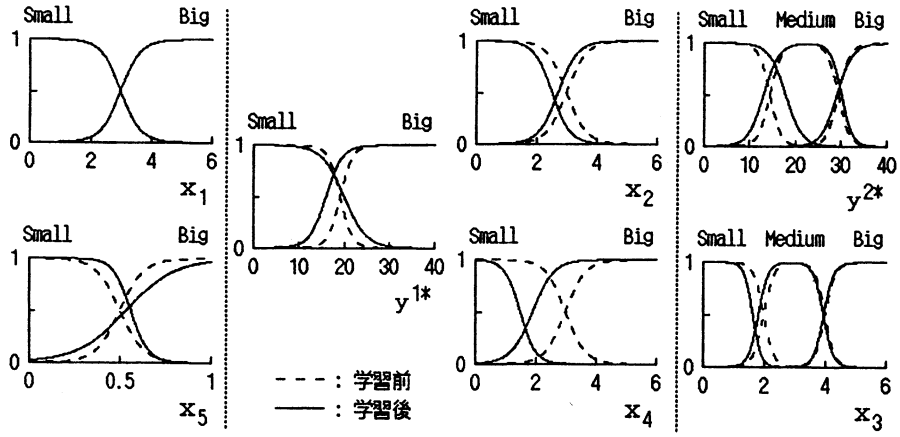
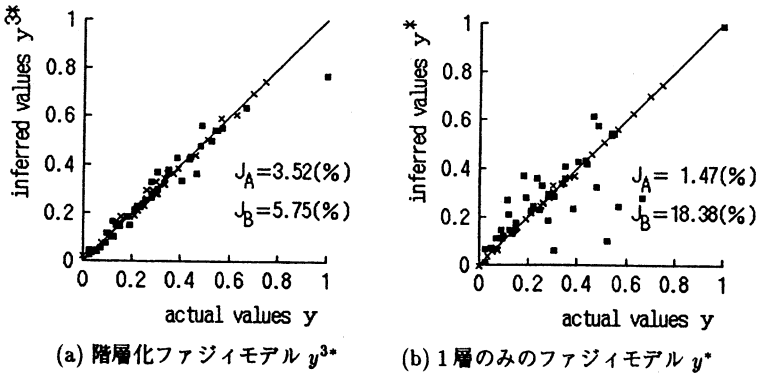


図 2 前件部メンバーシップ関数



(a) 階層化ファジィモデル y^{3*}　(b) 1層のみのファジィモデル y^*

図 3 モデルの精度と汎化性

表 5 同定された階層化ファジィルール

第1層 y^1		x_1 Small	x_1 Big
x_5	S	10.8 [S]	18.1[MB]
	B	15.2[MS]	27.3 [B]

↓ y^{1*}

第2層 y^2				x_2 Small	x_2 Big
y^{1*}	S	x_4	S	18.3 [M]	12.3[MS]
			B	11.8[MS]	6.2 [S]
	B	x_4	S	38.8 [B]	29.6[MB]
			B	30.1[MB]	21.0 [M]

↓ y^{2*}

第3層 y^3		x_3 Small	x_3 Medium	x_3 Big
y^{2*}	S	10.8	6.5	6.0
	M	32.2	23.7	20.1
	B	37.2	36.1	35.7

表 6 階層化ルールを展開した定性的ファジィルール

前件部 x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	後件部 y^3
Small	Big	Small	Big	Small	10.8
		Medium			6.5
		Big			6.0
Small	Small	Small	Small	Small	32.2
		Medium			23.7
		Big			20.1
Big	Big	Small	Big	Big	32.2
		Medium			23.7
		Big			20.1
Big	Small	Small	Small	Big	37.2
		Medium			36.1
		Big			35.7

階層化ルールは以上の手順により1層のルールに展開される。得られたルールを表6に示す。このルール表から、システムの出力が最も大きくなるのは、

• If x_1 is B, x_2 is S, x_3 is S, x_4 is S and x_5 is B then y^3=37.2

の場合であることがわかる。

以上の手続き自体は、GMDH における部分表現から完全表現への変換手続き[9]とほとんど変わらないが、本手法は言語的に表現されたルールとしてモデルの展開をしているところに特徴がある。展開されたルールは入力の条件 (x_1 is S 等) を and で連ねた表現になっているが、入力空間を全入力で碁盤の目のようにファジィ分割していないので、ルール数はそれほど多くなく、表6から 12 個であることがわかる。

階層化ルールでは、次層のメンバーシップ関数を考慮しながらルールの集約を行うことにより、対象システムの入出力関係を表す簡単な定性的ルールを得ることができる。

6 まとめ

本稿では、ルールの把握を容易にする階層化ファジィモデリング手法を提案した。簡単な数値例を用いて階層化ファジィモデリングを行い、データが少ない場合であっても精度と汎化性に優れた多入力系のファジィモデルが得られることを示した。同定された階層化ファジィルールは、ルール数が少なく、対象システムの入出力関係を容易に把握できる。また、階層化ルールを1層に展開することにより、入出力関係を集約した簡単な定性的ルールが得られることを示した。今後は、各層ごとに複数の部分モデルを用意してモデリングを行い、対象の非線形性によらず安定したファジィモデルの得られる階層化ファジィモデリング手法を検討していく予定である。その際、獲得されたファジィルールが明確であることが重要と考える。

参考文献

[1] T. Takagi and M. Sugeno : "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans. on Syst., Man and Cybern., Vol.SMC-15, pp.116–132, 1985

[2] 寺野, 浅居, 菅野 : 応用ファジィシステム入門, オーム社, pp.97–110, 1989

[3] 市橋 : "階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習—オンラインの GMDH アルゴリズム—", 第6回ファジィシステムシンポジウム, pp.539–542, 1990

[4] 市橋 : "C^∞級の階層型ファジィモデル", 第7回ファジィシステムシンポジウム, pp.505–508, 1991

[5] 中山, 古橋, 内川 : "ファジィモデリングにおけるルールの階層化手法の一提案", 第8回ファジィシステムシンポジウム, pp.381–384, 1992

[6] 堀川, 古橋, 大熊, 内川 : "ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器", 計測自動制御学会論文集, Vol.27, No.2, pp.208–215, 1991

[7] 堀川, 古橋, 内川 : "ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.906–928, 1992

[8] S. Horikawa, T. Furuhashi, Y. Uchikawa and T. Tagawa : "A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks", IFES'91, pp.562–573, 1991

[9] 池田 : "GMDH(変数組合せ計算法) の基礎と応用 I —発見的自己組織化による複雑なシステムのモデリング—", システムと制御, Vol.23, No.12, pp.710–717, 1979

[10] 池田 : "GMDH(変数組合せ計算法) の基礎と応用 II —発見的自己組織化による複雑なシステムのモデリング—", システムと制御, Vol.24, No.1, pp.46–54, 1980

[11] Terence D. Sanger : "A Tree-Structured Adaptive Network for Function Approximation in High-Dimensional Spaces", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.2, No.2, pp.285–293, 1991

問い合わせ先 : 〒464-01　名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科 内川研究室
古橋 武
TEL. 052-781-5111　EXT. 2792
FAX. 052-781-9263

WD6-3

ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング (III)
Fuzzy Modeling Using a Fuzzy Neural Network (III)

堀川 慎一　古橋 武　内川 嘉樹
Shin-ichi HORIKAWA　Takeshi FURUHASHI　Yoshiki UCHIKAWA
名古屋大学工学部
Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract Fuzzy modeling is a method of describing characteristics of systems using fuzzy reasonings. The method has a distinguished feature in that it can express complex nonlinear systems linguistically. A lot of researches on automatic identification of fuzzy models have been done. The authors have presented a new fuzzy modeling method using a fuzzy neural network. The method can identify simple fuzzy models with minimal number of membership functions in premises.

This paper studies the fuzzy modeling of two nonlinear systems with two-inputs and one output using the proposed method. The results show that the modeling method is capable of obtaining the simple and accurate fuzzy models of high-order nonlinear systems.

1 はじめに

ファジィモデリングは、ファジィ推論[1]を用いて対象とするシステムの入出力特性を記述する手法であり、複雑な非線形システムの表現に優れた能力を持つ[2][3]。ファジィモデルの同定は一般に前件部同定と後件部同定に分類されるが、後件部同定が通常の線形システムの同定問題に帰着できるのに対し、前件部同定はファジィモデリング特有の問題として位置づけられる[4]。

ファジィモデルの前件部同定は、入力空間のファジィ分割の仕方を決定する構造同定と前件部メンバーシップ関数の形状を決定するパラメータ同定に分けられる。両者ともファジィモデルにおける非線形システムの表現能力を決定するために極めて重要であり、システマティックな同定手法が数多く研究されている[2]-[12]。構造同定については、入力空間のファジィ分割を段階的に細分化することにより最適な構造を探索する手法が種々提案されており[2]-[7]、最近では遺伝アルゴリズムを用いる手法も検討されている[8]。一方、パラメータ同定には、コンプレックス法[2]-[4]や最急降下法[9]-[12]、内点ペナルティ法[7]等の様々な方法が用いられている。

筆者らはこれまでに、ファジィ推論におけるファジィルールの同定やメンバーシップ関数の調整を、ニューラルネットワークの学習則であるバックプロパゲーション (Back-Propagation : BP) 法[13]により自動化したファジィニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network : FNN) を提案してきた[14]。本FNNによれば、ファジィモデルのパラメータ同定を自動的に行えるだけでなく、複雑な非線形システムに対し適切な構造をシステマティックに同定することが可能である[15][16]。筆者らはまた、本FNNの前件部メンバーシップ関数の調整過程を解析し、その結果を基に冗長なメンバーシップ関数を逐次削除することにより必要最小限の前件部構造を持つファジィモデルを同定する手法について検討してきた[17][18]。この手法は、少ないルール数で対象システムの特性をよく捉えたわかりやすいファジィモデルを獲得できるが、多入力の場合についてはその有用性の検証が十分になされていなかった。

本稿では、2入力1出力の非線形システム2種類を対象として本ファジィモデリング手法を適用し、構造が簡単で汎化性の高いファジィモデルが同定できることを示す。

2 ファジィニューラルネットワーク

本稿でファジィモデリングに用いるFNNは、ファジィルールの後件部が定数で表される簡略化ファジィ推論[19]をBPモデルで実現したものである。簡略化ファジィ推論は、x_1, x_2を入力、yを出力とする2入力1出力の場合、次のように表される。

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i_1 1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i_2 2} \text{ then } y = f_i \quad (1)$$
$$(i = 1, 2, \cdots, n_R;\ 1 \le i_1 \le m_1, 1 \le i_2 \le m_2)$$

$$\mu_i = A_{i_1 1}(x_1) A_{i_2 2}(x_2), \quad \widehat{\mu}_i = \mu_i \Big/ \sum_{k=1}^{n_R} \mu_k \quad (2)$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n_R} \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^{n_R} \mu_i} = \sum_{i=1}^{n_R} \widehat{\mu}_i f_i \quad (3)$$

ここで、R^iはi番目のファジィルール、$A_{i_1 1}, A_{i_2 2}$は前件部ファジィ変数、f_iは定数、n_Rはルール数、$m_j (j = 1, 2)$は入力x_jに対する前件部メンバーシップ関数の種類数、μ_iはR^iの前件部適合度、$\widehat{\mu}_i$はその総和が1となるように規格化されたμ_i、y^*は推論値である。以下、本FNNの構成法を簡単に説明する。

図1は、2入力1出力で$m_1 = m_2 = 3$の場合における本FNN

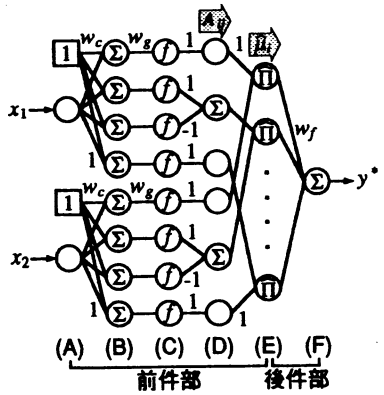


図1　ファジィニューラルネットワーク

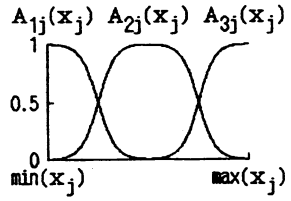


図2　前件部メンバーシップ関数

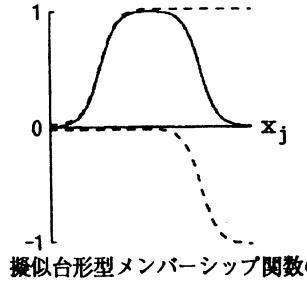
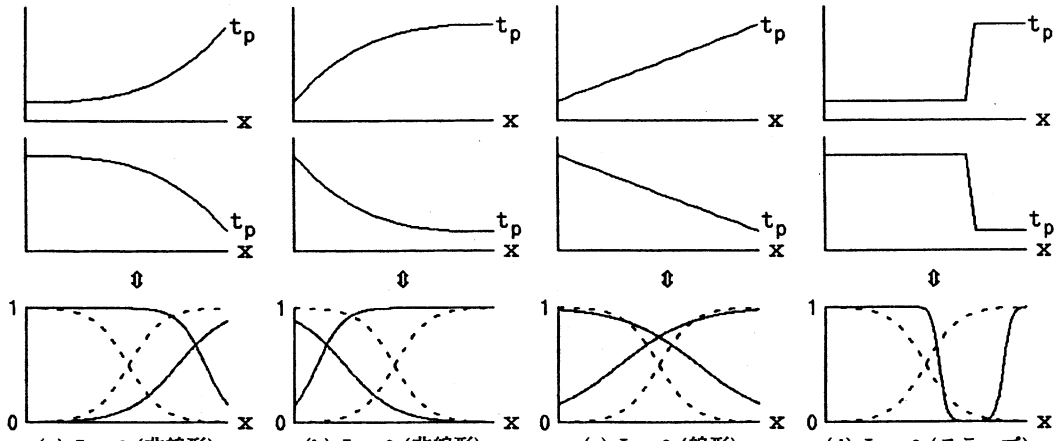


図3　擬似台形型メンバーシップ関数の構成



(a) $\Phi > 0$ (非線形) (b) $\Phi < 0$ (非線形) (c) $\Phi = 0$ (線形) (d) $\Phi \gg 0$ (ステップ)

図4 FNNによる前件部メンバーシップ関数の調整 (1入力)

の構成例を示す。図中の丸および四角はネットワークを構成するユニットを表し、ユニット間の記号 w_c, w_g, w_f および 1, −1 は結合荷重を意味する。このFNNは、(2), (3)式の計算過程をニューラルネットワークの構造によって表現し、結合荷重を簡略化ファジィ推論のパラメータに対応づけBP法により更新するものである。まず、(A)~(D)層において前件部メンバーシップ関数値が計算される。(A)層の1の記号を持つユニットは、常に一定値1を出力するバイアスユニットであり、(B)層等に見られるΣの記号を持つユニットは、入力の線形和を出力する。また、(C)層の f の記号を持つユニットは、その入出力関係がシグモイド関数により定義される。従って、図1の構成により(C)層の出力 $O^{(C)}$ は次のようになる。

$$O^{(C)} = \frac{1}{1 + \exp\{-w_g(x_j + w_c)\}} \tag{4}$$

すなわち、結合荷重 w_c, w_g はシグモイド関数の中心位置および傾きを定めるパラメータである。これらの結合荷重を適当な値に設定すれば、(D)層の出力として図2に示すような前件部メンバーシップ関数 $A_{1j}(x_j), A_{2j}(x_j), A_{3j}(x_j)$ を実現することができる。ただし、擬似台形型メンバーシップ関数 $A_{2j}(x_j)$ は、図3のように点線で示される符号の異なる2つのシグモイド関数の和で構成される。次に、各ファジィルールの前件部適合度が(E)層にて求められる。(E)層の$\widehat{\Pi}$の記号を持つユニットは、入力の代数積を(E)層の各ユニットにおける値の総和で規格化し出力する。従って、(E)層では、本FNNの構成から(2)式の $\hat{\mu}_i$ が計算されることになる。この $\hat{\mu}_i$ と結合荷重 w_f との積和が(F)層の出力となり、w_f が後件部定数 f_i に対応することから(3)式で表される推論値 y^* が求まる。以上により、(1)~(3)式に基づく簡略化ファジィ推論が実現される。

本FNNでは、前件部メンバーシップ関数を結合荷重 w_c, w_g によりあらかじめ設定した台集合上に図2のように等間隔に配置しておき、これらをBP法に基づく学習で変化させることによって各メンバーシップ関数の調整を行う。また、w_f の初期値はすべて0として、ファジィルールが全く存在しない状態から学習を始める。なお、本FNNの構成法および学習法の詳細については、文献[14]を参照されたい。

3 FNNによる前件部メンバーシップ関数の調整

簡略化ファジィ推論に基づくファジィモデルでは、ファジィルールの後件部が単なる定数で表されることから、その入出力特性が前件部のファジィ分割の仕方に大きく依存する。ここでは、前件部メンバーシップ関数の交わりをファジィ分割と定義し、その形状変化に着目して本FNNによる前件部メンバーシップの調整が適切に行われることを示す[18]。

まず、簡単のために1入力1出力のファジィモデルを考える。本FNNでは、図2, 3からわかるようにファジィ分割が2つのシグモイド関数により構成される。1入力 (x) のFNNに対象システムの入出力データが与えられたとき、あるファジィ分割付近における教師信号 $t_p (p = 1, 2, \cdots, N)$ の入出力特性を

$$\Phi = \frac{dt_p}{dx} \cdot \frac{d^2 t_p}{dx^2} \tag{5}$$

により $\Phi > 0$, $\Phi < 0$, $\Phi = 0$, $\Phi \gg 0$ の4種類に分類すると、それぞれの場合についてファジィ分割は図4のように調整される。ただし、入出力データは入力空間において一様に分布しているものとする。他の多くの非線形関数についても局所的には上の4種類にクラス分けできる。図4の上段および中段はΦの各場合に相当する教師信号の例を示す。下段は本FNNの学習によるファジィ分割の形状変化を表し、点線が初期状態、実線が最終状態に対応する。

図4におけるファジィ分割の形状変化は、それぞれ次のように解釈できる。図4(a)は、教師信号が入力に対し $\Phi > 0$ の非線形性を持つ場合である。最終状態においてファジィ分割を構成する2つのシグモイド関数のうち、左側のシグモイド関数の傾きが急峻となり、右側が緩やかな形状となっている。これは、左側の領域でオフセットのような関数、右側の領域で教師信号の最も傾きの急な部分に合った関数を作り、2つの性質の異なる関数をシグモイド関数の重なりによって滑らかに結合することで全体として上段または中段に示す非線形性を実現している。図4(b)は、教師信号が(a)の左右を反転した $\Phi < 0$ の非線形性を示す場合であるが、教師信号と同様に2つのシグモイド関数の役割が入れ替わるためにファジィ分割も左右反転した形状となっている。一方、図4(c)の $\Phi = 0$ である線形な入出力データが与えられたときには、2つのシグモイド関数の傾きがともに教師信号に合った緩やかなものになる。また、図4(d)のようなステップ的に変化する入出力データ ($\Phi \gg 0$) に対しては、両シグモイド関数とも急峻な傾きを示してクリスプな分割を構成する。

このように本FNNでは、ファジィ分割を教師信号の入出力特性に応じて適切な形状に調整することができる。ファジィ分割が複数存在する場合にも、それぞれのファジィ分割は独立したシグモイド関数で構成されることから各領域における教師信号に応じて変化する。

対象システムが多入力の場合においても、各ファジィ分割は妥当な調整が行われる。図5は、2入力 (x_1, x_2) の場合における本FNNの前件部メンバーシップ関数の調整例を示す。図5(a)は、本FNNの学習に用いた教師信号の入出力特性を、図5(b)は、入力 x_1, x_2 に対する前件部メンバーシップ関数の調整結果をそれぞれ表す。各メンバーシップ関数は、$x_2 = 0$ または $x_1 = 0$ の平面へ射

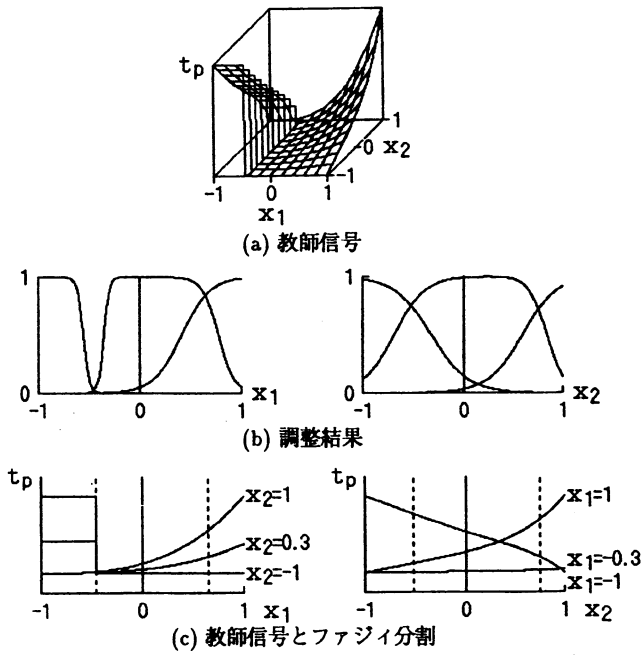


図5　FNNによる前件部メンバーシップ関数の調整(2入力)

影した教師信号の形状に応じて調整される。図5(c)は、その射影の例を(b)のメンバーシップ関数に対応させて示す。図5(c)の破線は、ファジィ分割を構成する前件部メンバーシップ関数の交点を表す。x_1, x_2とも、教師信号がすべての領域でほぼ同一の特性を持つため1入力の場合と同様の調整がなされている。教師信号の特性(Φ)が変化するような場合には、ファジィ分割は平均的な特性に応じた調整が行われる。

4　FNNによる前件部構造同定

前述したように、簡略化ファジィ推論によるファジィモデルは、対象システムを表現する能力が主に入力空間におけるファジィ分割の仕方に依存する。これは、対象システムの入出力特性がファジィモデルのファジィ分割に反映され、その形状からシステムの特性を推定できることを意味する。また、それを基に冗長なファジィ分割を判定し、必要最小限の前件部構造を持つわかりやすいファジィモデルを同定することが可能である[18]。

図4の調整結果から、ファジィ分割を構成する左右のシグモイド関数の傾きをそれぞれ$w_g^{(L)}, w_g^{(R)}$とすると、それらの比

$$r_g = |w_g^{(L)} / w_g^{(R)}| \tag{6}$$

により、各ファジィ分割における対象システムの特性を次のように推定できる。

$$\left.\begin{array}{ll} r_g > \theta & \cdots \Phi > 0 (\text{非線形}) \\ r_g < 1/\theta & \cdots \Phi < 0 (\text{非線形}) \\ 1/\theta \le r_g \le \theta & \cdots \Phi = 0 (\text{線形}) \text{ または} \Phi \gg 0 (\text{ステップ}) \end{array}\right\} \tag{7}$$

ここで、θは$\theta > 1$かつ$\theta \simeq 1$なる定数である。上式の非線形以外の判定でr_gに幅を持たせているのは、他のファジィ分割の影響で完全には$r_g = 1$とならないことによる。また、$\Phi = 0$の線形と$\Phi \gg 0$のステップについては、$w_g^{(L)}, w_g^{(R)}$とそれらの初期値との比が1より明らかに大きければ$\Phi \gg 0$のステップ、そうでなければ$\Phi = 0$の線形と判定できる。

(7)式を図5のx_2に対する前件部メンバーシップ関数に適用すると、左右2つのファジィ分割における教師信号の特性がそれぞれ$\Phi = 0$の線形、$\Phi > 0$の非線形と判別される。一方、図5(a)の教師信号は、x_2について全域で$\Phi > 0$の非線形性を示しており、この場合には図4(a)から1つのファジィ分割でその特性を表現できることがわかる。このように、ファジィ分割(前件部メンバーシップ関数)が冗長に設定されている場合には、隣り合うファジィ分割において対象システムの特性が$\Phi \ge 0$または$\Phi \le 0$となり、これらを1つにまとめることにより前件部メンバーシップ関数の数を減らすことができる。ただし、簡略化ファジィ推論では1つのファジィ分割で単調な入出力関係しか実現できないため、Φが同じであっても各分割領域で増減傾向が異なるときには集約することができない。この増減傾向の判定は、後件部定数により行う。図5のx_2に対するメンバーシップ関数の場合は、異なる増減傾向がx_1のファジィ分割によって別々の領域に存在し、それぞれの領域では単調とみなせるので削減が可能である。なお、$\Phi \gg 0$であるステップは常に1つのファジィ分割を必要とする。

文献[18]では、この手法の有効性を簡単なシステムにより検証しているが、本稿ではさらに次のような2入力1出力の非線形システムに適用してみる。

$$y_a(x_1, x_2) = y_1(x_1) * y_2(x_2) \tag{8}$$

$$y_b(x_1, x_2) = \sin[\pi\{y_1(x_1) + y_2(x_2)\}] \tag{9}$$

ここで、

$$y_1(x) = \begin{cases} -x & ; -1 \le x < 0 \\ x^2 & ; 0 \le x \le 1 \end{cases} \tag{10}$$

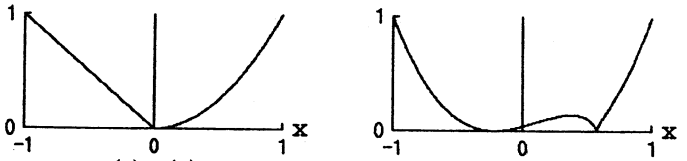
$$y_2(x) = 2^{-2/3}(1.27x + 0.27)^2\{1 - (1.27x + 0.27)\}^{2/3} \quad ; -1 \le x \le 1 \tag{11}$$

であり、これらの入出力関係を図6に示す。$y_1(x)$は線形関数と2次関数で構成される非単調関数、$y_2(x)$は分数関数であり、ファジィモデルで実現するためには増減傾向からそれぞれ少なくとも2つ、4つのファジィ分割を必要とする。$y_a(x_1, x_2), y_b(x_1, x_2)$はともに$y_1(x)$と$y_2(x)$を用いて作成した非線形関数であるが、$y_a(x_1, x_2)$は出力が各入力に対し一様な傾向を持ち、$y_b(x_1, x_2)$は領域によって異なる入出力特性を有する。FNNによる学習は、文献[18]と同様に入力x_1, x_2について[-1,1]×[-1,1]をそれぞれ31点に等分割した961点の入出力データにより行った。

初期状態として各入力に対し等間隔に11種類の前件部メンバーシップ関数を設定した場合、各関数に対して最終的に同定された前件部構造を図7および図8に示す。$y_a(x_1, x_2)$の結果は、文献[18]で行った$y_1(x), y_2(x), y_1(x_1) + y_2(x_2)$のものと一致しており、ファジィ分割は教師信号の増減傾向が異なる部分に1つずつ存在している。$y_b(x_1, x_2)$に対してはかなり複雑な構造となっているが、ファジィ分割の位置は$y_a(x_1, x_2)$と同様にして解釈できる。例えばx_1では、左から2番目と5番目のファジィ分割により$x_2 = 0.8$の特性が表現されており、その他のファジィ分割によって$x_2 = 1$と$x_2 = -0.5$の特性が実現されている。同定されたファジィモデルに対し、x_1, x_2について[-1,1]×[-1,1]をそれぞれ51点に等分割した2601点の入出力データにより平均絶対誤差を求め汎化性の評価を行った。前件部メンバーシップ関数が11種類のとき、$y_a(x_1, x_2)$が0.00358、$y_b(x_1, x_2)$が0.0145であった。一方、図7, 8のモデルでは、$y_a(x_1, x_2)$が0.00528、$y_b(x_1, x_2)$が0.0231であった。パラメータ数の減少に比べて誤差の変化は小さく、本手法により対象システムの特性をよく捉えたファジィモデルを同定できることが示された。

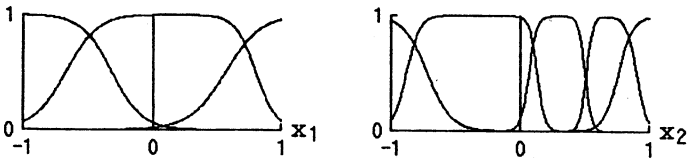
5　まとめ

本稿では、前件部メンバーシップ関数が冗長に設定された状態から必要最小限の前件部構造を持つファジィモデルの同定手法を2入力1出力の非線形システムに適用し、本手法が複雑なシステムに対しても有効であることを示した。

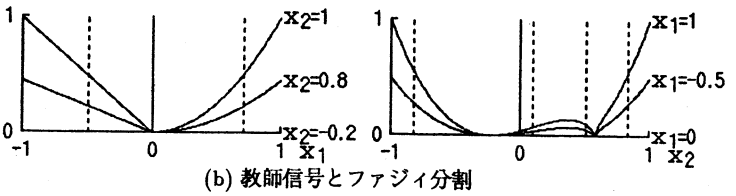


(a) $y_1(x)$　　(b) $y_2(x)$

図6　非線形関数

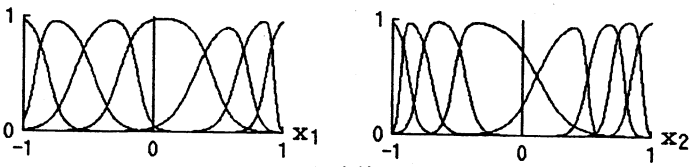


(a) 同定結果

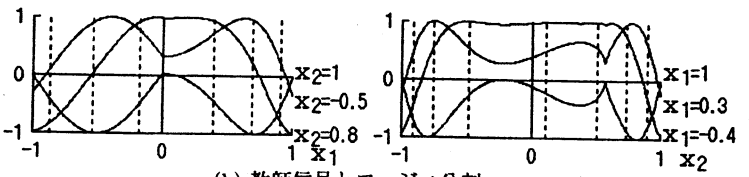


(b) 教師信号とファジィ分割

図7　同定された前件部構造 $[y_a(x_1, x_2)]$



(a) 同定結果



(b) 教師信号とファジィ分割

図8　同定された前件部構造 $[y_b(x_1, x_2)]$

今後は、本手法を基に入力変数の選択まで行える手法について検討していく予定である。

参考文献

[1] 廣田, 他：ファジィシステム, 計測自動制御学会編, 1990

[2] T. Takagi and M. Sugeno : "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans. on Syst., Man and Cybern., Vol.15, No.1, pp.116–132, 1985

[3] 姜, 菅野："ファジィモデリング", 計測自動制御学会論文集, Vol.23, No.6, pp.650–652, 1987

[4] 菅野：ファジィ制御, 日刊工業新聞社, 1988

[5] 市橋, 渡辺："簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御", 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.3, pp.429–437, 1990

[6] 荒木, 野村, 林, 若見："ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの一提案", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.4, pp.722–732, 1992

[7] 梶谷, 片山, 西田："ペナルティ法を用いたファジィ知識の自動獲得", 第8回ファジィシステムシンポジウム, pp.257–260, 1992

[8] 野村, 荒木, 林, 若見："デルタルールによる学習型ファジィ推論 –遺伝アルゴリズムによる前件部の構造同定–", 第1回インテリジェントシステム・シンポジウム, pp.25–30, 1991

[9] 渡辺, 市橋："逆キネマティクス-逆ダイナミクスモデルを学習するマニピュレータのファジィ制御 –C^1級のファジィモデリング–", 第6回ファジィシステムシンポジウム, pp.535–538, 1990

[10] 渡辺, 市橋："n次メンバーシップ関数を用いた逐次ファジィモデリングとそのクレーン制御への応用", 日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.2, pp.347–356, 1991

[11] 市橋："C^∞級の階層型ファジィモデル", 第7回ファジィシステムシンポジウム, pp.505–508, 1991

[12] 野村, 林, 若見："デルタルールによるファジィ推論の自動チューニング手法と障害物回避への応用", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.2, pp.379–388, 1992

[13] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Research Group : Parallel Distributed Processing, The MIT Press, 1986

[14] 堀川, 古橋, 内川："ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.906–928, 1992

[15] S. Horikawa, T. Furuhashi, Y. Uchikawa and T. Tagawa : "A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks", IFES '91, pp.562–573, 1991

[16] 長谷川, 堀川, 古橋, 内川, 島村, 山田, 國武, 大塚："転炉吹錬プロセスのファジィモデリング", 日本ファジィ学会誌, Vol.5, No.2, 1993 (掲載予定)

[17] 堀川, 古橋, 内川："ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング (II)", 第8回ファジィシステムシンポジウム, pp.197–200, 1992

[18] 堀川, 古橋, 内川："ファジィニューラルネットワークによるファジィモデルの前件部構造同定に関する考察", 第2回インテリジェントシステム・シンポジウム, pp.249–254, 1992

[19] 市橋, 田中："PID と FUZZY のハイブリット型コントローラー", 第4回ファジィシステムシンポジウム, pp.97–102, 1988

[問い合わせ先]

〒464-01　名古屋市千種区不老町

名古屋大学工学部電子機械工学科 内川研究室

堀川 慎一

TEL : 052–781–5111(内)2792

FAX : 052–781–9263

E-mail : horikawa@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

WD6-4

ファジィモデリングのたて糸糊付工程への適用

Application of Fuzzy Modeling to Warp Sizing

松下聖一(名古屋市工業研究所)　黒宮明(名古屋市工業研究所)　高木久弥(名古屋市工業研究所)

古橋武(名古屋大学)　堀川慎一(名古屋大学)　内川嘉樹(名古屋大学)

Seiichi MATSUSHITA, Nagoya Municipal Industrial Research Institute,
3-4-41, Rokuban, Atsuta-ku, Nagoya
Akira KUROMIYA, Nagoya Municipal Industrial Research Institute
Kyuya TAKAGI, Nagoya Municipal Industrial Research Institute
Takeshi FURUHASHI, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya
Shin-ichi HORIKAWA, Nagoya University
Yoshiki UCHIKAWA, Nagoya University

Warp sizing is an important pre-process of weaving. The sizing machine, however, has such many parameters as concentration and viscosity of sizing agents, pressure of squeezing roller, speed of winding roller, etc, to be set for realizing required strength, elongation, fuzz, and abrasion proof of warp. Only experts have been able to fulfill this difficult tuning.

This paper presents fuzzy modelings of the sizing machine for constructing an assisting system of the machie operation. A fuzzy neural network is used for the automatic fuzzy modeling. The obtained fuzzy models are sufficiently precise and the acquired fuzzy rules coincide well with experts' experience.

1．はじめに

織布の準備工程であるたて（経）糸糊付工程は、高品質で効率の良い織布を行うために不可欠である。しかし、たて糸糊付機には数多くの設定項目がある[1]。使用する原糸の素材・番手（太さ）、織布工程で使用する織機の種類・速度、作成する織物の組織、コストなどの前提条件を考慮の上、適切な設定を行うには、熟練や経験が必要であった。適切な設定により糊付後の糸は、強度、伸度などの物性値を織布に必要かつ充分な値にすることができる。熟練者は勘と経験により糊付機の設定と物性値との関係を把握しており、それによって適切な設定を導き出しているが、経験のない素材や新しい状況下では試行錯誤を繰り返す必要があった。また、経験の浅い作業者が教育を受ける場合にも、勘や経験に基づく各設定項目と物性値との相関関係を学ぶことは難しかった。

従来、多変数間の相関関係を見るためには回帰分析、ファジィモデリングなど様々な手法が提案されている。中でもファジィモデリングは非線形システムのモデルを精度良く同定でき、かつルールが言語で表されるため定性的で理解しやすい。ファジィニューラルネットワーク（ＦＮＮ）[2]は、ファジィルールの同定やメンバシップ関数の調整をニューラルネットワークの学習機能により自動化しており、ファジィモデリングに有効である[3]。

本稿では、たて糸糊付工程の運転支援システムの構築を目指して、ＦＮＮにより、たて糸糊付工程のファジィモデリングを行う。同一前提条件（使用原糸、使用織機、作成する織物）のもとに、たて糸糊付機の設定値を入力、糊付糸の物性値もしくは着糊量を出力として、ファジィモデリングを行い、両者の相関関係を明らかにする。得られたモデルは運転支援を行うのに充分な精度を実現し、ファジィルールは熟練者の持つ経験則と良く合致した。さらには、従来知られていなかったルールが新たにいくつか見出されるなど、本モデルによる運転支援システム実現の可能性が示された。

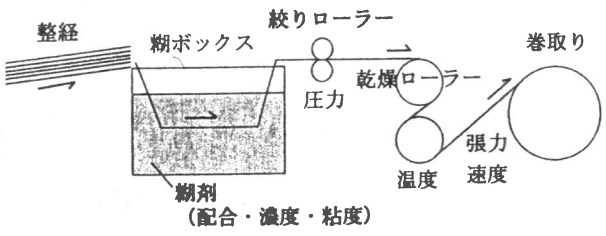


図１　たて糸糊付機の概念図

2．たて糸糊付工程

たて糸糊付工程は、織布を行うための準備工程である。その概要を図１に示す。まず５０００～７０００本のたて（経）糸を、それぞれのコーンから引き出し、シート状に集めてそろえる整経工程を経て、糊ボックス内の水蒸気によって熱せられた糊剤中に通し、絞りローラーにより圧力をかけて絞る。そしてこれを加熱した乾燥ローラーに通して乾燥させた後、シート状にくっつき合っている糸を１本ずつ分割する。最後に巻取りローラーにより張力をかけつつ一定速度で巻取る。糊付糸の物性値に対して経験的に重要であると考えられている糊付機の設定項目には、糊剤の配合・濃度・粘度、絞りローラーの圧力、乾燥ローラーの温度、巻取り速度及び張力がある。中でも糊剤の濃度、粘度、絞りローラーの圧力（絞圧）、巻取り速度が特に重要であると考えられている。

適切なたて糸糊付の必要条件は、糊付糸の強度・伸度が充分あること、毛羽（糸から枝状に分かれているもの）の数が少ないこと、耐摩擦性が強いことが挙げられる。強度・伸度は織布工程で、張力をかけても糸切れが起こらないようにするために必要であり、毛羽数、耐摩擦性については緯（よこ）糸を通す開口部での上下運動によって、それぞれ開口不良や糸切れが起こらないようにするため必要である。中でも強度の重要性が最も高く、次に伸度が重要である。毛羽数や耐摩擦性の必要条件は織布効率を上げるために要求される。

たて糸糊付に関して熟練者の知識は次の２段階に分けられる。まず、使用する原糸の素材・番手、織機の種類・速度、作成する織物の組織、コストなどの前提条件から、糊付糸の満たすべき物性値を推測する。次にその物性値を実現する適切な糊付機の設定値を推定する。しかし、実際は物性値を直接考慮するのではなく、物性値と密接な相関があると考えられている着糊量を目安に、糊付機を設定している。ここで、着糊量とは原糸に対する糊の付着量の重量比で表わされ、熟練者の知識に密接に結びついたパラメータである。なぜなら、糊付糸の物性値の測定には手間とコストがかかるため、通常の操業では測られていない。熟練者は定性的には糊付機の設定と物性値との関係を把握しているものの、定量的には着糊量を通してしか考慮できない。熟練者が把握している定性的（一部定量的）な経験則をまとめると、図２のように少なくとも１２個が挙げられる。(Ⅰ)から(Ⅳ)は各設定値と着糊量との関係を、(Ⅴ)から(Ⅷ)は着糊量と各物性値（強度、伸度、毛羽数、耐摩擦性）、(Ⅸ)は強度と伸度、(Ⅹ)から(Ⅺ)は各設定値と毛羽数との関係を表わしている。図中点線で表されているものは単に増加・減少の傾向が捉えられているだけであるが、実線で表されているものは熟練者がある程度変化の様子を把握していることを示す。図中のハッチング部分は通常の操業では用いられていない領域である。

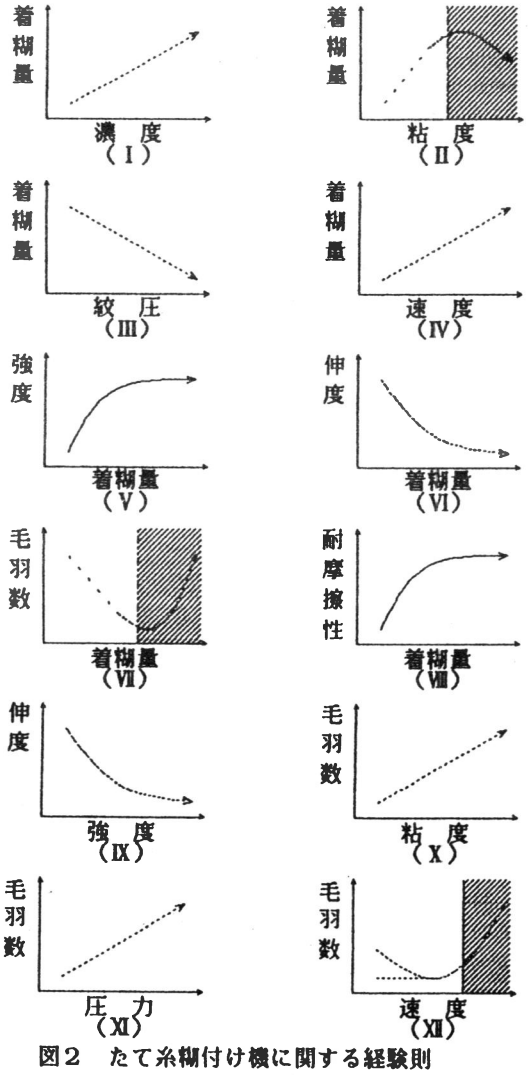


図２　たて糸糊付け機に関する経験則

３．ファジィモデリング

本稿では、前提条件を一定として、物性値・着糊量と糊付機の設定値との間のファジィモデルの構築を行う。使用したデータは、経験的に重要と考えられている糊剤の濃度、粘度、絞圧、巻取り速度を設定項目として糊付を行い、着糊量、糊付糸の強度、伸度、1mm以上の毛羽数、3mm以上の毛羽数、1000回の摩擦抱合力試験結果、2000回の摩擦抱合力試験結果を測定したもので、総数は３２個である（表１）[1]。濃度、粘度、絞圧、速度を入力変数、強度（モデル①）、伸度（モデル②）、毛羽数(1mm以上)（モデル③）、毛羽数(3mm以上)（モデル④）、摩擦抱合力試験結果(1000回)（モデル⑤）、摩擦抱合力試験結果(2000回)（モデル⑥）、着糊量（モデル⑦）をそれぞれ独立に教師信号として与えてファジィモデリングを行う。

ファジィモデリングの手法としては、ファジィニューラルネットワーク（ＦＮＮ）[2]のTYPE Ⅰ[2]、すなわち後件部が定数 wfである簡略化ファジィ推論を用いる。ＦＮＮでは、前件部メンバシップ関数を表すパラメータ wc, wg、及び後件部定数 wfをニューラルネットワークの結合荷重として表現し、学習によって wc, wg, wfの同定を行う。この同定に使用したデータは２４組であり、２４組のデータを一通り提示した後に結合荷重を更新するものとする。評価用に使用したデータは４個である。また、wc, wgの学習率は、表２のように設定した。wfの学習率は 0.1とし

表１　糊付機の設定値と着糊量及び物性値のデータ

試料No.	処方	濃度(%)	粘度(cps)	絞圧(kg)	速度(m/min)	着糊量(%)	強度(g)	伸度(%)	毛羽数(本/m) 1mm以上	3mm以上	摩擦抱合力(g) 1000回	2000回
1	LM処方	8.9	130	1000	40	12.4	265	3.2	72.3	2.7	1.5	2.0
2	〃	7.7	74	1500	40	8.7	252	3.1	94.4	6.7	1.5	2.0
3	〃	7.7	74	1250	40	8.3	241	2.8	85.5	9.3	1.5	2.0
4	〃	7.7	74	1000	40	8.4	252	3.3	92.4	10.3	1.5	2.0
5	〃	7.7	74	750	40	9.3	262	3.0	87.5	8.0	2.0	2.5
6	〃	7.7	72	500	40	10.5	266	2.9	81.4	7.7	2.0	2.5
⋮												
26	LM処方	10.8	34	1000	70	11.2	262	3.3	73.4	12.7	1.5	2.0
27	〃	10.7	34	1500	100	11.2	266	3.4	30.6	9.0	1.5	2.0
28	〃	10.7	34	1250	100	11.0	279	3.1	80.8	8.3	1.5	2.5
29	〃	10.7	34	1000	100	11.6	264	3.6	63.4	11.7	1.5	2.5
30	〃	10.8	34	500	40	10.1	265	3.5	96.0	8.5	1.5	2.5
31	〃	9.5	21	1500	40	8.4	206	3.7	58.8	3.6	2.0	3.0
32	〃	9.5	21	1000	40	7.9	198	3.4	58.8	7.0	2.0	3.0

注）毛羽数は敷紡の毛羽カウンターによる。
摩擦抱合力試験はＴＭ式の合度試験機による。（荷重400g/20本）

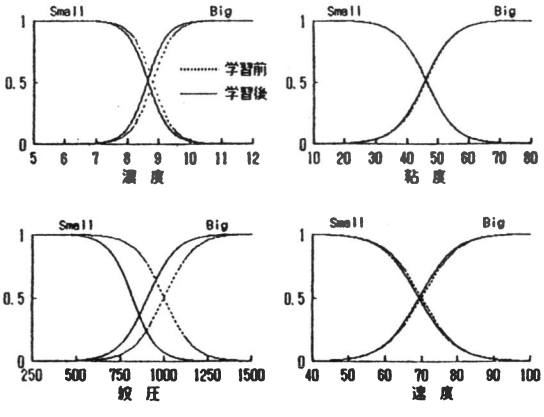


図３　メンバシップ関数（モデル⑦）

表2　各モデルにおけるwc, wgの学習率

モデル	教師信号	wc, wgの学習率
①	強度	5×10^{-6}
②	伸度	1×10^{-2}
③	毛羽(1mm以上)	1×10^{-5}
④	毛羽(3mm以上)	5×10^{-3}
⑤	摩耗複合力試験(1000回)	1×10^{-2}
⑥	摩耗複合力試験(2000回)	1×10^{-2}
⑦	着糊量	1×10^{-3}

表3　各モデルにおける精度

モデル	J1(%)	J2(%)
①	1.67	2.79
②	4.52	12.9
③	5.02	4.60
④	10.3	9.72
⑤	6.65	7.41
⑥	6.84	6.27
⑦	5.89	3.95

た。前件部のメンバシップ関数はモデル①～⑦のいずれも4入力全てについてSmall、Bigの2分割とし（図3）、2000回の学習を行った。図のメンバシップ関数はモデル⑦についてのもので、破線が学習前、実線が学習後である。

4．計算結果

①～⑦のモデルについて、モデルの精度を表3に、得られたファジィルールを表4.1～4.7に示す。また、モデル⑦の入出力データと出力推定値を表5に示す。表3のJ1, J2はそれぞれ同定用データ、評価用データに対する平均相対誤差であり、次式で決定される。

$$J=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i-y_i^*|}{y_i}\times100(\%)\qquad(1)$$

ここで、nはデータ数、y_iは教師信号、y_i^*は出力推定値である。どのモデルもJ1、J2ともに約10%以内となっており、特にモデル①③⑦については高精度を実現した。

表4.1～表4.7はモデル①～⑦の後件部定数を表わしたものであるが、ここではファジィ推論に重心法を用いているので、後件部定数の値はそのファジィ部分領域での出力推定値にほぼ相当する。したがってこれらの表から、各入力変数が出力推定値に及ぼす影響を読み取ることができる。ルール表の空白の部分はその領域に該当するデータがないことを意味する。表4.7では着糊量に関する経験則(Ⅰ)～(Ⅳ)が表されている。

このことを確認するためにモデルの入力変数のうち、1変数のみを段階的に変化させて出力推定値を求めた結果が図4である。図中の各曲線には変化した入力変数が併記されている。残りの変数は特に記さない場合は最大値と最小値の中央値に固定した。例えば、速度については同定用データが偏っているため、粘度を平均より小さい値に固定したことを示すために"速度（低粘度）"と記してある。図4.7はルール表で確認した経験則(Ⅰ)～(Ⅳ)が明確に現れている。

図4.1はどの変数の傾向も図4.7のものと酷似しており、経験則（Ⅰ)～(Ⅳ)での着糊量を強度に置換えた規則が成り立つことが予想され、経験則(Ⅴ)での両者の相関は明らかである。また、図4.1で強度は濃度の変化の影響を最も大きく受けているが、濃度の重要性が高いという経験則に合致する。

図4.2では濃度、絞圧、速度のいずれも図4.7とは逆の傾向を示しており、経験則(Ⅵ)を示唆するものである。さらに、強度が濃度と比例する傾向があるので（図

表4.1　強度のファジィルール表（モデル①）

後件部定数（強度）	濃度			
	Small		Big	
	絞圧		絞圧	
粘度 \ 速度	Small	Big	Small	Big
Small S	259.19	250.09	149.13	266.95
Small B		260.66		281.36
Big S	266.22	252.93	273.78	271.13
Big B		265.25		

表4.2　伸度のファジィルール表（モデル②）

後件部定数（伸度）	濃度			
	Small		Big	
	絞圧		絞圧	
粘度 \ 速度	Small	Big	Small	Big
Small S	2.449	2.109	1.674	3.324
Small B		1.675		3.637
Big S	2.983	3.170	2.497	2.581
Big B		3.466		

表4.3　毛羽数(1mm以上)のファジィルール表（モデル③）

後件部定数（毛羽数 1mm以上）	濃度			
	Small		Big	
	絞圧		絞圧	
粘度 \ 速度	Small	Big	Small	Big
Small S	78.709	83.745	69.362	98.206
Small B		85.117		80.385
Big S	84.904	90.967	68.720	73.065
Big B		103.147		

表4.4　毛羽数(3mm以上)のファジィルール表（モデル④）

後件部定数（毛羽数 3mm以上）	濃度			
	Small		Big	
	絞圧		絞圧	
粘度 \ 速度	Small	Big	Small	Big
Small S	8.612	9.551	3.428	7.466
Small B		7.800		11.035
Big S	7.725	8.527	3.603	5.008
Big B		8.141		

表4.5　摩耗複合力試験(1000回)のファジィルール表（モデル⑤）

後件部定数（摩耗複合力試験 1000回）	濃度			
	Small		Big	
	絞圧		絞圧	
粘度 \ 速度	Small	Big	Small	Big
Small S	2.175	2.065	1.399	1.682
Small B		1.316	1.377	1.637
Big S	2.051	1.373	1.449	1.442
Big B	1.367	1.676		

表4.6　摩耗複合力試験(2000回)のファジィルール表（モデル⑥）

後件部定数（摩耗複合力試験 2000回）	濃度			
	Small		Big	
	絞圧		絞圧	
粘度 \ 速度	Small	Big	Small	Big
Small S	2.495	2.657	1.289	2.591
Small B		2.332	1.673	2.707
Big S	2.548	1.884	2.017	1.674
Big B	1.782	2.854		

表4.7　着糊量のファジィルール表（モデル⑦）

後件部定数（着糊量）	濃度			
	Small		Big	
	絞圧		絞圧	
粘度 \ 速度	Small	Big	Small	Big
Small S	7.884	6.494	8.740	8.519
Small B		7.946		12.743
Big S	10.027	8.127	13.369	10.035
Big B		11.933		

表5.1　入出力データ（同定用）及び出力推定値

No	濃度	粘度	絞圧	速度	教師信号	出力推定値
2	7.7	74	1500	40	8.7	8.23
4	7.7	74	1000	40	8.4	8.40
5	7.7	74	750	40	9.3	9.90
6	7.7	72	500	40	10.5	10.17
8	7.7	72	1000	100	10.8	10.94
9	6.8	42	1500	40	7.1	7.02
10	6.8	42	1000	40	7.2	7.14
11	6.9	40	500	40	8.8	8.37
12	9.7	72	1500	40	9.8	9.93
13	9.7	72	1000	40	10.9	10.20
14	9.7	72	500	40	13.0	13.16
15	8.7	47	1500	40	7.5	8.47
16	8.7	47	1250	40	8.0	8.47
17	8.7	47	1000	40	8.3	8.62
19	8.7	40	500	40	10.0	9.14
20	8.7	40	1000	70	8.9	8.72
21	8.6	40	1000	100	9.8	9.17
22	7.9	30	1500	40	7.0	6.75
24	6.9	18	500	40	7.2	7.87
25	10.8	34	1000	40	7.0	8.68
26	10.8	34	1000	70	11.2	10.19
28	10.7	34	1250	100	11.0	11.89
29	10.7	34	1000	100	11.6	11.49
30	10.8	34	1500	40	10.1	8.65

表5.2　入出力データ（評価用）及び出力推定値

No	濃度	粘度	絞圧	速度	教師信号	出力推定値
3	7.7	74	1250	40	8.3	8.24
7	7.7	72	1000	70	9.8	9.76
18	8.7	47	750	40	8.9	10.01
23	7.9	30	1000	40	7.0	6.86

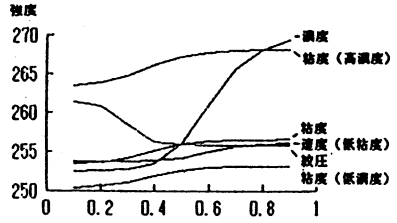


図4.1 モデル①の入出力関係

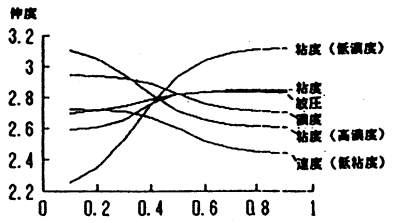


図4.2 モデル②の入出力関係

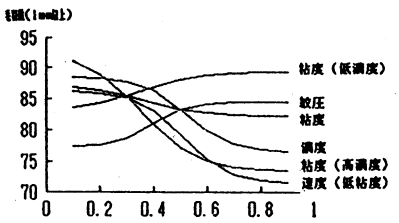


図4.3 モデル③の入出力関係

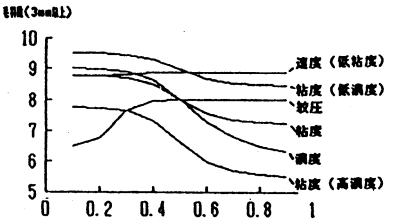


図4.4 モデル④の入出力関係

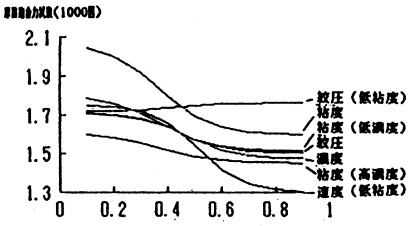


図4.5 モデル⑤の入出力関係

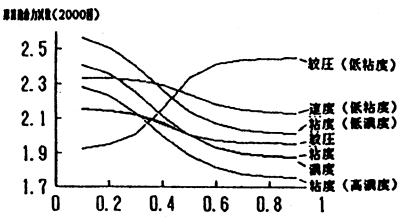


図4.6 モデル⑥の入出力関係

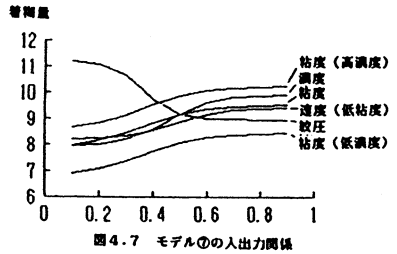


図4.7 モデル⑦の入出力関係

図4 各モデルにおける入出力関係

グラフの横軸はそれぞれの入力変数 x において

$$p = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

で表わされる値である。

使用したデータ

濃度　　：濃度$_{min}$=6.8,濃度$_{max}$=10.8,粘度=52,絞圧=1000,速度=40
粘度　　：濃度=8.8,粘度$_{min}$=30,粘度$_{max}$=74,絞圧=1000,速度=40
粘度(低濃度)：濃度=7.8,粘度$_{min}$=30,粘度$_{max}$=74,絞圧=1000,速度=40
粘度(高濃度)：濃度=9.8,粘度$_{min}$=30,粘度$_{max}$=74,絞圧=1000,速度=40
絞圧　　：濃度=8.8,粘度=52,絞圧$_{min}$=500,絞圧$_{max}$=1500,速度=40
絞圧(低粘度)：濃度=8.8,粘度=40,絞圧$_{min}$=500,絞圧$_{max}$=1500,速度=40
速度(低粘度)：濃度=8.8,粘度=52,絞圧=1000,速度$_{min}$=40,速度$_{max}$=100

4.1）、間接的に経験則(IX)も示唆している。しかし、粘度に関しては高濃度では(VI)の傾向を示しているが、低濃度になるにつれ、異なる傾向を示す。

図4.3及び図4.4では、濃度が経験則(I)と逆の傾向を示すことは経験則(VII)を支持している。粘度（低濃度）は経験則(X)を、粘度（中濃度、高濃度）は経験則(II)+(VI)を表わしており、濃度が高くなると、その影響力が増すからであると考えられる。つまり、経験則(X)よりも(VII)の方が「強い」経験則であると言える。絞圧については経験則(XI)が明らかである。速度に関しては、他の変数の影響が大きく横ばいまたは減少 （経験則(XII)）の傾向を一応示している。

図4.5及び4.6では絞圧を除いて図4.7と逆の傾向を示しており、摩擦抱合力試験と耐摩擦性は負の相関関係にあるので、経験則(VIII)が導き出せる。絞圧は低粘度では経験則(VIII)に従うが、高粘度ではその影響力は小さくなる。

以上確認したとおり、得られたモデル①～⑦は経験則I～XIIを良く説明するものであり、

経験則にないルール

XIII：濃度が低くなると、粘度の増加による伸度の減少度合いが減る。

XIV：粘度が高くなると、絞圧の耐摩擦性への影響が減る。

を知ることができた。

5．まとめ

本稿ではＦＮＮにより、糊付機の設定値と蓄糊量や糊付糸の物性値との関係を表わすファジィモデルを獲得した。得られたモデルは精度が良く、熟練者の経験的知識をよく説明した。また、これまではよく分からなかったルールを獲得することができた。本モデルによりたて糸糊付機の運転支援システムの構築の可能性が示された。

最後に、データ等の提供において大変お世話になりました日新サイジング㈱に感謝の意を表します。

参考文献

[1]中部機織サイジング研究会編：製織、No.26,(1992)
[2]堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法、日本ファジィ学会誌,vol.4,No.5,(1992)
[3]S.Horikawa,T.Furuhashi,Y.Uchikawa,and T.Tagawa,"A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Net-works", Proc. of IFES '91, pp562-573, 1991
[4]管野：ファジィ制御、日刊工業新聞社、1988

松下　聖一：名古屋市工業研究所
〒４５６　名古屋市熱田区六番三丁目４－４１
TEL 052-661-3161　　FAX 052-652-6776

一般講演論文

5月20日（木）

［A室］

TA1	制御（応用4）	司会　神酒　勤（九州工業大学）
TA2	制御（方法論1）	司会　中森義輝（甲南大学）
TA4	制御（方法論2）	司会　新宮清志（日本大学）
TA5	制御（方法論3）	司会　前田幹夫（九州工業大学）
TA6	制御（方法論4）	司会　佐野　学（金沢大学）
TA7	制御（方法論5）	司会　山口静馬（山口大学）

［B室］

TB1	意思決定と評価	司会　河村　廣（神戸大学）
TB2	評価の論理	司会　室伏俊明（電気通信大学）
TB4	推論と評価	司会　鬼沢武久（筑波大学）
TB5	エキスパート・システム1	司会　田野俊一（国際ファジィ工学研究所）
TB6	エキスパート・システム2	司会　菊池浩明（富士通研究所）
TB7	エキスパート・システム3	司会　前田陽一郎（三菱電機（株））

［C室］

TC1	ニューラル・ネットワーク（方法論1）	司会　廣田　薫（法政大学）
TC2	ニューラル・ネットワーク（方法論2）	司会　荒尾真樹（オムロン（株））
TC4	ニューラル・ネットワーク（方法論3）	司会　関口　隆（横浜国立大学）
TC5	ニューラル・ネットワーク（応用1）	司会　影井 清一郎（横浜国立大学）
TC6	ニューラル・ネットワーク（応用2）	司会　山田耕一（国際ファジィ工学研究所）
TC7	ニューラル・ネットワーク（応用3）	司会　畝見達夫（国際ファジィ工学研究所）

［D室］

TD1	論理1	司会　村井哲也（北海道教育大学）
TD2	論理2	司会　國藤　進（北陸先端科学技術大学院大学）
TD4	知的情報処理1	司会　椹木哲夫（京都大学）
TD5	知的情報処理2	司会　赤間　清（北海道大学）
TD6	知的情報処理3	司会　和多田淳三（大阪工業大学）
TD7	言語	司会　馬野元秀（大阪大学）

TA1-1

自律型移動ロボット「ＤＲＥＡＭ－１」の縦列駐車実験

An Experiment of the Autonomous Mobile Robot 「DREAM-1」 for its Flush Parking

宮田仁志+, 三浦正嗣, 河野英正, 大北正昭

Hitoshi MIYATA+, Masatsugu MIURA, Hidemasa KOUNO and Masaaki OHKITA

鳥取大学工学部電気電子工学科, +米子工業高等専門学校電気工学科

Department of Electrical and Electronic Engineering
Faculty of Engineering, Tottori University
+Department of Electrical Engineering
Yonago National College of Technology

Abstract

We consider computer simulation of the fuzzy control of an autonomous mobile robot for the flush parking and the removal from a parking lot. In such control, the fuzzy rules can be derived by modelling driving actions of a car. It is emphasized that the forward and reverse movements of the robot can be controlled smoothly by using simple membership functions.

An autonomous mobile robot 「DREAM-1」 travelling based on these fuzzy rules has been designed and constructed, which is controlled by the fuzzy control theory. In this robot, the location and position of the robot can be recognized with an aid of the distance information obtained by six supersonic transducers installed in the upper part of the mobile robot. Our robot was well controlled for its flush parking.

1．はじめに

ファジィ理論は制御への応用に適した理論として最近特に注目されている．また，ファジィ理論の応用分野は広範囲にわたっているが，列車の制御，浄水場の制御，家庭用電気製品などで，既に実用化されている[1]-[3].

我々は，乗用車のような４輪車両の走行制御に着目し，これをモデル化して，ファジィ理論に基づいた自律型移動ロボット「DREAM-1」を試作した[4]．「DREAM-1」は，走行のスタート，コースの選択の信号を外部より与えてやれば，コース内の位置及び姿勢を判断しながら自律走行を開始する．

このロボットを用いて走行実験を行い，右折，左折，クランクなどの比較的簡単なコースでの走行[5] については，昨年度の鳥取大学工学部主催のファジィとニューロに関する公開講座の際の公開実験でそのスムーズな制御が確認できた[6].

また，車の運転の中でも，初心者には比較的難しいと思われる縦列駐車を取り上げ，シミュレーションを行い [7] それに基づいて走行実験を行った．本論文では，その制御方法について述べる．

2．走行制御の原理

本制御で用いたファジィ変数は単調型と呼ばれるもので，メンバーシップ関数は単調減少または単調増加で直線型と呼ばれるものを用いた[8]．ここでは，メンバーシップ関数を次のように表す．

$$X_{ij}(x) = a_{ij}x + b_{ij}, \quad -1 \leq x \leq 1, \qquad (1)$$

ここで $0 \leq a_{ij}x + b_{ij} \leq 1$,

$i = 1, 2, \ldots, m, \quad j = 1, 2, \ldots, n.$

a_{ij} 及び b_{ij} は，ロボットの走行するコースの形状及びロボットの構造，位置関係により決まる定数である．

j番目のルールは，次のように書ける．

$$R^j : \text{if } x_1 \text{ is } X_{1j}(x_1),\ x_2 \text{ is } X_{2j}(x_2), \ldots, \text{and } x_m \text{ is } X_{mj}(x_m), \text{ then } y \text{ is } Y_j(y). \qquad (2)$$

ここで，$x_1, x_2 \ldots, x_m$ は，制御対象の状態に関する情報を示す．y は，制御対象に対する入力を示す．$Y_j(y)$ は，y に対するファジイ変数を示し，$Y_j(y)=c_jy+d_j$ であり，係数c_j および d_jは，走行ロボットの大きさ及び前輪方向切り角機構の特性により決まる．

ファジイ制御器に対する入力を

$$\left.\begin{array}{l} x_1 = x_1^0 \\ x_2 = x_2^0 \\ \cdots\cdots \\ \cdots\cdots \\ x_m = x_m^0 \end{array}\right\} \qquad (3)$$

とすると，

j番目のルール R^j に対する適合度は，

$$w_j = X_{1j}(x_1^0) \cap X_{2j}(x_2^0) \cap \ldots \cap X_{mj}(x_m^0)$$

$$= \bigcap_{i=1}^{m} X_{ij}(x_i^0). \qquad (4)$$

次に，制御ルールの後件部において，y_jは次の関係を満足する値である．

$$w_j = Y_j(y_j). \qquad (5)$$

y_j(j=1, 2, ..., n)は，次のように書ける．

$$y_j = Y_j^{-1}(w_j), \quad j=1, 2, \ldots, n. \qquad (6)$$

結果的には，ファジィ制御器への入力 y^0 は，

$$y^0 = \sum_{j=1}^{n} w_j y_j \Big/ \sum_{j=1}^{n} w_j \qquad (7)$$

により決まる．

3．移動ロボットの計算機シミュレーション

計算機シミュレーションによって描かれるモデルの軌跡をより移動ロボットの描く軌跡に近づけるためにも，四輪モデルを考える．また，計算機シミュレーションによって得られるモデルの制御ルール，メンバーシップ関数の最適化を試みる．

3-1　計算機シミュレーションを行うための条件

縦列駐車を行う場合の移動ロボットの描く軌跡の計算機シミュレーションを行うために，いくつかの条件を定める．

移動ロボットのモデルの軸距（ホイールベース）と輪距（トレッド）の比は，移動ロボットの軸距と輪距の比と等しくする．また，駐車場の大きさ，位置はすでに分かっているものとする．駐車場の大きさによってはモデルが入りきらないということも考えられるが，ここでは，モデルが入ることが出来るだけの大きさがあるかという判断をせず，駐車場の大きさはモデルが十分に入れるような状態にあるとする．モデルの速度は一定にしてあり，加速，減速は行わないようにする．車輪の動きについては，移動ロボットの車輪の動きに合わせて，左右35度まで動くとし，推論結果がそれ以上の動きを要求したときには，35度を保持するようにする．現実の車の場合にバックから駐車場へ入ることが多いので，モデルはバック走行により駐車場へ入るようにしている．

3-2　入力変数

ファジィ制御を実際に適用するとき，最初に問題となるのは，ファジィ制御ルールをどのように作成するかということである．従来の制御のようには設計手法は確立されていないが，設計の手順は整理されている．

その手順としては，制御ルールの形式と推論法を定めて，具体的に制御ルールを記述することである．従って，問題となるのは前件部と後件部を適当に決定することである．

そのために，まず，制御のための情報すなわちファジィ制御ルールの前件部変数の選択を行わなければならない．また的確な入力変数を選ぶことによって，モデルは簡略化される．

ここでは，ファジィ推論に用いる入力変数X_1，X_2，X_3およびX_4を Fig.1のように考える．具体的には，

X_1は，移動ロボットのモデルの左側面から，側面と対面しているコースの端までの距離，

X_2は，モデルの右側面から，側面と対面しているコースの端までの距離，

X_3は，モデルの後面から対面している駐車場の端までの距離，

X_4は，モデルの前面から対面している駐車場の端までの距離である．

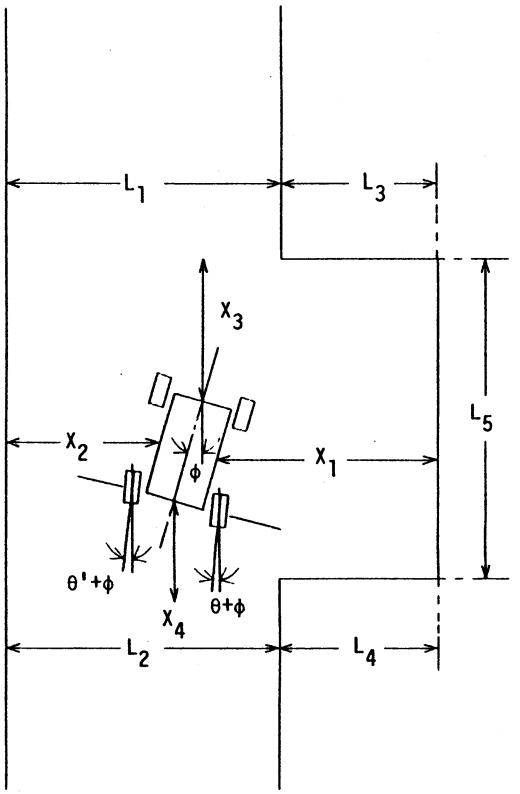


Fig.1　入力変数の定義

3-3　制御ルール

Fig.1 に示すような駐車場を持つコースの中で，モデルが縦列駐車を行うときの走行制御について考える．走行制御をさせるにあたり制御ルールを３つの状況に分けて考える．モデルがコースの初めの位置からバック走行によって駐車場近くまで行き着くまでの制御をルール 1，次にモデルの一部または全部が駐車場へ入ってから前輪を切り替えして前進するための制御をルール 2，最後に駐車場内でのバック走行を制御をルール 3で行う．このときのファジィ制御ルールは，それぞれ，次のように書ける．

ルール 1　（バック走行）

If X_1 is BIG　and X_3 is BIG　then θ is to be LEFT.

If X_1 is MEDIUM and X_3 is SMALL then θ is to be RIGHT.

If X_1 is SMALL and X_3 is SMALL then θ is to be RIGHT.
If X_3 is BIG then θ is to be LEFT.

ルール 2 （前進走行）
If X_1 is SMALL and X_3 is BIG then θ is to be LEFT.
If X_1 is SMALL and X_3 is SMALL then θ is to be RIGHT.

ルール 3 （バック走行）
If X_1 is SMALL and X_3 is BIG then θ is to be LEFT.
If X_1 is SMALL and X_3 is SMALL then θ is to be LEFT
If X_1 is SMALL and X_3 is SMALL then θ is to be RIGHT.
If X_1 is SMALL and X_4 is SMALL then θ is to be RIGHT.

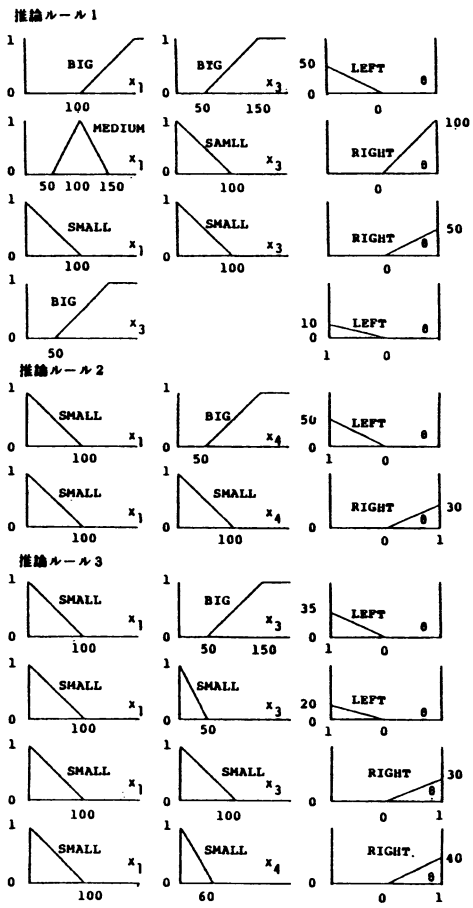


Fig.2 メンバーシップ関数

モデルが駐車場に入る場合の制御ルールのメンバーシップ関数を変えながら計算機シミュレーションを行い，モデルが描く軌跡の最適な場合のメンバーシップ関数を Fig.2 に示す．

Fig.2 において，BIG,MEDIUM及びSMALL が前件部のファジィ変数であり，RIGHT及びLEFT が後件部のファジィ変数である．

3-4 シミュレーション結果

第3章3節で示した制御ルールを用いて行った計算機シミュレーションの結果は Fig.3のように表すことができる．Fig.3 (a),(b)及び(c)は，それぞれ，モデルの最初にいる位置を変えて計算したもので，どの位置からもスムーズに駐車場に入っていることが分かる．

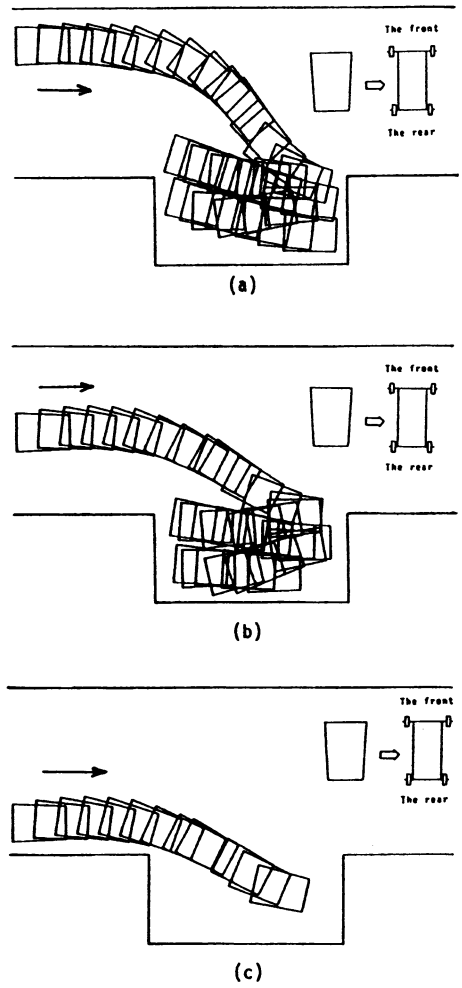


Fig.3 シミュレーション結果
(a)駐車場より遠い側から(b)中央から(c)近い側からスタートする場合

4．移動ロボットの走行実験

第3章で述べた制御ルールを基にして，我々が試作した移動ロボット「DREAM-1」を用いて走行実験を行った．実際に実験することで作成した制御ルールの有用性を示す．

4-1 「DREAM-1」のハードウェア構成

「DREAM-1」は，ファジィ推論計算及び，赤外線センサ，超音波センサ，DCモータ，パルスモータの制御のために3つのマイクロコンピュータシステムを用いている．Fig.4 にそのハードウェアのブロック図を示す．

移動ロボットは，外部から赤外線センサにより走行の開始を伝えると，コース内の位置及び姿勢を判断しながら走

行する．その位置および姿勢は，ロボット自体と走行路端との間の距離を，ロボット上部の前後及び側面に搭載した６組の超音波センサにより計測し決定される．また，前輪の方向角の制御をパルスモータにより，ロボットの速度制御を後輪部のDCモータのPWM 制御により行っている．

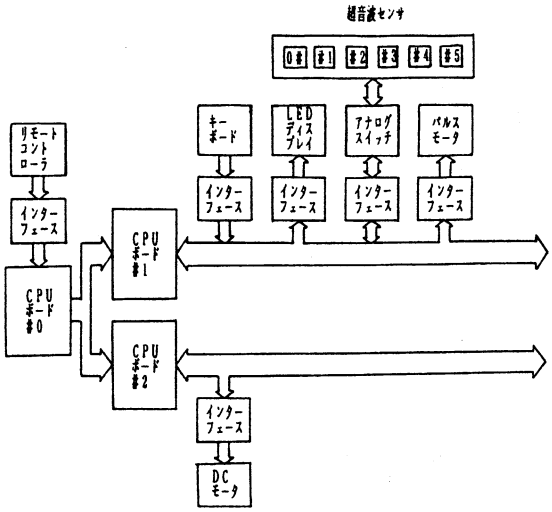


Fig.4　移動ロボットのハードウェア・アーキテクチャ

4-2　実験方法

まずコースの寸法を決めてベニヤ板を用いて壁を構成する．これにより超音波センサによる距離の測定を可能にした．そして実際にコース内を走らせてみて切り替えしタイミングが合うようにメンバーシップ関数を調整し実験を終了する．　Fig.5 に実際に使用したコースの寸法と「DREAM-1」の大きさを示す．

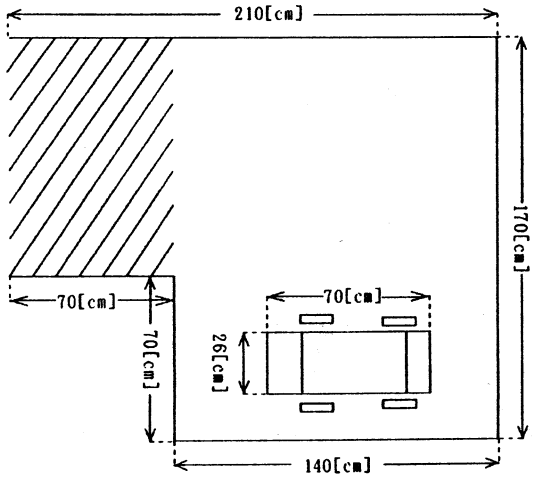


Fig.5　コースとロボットの寸法

4-3　実験結果

さきに述べた方法で実験を行ったところ，走行開始時の位置及び姿勢を変化させてもスムーズに走行し，シミュレーションの結果とほぼ同様の軌跡が確認できた．

5．検討

計算機シミュレーションでは，移動ロボットがごく低速度で走行する場合即ちロボット自体の慣性が無視できる場合を考えている．移動ロボットには自重があるので，慣性について検討し，「すべり」の効果を考慮したシミュレーションを行う必要がある．それゆえ，移動ロボットを実際に走行させるには多少の調整が必要であると考えられる．

また，走行実験においては，移動ロボットは，ロボット自体と走行路端との間の距離は，ロボットの前後及び側面に搭載した 6組の超音波センサを用いて決定される．この場合，超音波センサ送波器から発射されたパルス信号が，対象物に垂直に当たる場合が対象物からの反射波がセンサ受波器により受信されやすく，センサと対象物との間の距離を正確に測定できる．しかしながら，移動ロボットが駐車場に入る場合，移動ロボットがその方向及び姿勢を変えるので，この条件から外れる場合が多い．この問題が今後の課題として残される．

6．おわりに

ファジィ制御理論を用いて，縦列駐車の場合の計算機シミュレーションを行った．これにより，縦列駐車のような複雑な走行制御が単純なファジィ制御ルールの組み合せにより実行できることを明らかにした．今回，我々が作成した制御ルールは縦列駐車を行う場合の人間の動作を基にしたもので，切り替えしの様子がうまく表現できた．

また，試作した移動ロボットを用いて走行実験を行い，シミュレーションで用いた制御ルールの有用性を示した．

参考文献

[1] 安信，宮本，井原，" Fuzzy 制御による列車定位置停止制御"，計測自動制御学会論文集，19巻，11号，873-880頁，(1983).

[2] 柳下，伊藤，菅野，" ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用"，システムと制御，28巻，10号，597-604頁，(1984).

[3] 日本ファジィ学会，特集　ファジィ応用製品・技術　日本ファジイ学会誌，3巻，2号，2-59頁，(1991).

[4] 大北，宮田，前田，神井，小林，" ファジィ理論を用いた走行ロボットの試作"，鳥取大学工学部研究報告，Vol.21,No.1, pp.75-90 ,(1990).

[5] 大北，宮田，小林，"自律型移動ロボット「DREAM-1」の走行制御"，鳥取大学工学部研究報告，Vol.22, No.1, pp.67-81,(1991).

[6] 大北正昭："模型自動車の自律走行"，鳥取大学工学部公開講座「暮しに役立つファジィとニューロ」講義用テキスト，(1991).

[7] H.Miyata and M.Ohkita, "Control of an Autonomous Mobile Robot", Robotics and Flexible Manufacturing Systems,(J.C.Gentina and S.G. Tzafestas(Editors)), Elsevier Science Publishers B.V. (North-Holland), pp.151-160, (1992).

[8] 菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社 (1988).

問い合わせ先　〒680　鳥取市湖山町南 4-101
鳥取大学工学部電気電子工学科　　大北正昭
Tel 0857-28-0321（内線 4191, 4192）
Fax 0857-31-0880

TA1-2

ファジィ制御用設計・調整支援ツール

A design and tuning support tool for fuzzy control

伊藤　正満　　右田　博久　　宮本　章広　　伊藤　修
Masamitsu Itoh　　Hirohisa Migita　　Akihiro Miyamoto　　Osamu Itoh

㈱富士電機総合研究所
Fuji Electric Corporate Research and Development ,LTD

For practical application of fuzzy control to industrial plants, it is necessary to design, tune, and optimize the fuzzy control rules.
In order to simplify these tasks ,we have developed a design and tuning support tool for fuzzy control, which has the following 3 functions:
- A function which guides the designing control rules and membership functions by gathering and arranging knowledge about operator's judgements.
- A function which evaluates the validity of control rules by simulating based on the real operating data.
- A function which guides the adjustment of membership functions and optimization of control rules by using real operating data.

This new support tool is described in this paper.

キーワード：ファジィ制御、支援ツール、制御規則、メンバーシップ関数

1.まえがき

ファジィ制御の普及により、熟練オペレータの経験や勘に頼っていた操作の自動化が進められている。ファジィ制御をプラントに適用する際には、制御規則、メンバーシップ関数の設計、調整、最適化作業が必要となる。我々はこれらの作業を分析し、再構築することにより、体系化した。それにより、設計、調整作業の効率化、簡易化が可能になった。そこで、パーソナルコンピュータで動作し、設計、調整作業の支援を行うファジィ制御規則設計支援システムを開発した。このシステムは、ファジィ制御規則獲得支援ツール、ファジィ制御規則調整支援ツール、ファジィ制御規則評価支援ツールの３つのツールから構成される。

2.ファジィ制御規則設計支援システム

ファジィ制御規則設計支援システムは、

(1)ファジィ制御規則獲得支援ツール
（ＦＲＵＩＴＡＸ－ＷＫ）
オペレータの操作判断とプロセス値を用いて、メンバーシップ関数と制御規則の作成支援を行う。

(2)ファジィ制御規則調整支援ツール
（ＦＲＵＩＴＡＸ－ＷＲ）
操業データを用いて、オペレータの操作値とファジィ推論値の残差の２乗和が小さくなるように、メンバーシップ関数、制御規則の調整ガイドを行う。

(3)ファジィ制御規則評価支援ツール
（ＦＲＵＩＴＡＸ－ＷＳ）
操業データを用いたシミュレーションにより、設計したメンバーシップ関数、制御規則を評価する。

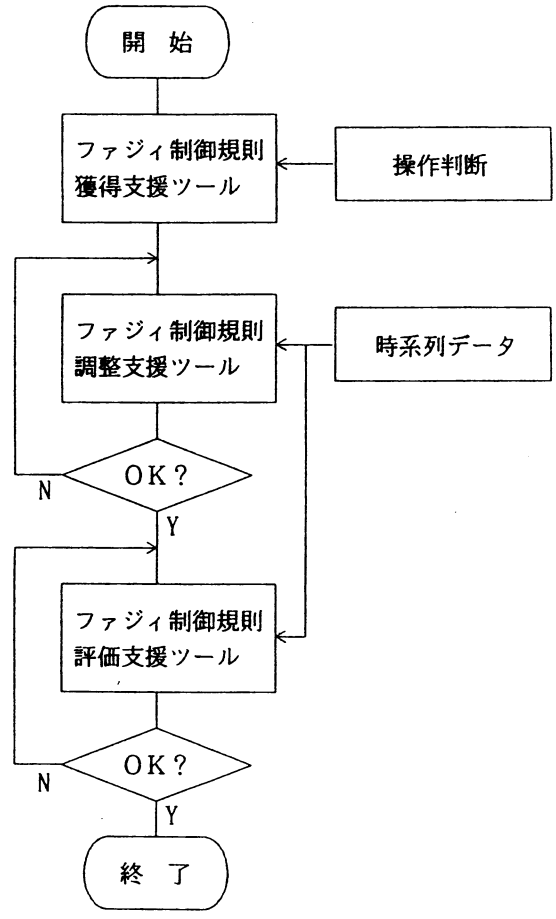


図１　ファジィ制御規則の設計手順

の３つのツールから成る。

これらの３つのツールを用いて、ファジィ制御規則の設計を図１に示すような手順で行う。まず、ファジィ制御規則獲得支援ツールを用いて、オペレータの知識を操作判断とプロセス値という形で収集、整理を行い、その結果からメンバーシップ関数と制御規則の基本設計を行う。次に、ファジィ制御規則調整支援ツールを用いて、オペレータ操作値とファジィ推論値の残差が小さくなるように調整を行う。さらに、ファジィ制御規則評価支援ツールを用いて、作成されたメンバーシップ関数、制御規則と操業の時系列データから、シミュレーションによる評価を行い、設計が終了する。

2.1 ファジィ制御規則獲得支援ツール

ファジィ制御規則獲得支援ツールは、オペレータの操作方法の知識を獲得することにより、制御規則、メンバーシップ関数の作成支援を行うツールである。

オペレータの操作方法の知識は、オペレータが操業の操作手順にしたがって、言語表現と数値で入力することによって得られる。得られた知識ベースは制御規則に対応し、各種の操作判断チェックの結果を参考にして修正を行う。さらに、操作判断の入出力値に対する分布から、メンバーシップ関数を決定する。図２にその手順を示す。

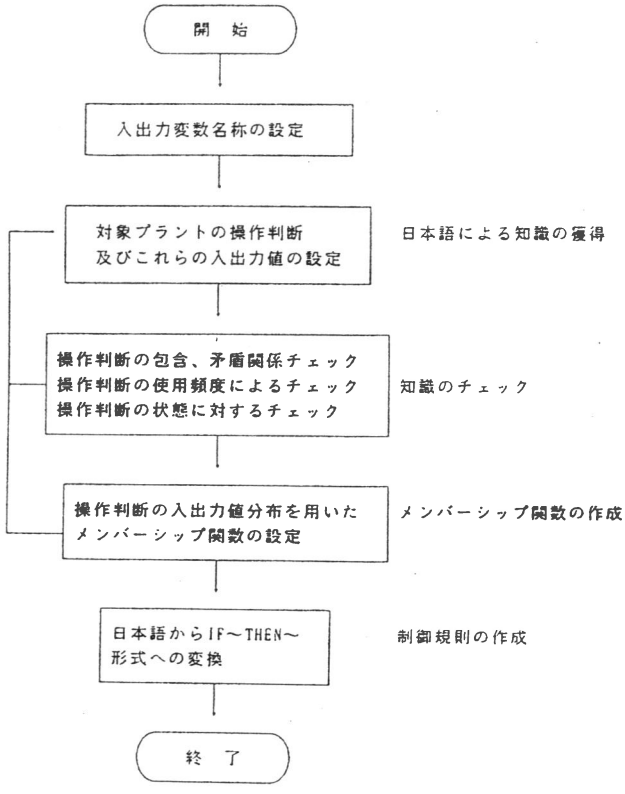


図２　制御規則獲得の手順

主な機能を次に示す。

・操作判断設定機能

オペレータの操作方法を言語表現で設定することにより、操作判断の知識が知識ベースに蓄えられる。また、この時に入出力の値も設定する。図３に画面表示例を示す。この知識ベースをもとに、制御規則とメンバーシップ関数が決定される。

・操作の矛盾チェック機能

知識ベースにおける操作判断の矛盾チェクを行う。前件部が等しく、後件部が異なる場合に矛盾と見なし表示される。

・操作の包含チェック機能

知識ベースにおける操作判断の包含チェックを行う。前件部の命題が包含関係にある場合に表示される。

・入出力変数出現度数表示機能

知識ベースにおける操作判断で、入力変数、出力変数が出現した回数をグラフ表示する。

・操作言語出現度数機能

知識ベースにおける操作判断で、個々の入出力変数に対する出現度数をグラフ表示する。

・操作の頻度表示機能

知識ベースにおける操作判断で、入出力変数の組み合わせが同じものを表示する。

・操作判断グラフ表示機能

操作判断と共に収集した入出力値の分布を表示する。図４に示すように、この画面で分布の度合を参考にしながら、メンバーシップ関数を決定する。

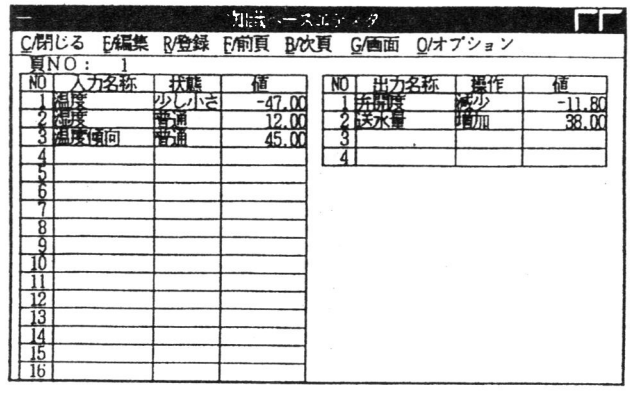


図３　知識ベースエディタの画面表示例

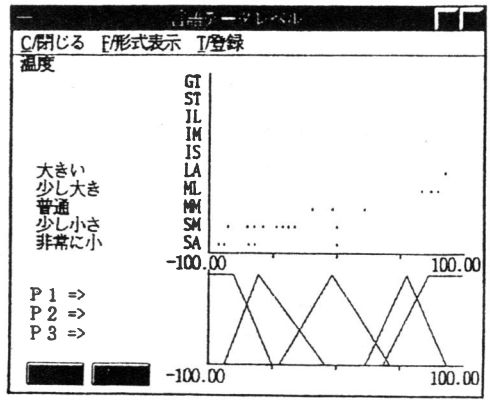


図４　言語データレベルの画面表示例

2.2 ファジィ制御規則調整ツール

ファジィ制御規則調整ツールは、ファジィ推論値が時系列データの出力値に近づくように制御規則、メンバーシップ関数の調整を行うためのツールである。

制御規則、メンバーシップ関数の調整ガイドとして、ファジィ変数調整ガイドおよび制御規則調整ガイドを用意している。ファジィ変数調整ガイドでは前後件部メンバーシップ関数の微調整、制御規則調整ガイドでは制御規則の後件部に対する移動や変更のガイドを行う。

図5に示すように、2種類の調整ガイドの実行を結果の確認をしながら繰り返すことにより、最適な調整を行うことができる。

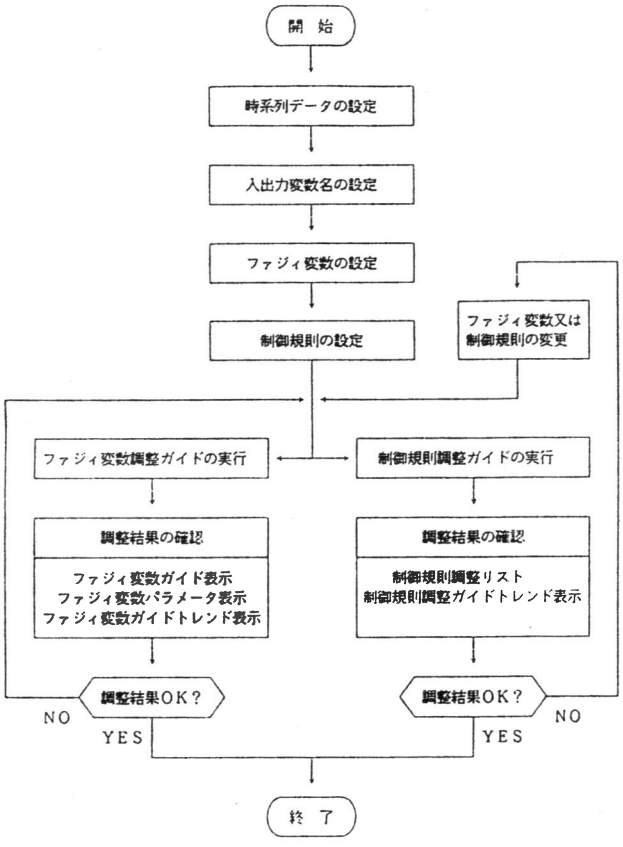


図5　制御規則調整の手順

(1)ファジィ変数調整ガイド[1)]

ファジィ変数調整ガイドは、メンバーシップ関数制御規則、時系列データの入力値（プロセスから得られる計測値）および出力値（オペレータの操作値）を使用して、メンバーシップ関数のパラメータの微調整を行うものであり、オペレータの操作値とファジィ推論値との差、

Σ（オペレータの操作値－ファジィ推論値）^{2}

が最小になるようにメンバーシップ関数のパラメータを変更する。

(2)制御規則調整ガイド

ファジィ推論の総合的な推論結果の内の最も大きく発火した後件部ファジィ変数に注目し、αレベル集合[2)]を導入し、その集合を指標として推論値の評価、後件部ファジィ集合の調整、変更を行う。

主な機能を次に示す。

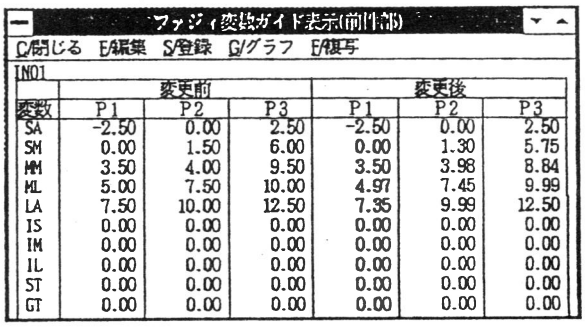
・ファジィ変数調整ガイド機能

ファジィ変数調整前後のファジィ変数の数値およびグラフでの表示をする（図6、図7）。

ファジィ変数調整によって得られたデータをグラフ表示する（図8）。また、入力変数を設定してシミュレーションを行う機能も持つ。

・制御規則調整ガイド機能

制御規則調整ガイドの結果をリスト表示する（図9）。制御規則調整ガイドによって得られたデータをグラフ表示する。


ファジィ変数ガイド表示(前件部)

C/閉じる E/編集 S/登録 G/グラフ F/複写

IN01

変数	変更前 P1	変更前 P2	変更前 P3	変更後 P1	変更後 P2	変更後 P3
SA	-2.50	0.00	2.50	-2.50	0.00	2.50
SM	0.00	1.50	6.00	0.00	1.30	5.75
MM	3.50	4.00	9.50	3.50	3.98	8.84
ML	5.00	7.50	10.00	4.97	7.45	9.99
LA	7.50	10.00	12.50	7.35	9.99	12.50
IS	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
IM	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
IL	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
ST	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
GT	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

図6　ファジィ変数ガイド画面表示例

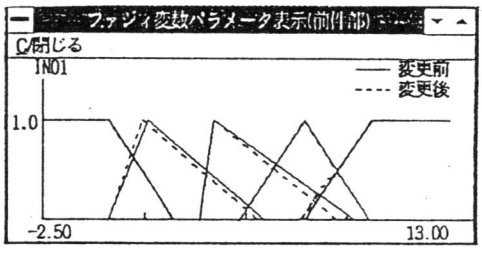


図7　ファジィ変数パラメータ画面表示例

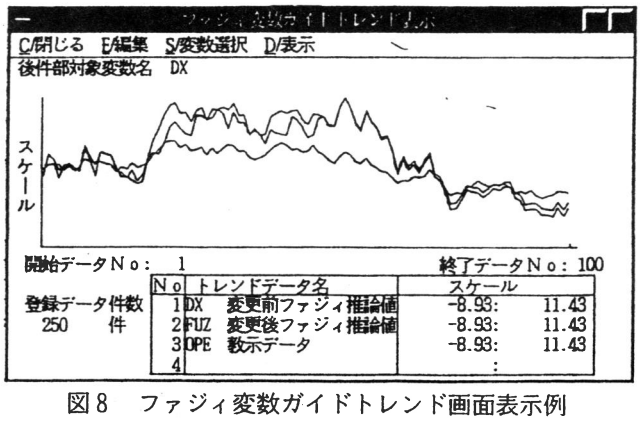


図8　ファジィ変数ガイドトレンド画面表示例

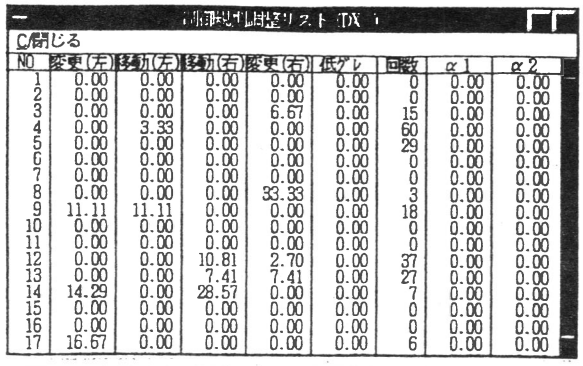


図９　制御規則調整リスト画面表示例

2.3 ファジィ制御規則評価ツール

ファジィ制御規則評価ツールは、操業の時系列データを用いてファジィ推論シミュレーションを行い、推論値と時系列データの出力値との差異を各種の機能により比較検討する事により、制御規則、メンバーシップ関数の有効性を評価することができるツールである。

さらに、制御規則、メンバーシップ関数の変更も容易に行うことができ、シミュレーションにより繰り返し調整を行うことができる。

主な機能を次に示す。

・時系列データ表示機能

時系列データ（操業データ）の入力値、出力値をグラフ表示する。図１０に画面表示例を示す。この時、表示データ中の１データを使用してファジィ推論を行い、その推論結果および有効となった規則毎の命題有効グレードを表示する（図１１）。

・推論演算機能

時系列データの全データを用いて、ファジィ推論演算を行う。

・制御規則有効回数機能

推論演算実行結果に対して、各制御規則の有効回数グレードの合計、最大、平均の値を表示する（図１２）。

・統計リスト機能

推論演算結果に対して、推論値と時系列データの出力値の残差情報を表示する。

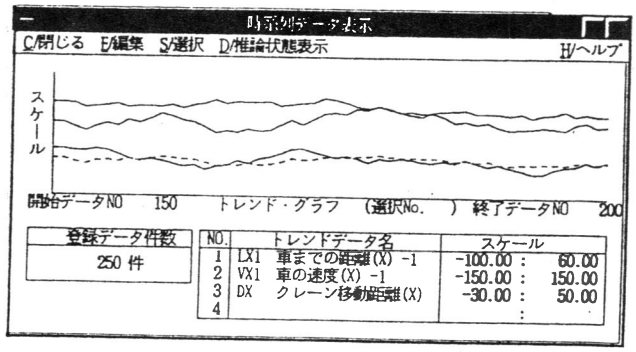


図１０　時系列データ画面表示例

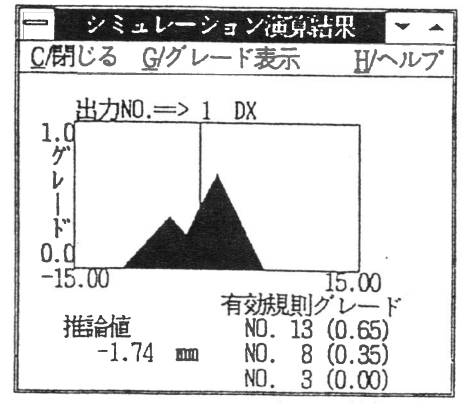


図１１　シュミレーション演算結果画面表示例

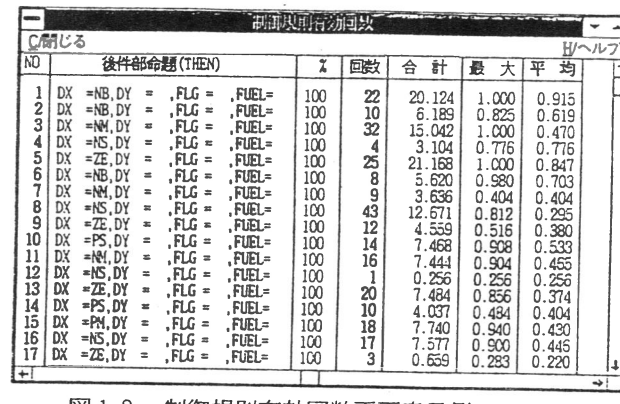


図１２　制御規則有効回数画面表示例

3.あとがき

ファジィ制御用設計・支援ツールであるファジィ制御規則設計支援システムについて、その構成、手法、機能について紹介した。

本システムの適用により、ファジィ制御システムの構築における制御規則、メンバーシップ関数の設計が従来に比べて系統的に行えるようになり作業効率が向上した。今後は、適用実績を増やし更に使いやすいものに改良し、将来的には自動作成を目指して行きたい。

参考文献

1)柳下、宮本：ファジィセルフオーガナイズ手法の開発、第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、PP. 635-638, 1991

2)寺崎他：ファジィシステム入門, 1987

問い合わせ先

〒191 東京都日野市富士町１

㈱富士電機総合研究所　情報システム研究所

ファジィグループ

伊藤　正満

TEL :0425-85-1294

FAX :0425-86-8016

TA2-1

意思決定論に基づく資源制約下での言語制御則の最適設計

Bounded-Optimal Design of Linguistic Control Rules for Value-Based Approximate Control

京都大学工学部　○椹木哲夫、片井修、岩井壮介

Tetsuo Sawaragi, Osamu Katai and Sosuke Iwai
Dept. of Precision Mechanics, Faculty of Eng., Kyoto University
Yoshida Honmachi, Sakyo, Kyoto 606-01, Japan.

Abstract: In a general sensor-based control, many kinds of uncertainties are involved; the error/noises of sensing and actuating devices, the uncertain nature of evidential relationships in a domain and the conceptual ambiguity due to the representation of linguistic rules. The former two types of uncertainties are probabilistic ones, while the third one is a 'fuzzy' one. Distinguishing these three types of uncertainties, we propose a method for designing linguistic control rules based on the normative principles. For this purpose, we at first propose a simple decision model for the general sensor-based control problem using a probabilistic reasoning scheme called influence diagram. Then, keeping this in mind, we discuss about the fuzzy controller as an approximation of this rigorous model by a finite set of compiled situation-action rules. The resulted fuzzy controller would be a bounded optimal controller that performs ideally in optimizing the agent's values under expected constraints of a available resources.

1．まえがき

ファジィ制御は，従来の数理論的な制御が困難な悪構造の問題に対し，経験則（ヒューリスティクス）としての知識を言語表現のままで手軽に制御器を構成でき，かつその推論の仕組みも直感的で理解しやすく制御則の定義の仕方次第ではきめ細かな制御が実現できることから，多岐にわたる分野においてその有効性が示されている．制御器の構成に当たってボトルネックとなるのは知識の獲得の問題である．すなわち一般にファジィ制御の適用が求められる対象は，制御則が経験的にせよ未だ網羅的には明らかになっていない場合が多く，また仮に少数の規則が挙げることはできてもそれが環境特性の変動や制御系に求められているタスク特性に変更がきたされた場合に，どれほど普遍性をもつものかについては明らかでないことが多い．いわば制御構造の同定に際しての方法論ならびに理論的定式化がなされていないのが現状であり，このことが構成されたファジィ制御器の解析を困難なものにしている一因にもなっている．一方知識工学の分野においては，近年「ヒューリスティックス」そのものを見直し，それが導出される際の理論的裏付けを確立するべきとの提案がなされている[Langlots et al. 86]．またファジィ制御においては，単一の制御則がそれだけで意味をもつというのではなく，あくまで複数の制御則による多重並列発火による推論が基調となることから，制御則の「集合」としての正当性・妥当性を検証できるような理論的枠組みが必須となる．

本研究では上述のような考察に基づき，大規模・不確実な制御対象に対してファジィ制御器を設計する際の制御則集合の構成に関する理論的枠組みを提案する．ここではこのような制御対象として，多変数からなる入力—出力系を考える．また外界とのインターフェースとなるべきセンサ・アクチュエータに混入する不確実性，さらに入出力変数間の因果関係に含まれる不確実性の両者を陽に考え，これらと言語則の設計との関係について考察する．なおここではこれらの不確実性を事象生起に関するあいまいさとして確率的に取り扱い，これと事象のもつ効用（utility）とから意思決定論に添った定式化を行なう．

2．ヒューリスティクス導出プロセスの定式化

一般にヒューリスティクスとは，「全ての場合，あるいは大多数の場合に当て嵌まる経験的な知識」として認識されている．これをよりフォーマルに意思決定論の視点から捉えると，(1) どのような代替行動が考えられ，(2) 各々の行動をとったときの結果はいかなるものであり，(3) 各々の結果のもつ効用はいかなるものか，を陽に含んだ詳細な意思決定モデルが背後にあり，これを解くことによって得られる結果，すなわち代替行動の中でその結果のもたらす期待効用が最大となるような行動決定の内容，を「状況—行動」の形に「コンパイル」しルール化したものがヒューリスティクスであるという解釈が可能である．

一方，ファジィ制御（推論）のもつ側面として近似制御（推論）（approximated control/reasoning）を実現するものであるという見方がある．すなわち厳密な数理モデルに基づき最適性の保証された制御方策ではないにせよ，十分に満足化基準を満たす制御が実現できかつ制御決定を行なうための計算コストも極めて低く抑えられることから，実用的な意味からはファジィ制御は前者を凌駕する制御方策であるとも言える．ファジィ制御のもつ「近似」の側面は以下の２点に集約される（図１）．

１．コンパイルによる近似（approximation by rule-compilation）：
　従来の厳密な数理モデルに基づく制御決定を，有限個の「状況—動作」の制御則の集合で近似する．

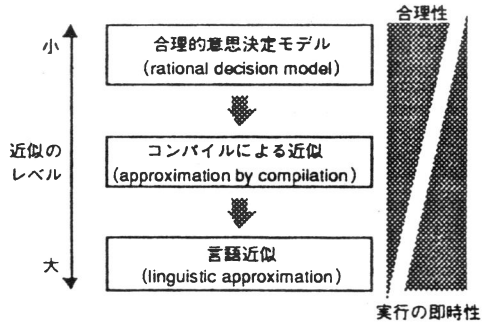


図１　近似処理の諸段階

2．言語変数による近似（linguistic approximation）：制御則の記述を実測値のレベルで表現するのではなく，言語ラベルに集約・抽象化した記述系で近似表現する．

一般にこのような近似のレベルは様々に考えることができ，たとえば近似の幅を大きくすると，合理的決定からの乖離は免れないものの，計算や推論にかかるコストは小さく抑えられ，また逆に近似の幅を小さく抑えると，これとは逆の結果に陥る．どの近似レベルをもって満足化の基準を満たす制御系が設計できるかについては，未だ完全な理論が整備されていないのが現状ではあるが，そのためにはこのようなトレードオフを陽に考慮した制御則を設計していくための「価値（value）」の定式化が必須の要件となる．

3．マルチセンサによる多変数入力を有する自律エージェント

本章では前章で述べたようなヒューリステックス導出の背後にある意思決定モデルとして，多種類のセンサ入力に基づく多変数入力系の制御システムをとりあげる．すなわち，図2に示すようなさまざまな検出器（センサ）を通して外界から複数種類のセンサ情報を獲得し，これらを融合処理することによって対象世界に作用していくような自律エージェント（autonomous agent）の行動決定を考える．本例題では「動物」あるいは「人工生命体（artificial life）」に例えたエージェントを想定し，視覚・聴覚・臭覚の各種センサならびに近接センサを用いて以下の６つの属性とその値が検出可能であると考える．

S^1: 視野内物体の移動（長軸方向移動・短軸方向移動・静止）

S^2: 音声情報属性（騒・静）

S^3: 視野内物体のサイズ（大・中・小）

S^4: 臭覚情報属性（芳臭・無臭・悪臭）

S^5: 視野内物体までの距離（遠・近）

S^6: 物体までの距離変化（接近・離別）

である．またエージェントの有する効果器（actuator, effector）としては単純な「移動」のみを考える．

E^1: 物体への移動（追跡・停止・逃避）

勿論上記以外にも，視覚ベクトルの制御（カメラ方向の回転制御）や移動ベクトル方向の制御（操舵），移動速度制御（加速・等速・減速）などの効果器を想定することも可能である．

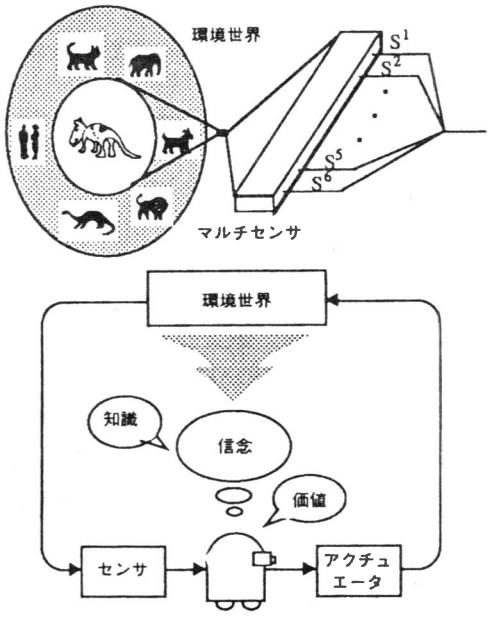


図2　エージェントを取り巻く不確実性

自律エージェントに与えられたタスクは，上記のセンサならびに効果器を用いて，対象世界で遭遇する物体の中から自らに危害を与えるような危険物を回避しつつ求める目標物（＝餌）に接近してこれを捕捉することにある．通常このようなエージェント制御のためのファジィ制御則としては，以下のような経験則が考えられる．

IF　視野内に芳臭を放つ小さな移動物体が存在しているならば
THEN　その物体の方向に向かって移動する

すなわち知覚情報と制御動作をダイレクトに結び付けたルールである．しかしながら上例のように入力変数（ならびに出力変数）が多くなるとこのような制御則を経験のみから網羅的に準備するのは極めて困難となる．また仮に可能であるとしても，制御則の間での干渉関係などルールの背後にある因果性について極めて不透明なものとなることは避けられない．さらにセンシングとアクチュエーションには誤差やノイズ等のあいまいさが混入するのが通例であるが，このようなインターフェース部に介入する不確実性を制御器の構成段階でどこまで考慮していけばよいかについては明らかではない．

上述のようにエージェントの最終決定判断は，あくまで知覚ー動作の間を結び付ける関係に基づいてなされるが，この決定のよりどころとなるのは「視野内の物体が何であるのか」すなわち上例の場合危険物か目標物かについてのカテゴリ仮説認識である．そしてこれらの仮説の成立はエージェントの直接の観察で知ることができるものではなく，利用可能なセンサにより検出された多様な属性情報からの融合処理による信念の度合いとして内部的に保持されるものである．勿論このようなカテゴリ仮説はある特定の属性の組み合わせで一意に決まるものではなく多くの場合確率的な依存関係としてしか定義できないものであり，検出されている属性が仮説の真偽を示唆する証拠性の強さにも違いがある．

4．インフルエンス・ダイアグラムによる制御決定モデルの定式化

本章では前章で述べたセンサ情報に基づく制御決定問題を意思決定分析の一手法であるインフルエンス・ダイアグラム（influence diagram）で定式化を試みる [Howard and Matheson 83, 樋木 93]．まず上例の多変数入力系を扱う前に，単一センサ入力の場合のより一般化された決定モデルを考える．図３はこのモデルを表したものである．ここでＨは仮説，Ｉは中間仮説，Ｓは当該属性の真値であり，S' は対応するセンサの実測値で，Ｄは制御決定，D' は制御結果を表す．インフルエンス・ダイアグラムは単連結（singly connected）のサイクルを含まない（acyclic）有向グラフ（directed graph）による知識のネットワーク表現で，そのうえで確率推論（probabilistic reasoning）が実行される．またそのサブセットはベイジアン・ネット（Bayesian net）としても知られている．ノードの分類は以下のような３種類が区別される．まず制御決定を表すのは決定ノード（□で表記）で代替案をその値としてもつ．本例の場合この値としては離散値あるいは連続値として表された操作量の集合である．○で記されているのは機会ノード（chance node）と呼ばれ，自然の状態を表す変数でその状態値を値としてもつ．後続ノードをもたない機会ノードで包括的な価値を表し効用値をその値としてもつものが価値ノードである（◇あるいは丸四角で表記）．本例の場合，この価値は操作量であるアクチュエーションの結果と仮説に依存して決まる．

一方リンクは以下の２種類に分類される．まず機会ノードと価値ノードに入る条件付きリンク（conditional link）は，ある変数の値がこれに先行するノード集合に対応する変数の値に（確率的あるいは確定的に）依存して決定されることを表す．また決定ノードに入るリンクは報知リンク（informational link）と呼ばれ，その

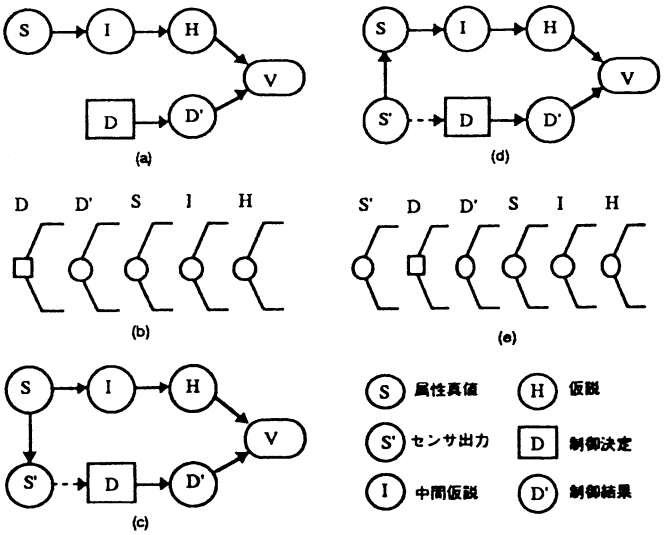


図4　センサ入力に基づく制御決定

決定が先行ノードの値を知らされた上で行なわれることを表す．前者のリンクには先行ノードの値のもとで後続ノードの値が成立する確からしさが，条件付き確率として定義される．後続ノードが複数の先行ノードをもつ場合には全ての先行ノードの値の組み合わせのもとでの条件付き確率が定義される．先行ノードをもたない機会ノードには各値の生起確率が事前確率分布として与えられる．価値ノードには通常数値的に尺度化された効用値がこれに先行する機会ノードの値の組み合わせで決まるすべての結果（outcome）に対して割り当てられる．

本例の場合，Pr(H | I)，Pr(I | S)，Pr(S' | S)，Pr(D' | D) の条件付き確率は既に与えられている．また属性 S の事前確率分布 Pr(S) も既知であるとする．するとエージェントの制御決定モデルは図3(a)のようになる．仮説 H の生起確率分布 Pr(H) は，

$$Pr(H) = \sum_{\Omega_S \Omega_I} \sum Pr(H \mid I)Pr(I \mid S)Pr(S)$$

である．従って代替案 d をとる場合の期待効用は，

$$\sum_{\Omega_H \Omega_D} \sum Pr(D' \mid d)Pr(H)V(D',H) = \sum_{\Omega_D \Omega_H \Omega_I \Omega_S} \sum \sum \sum Pr(D' \mid d)Pr(H \mid I) \times Pr(I \mid S)Pr(S)V(D',H) \quad (4.1)$$

であり最適代替案 d* は，

$$d^* = Max_d^{-1} \sum_{\Omega_D \Omega_H \Omega_I \Omega_S} \sum \sum \sum Pr(D' \mid d)Pr(H \mid I)Pr(I \mid S)Pr(S)V(D',H) \quad (4.2)$$

となる．この解は検出属性値の事前確率分布 (S) に基づいて期待効用を最大化する推奨案で，図3(a)のダイアグラムは同図(b)に示す決定木（decision tree）と等価なものである．しかし実際にはエージェントはセンサを通して検出属性値の値を知らされた上で制御決定を行う．ただしセンサに混入する誤差等から，属性値の真値（S）を知ることはできず，その実測値としてのセンサ出力値（S'）が入手できるのみである．するとこの決定構造は図3(c)に示すダイアグラムで表現される．ここで S → S' のリンクは属性真値に対するセンサ出力の確率的依存関係を表す（Pr(S' | S)）．ここでベイズの定理より，

$$Pr(S \mid S') = Pr(S' \mid S)Pr(S) / \sum_{\Omega_S} Pr(S' \mid S)Pr(S) \quad (4.3)$$

であるので，S → S' のリンクは S' → S に反転することができる（同図(d)）[†]．このダイアグラムは同図(e)に示す決定木と等価である．この決定問題は，同図(a)(b)に示した問題とは異なり，センサ出力 S' が知らされたもとでの決定問題であり，S' のそれぞれの値に対して固有の最適の推奨案（＝操作決定）が一意に決定される．すなわち，変数 S' のとる値 s' の関数

$$d^*(s') = Max_d^{-1} \sum_{\Omega_D \Omega_H \Omega_I \Omega_S} \sum \sum \sum Pr(D' \mid d)Pr(H \mid I)Pr(I \mid S) \times Pr(S \mid s')V(D',H) \quad (4.4)$$

として決定される．このようにして変数 S' のすべての値 s_i' に対して個別にとるべき操作量 d_i^* が決まり，期待効用を最大化する合理性の保障された「状況→動作」制御則：$s_i' \rightarrow d_i^*$ が得られる．各々の操作量 d_i^* をとった結果には（最大）期待効用値が算出されているので，これらを s_i' の生起確率で期待平均をとった値は，「制御則集合がもつ期待効用」を表すことになる．

このようにして得られた図3(d)に示す決定モデルは以下の3種類の知識情報を融合したものである．

（1）領域依存知識：I → H ならびに S → I は，それぞれ仮説がどのような中間仮説で定義できるか，またその中間仮説がどのような属性から同定可能かを表す．

（2）ロボットの固有特性：S' → S は当該属性の真値と実測値との間の確率的依存関係，すなわちロボットに備えられているセンサの精度や信頼性の度合いを表す．また D → D' は決定された操作量と結果の間の依存関係で，アクチュエーションに介在する誤差を表す．

（3）制御の選好特性：D' および H から V へのリンクは，ロボットの制御に求められている価値の構造を表す．

以上の議論は，多変数入力系になった場合も同様で，導出される最適制御決定は，

$$d^*(s') = Max_d^{-1} \sum_{\Omega_D \Omega_H \Omega_I \Omega_S} \sum \sum \sum Pr(D' \mid d)Pr(H \mid I)Pr(I \mid S) \times Pr(S \mid s')V(D',H) \quad (4.5)$$

ここで s' はマルチセンサで検出された値をベクトル表記したものである．従ってこの解をコンパイルした制御則テーブルをもつファジィ制御器を構成することにより，環境からの計測情報に基づいて上記（1）～（3）で求められるすべての特性に適合するような制御則の集合が構成されることになる．換言すれば，制御の求められる環境内で成立する因果関係に内包される不確実性，制御タスクに求められる価値基準，そして制御の対象となるロボットハードウェアのもつあいまいさ，の3者に応じてファジィ制御器の備えるべき制御規則の集合が一意に決定されることになる．

5．多変数入力の制御決定モデル

図5は3章で述べた例題に対して前章での一般的な考察をもとに作成した制御決定モデルである．ただしここでは簡略化のため，センサおよびアクチュエータに介在する不確実性は省略して考える．まず視野内物体の移動属性と音声属性から，中間仮説として「人間／動物／車」のカテゴリ分類がなされ，各々の場合に対して新たにサイズと臭覚の検出属性を併せて，さらにいまひとつの中間仮説として「敵／中立／餌」の分類を行なっている．そしてこの分類結果と距離ならびに距離変化の属性とから最終的に視野内物体が「危険物／目標物」のいずれの仮説であるかを分類することを表したものである．ただしこれらは2値的な分類木として表されるものではなく，確率的なカテゴリ定義がなされる．各検出属性には3章で記した離散値集合がその事前確率分布（$Pr(S^j)$）とともに与えられている．

いま仮にエージェントのもつ価値の構造として，

V（追跡，危険物）= -100，V（追跡，目標物）= 300
V（停止，危険物）= 50，　V（停止，目標物）= 50
V（逃避，危険物）= 200，V（逃避，目標物）= -50

のような数値効用が割り当てられたとする．すなわちエージェン

[†] 反転できるための必要十分条件として，「両端のノードの先行ノードの集合が互いに共通であること」を要する．

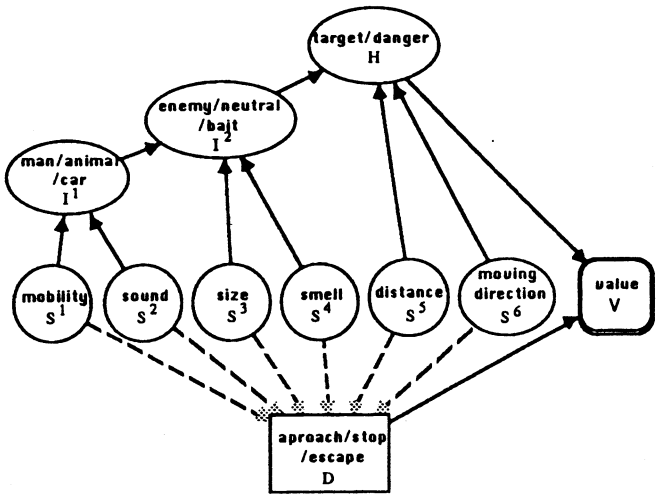


図5　目標物追跡ロボットの制御決定モデル

前件部変数	制御則集合の期待効用	制御則総数
{S^1,S^2,S^3,S^4,S^5,S^6}	113.525	216
{S^1,S^3,S^4,S^5,S^6}	113.106	108
{S^3,S^4,S^5,S^6}	111.72	36
{S^3,S^4,S^5}	105.59	18
{S^3,S^4}	103.811	9
{S^4}	100.681	3
{nil}	89.778	0

表1　前件部変数を変化させた場合の制御則集合の期待効用

4入力−1出力系の制御則 期待効用＝111.72				S^3 異覚情報属性					
				芳臭		無臭		悪臭	
				S^5 距離		S^5 距離		S^5 距離	
				遠	近	遠	近	遠	近
S^4 サイズ	大	S^6 距離変化	接近	逃避	逃避	追跡	逃避	逃避	逃避
			離別	追跡	逃避	追跡	追跡	追跡	逃避
	中	S^6 距離変化	接近	追跡	逃避	追跡	逃避	逃避	逃避
			離別	追跡	追跡	追跡	追跡	追跡	逃避
	小	S^6 距離変化	接近	追跡	追跡	追跡	逃避	逃避	逃避
			離別	追跡	追跡	追跡	追跡	追跡	逃避

表2　4入力−1出力の場合の制御則集合

トの行動決定の効用（utility）は，視野内の物体が「目標物」の場合に「その物体を追跡する」行動によってもたらされる効用と同時に，「危険物」であるときに同行動をとることによってもたらされる効用（負効用）も併せて定義する．これらの効用値の与え方次第で，制御方策の価値観を設定することが可能である．これらのもとで図5のダイアグラムを解くと，6つの変数値のすべての組み合わせに対して，期待効用を最大化する制御動作（∈{追跡，停止，逃避}）が導出される．これらの制御則集合のもつ期待効用は113.525である．

このモデルでは6入力変数すべての値を知らされた上で決定する構造であるため導出される制御則の総数は3×2×3×3×2×2＝216に及ぶ．しかし本モデルのエージェントにとって6つの変数がすべて同等の情報価値（value of information），すなわち，その変数の値を知ることがこれを知らずに事前信念のみに基づいて決定する場合に比べてどれだけの効用の増大が見込めるか，をもつわけではない．従って情報価値の小さな入力変数からの報知リンクを順次削除したモデルに修正し，そのもとで導出される制御則集合の期待効用を算出した結果を表1に示す．ここでは制御則の総数も併せて記す．同表が示すように，制御則総数が減少するほど近似のレベルは増大する．すなわち入力変数の数が小さくなるに従って制御則総数は指数的に減少するものの，それとともに期待効用もリニアに減少することがわかる．従って制御則の最適設計には，これらの近似に伴う長所・短所の両者のトレードオフが計られねばならない．表2に各々4入力変数（S^3〜S^6）を前件部変数として採用する際の決定モデルから導出された制御則集合を示す．

6．まとめ

以上本研究では大規模不確実な環境下で振る舞うエージェントの言語制御則の最適設計問題に対し，意思決定論に基づいた定式化を行い，制御に求められる多様なニーズやまた制御システムと環境との間のインターフェース部に混入するあいまいさに即した言語制御則の構成法を示した．意思決定論に基づくエージェント設計に関し，著者等はこのほかエージェントのメタレベル制御[椹木，片井，岩井93]や学習制御[Sawaragi and Fehling 92]においても定式化を試みている．

【謝辞】

末尾ながら本研究を進めるに当たり著者の一人が平成3〜4年に滞在したスタンフォード大学工学経済システム学科知能システムラボラトリでの議論が参考になった．Prof. M.R.Fehling所長ならびに同僚諸氏に感謝の意を表します．

【参考文献】

[Langlotz et al. 86] Langlotz, C.P., Shortliffe, E.H. and Fagan, L.M.: Using Decision Theory to Justify Heuristics, Proc. of AAAI-86, 215-219, 1986.

[Howard and Matheson 83] Howard, R.A. and Matheson, J.E.: Influence Diagrams, in Howard, R.A. and Matheson, J.E. (eds.), *The Principles and Applications of Decision Analysis*, Strategic Decision Group, Menlo Park, CA, 1983.

[椹木 93] 椹木：意思決定論に基づく異種情報源の融合と協調，計測と制御，32-3，229-236，1993.

[椹木，片井，岩井 93] 椹木，片井，岩井：意思決定論に基づく自律移動ロボットのための資源制約下での協調推論の定式化，計測自動制御学会第17回知能システムシンポジウム予稿，東京，33-38，1993.

[Sawaragi and Fehling 92] Sawaragi, T. and Fehling, M.R.: Decision-Theoretic Leraning for Constrained Rational Agency, 計測自動制御学会第18回システムシンポジウム・第16回知能システムシンポジウム・第2回ニューラルネットワークシンポジウム合同シンポジウム予稿，仙台，265-272，1992.

【問い合わせ先】
〒606 京都市左京区吉田本町
京都大学工学部精密工学教室
椹木哲夫
Tel. (075) 753-5266 Fax. (075) 771-7286

TA2-2

学習型ファジィ推論による地形回避経路の設定

Terrain avoidance flight path planning based on learning fuzzy reasoning

野本 弘平　　亀田 洋志　　立花 康夫
Kohei Nomoto　　Hiroshi Kameda　　Yasuo Tachibana

三菱電機(株)　電子システム研究所
Mitsubishi Electric Corp.　Electro-Optics & Microwave Systems Lab.

Abstract　A terrain avoidance capability is necessary for a low-altitude flight. This paper presents the low altitude flight path planing algorithm based on fuzzy reasoning and its tuning method using neural network type learning.

The planing algorithm repeats the 3 main processes and generates the flight pass. The first process derives feature parameters from the relation between the aircraft and the terrain, the second process determines the steering based on fuzzy reasoning, and the third process updates the state variable of the aircraft dynamics.

The fuzzy reasoning learns from reference paths using the neural network type tuning method and masters the skilled steering.

1. はじめに

飛行体が低空飛行を行う場合、その前方に次々に現れる地形への衝突をいかに避けて低空を保つかが問題となる。これまでこのような飛行は熟練したパイロットの技能に掛かっていたが、近年、地形図が電子化されので、適切な飛行経路を自動的に生成することが可能となった。

従来にも、地形とその上方の空間を直方体のセルの集りで表現し、その空間セル間の最適な移動経路をＤＰ(Dynamic Programming) により求める方法[1] が研究されていた。しかしこの方法は、直交配置されたセル間の移動として直接に経路を求めるため、飛行体の動特性を反映した自然な経路とはなりにくい、また、ステップに対して指数関数的に候補の数が増大してしまう、などの問題点があった。

そこで、直接に経路を求めるのではなく、飛行体から見た地形を特徴量として抽出し、パイロットが取るべき操舵量をファジィ推論により求め、これを加速度入力として飛行体の状態変数の更新を行うという方法を考案し、昨年のファジィシステムシンポジウムにおいて報告した[2] 。本方法は、自然な飛行経路の生成を可能としたが、そのファジィ推論の設計パラメータを決定するためには、試行錯誤による多くの労力を要するとともに、設計の最適性の保証もなかった。

本報告では、この問題を解決するために、ニューラルネットワーク型の学習則によるファジィ推論のチューニング法[3] を導入して、規範的な飛行経路から、ファジィ推論を自動設計する手法を示す。このような経路生成と自動設計は、移動ロボットの障害物回避問題には適用されていた[4][5]が、飛行経路の場合には、動特性が支配的である点、障害物である地形が複雑な形状を有している点、および３次元問題である点が問題となる。

2. 飛行経路生成アルゴリズム[2]

低空飛行には、障害物である地形の避け方により、水平方向には一直線に目的地に向い鉛直方向の操舵により地形をなぞる地形追従(terrain following) と、低空性を重視し遠回りでも谷間を選んで飛行しようとする地形回避(terrain avoidance) の２つの典型的な方法ある。一般の低空飛行は両者の中間的なものであり、両者の度合いによって目先の山をどれ程遠回りするが変り、次の山の左右いずれに出るかが違ってくる。そこで本研究では、地形の回避方向は山の目的地側と仮定し、地形追従と回避の度合いにより決まる操舵量に注目した。この経路生成アルゴリズムは、図１に示す閉ループの構造を取り、特徴量抽出、操舵量決定、および状態更新の繰り返しにより経路生成を行う。

まず特徴量抽出部は、複雑な地形情報を単純化して特徴量とするために、パイロットから見た飛行の障害を評価する。そのために、左右の旋回限界を±２Ａとして、水平方向に一定旋回加速度$\alpha = 0, \pm A, \pm 2A$の仮想飛行を考える。それぞれの仮想飛行について、障害となる地形に衝突しない限界の鉛直方向の加速度$\beta(\alpha)$を求める。そして、図２のスコープ上にα、$\beta(\alpha)$の軌跡を描き、仮想飛行時間後に目的地を向く水平旋回加速度α_gを描き加える。このスコープ上の任意の点は、加速度として水平・鉛直の操舵量を示しており、原点は現在の進行を保つ操舵で

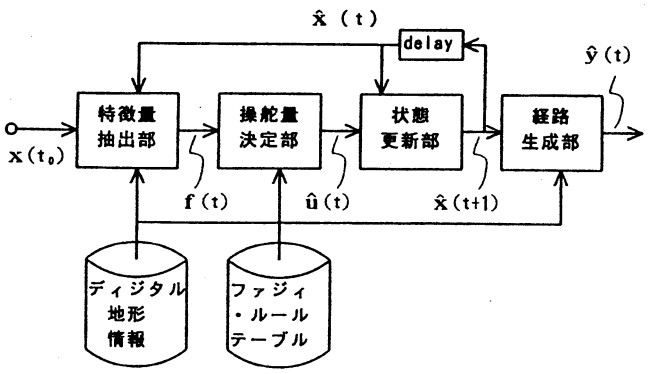


図1　経路生成アルゴリズムのブロック線図

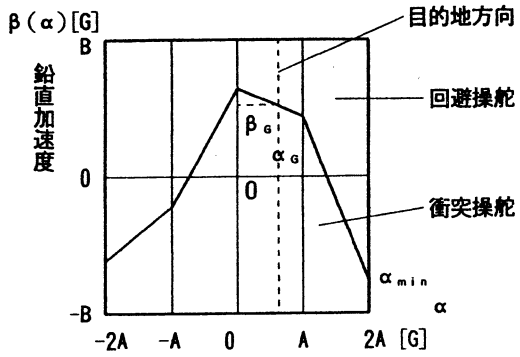


図2　操舵量のスコープ

あり、軌跡よりも上は衝突を起こさない操舵、下は衝突に至る操舵を意味する。α_g がある斜面で地形追従と回避の度合いを考えるために、$\beta_g = \beta(\alpha_g)$、この斜面内で$\beta$が一番低くなる水平操舵量を$\alpha_{min}$として、これらパラメータを特徴量 $\mathbf{f}(t) = [\alpha_g, \beta_g, \alpha_{min}]^T$ とする。

次に操舵量決定部は、操舵量 $\hat{\mathbf{u}} = [\hat{u}_1, \hat{u}_2]^T$ として、特徴量 $\mathbf{f}(t)$ を入力としてファジィ推論により、水平方向の操舵量 $\hat{u}_1$ を求め、それにより決まる低空飛行限界の鉛直方向の操舵量 $\hat{u}_2$ を、図2のスコープの軌跡から求める。このファジィ推論には、後件部が実数値で与えられ、and とorの演算が乗算と加算で実行される簡略ファジィ推論[8] を採用する。特徴量の評価を行う前件部メンバーシップ関数を図3に示す。後件部の実数値は図1に示したルールテーブルに設定されており、特徴量をm個とすると、m次の配列となる。その要素ごとにルールが対応し、j番目の特徴量の分割数を n_j とすると、ルールの数Nは次式で与えられる。

$$N = \prod_{j=1}^{m} n_j \qquad (1)$$

図2の例では、ルールの数は75となる。各ルールの前件部の評価値を $\mu_{i_1 \cdots i_j \cdots i_m}$、後件部の実数値を $w_{i_1 \cdots i_j \cdots i_m}$ でそれぞれ示すと、このファジィ推論による推論値は、次式で与えられる。

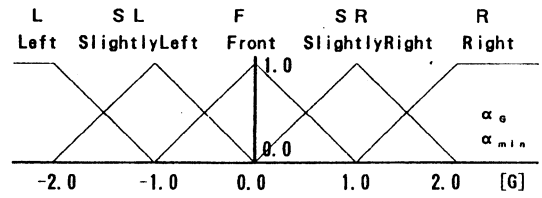


図3 a　水平加速度のメンバーシップ関数

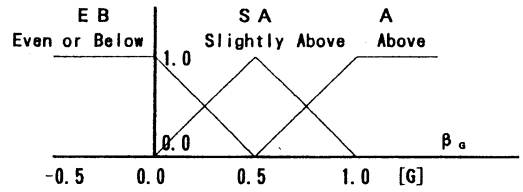


図3 b　鉛直加速度のメンバーシップ関数

図3　特徴量評価のメンバーシップ関数

$$\hat{u}_1 = \left[\sum_{i_1=1}^{n_1} \cdots \sum_{i_m=1}^{n_m} \mu_{i_1 \cdots i_j \cdots i_m} \cdot w_{i_1 \cdots i_j \cdots i_m}\right] / \mu_{\Sigma} \qquad (2)$$

$$\mu_{\Sigma} = \sum_{i_1=1}^{n_1} \cdots \sum_{i_m=1}^{n_m} \mu_{i_1 \cdots i_j \cdots i_m} \qquad (3)$$

また、操舵量の推論値 $\hat{\mathbf{u}}(t)$ の第2要素 $\hat{u}_2$ は、低空飛行限界としてスコープの軌跡により求められる。

$$\hat{u}_2 = \beta(\hat{u}_1) \qquad (4)$$

最後に状態更新部は、動特性を表すため、追尾フィルタ[6][7]のように、操舵量を飛行体への加速度入力として飛行体の経路を外挿する。このために、3次元空間の位置と速度を要素とした飛行体の状態変数 $\mathbf{x}(t)$ とその予測値を $\hat{\mathbf{x}}(t)$ を定義し、次の状態方程式と出力方程式を考える。

$$\hat{\mathbf{x}}(t+1) = F(\hat{\mathbf{x}}(t), \hat{\mathbf{u}}(t)) \qquad (5)$$

$$\hat{\mathbf{y}}(t) = H(\hat{\mathbf{x}}(t)) \qquad (6)$$

ここで、Fは旋回方向の加速度 $\hat{\mathbf{u}}(t)$ により状態 $\hat{\mathbf{x}}(t)$ を更新させる操作である。また、Hは状態 $\hat{\mathbf{x}}(t)$ から位置要素 $\hat{\mathbf{y}}(t)$ を選び出す操作であり、これはループの外で行われる。この状態方程式を用いることにより、操縦の結果は加速度として積分を重ねて位置の変化に効果を現し、飛行体の自然な経路が生成される。

以上のループを繰り返すことにより、経路生成部で位置の時系列 $\{\hat{\mathbf{y}}(t)\}$ として飛行経路と、操舵量の時系列 $\{\hat{\mathbf{u}}(t)\}$ が得られる。この経路を地形上にディスプレイすれば、当面の飛行経路がパイロットにアドバイスされる。もし、パイロットがその経路を自動操縦したければ、指示により、操舵量の時系列を実行すればよい。

3．ニューラルネットワーク型学習法

前章に述べた経路生成では、ファジィ推論により操舵量を決定しているが、実際にファジィ推論のパラメータ設計を行うことは容易ではないし、設計した結果について客観

的な保証もない。特に、飛行体では動特性のために操舵量と経路の関係が直観的ではないため、この問題は重大である。一方、この問題を解決するために、移動ロボットの経路生成などで、ニューラルネットワーク型の学習則によりファジィ推論のメンバーシップ関数を自動設計する方法が研究されている。そこで、この方法を取り入れて、直観的にも理解しやすい規範的な経路を示すことにより、ファジィ推論の後件部実数値を自動設計する方法を考える。

飛行経路の場合には、ファジィ推論の出力$\hat{u}_1(t)$が加速度となるので、位置の時系列として与えられる規範経路データから加速度の水平成分を逆算し、教師データ$u_1(t)$として用いる。これによりチューニングすべき対象は、後件部の75個の実数値$w_{i_1\cdots i_j\cdots i_m}$である。この学習のブロック線図を図4に示す。この学習則は、評価関数を(7)のように定義することにより、(8)(9)式で与えられる。

$$E(t) = e(t)^2/2 = [\hat{u}_1(t) - u_1(t)]^2/2 \quad (7)$$

$$w_{i_1\cdots i_j\cdots i_m}(t+1) = w_{i_1\cdots i_j\cdots i_m}(t) + \Delta w_{i_1\cdots i_j\cdots i_m}(t) \quad (8)$$

$$\Delta w_{i_1\cdots i_j\cdots i_m}(t) = -\eta \cdot e(t) \cdot \mu_{i_1\cdots i_j\cdots i_m}(t) / \mu_{\Sigma}(t) \quad (9)$$

ここでηは学習係数である。

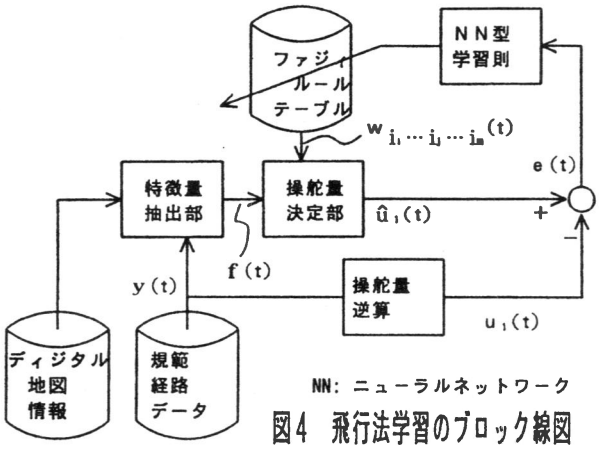


図4　飛行法学習のブロック線図

4. シミュレーション

飛行経路生成と学習による自動設計の有効性をシミュレーションにより示す。このシミュレーションでは、飛行体の速度を300[m/sec]、水平操舵と鉛直操舵の限界をそれぞれ±2[G]、±1[G]とし、サンプリングを1[sec]で行い、仮想飛行時間を15[sec]とした。

まず、4山の地形を典型的な2つの飛行法で飛ぶ場合の飛行経路生成を図5に示す。地形追従では、鉛直方向のみの操舵で、目的地に真っ直ぐに向う様子が分る。これに対し、地形回避では、水平方向の操舵を行い、できるだけ低空で飛行しようとしている。この地形では、飛行体の動特性で、水平旋回のみで地形を回避できるので、鉛直方向には一定の経路を描いている。

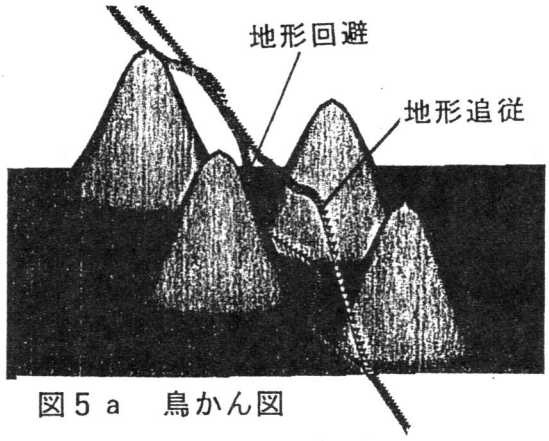


図5 a　鳥かん図

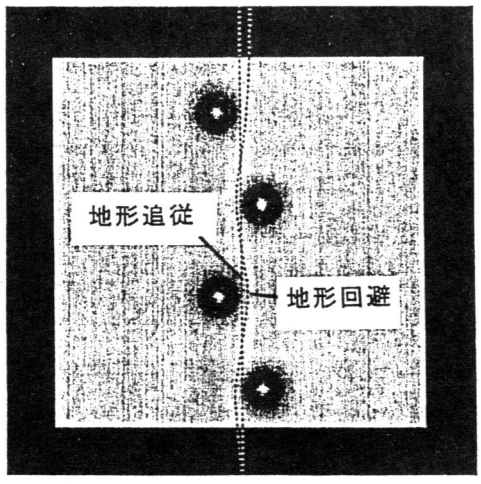


図5 b　水平図

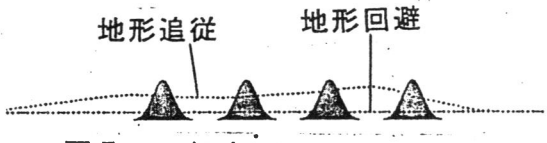


図5 c　鉛直図

図5　地形追従と地形回避

次に、規範経路から、学習アルゴリズムによりファジィルールテーブルをチューニングして、その飛行法をマスターできることをシミュレーションにより確認した。初期条件として、ファジィルールテーブルには、後件部実数値としてすべて0を与えた。このことは、操舵の知識を一切持たないことを意味し、飛行体は慣性飛行を行う。そして、規範経路として、地形回避飛行の飛行経路を示した。学習過程の飛行経路を図6に示す。400回の学習では、手前の山の回避した後は慣性のまま飛行している。800回では、3つ目の山まで回避した。1000では、教師データとして与えた経路にほぼ近い飛行を達成している。

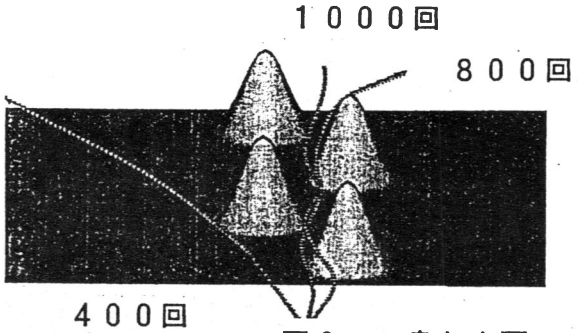


図６ａ　鳥かん図

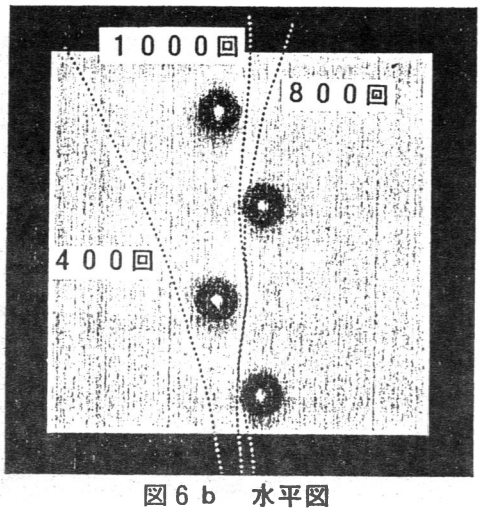


図６ｂ　水平図

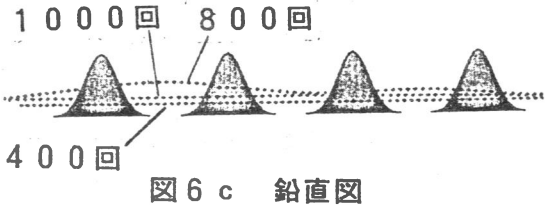


図６ｃ　鉛直図

図６　飛行法の学習過程

この学習過程における正規化誤差の収束の様子を図７に示す。正規化誤差$\varepsilon(t)$は、ファジィ推論が出力した操舵量$\hat{u}_1(t)$と規範経路の操舵量$u_1(t)$との差を、後者で正規化したものである。およそ 250回で収束していることが分る。この学習では、限られた数の飛行経路についてのみ学習しているので、前件部の場合分けで未経験の部分では学習ができていない。したがって、多くの地形や飛行経路で学習を行えば、さらに性能の高い設計が期待できる。

最後に、学習した地形と異なる地形で、1000回学習したファジィルールテーブルを用いて飛行を行った例を示す。この地形は、学習に用いた地形よりも、山の大きさを大きくし、しかもその間隔を縮めた、低空飛行が困難な地形である。この飛行体の動特性では、旋回加速度の限界により水平操舵のみでは地形を避けきれないため、地形追従と混合した飛行を行っていることが分る。

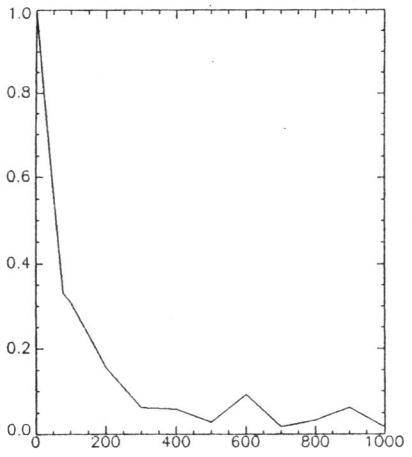


図７　学習過程の正規化誤差

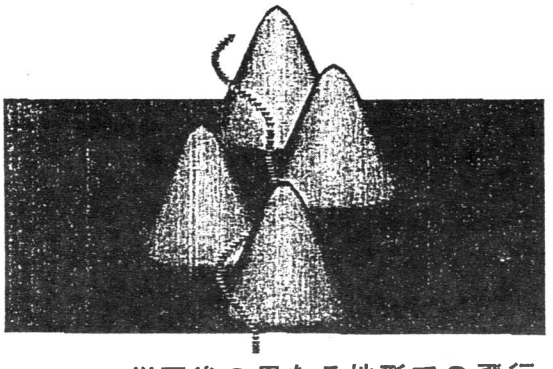


図８　学習後の異なる地形での飛行

5．おわりに

ファジィ推論により操舵量を求める飛行経路生成法において、ニューラルネットワーク型の学習法を導入し、規範経路からファジィ推論の後件部実数値を設計する方法を示した。シミュレーションの結果、学習により次第に規範経路と同様な経路を描けるようになること、また、別の地形においても獲得した操縦法により適切な飛行法で経路を生成するようになることが確認された。

参考文献
[1] R.V.Denton, J.P.Marsh; Applications of Autopath technology to terrain/obstacle avoidance, NAECON, pp.1373- 1377 (1982)
[2] 野本、亀田、立花；地形追従／回避のファジィ飛行支援システム、第８回ファジィシステムシンポジウム、 pp.57-60 (1992)
[3] 市橋、渡辺；簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習制御、日本ファジィ学会誌、Vol.2, No.3pp.429-437
[4] 野村、林、若見；最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用、第６回ファジィシステムシンポジウムpp.423-426 (1990)
[5] 前田、他；ファジィ推論を用いた移動ロボットの動的障害物回避制御、日本ロボット学会誌、Vol.6, No.6, pp.50-54 (1988)
[6] S.S.Blackman; Multiple-target tracking with radar applications (Artech House; 1986)
[7] 野本、藤坂、桐本、大橋、近藤；レーダセンサとカルマンフィルタからなる追尾系のコヒーレント積分回数の最適化、電子情報通信学会論文誌Ｂ－Ⅱ、Vol.J73-B-Ⅱ、No.3, pp.140-147 (1990)
[8] 水本；ファジィ推論とファジィ制御、コンピュートロール（廣田、寺野）、No.28, pp.32-45

問い合わせ先　〒247 鎌倉市大船 5-1-1
三菱電機（株）電子システム研究所
野本弘平
tel.0467-41-2522　fax.0467-41-2519

TA2-3

状態ファジィ予測モデルに基づくファジィ学習制御

Fuzzy Learning Control based on Fuzzy Prediction Model of Control State

前田　幹夫
MAEDA, Mikio

○島川　学
SHIMAKAWA, Manabu

九州工業大学　工学部
Kyushu Institute of Technology,
Faculty of Engineering

弓削商船高等専門学校
Yuge Mercantile Marine College

Abstract: In this paper, we propose a new control algorithm, that is a fuzzy learning control based on a fuzzy prediction model of control state, and make a control system with this algorithm. This control system predicts a future control state of control object by using a fuzzy prediction model. A fuzzy prediction model describes a system dynamics of control object with fuzzy states. This control system evaluates a predicted control state and modifies control rules to improve a future control state. Finally, we show the control algorithm efficacy with experimental results.

1. はじめに

ファジィ制御では，制御成績の良否が制御ルールに大きく依存していることから，制御対象に合わせて制御ルールを適切に定義する必要がある．そのための方法として，熟練オペレータの持っている制御知識を対話によって獲得する方法や，熟練オペレータの実際の制御動作をモデル化する方法など，さまざまな提案がなされている．しかし実際には，試行錯誤によってヒューリスティックに定義している場合が多い．ましてや，制御対象の動特性が変化するような場合など，適切な制御ルールを前もって定義することは極めて困難である．それゆえ，制御ルールを自動的に生成する方法や，各種パラメータを自動的に最適調整する方法など，学習制御的な考え方を取り入れた研究が数多くなされている[1][2]．

本研究では，制御対象の将来の制御状態を予測し，その評価をもとに制御ルールの修正を行う方法として，状態ファジィ予測モデルに基づくファジィ学習制御を提案する．制御対象の将来の制御状態を予測する場合，従来の予測制御のように制御対象の入出力特性を表す厳密なモデルを用いるのでは，ファジィ制御の持つ良い意味での「曖昧さ」を活かすことができない．また，モデルを同定する際の推定誤差も無視することはできない．そこで，制御対象の入出力特性を表すモデルとして，状態ファジィ予測モデルを用いる．状態ファジィ予測モデルとは，ファジィ量で表されたシステムモデルであり，制御対象の将来の制御状態もファジィ量として取り扱われる．この方法は，状態ファジィ予測モデルを用いて制御対象の将来の制御状態を予測し，そのときの制御状態が目標とする状態となるように制御ルールの修正を行う．

本稿では，状態ファジィ予測モデルに基づくファジィ学習制御を用いた状態ファジィ予測制御システムを示し，シミュレーションによる実験の結果から，その有効性を検討する．

2. ファジィ予測制御システム

2. 1 状態ファジィ予測制御システムの概要

本研究で提案する状態ファジィ予測モデルに基づくファジィ学習制御では，状態ファジィ予測モデルを用いて制御対象の将来の制御状態を予測する．そして，予測された制御状態が良くない場合，その評価をもとに制御ルールを修正し，制御成績の改善をはかる．この方法を用いた制御システムとして，状態ファジィ予測制御システムの構築を行う．この制御システムの構成図をFig. 1に示す．

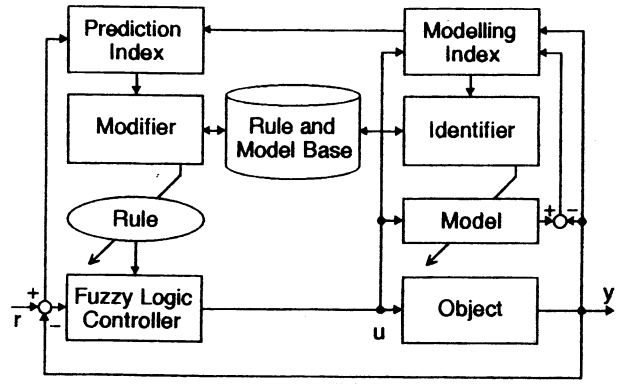


Fig. 1　状態ファジィ予測制御システム

状態ファジィ予測制御システムを構成する各部は，それぞれ以下に示すような機能を持っている．

ファジィ制御部(Fuzzy Logic Controller)

IF-THEN形式で記述された制御ルールを用いてファジィ推論を行い，制御対象(Object)に与える操作量を決定する．

モデル同定部(Identifier)

過去に得た制御対象の入出力関係のデータから，現在の制御対象の入出力特性を表す状態ファジィ予測モデル(Model)を同定する．また，既にモデルベース部(Model Base)の中にモデルが存在する場合は，それをファジィ選択する．このモデルは，制御対象の将来の制御状態を予測する際に，予測モデルとして使用される．

モデリング評価部(Modelling Index)

モデル同定部によって同定された状態ファジィ予測モデルが，制御対象の入出力特性をどのくらい正確に表しているかを評価する．

予測評価部(Prediction Index)

モデル同定部によって同定された状態ファジィ予測モデルがモデリング評価部において高い評価を得たとき，そのモデルを予測モデルとして採用し，制御対象の将来の制御状態を予測する．さらに，予測された制御状態を評価する．

ルール修正部(Modifier)

予測評価部から制御対象の将来の制御状態の評価を得て，制御状態が改善されるように，制御ルールの修正を行う．

ルールベース部，モデルベース部(Rule and Model Base)

モデル同定部において同定された状態ファジィ予測モデルと，そのモデルに対応する制御ルールを格納し，その管理を行う．

この制御システムは，同定された状態ファジィ予測モデルごとに制御ルールを持ち，それぞれのモデルごとに制御ルールの修正を行う．このことによって，制御対象の動特性が変化した場合でも，それが過去に同定されたモデルもしくはそれに近いものであれば，そのモデルの制御ルールを使用することができ，制御対象の動特性の変化に早く対応することが可能となる．このことが，状態ファジィ予測制御システムの大きな特徴の一つである．

2. 2 状態ファジィ予測モデルの同定

予測モデルとは，制御対象の振る舞いを予測する目的で，その制御対象の特性を記述，表現したものである．予測モデルは，主として数学モデルが用いられる場合が多いが，ニューラルネットワークによるモデルや，ファジィモデルなどによる方法も提案されている．

この制御システムは，制御対象が線形であると仮定し，状態ファジィ予測モデルを次式で表す．

$$\tilde{\mathbf{X}}_{t+1} = \tilde{\mathbf{p}}\tilde{\mathbf{X}}_t + \tilde{\mathbf{q}}u_t \qquad (1)$$

ここで，$\mathbf{X}_t$は状態変数，u_tは操作量，$\mathbf{p}$，$\mathbf{q}$はパラメータであり，～はファジィ量を意味している．状態ファジィ予測モデルは，制御対象の将来の制御状態をファジィ量として予測する．ファジィ量のパラメータは，パラメータを推定する際に生じる分布の信頼区間をそのファジィ量のサポート区間とし，三角型のメンバーシップ関数として定義する．

2. 3 制御ルールの修正

この制御システムは，予測された制御状態の評価に基づいて将来の制御状態が目標状態に近づくように制御ルールを修正し，制御成績の改善をはかる．制御ルールを修正する際に用いる操作量の修正量は，デルタ・ルールによって求める．デルタ・ルールは，ニューラルネットの学習則としてよく知られている．現在の時刻をkとし，予測時間をn(n＞0)，予測される制御状態の時系列を$\tilde{X}_k$，$\tilde{X}_{k+1}$，…，$\tilde{X}_{k+n}$，目標とする制御状態をX^r_{k+n}としたとき，mサンプリング先(n＞m≧0)の操作量の修正量λ_{k+m}は，次式で与えられる．

$$\lambda_{k+m} = f(\tilde{\lambda}_{k+m}) \qquad (2)$$

$$\tilde{\lambda}_{k+m} = \alpha_k \tilde{\delta}_k^{\mathrm{T}} \tilde{\Gamma}_{k+n-1} \tilde{\Gamma}_{k+n-2} \cdots \tilde{\Gamma}_{k+m+1} \tilde{\mathbf{q}} \qquad (3)$$

ここで，

$\tilde{\delta}_k = \mathbf{X}^r_{k+n} - \tilde{\mathbf{X}}_{k+n}$

$\tilde{\Gamma}_k = \tilde{\mathbf{p}} + \tilde{\mathbf{q}}\,\tilde{\gamma}_k^{\mathrm{T}}$

$\tilde{\gamma}_k = \delta u_k / \delta \tilde{\mathbf{X}}_k$

f ：非ファジィ化関数

α_k：学習係数

制御ルールの修正は，mサンプリング先で使用されると思われる制御ルールに対して，(2)式で与えられる操作量の修正量を満足するように行う．

3. シミュレーション実験

3. 1 実験1(立ち上がり応答)

3. 1. 1 制御対象

シミュレーションに用いる制御対象を自動車の速度系とし，次式のような二次遅れ系の伝達関数で表す．

$$G(s) = \frac{35.78}{(1.73s + 1)(16.85s + 1)} \quad (4)$$

この制御対象に対して，目標速度を60[km/h]として定値制御を行う．この制御を50回繰り返し，制御ルールの修正による効果を調べる．制御成績の評価として，オーバーシュート，目標値到達時間，制御誤差面積を用いる．

3.1.2 予測モデル

制御対象の将来の制御状態を予測するために用いる予測モデルとして，(1)数学モデルA，(2)数学モデルB，(3)状態ファジィ予測モデルを用い，それらの結果を比較する．数学モデルAとは，制御対象の入出力特性を完全に記述できるモデルである．数学モデルBと状態ファジィ予測モデルについては，制御対象から観測されたデータをもとに，各モデルの同定を行う．このとき，観測される自動車の速度と加速度のデータに対して，それぞれN(0.0, 0.005)とN(0.0, 0.0005)の正規分布を持つノイズを加える．モデルの同定は，状態方程式を離散値系に置き換えた連立方程式を解き，モデルを構成するパラメータを推定することによって行う．以下に各モデルを示す．

(1)数学モデルA(既知モデル)

$$\begin{pmatrix} V_{t+1} \\ A_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.986018 & 0.735273 \\ -0.025220 & 0.517355 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_t \\ A_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.500164 \\ 0.902180 \end{pmatrix} u_t \quad (5)$$

(2)数学モデルB

$$\begin{pmatrix} V_{t+1} \\ A_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.985913 & 0.717465 \\ -0.025171 & 0.517376 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_t \\ A_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.528378 \\ 0.901739 \end{pmatrix} u_t \quad (6)$$

(3)状態ファジィ予測モデル

$$\begin{pmatrix} \tilde{V}_{t+1} \\ \tilde{A}_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{p}_{11} & \tilde{p}_{12} \\ \tilde{p}_{21} & \tilde{p}_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{V}_t \\ \tilde{A}_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \tilde{q}_1 \\ \tilde{q}_2 \end{pmatrix} u_t \quad (7)$$

$\tilde{p}_{11}$ = (0.983978, 0.985913, 0.987849)
$\tilde{p}_{12}$ = (0.715620, 0.717465, 0.719310)
$\tilde{p}_{21}$ = (-0.025222, -0.025171, -0.025121)
$\tilde{p}_{22}$ = (0.516285, 0.517376, 0.518468)
$\tilde{q}_1$ = (0.526067, 0.528378, 0.530689)
$\tilde{q}_2$ = (0.899813, 0.901739, 0.903664)

ここで，各パラメータ$\tilde{p}_{ij}$, $\tilde{q}_i$(i=1,2, j=1,2)は三角型メンバーシップ関数で表されるファジィ量であり，括弧の中の数字は左から順に，サポート区間の左端，中央，右端を意味している．

3.1.3 実験結果1

実験結果をFig.2に示す．数学モデルの場合，パラメータを同定する際に推定誤差が生じるため，誤った予測を行う可能性がある．その結果，試行を繰り返すことによって制御成績が大きく変動している．それに対して，状態予測ファジィモデルの場合，制御成績は安定して収束している．

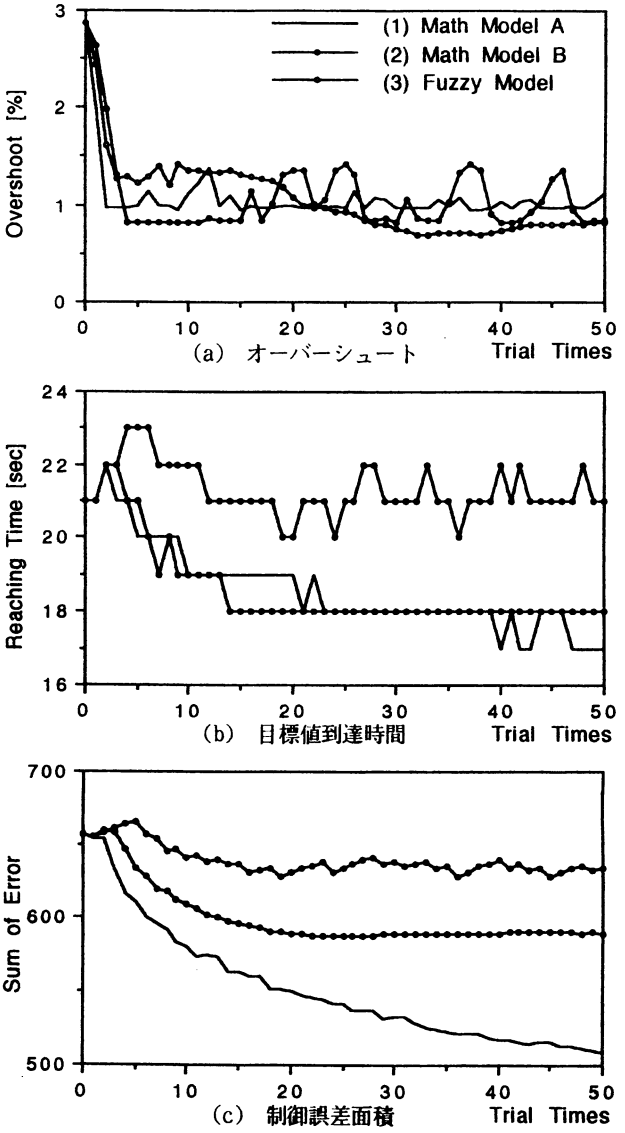


Fig.2 実験結果1

3.2 実験2(定常応答)

3.2.1 制御対象

実験1で示した制御対象が，立ち上がり後，定常状態にあるとき，次式のような動特性を持つ制御対象に変化する場合について考える．

$$G(s) = \frac{61.40}{(2.11s + 1)(19.60s + 1)} \quad (8)$$

このような設定において，目標速度を60[km/h]として定値制御を行う．この制御を50回繰り返し，制御ルールの修正による効果を調べる．制御成績の評価として，オーバーシュート，整定時間，制御誤差面積を用いる．

3. 2. 2 予測モデル

実験1の場合と同様にして，各モデルの同定を行う．

(1)数学モデルA(既知モデル)

$$\begin{pmatrix} V_{t+1} \\ A_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.989788 & 0.774729 \\ -0.018748 & 0.582745 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_t \\ A_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.627098 \\ 1.151247 \end{pmatrix} u_t \quad (9)$$

(2)数学モデルB

$$\begin{pmatrix} V_{t+1} \\ A_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.990034 & 0.750359 \\ -0.017820 & 0.496131 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_t \\ A_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.671149 \\ 1.335715 \end{pmatrix} u_t \quad (10)$$

(3)状態ファジィ予測モデル

$$\begin{pmatrix} \tilde{V}_{t+1} \\ \tilde{A}_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{p}_{11} & \tilde{p}_{12} \\ \tilde{p}_{21} & \tilde{p}_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{V}_t \\ \tilde{A}_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \tilde{q}_1 \\ \tilde{q}_2 \end{pmatrix} u_t \quad (11)$$

$\tilde{p}_{11}$ = (0.988079, 0.990034, 0.991988)
$\tilde{p}_{12}$ = (0.730945, 0.750359, 0.769773)
$\tilde{p}_{21}$ = (-0.017932, -0.017820, -0.017708)
$\tilde{p}_{22}$ = (0.487467, 0.496131, 0.504795)
$\tilde{q}_1$ = (0.628480, 0.671149, 0.713817)
$\tilde{q}_2$ = (1.317427, 1.335715, 1.354003)

3. 2. 3 実験結果2

実験結果をFig. 3に示す．数学モデルの場合，試行を繰り返すことによって制御成績が大きく変動し，悪化している．それに対して，状態予測ファジィモデルの場合，制御成績は比較的安定して収束している．Fig. 4に制御応答を示す．

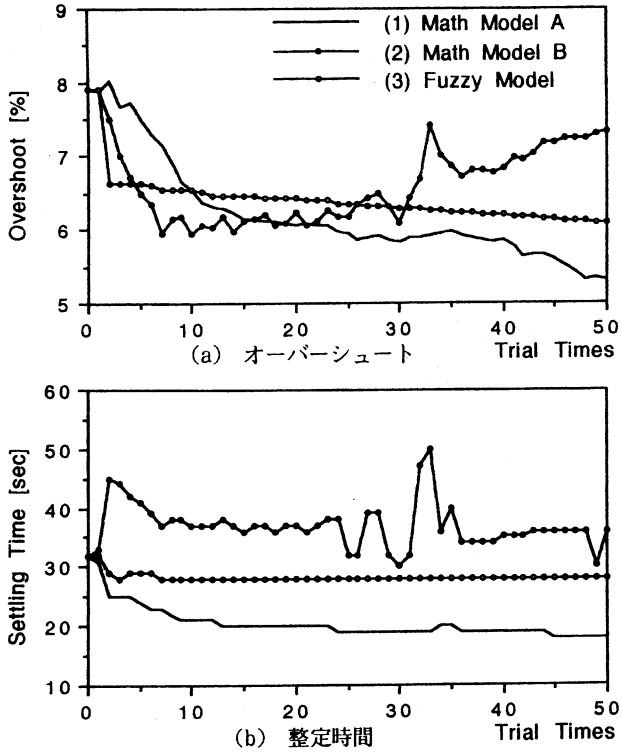


Fig. 3 実験結果2

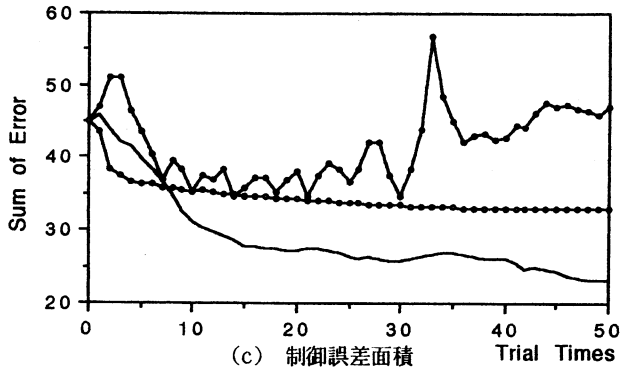


Fig. 3 実験結果2(続き)

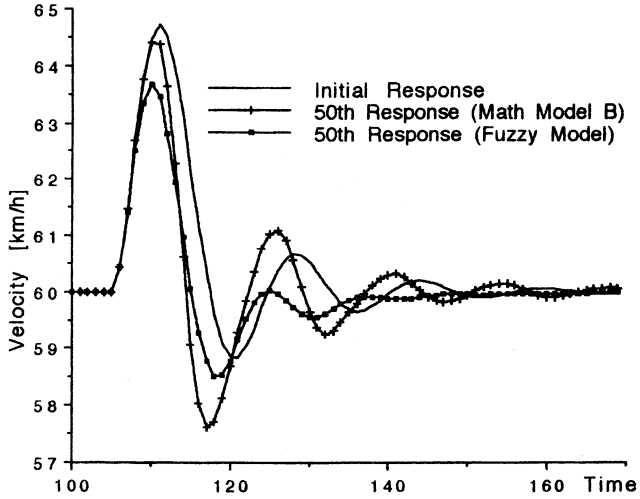


Fig. 4 制御応答

4. おわりに

本研究では，状態ファジィ予測モデルに基づくファジィ学習制御の提案を行った．状態ファジィ予測モデルは，パラメータを推定する際に生じる推定誤差を許容し，制御対象の将来の制御状態を大局的に予測することができる．実験の結果，制御ルールの修正よって制御成績も改善され，また安定して収束しており，その有効性を確かめることができた．

参考文献

[1] 山崎，菅野：自動学習ファジーコントローラ；計測自動制御学会論文集，Vol. 20, No. 8, pp. 720-726 (1984)

[2] 丹治，木下：外乱に対して安定な学習機能をもつファジィコントローラ；計測自動制御学会論文集，Vol. 23, No. 12, pp. 1296-1303 (1987)

【問い合わせ先】
〒804 北九州市 戸畑区 仙水町 1－1
九州工業大学 工学部 電気工学科 情報工学教室
前田 幹夫 TEL. (093)871-1931 (EXT. 436)
FAX. (093)871-5835

TA2-4

マルチユニット型ファジィ学習制御

Fuzzy Learning Control with Multi-Unit Controller

前田　幹夫　　坪根　昌弘　　村上　周太
MAEDA Mikio　　TSUBONE Masahiro　　MURAKAMI Shuta

九州工業大学　工学部
Faculty of Engneering, Kyushu Institute of Technology

Abstract : This paper deals with a fuzzy learning control with multi-unit controller. The multi unit fuzzy controller is consist of some conventonal fuzzy controller in parallel. One controller is used within areas where the control state or the time elapsed are fuzzily divided. Each controller is turned by using the evaluation of control performance and response.

1. はじめに

従来のファジィ制御系では，過渡応答を良好にするためにゲインを大きくするとオーバーシュートが大きくなったり，定常状態で不安定になったりする．逆に，ゲインを小さくすると，目標到達時間が大きくなるといった具合に過渡応答時と定常状態をともに良好にすることは難しい．

そこで，本稿では応答時の状態空間をあいまい分割し，　それぞれの状態空間，あるいは時間経過に対し，　別々のコントローラを用いるマルチユニット型ファジィコントローラ[1][2]を提案するとともに，本コントローラによって先の問題を解決することを考える．また，このコントローラを2自由度系に変更する方法も提案する．更に，本コントローラをファジィ学習則[3]でチューニングする方法も示す．最後に，制御シミュレーション結果によって本方式の有効性を検討する．

2. マルチユニット型ファジィコントローラ

マルチユニット型ファジィコントローラとは，図1に示すように複数のファジィコントローラを並列につなげたものである．また，制御応答の状態空間や応答の時間経過をあらかじめファジィ分割しておき，その状態空間あるいは時間経過に対し，それぞれファジィコントローラを割り当てる．マルチユニット型ファジィコントローラの出力は，ある時点での各コントローラの出力と，その時点でのファジィ分割された状態に所属する度合いによる荷重平均によって求められる．

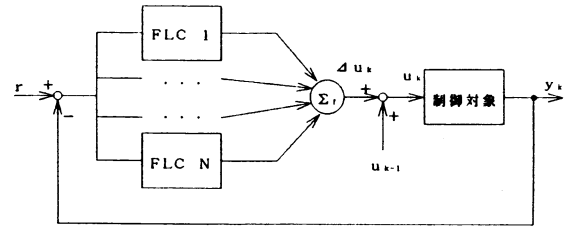


図1　マルチユニットファジィ制御系

2.1 ファジィコントローラ

図2に2ユニット型ファジィコントローラを示す．これは，従来のＦＬＣを2個並列につないだものであり，制御偏差ｅの値（Zero, nonZero）によって切り換わる（ファジィスイッチング）．

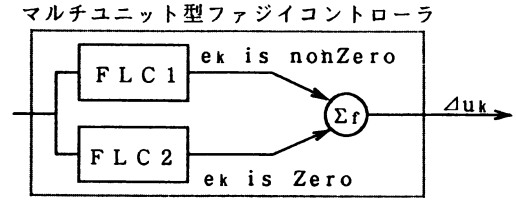


図2　2ユニット型ファジイコントローラ

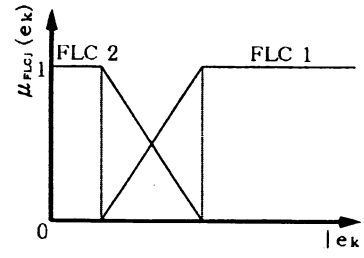


図3　状態空間のファジィ分割

表 1　制御テーブル

Δu		Δe				
		NB	NS	ZE	PS	PB
e	NB	NB	NB	NB	NS	ZE
	NS	NB	NB	NS	ZE	PS
	ZE	NB	NS	ZE	PS	PB
	PS	NS	ZE	PS	PB	PB
	PB	ZE	PS	PB	PB	PB

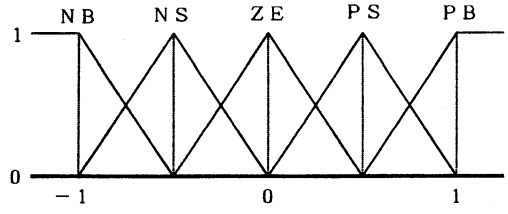


図 4　前件部メンバーシップ関数

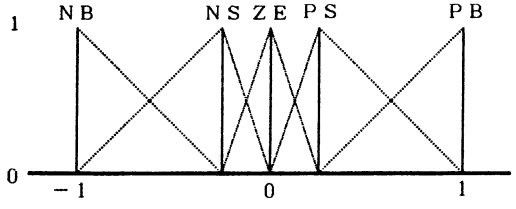


図 5　後件部メンバーシップ関数

個々のファジィコントローラは，前件部変数として，制御偏差 e，制御偏差の一階差分 Δe をとり，後件部変数として操作量の一階差分 Δu をとっている．また，前件部，後件部は，それぞれ 5 ファジィ分割されている．

2.2　FF(feed forward)付きマルチユニット型ファジィコントローラ

ここでは，図 6 に示したようなマルチユニット型ファジィコントローラに補償要素 α を付けた FF（feed forward）付きマルチユニット型ファジィコントローラ（2 自由度コントローラ）を提案する．

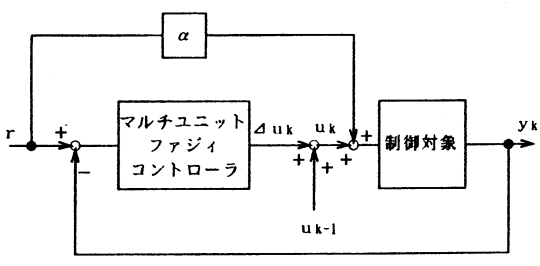


図 6　FF 付きマルチユニット型ファジィ制御系

図中の α は一般的には一定であるが，制御応答評価によって変えることもできる．

3．学習機構

3.1　スケーリングファクタの調整

スケーリングファクタ $a_i(i=1,2)$，d の調整は，制御が終了した時点での制御結果の評価によって，ファジィ制御装置のスケーリングファクタの値を修正する．しかし，マルチユニット型ファジィコントローラの場合，コントローラが複数になるので，その調整は難しい．そこで，今回シミュレーションで用いるファジィコントローラは 2 つでしかも，その状態空間におけるメンバーシップ関数からわかるように，FLC1 の方が FLC2 に比べ，制御応答に与える影響が大きいと考えられるので，まず，FLC1 のスケーリングファクタを表 2 に示す調整則に従い調整した後，FLC2 のスケーリングファクタの調整を行うという方法をとる．

制御結果の評価として，オーバーシュート，目標到達時間，振幅を考える[3]．この評価をもとに表 2 の調整規則に従い，各パラメータの修正量 $\Delta a_i(i=1,2)$，Δd を決定する．

表 2　スケーリングファクタの調整規則

		Δa1	Δa2	Δd
e_{OV}	Ne1	NBa11	PSa12	PBd1
	Pe1	PBa11	NSa12	NBd1
e_{RT}	Ne2	PBa21	NBa22	NBd2
	Pe2	NBa21	PBa22	PBd2
e_{AM}	Pe3	PBa31	NBa32	NBd3

これらの値からコントローラのパラメータ $a_i(i=1,2)$，d は次式によって求められる．

$$a_i^{new} = a_i^{old} + (1 - FP) \cdot \Delta a_i \quad (i = 1,2) \qquad (1)$$

$$d^{new} = d^{old} + (1 - FP) \cdot \Delta d$$

ここで，FP は制御応答の評価値であり次式で与えられる．

$$FP = \min\{\mu_{OV}(e_{OV}), \mu_{RT}(e_{RT}), \mu_{AM}(e_{AM})\} \qquad (2)$$

ただし，μ_{OV}, μ_{RT}, μ_{AM} は，それぞれオーバ

ーシュート，目標到達時間，振幅に対する良さの度合いを表すメンバーシップ値である．

3.2 制御ルールの学習調整

制御ルールの修正では，制御応答が観測されたサンプル時点で，制御応答（y_k）を目標応答（y_k^*）に一致させるために，現在の制御状態に影響があると考えられる現在のサンプル時点kよりmサンプル前に用いた制御ルールの後件部を実時間で修正する．

制御ルールの後件部は，簡略推論法を用いるため，実数値b_iをとる．制御ルールの修正は，後件部の実数値b_iの値を各ルール毎に増減させることによって行う．

表2に制御ルールの修正規則を示す．この修正規則の前件部には，予期される制御応答と目標応答との偏差パターンが記述されている．

表3　制御ルールの修正規則

Δb_i		Δe_k^*		
		N	Z	P
e_k^*	N	NB	NM	NS
	Z	NS	ZE	PS
	P	PS	PM	PB

ここで，

$e_k^* = y_k^* - y_k$

$\Delta e_k^* = e_k^* - e_{k-m}^*$　　(3)

Δb_i ：i番目のルールの後件部の値b_iの修正量

e_k^* ：制御応答と目標応答との偏差

Δe_k^*：mサンプル間のe_k^*の変化量

y_k^* ：目標応答

y_k ：制御応答

である．

以上のルールによって求められた制御ルールの修正量はマルチユニット型ファジィコントローラ全体の修正量である．この修正量をもとに，次の式で各コントローラにおけるルールの修正量を算出する．

$$b_i^{NEW(FLCj)} = b_i^{OLD(FLCj)} + \Delta b_i \cdot w_i^{(k-m)} \cdot \mu_{FLCj}^{(k-m)}(e_{k-m}) \quad (i=1,\ldots,25,\ j=1,\ldots,N) \quad (4)$$

ここで，

$b_i^{NEW(FLCj)}$：FLCjにおける修正後の値

$b_i^{OLD(FLCj)}$：FLCjで(k-m)時点で使用されたルールの後件部の値

$w_i^{(k-m)}$　：(k-m)時点でのi番目のルールの適合度

$\mu_{FLCj}^{(k-m)}(e_{k-m})$：FLCjの(k-m)時点での状態に対する適合度

4. シミュレーション

今回は，制御対象として，次の微分方程式で表される，二次遅れ系を用いた．

$$\frac{d}{dt}\begin{pmatrix} x1 \\ x2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -0.034 & -0.638 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} x1 \\ x2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} u \quad (5)$$

ここで，

x1：制御量
x2：制御量の一階差分
u ：操作量

なお，それぞれの変数は時間の関数であるが式(5)においてtは省略している．

また，サンプリングタイムは，1.0(s)で行った．

状態分割でのマルチユニット型ファジィコントローラをファジィ学習則にもとづいて学習チューニングした結果を図7に示す．

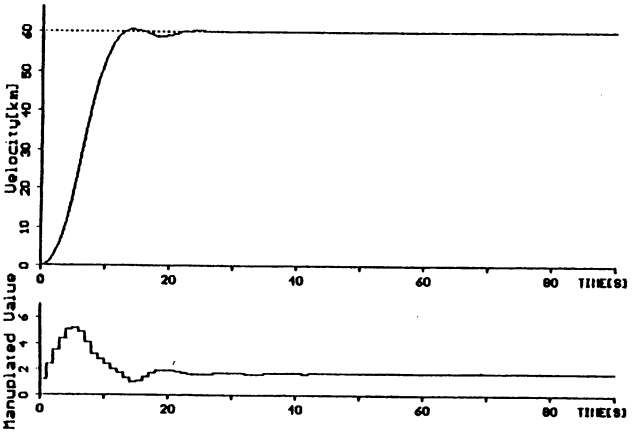


図7　マルチユニット型ファジィコントローラによる制御（学習後）

図7より，目標値に到達後，多少振幅が残っているものの，学習の効果が見られる．

次に，FF付きマルチユニット型ファジィコントローラを学習チューニングした結果を

図８に示す.

図８では，図７と比べても分かるように，図７で見られた振幅が解消されている.

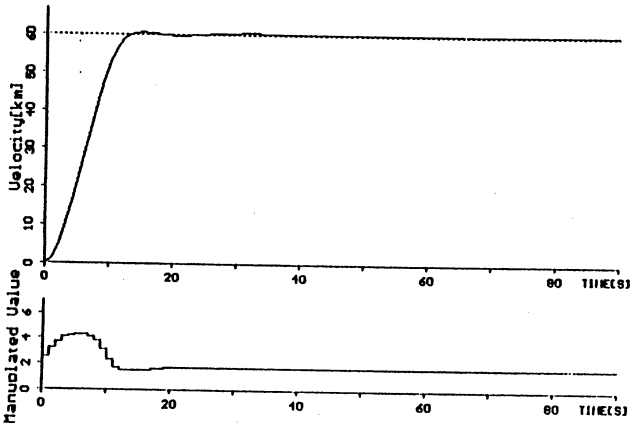


図８　ＦＦ付きマルチユニット型ファジィコントローラによる制御（学習後）

最後に，コントローラをマルチユニットにすることの有効性を検証するために外乱に対する応答を図９に示す. 用いたコントローラは，学習後のマルチユニット型ファジィコントローラである. 時刻t=35(s)で制御対象のゲインを変化させている. 比較のために図１０に従来のファジィコントローラによる制御に対して同様の外乱を与えた結果を示す.

図９からマルチユニット型ファジィコントローラは，外乱抑制性をもっていることが分かる.

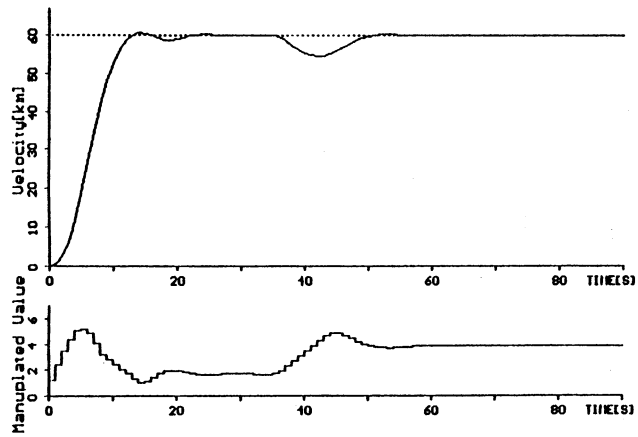


図９　マルチユニット型ファジィコントローラによる制御（外乱あり）

5. おわりに

本稿では，マルチユニット型ファジィコントローラを提案し，これにファジィ学習則を用いて学習チューニングすることを試みた. また，このコントローラにフィードフォワード要素を付けることによって２自由度系に変更する方法も提案し，同様の学習チューニングを行ない，その有効性を検証した.

今回は，制御偏差によって状態をファジィ分割したが，その一階差分をも含んだ状態ファジィ分割も考えられる. なお，制御時間経過によるＦＬＣの切り換えについても良い結果が得られた.

参考文献

[１] 前田幹夫：Fuzzy制御とその実施例，インテリジェントＦＡ研究分科会第１６回研究例会資料Ｎｏ．８８－４，ｐｐ３１－３８，１９８８

[２] 坪根，前田：２自由度ファジィコントローラ，第１１回ＳＩＣＥ九州支部学術講演会予稿集，ｐｐ３５－３８，１９９２

[３] 前田幹夫，他：自己調整ファジィ制御装置の設計，第５回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，ｐｐ８９－９４，１９８９

問い合わせ先：

〒８０４

福岡県北九州市戸畑区仙水町１－１

九州工業大学　工学部　情報工学教室

前田　幹夫

TEL　093-871-1931（内線436）

FAX　093-871-5835

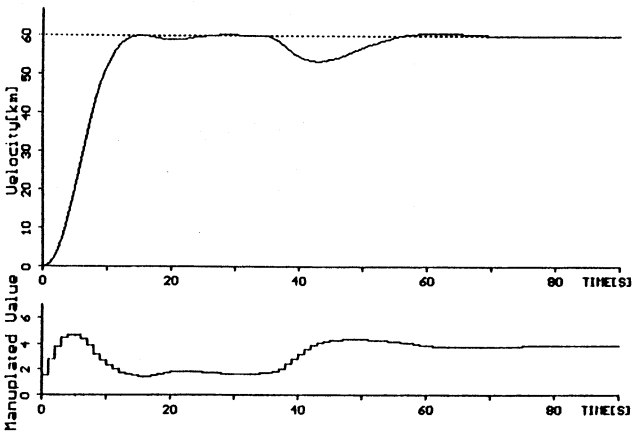


図１０　従来のファジィコントローラによる制御（外乱あり）

TA4-1

周波数特性に着目したファジィ制御器の構成と設計

Construction and Design of Fuzzy Controllers Based on Frequency Characteristics

田中 一男, 佐野 学, 竹間 丈浩
Kazuo TANAKA Manabu SANO Takehiro TAKEMA

金沢大学, 機械システム工学科
Kanazawa Univ. Department of Mechanical Systems Eng.

Abstract This paper discusses a fuzzy phase-lead compensation based on frequency characteristics. The main feature of the fuzzy phase-lead compensator is to have parameters for effectively compensating phase characteristics in control systems. We derive an important theorem, which is related to phase-lead compensatin, by introducing concept of frequency characteristics such as gain crossover frequency and phase margin. A simple design procedure is constructed using the theorem. Simulation results show validity of the design procedure.

1．はじめに

ファジィ制御はいろいろな対象[1,2,3]に適用され，その有効性が確認されている．しかし，ファジィ制御器の設計は設計者の主観的な判断に基づいて，試行錯誤的に行われてきた．制御対象が難しくなると，ファジィ制御器の設計は主観的な判断に頼るだけでは難しい場合が多い．このような系に対しては定量的な性能評価に基づくシステマテックな設計手法の確立が望まれる．一方，ファジィ制御規則表の回転と位相特性との間にはなんらかの関係があることが指摘されている[4,5,6]．このアイディアに基づき，周波数応答に着目したファジィコントローラの設計法が提案されている[7]．しかしながら，ファジィ規則表の回転と位相特性との関係は厳密には明らかにされていない．本論文ではこの関係を明らかにするとともに，周波数応答に着目して，ファジィ制御器を構成し，ファジィ制御系における位相進み補償を実現する．

2．フィードバック制御系の過渡特性

ゲイン交差角周波数をω_{CG}で，位相余有をθ_Mで表す．ω_{CG}は系の速応性，θ_Mは系の減衰性と密接な関係がある．高次の遅れ要素をもつフィードバック制御系の一巡周波数応答において位相余有がθ_M，ゲイン交差角周波数がω_{CG}であるとき，この制御系の過渡特性は，これと等しいθ_M，ω_{CG}を持つ2次系の一巡周波数応答で近似的に求めることができる．この2次系の応答の行き過ぎ量をE_P，行き過ぎ時間をT_Pとすると，θ_M，ω_{CG}，とE_P，T_Pと減衰係数ζ，固有角周波数ω_Nとの関係は次のようになる．

$$\theta_M=90^\circ-\tan^{-1}\sqrt{\frac{1}{4}\sqrt{4+1/\zeta^4}-\frac{1}{2}} \tag{1}$$

$$\omega_{CG}=\omega_N\sqrt{\sqrt{4\zeta^4+1}-2\zeta^2} \tag{2}$$

$$\zeta=\frac{-\frac{1}{\pi}\cdot\ln\left(\frac{E_P}{100}\right)}{\sqrt{1+\left(-\frac{1}{\pi}\cdot\ln\left(\frac{E_P}{100}\right)\right)^2}} \tag{3}$$

$$\omega_N=\frac{\pi}{T_P\sqrt{1-\zeta^2}} \tag{4}$$

3．ファジィ制御系の特性補償

3.1 ファジィ位相進み補償法

e－ė位相平面の回転によって位相進み補償を試みた研究がある[7]．これは次のような考えに基づいている．

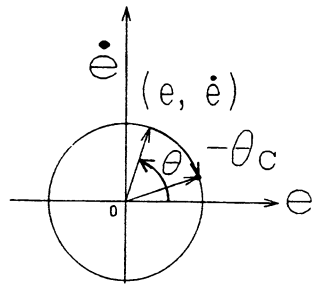


図1 位相平面

位相進み補償は，ゲイン交差角周波数付近で位相を進めることにより，位相余有を大きくし制御系を安定化するものである．文献[7]の方法では，周波数応答の位相のずれは，位相平面では偏角のずれに相当するという考えから，位相角をθ_c進める位相補償は，図1に示すように位相平面の点(e，ė)を$-\theta_c$回転移動することとみなしている．

この考えに従えば，ある線形ＰＩ制御器$\dot{u}=\alpha\cdot e+\beta\cdot\dot{e}$，すなわち，

$$\dot{u}=[\alpha,\beta]\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$$

に対して，

$$\dot{u}=[\alpha,\beta]\begin{bmatrix}\cos(-\theta_c) & -\sin(-\theta_c)\\ \sin(-\theta_c) & \cos(-\theta_c)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix} \tag{5}$$

$$=[\alpha^*,\beta^*]\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$$

$$=[\alpha,\beta]\begin{bmatrix}e^*\\ \dot{e}^*\end{bmatrix}$$

なる回転行列

$$\begin{bmatrix}\cos(-\theta_c) & -\sin(-\theta_c)\\ \sin(-\theta_c) & \cos(-\theta_c)\end{bmatrix}$$

を用いることによって，ゲイン交差角周波数における位相をθ_cだけ進めることができことになる．
ここで，

$$\begin{cases}\alpha^* = \alpha\cdot\cos(-\theta_c) + \beta\cdot\sin(-\theta_c)\\ \beta^* = \beta\cdot\cos(-\theta_c) - \alpha\cdot\sin(-\theta_c)\end{cases}$$

である．θ_cの符号は反時計まわりの方向を正とする．点$(e^*, \dot{e}^*)$は原点を中心に点$(e, \dot{e})$をθ_cだけ回転移動させた点と等しくなることに注意する．つまり，位相進みはこの座標変換（座標軸の回転）で実現できるとしているのである．

しかし，この位相平面の点$(e, \dot{e})$を$-\theta_c$回転移動する方法によっては，任意の周波数でゲイン特性を変えずに希望する値だけ位相を進ませることはできない．本論文では新しい座標変換法を提案し，上述の，$e-\dot{e}$座標軸の回転がその特別な場合であることを示す．

いま，制御対象の伝達関数を$G(s)$，PI制御器の伝達関数を$G_c(s) = (\alpha+\beta\cdot s)/s$とする．この系の一巡伝達関数$G_c(s)\cdot G(s)$の周波数$\omega$におけるゲインを$g(\omega)$，位相を$\theta(\omega)$で表す．上述のように位相進み補償はゲイン交差角周波数付近で位相を進めることにより，位相余有を大きくして，制御系を安定化するものである．制御器$G_c(s)$の代わりに$G_c^*(s) = (\alpha^*+\beta^*\cdot s)/s$を用いることによってゲイン交差角周波数で位相を$\theta_c$進めるためには以下の条件が成立しなければならない．

$$\begin{cases}g^*(\omega_{cg}) = g(\omega_{cg})\\ \theta^*(\omega_{cg}) = \theta(\omega_{cg}) + \theta_c\end{cases} \qquad (6)$$

ここで，ω_{cg}はゲイン交差角周波数を示している．α^*，β^*についてこの条件式を解くと，

$$\begin{cases}\alpha^* = \alpha\cdot\cos(-\theta_c) + \omega_{cg}\cdot\beta\cdot\sin(-\theta_c)\\ \beta^* = \beta\cdot\cos(-\theta_c) - (1/\omega_{cg})\cdot\alpha\cdot\sin(-\theta_c)\end{cases}$$

が得られる．行列表現を用いれば，

$$[\alpha^*, \beta^*] = [\alpha, \beta]\begin{bmatrix}\cos(-\theta_c) & -(1/\omega_{cg})\cdot\sin(-\theta_c)\\ \omega_{cg}\cdot\sin(-\theta_c) & \cos(-\theta_c)\end{bmatrix} \qquad (7)$$

となる．よって，制御器$G_c^*(s)$は

$$\dot{u} = [\alpha^*, \beta^*]\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix} = [\alpha, \beta]\begin{bmatrix}\cos(-\theta_c) & -(1/\omega_{cg})\cdot\sin(-\theta_c)\\ \omega_{cg}\cdot\sin(-\theta_c) & \cos(-\theta_c)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix} = [\alpha, \beta]\,\mathbf{T}(\theta_c, \omega_{cg})\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$$

となる．ここで，

$$\mathbf{T}(\theta_c, \omega_{cg}) = \begin{bmatrix}\cos(-\theta_c) & -(1/\omega_{cg})\cdot\sin(-\theta_c)\\ \omega_{cg}\cdot\sin(-\theta_c) & \cos(-\theta_c)\end{bmatrix}$$

である．この変換行列$\mathbf{T}(\theta_c, \omega_{cg})$は$\theta_c$と$\omega_{cg}$に依存することに注意する必要がある．

この行列$\mathbf{T}(\theta_c, \omega_{cg})$において進相角$\theta_c$と周波数$\omega_{cg}$は任意に選定可能である．線形要素$G_c(s)$の$\alpha$，$\beta$を設定し，周波数$\omega_{cg}$においてゲイン特性を変えずに位相を$\theta_c$進めるためには行列$\mathbf{T}(\theta_c, \omega_{cg})$を用いればよい．このとき，一般に図2のような一巡周波数応答をもつ制御系を作り出すことができる．$G_c(s)G(s)$を点線で，$G_c^*(s)G(s)$を実線で示す．ω_{cg}以外の周波数ではゲイン特性が変化してしまうことに注意する必要がある．

なお，$\omega=1$の場合，行列$\mathbf{T}(\theta_c, 1)$は原点を中心とした回転移動行列に帰着する．逆にいえば，回転移動は$\omega_{cg}=1$においてのみゲイン特性を変えずに位相をθ_c進めることを意味する．

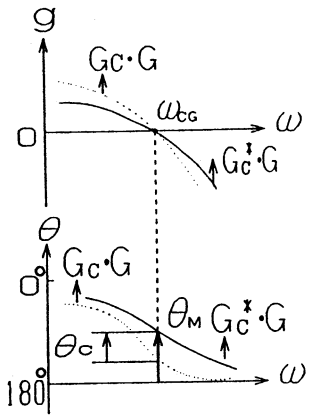


図2　ボード線図

3.2　ファジィ位相進み補償の制御規則

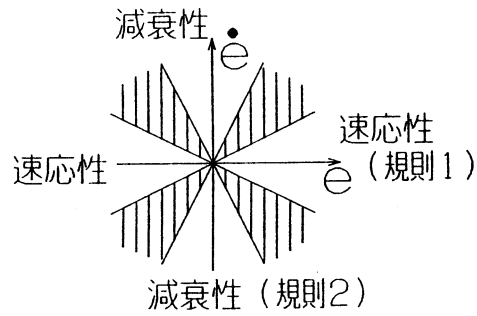


図3　位相平面

位相進み補償のねらいは，ゲイン交差角周波数をなるべく大きな値に設定して速応性を増し，そのゲイン交差角周波数での位相を進ませることで，振動を抑制することである．これによって，速応性と減衰性をともに満足する制御系を設計できる．これをファジィ制御で実現するために，次の2つの規則を用いる．規則1は速応性に関連した規則，規則2は減衰性に関連した規則である．

規則1
if ϕ is about "$-\pi$ or 0 or π"
then $\dot{u}_1 = [\alpha, \beta]\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$

規則2
if ϕ is about "$-\pi/2$ or $\pi/2$"
then $\dot{u}_2 = [\alpha, \beta]\,\mathbf{T}(\theta_c, \omega_{cg})\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix} = [\alpha^*, \beta^*]\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$ (8)

ただし$\phi = tan^{-1}\left(\dfrac{\dot{e}}{e}\right)$．

図3に示すように，ϕが$-\pi$，0，π付近では速応性，$-\pi/2$，$\pi/2$付近では減衰性に関係する領域であることから前件部変数としてϕを用い，(8)式の前件部に示したようなファジィ分割を行った．

about"$-\pi$ or 0 or π"とabout"$-\pi/2$ or $\pi/2$"のファジィ集合は図4のように定義される．調整パラメー

タθ_T($0 \leqq \theta_T \leqq \pi/2$)は角度$-\pi/2$，および$\pi/2$からの分割角度の移動量で，ファジィ集合about"$-\pi$ or 0 or π"とabout"$-\pi/2$ or $\pi/2$"の領域を決定するパラメータである．θ_Tが大きいほどabout"$-\pi/2$ or $\pi/2$"の領域は大きくなり，about"$-\pi$ or 0 or π"の領域は小さくなる．θ_Tが補償効果に与える影響の傾向を後述の設計例で示す．なお，θ_T=0のとき，このファジィ制御器は線形制御器$G_c(s)$に帰着する．

最終的な操作量$\dot{u}$は次のような重み付き平均で求める．

$$\dot{u}=\frac{g_1\cdot\dot{u}_1+g_2\cdot\dot{u}_2}{g_1+g_2} \tag{12}$$

ここで，g_1，g_2はそれぞれ，ファジィ集合about"$-\pi$ or 0 or π"とabout"$-\pi/2$ or $\pi/2$"のメンバーシップ値である．

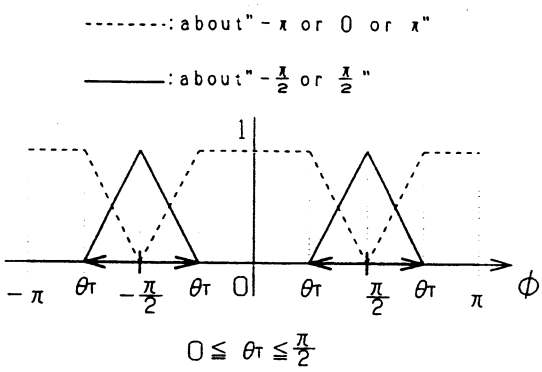


図4　ファジィ集合

3.3　ファジィ補償器の設計法

線形の位相進み補償は，位相進み補償要素$(1+T_2s)/(1+T_1s)$によって，ゲイン交差角周波数ω_{cG}付近の周波数領域でゲイン特性をあまりいじらずに，位相角を進めて所望の位相余有θ_Mをもたせることにより，過渡特性を改善するものである．これは，簡単に言えば，与えられた制御系の最大の時定数を分子$(1+T_2s)$で打ち消し，その代わりに分母の$(1+T_1s)$で新しい時定数T_1($<T_2$)をもってくることを意味しているが，その設計法は，希望する位相余有を得られるT_1の値を逐次，周波数応答で調べて求なければならない．

これに対して，本論文で導出した変換行列を用いれば，ゲイン交差角周波数ω_{cG}を変えることなしに希望する量だけ簡単に位相を進ませることができる．

以上に示した位相進みのファジィ制御規則を有効に活用したファジィ制御器の設計法を提案する．パラメータの調整法と設計アルゴリズムを以下に示す．

①希望する過渡応答特性を設計仕様，
　　行き過ぎ時間（速応性）　T_{OP}
　　行き過ぎ量（減衰性）　E_{OP}
で設定する．
②T_{OP}，E_{OP}と式(3)，(4)により，
　　固有角周波数　ω_{ON}
　　減衰係数　ζ_O
を求め，式(1)，(2)より
　　ゲイン交差角周波数　ω_{OCG}
　　位相余有　θ_{OM}
を求める．
③与えられた制御対象をもつ制御系のゲイン交差角周波数ω_{cG}がω_{OCG}より大きくなるように，速応性のみに着目してＰＩ制御器$G_c(s)$のα，βを決定する．この段階では系の速応性のみに着目しているため，一般に位相余有が少ない．このため$G_c(s)$の制御器のみで制御を行うと振動した応答波形が得られる．
④③の$G_c(s)$をもつ制御系の位相特性曲線を調べ，このときの位相余有θ_Mとθ_{OM}から$\theta_C=\theta_{OM}-\theta_M$を求める．$\omega_{CG}$と$\theta_C$から行列$\mathbf{T}(\theta_C,\omega_{CG})$により，$\alpha^*$，$\beta^*$を求める．応答に着目しながら前件部パラメータ$\theta_T$を調整して図4のファジィ集合を決定する．
⑤3.2のファジィ制御規則を用いたファジィ位相進み補償を行う．補償結果と①の設計仕様で与えた制御系と比較する．

4．設計例

3.5で示した設計法による設計例とシミュレーション結果を示す．

4.1　設計例1

制御対象（２次遅れ系）

$$G(s)=\frac{1}{(1+0.125s)\ (1+0.5s)}$$

①設計仕様，
　T_{OP}=2.00[sec.]，E_{OP}=5.00[%]
②T_{OP}，E_{OP}と式(3)，(4)により，
　ω_{ON}=2.17，ζ_O=0.69
式(1)，(2)より
　ω_{OCG}=1.42[rad./sec.]，θ_{OM}=64.63[deg.]
③速応性を満足させるために，制御系のω_{CG}がω_{OCG}より大きくなるように調整した結果，$G_c(s)$のパラメータは，
　α=5.0，β=1.0
ゲイン交差角周波数は，
　ω_{CG}=3.02[rad./sec.]
このときの一巡周波数応答を図5点線に示す．
④③の$G_c(s)$をもつ制御系の位相余有
　θ_M=43.96[deg.]
位相進み角
　$\theta_C=\theta_{OM}-\theta_M$=20.67[deg.]
よって，変換行列は
　$\mathbf{T}$(20.67, 3.02)
$G_c^*(s)$のパラメータは，
　α^*=3.61，β^*=1.52
$G_c^*(s)G(s)$の一巡周波数応答を図5実線に示す．

前件部ファジィ集合の分割角度θ_Tによる応答結果の影響を図6に示す．θ_Tが大きいほどabout"$-\pi/2$ or $\pi/2$"の領域は大きくなり，$G_c^*(s)$の位相進みの効果が現れて系を減衰させ，行き過ぎ量E_Pが小さくなり減衰性が改善される．しかし，行き過ぎ時間T_Pは遅くなり速応性は悪化する傾向がある．
⑤θ_T=60[deg.]の場合のファジィ位相進み補償を行った応答のシミュレーション結果は，
　T_P=1.31[sec.]，E_P=3.27[%]
となり①の設計仕様を満たすことができた．

4.2　設計例2

制御対象（３次遅れ系）

$$G(s)=\frac{1}{(1+0.125s)\ (1+0.2s)\ (1+0.5s)}$$

①設計仕様，
　T_{OP}=2.00[sec.]，E_{OP}=5.00[%]
②T_{OP}，E_{OP}と式(3)，(4)により，

ω_{0N}=2.17, ζ_0=0.69

式(1),(2)より

ω_{0CG}=1.42[rad./sec.], θ_{0M}=64.63[deg.]

③速応性を満足させるために，制御系のω_{CG}がω_{0CG}より大きくなるように調整した結果，$G_c(s)$のパラメータは，

α=4.0, β=1.0

ゲイン交差角周波数は，

ω_{CG}=2.51[rad./sec.]

このときの一巡周波数応答を図7点線に示す．

④③の$G_c(s)$をもつ制御系の位相余有

θ_M=26.58[deg.]

位相進み角

$\theta_C=\theta_{0M}-\theta_M$=38.05[deg.]

よって，変換行列は

$\mathbb{T}$(38.05,2.51)

$G_c^*(s)$のパラメータは，

α^*=1.60, β^*=1.77

$G_c^*(s)G(s)$の一巡周波数応答を図7実線に示す．ここで，前件部ファジィ集合のパラメータは

θ_T=70[deg.]

である．

⑤ファジィ位相進み補償を行った応答のシミュレーション結果を図8に示す．

T_P=1.36[sec.], E_P=2.07[%]

①の設計仕様を満たすことができた．

5．むすび

本論文では，周波数特性に着目したファジィ制御系の特性補償法を提案した．位相補償を実現する変換行列を導出し，それを用いてファジィ制御規則を構成するとともに，ファジィ制御系における位相進み補償を実現した．本論文のファジィ制御器が有効に働くことをシミュレーションで確認した．

参考文献

[1]L.P.Holmblad and J.J.Ostergaard:Control of a Cement Kiln by Fuzzy Logic, Fuzzy Information and Decision Processes, 389/399 North-Holland, (1982)

[2]安信，宮本，Fuzzy制御の列車自動運転システムへの応用，電気学会誌，vol.104，No.10，867/874,(1984)

[3]柳下，伊藤，菅野，ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用，システムと制御，vol.28，No.10，597/604，(1984)

[4]菅野道夫，ファジィ制御，日刊工業新聞社，(1988)

[5]上田，川本ほか，電力系統におけるファジィ制御のメンバーシップ関数の単純化，電気学会論文集B，vol.110，No.5，(1990)

[6]田中，佐野，1次遅れ＋むだ時間系におけるファジィコントローラの調整公式，日本ファジィ学会論文集，vol.3，No3，583/591，(1991)

[7]藤井，植山，芳谷，周波数応答法を用いたファジィコントローラの設計，第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，115/120，(1986)

[問い合せ先]

〒920 金沢市小立野2-40-20

金沢大学 工学部 機械システム工学科

田中 一男

TEL 0762-61-2101 EXT.405

FAX 0762-63-3849

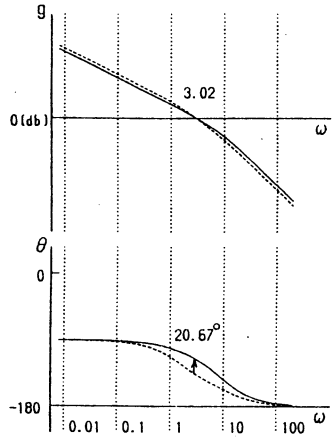


図5 ボード線図(設計例1)

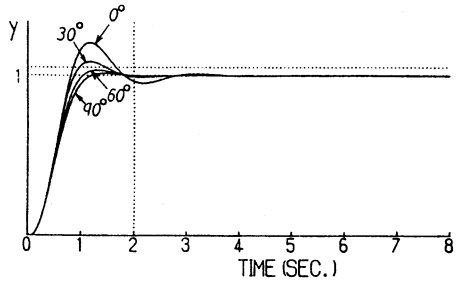


図6 制御結果(設計例1)

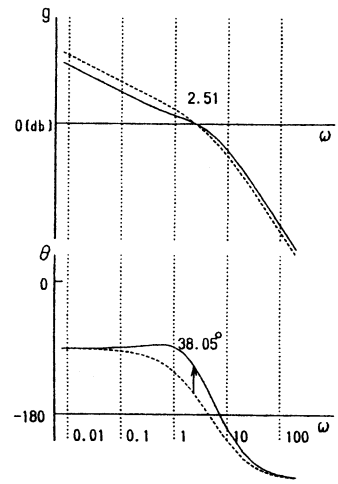


図7 ボード線図(設計例2)

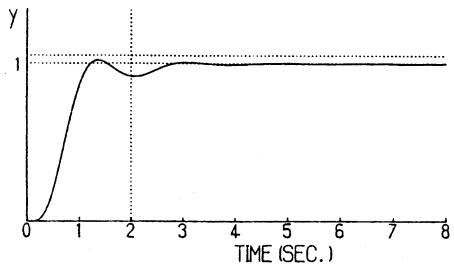


図8 制御結果(設計例2)

TA4-2

ファジィモデル追従制御系の設計

Design of Fuzzy Model Following Servo Control Systems

川路茂保 Shigeyasu Kawaji
松永信智 Nobutomo Matsunaga
古川峰飛 Chikahi Furukawa

熊本大学工学部
Dept. of EECS, Kumamoto University

Abstract : Exact dynamic model of the plants can be rarely obtained, and the desired charactristics of the control systems are specified in the wide ranges. For these real situations, a new Fuzzy Model Following Servo Control Systems, is proposed in this paper. The effectiveness of the proposed method is shown for a nonlinear DC motor system.

1 はじめに

ファジィ制御は、不確実さを持つ対象に対する人間の意志決定能力を、厳密な数式モデルを陽に用いることなく言語で表現するところに特徴があり、FA分野だけでなく家庭電化製品の制御まで幅広い領域で用いられるようになった。しかし、それらの制御系の特性はオペレータの経験に大きく依存し、その設計は試行錯誤となるという問題がある。これに対して、田中らはファジィモデル[1]に基づいた最適レギュレータの設計法[2]を提案し、制御系の設計が定量的に行えることを明らかにした。

しかし、実際のプラントの制御では、定常領域だけでなく過渡領域を含めた広範囲において望ましい応答特性が要求され、最適レギュレータによる方法では限界がある。また、制御系応答の仕様を定性的に与える場合も多い。このような場合には、オペレータの定性的な経験に基づいて目標生成器を含めた制御系を実現することが望まれる。

本論文では、オペレータの制御性能に対する知識をファジィ論理を用いて目標生成器に取り込み、このファジィ目標生成器の出力にプラントの出力を追従させるファジィモデル追従制御系の設計手法を明らかにする。また、重りをつり下げ非線形特性を持たせたDCモータに対して本手法の有効性を示す。

2 プラントのファジィモデル

プラントの特性が分散的に次式の"If~then~"形式で表わされているものとする。

$$\begin{aligned}&\text{If } x(k)\text{is}A_1^i \text{ and}\cdots\text{and } x(k-n+1)\text{is}A_n^i\\ &\quad\text{and } u(k)\text{is}B_1^i \text{ and}\cdots\text{and } u(k-m+1)\text{is}B_m^i\\ &\text{then } x^i(k+1)=a_1^i x(k)+\cdots+a_n^i x(k-n+1)\\ &\quad+b_1^i u(k)+\cdots+b_m^i u(k-m+1)+c^i d(k)\end{aligned} \quad (1)$$

ただし、$x(k)$は状態変数、$u(k)$は入力、$d(k)$は外乱入力である。(1)式を行列を用いて表現すると

$$\begin{aligned}&\text{If } \mathbf{x}(k) \text{ is } \mathbf{P}^i \text{ and } \mathbf{u}(k) \text{ is } \mathbf{Q}^i, \text{ then}\\ &\quad \mathbf{x}^i(k+1)=\mathbf{A}^i\mathbf{x}(k)+\mathbf{B}^i\mathbf{u}(k)+\mathbf{D}^i d(k)\end{aligned} \quad (2)$$

ただし、

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k) &= [x(k),\cdots,x(k-n+1)]^T\\ \mathbf{u}(k) &= [u(k),\cdots,u(k-m+1)]^T\\ \mathbf{P}^i &= [P_1^i,\cdots,P_n^i]^T\\ \mathbf{Q}^i &= [Q_1^i,\cdots,Q_n^i]^T\end{aligned}$$

このとき、ファジィモデルの推論値$\mathbf{x}(k+1)$は次式の重み付き平均で与えられる。

$$\mathbf{x}(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^{a} w^i(k)\mathbf{x}^i(k+1)}{\sum_{i=1}^{a} w^i(k)} \quad (3)$$

ただし、aはルールの個数である。$w^i(k)$はi番目のルールの前件部の適合度であり、次式で得られる。

$$w^i(k)=\prod_{j=1}^{n} A_j^i(x(k-j+1))\times\prod_{h=1}^{m} B_h^i(u(k-h+1)) \quad (4)$$

また、プラントの出力$y(k)$は

$$y(k)=\mathbf{C}\mathbf{x}(k) \quad (5)$$

で得られる。

(2)式の一般形では、状態変数$\mathbf{x}(k)$、入力変数$\mathbf{u}(k)$が前件部（条件部）と後件部（結論部）に等しく現れているが、実際にはその必要はない。また、(2)式のファジィモデルをシステムの入出力データを用いて同定する手法[1]があるが、以降プラントのファジィモデルが既に得られているものとする。

3 ファジィモデル追従制御系の設計

3.1 ファジィ目標生成器

制御系への目標生成器の導入は、広範囲における望ましい応答特性を制御系に取り込めるという利点がある。そして、目標生成器を構築する際にファジィ論理を利活用することは、オペレータの満足できる応答特性を言語表現を用いて制御系に取り込めるという利点がある。

制御系の望ましい応答特性を"If～then～"形式で表現するとき、プラントの場合と同様に目標生成器のファジィモデルはj番目のルールに対して次式のように得られる。

$$\begin{aligned}&\text{If } \mathbf{x}_m(k) \text{ is } \mathbf{S}^j \text{ and } r(k) \text{ is } \mathbf{T}^j, \text{ then}\\ &\mathbf{x}_m^j(k+1) = \mathbf{A}_m^j\mathbf{x}_m(k) + \mathbf{B}_m^j r(k)\end{aligned} \tag{6}$$

ただし、$\mathbf{x}_m(k)$と$r(k)$は目標生成器の状態変数と入力変数である。

ファジィ目標生成器の推論値$\mathbf{x}_m(k+1)$は次式で得られる。

$$\mathbf{x}_m(k+1) = \frac{\sum_{j=1}^{b} w^j(k)\mathbf{x}_m^j(k+1)}{\sum_{j=1}^{b} w^j(k)} \tag{7}$$

ただし、bはルールの個数であり、w^jはj番目のルールの前件部の適合度である。このとき、目標生成器の出力$y_m(k)$は次式で得られる。

$$y_m(k) = \mathbf{C}_m\mathbf{x}_m(k) \tag{8}$$

3.2 ファジィモデル追従制御系の設計

モデル追従制御系とは目標生成器への入力$r(k)$とプラントへの外乱入力$d(k)$が全てのkに対し、

$$\phi_r(q^{-1})r(k) = (1+\rho_1 q^{-1}+\cdots+\rho_q q^{-q})r(k) = 0 \tag{9}$$

$$\phi_d(q^{-1})d(k) = (1+\delta_1^i q^{-1}+\cdots+\delta_l^i q^{-l})d(k) = 0 \tag{10}$$

を満たすとき定常状態$(k\to\infty)$においてプラントの出力$y(k)$と目標生成器の出力$y_m(k)$の偏差

$$e(k) = y(k) - y_m(k)$$

を零にする制御系である。ただし、qは時間推移作用素である。

ここで、

$$\Gamma_r = \begin{bmatrix} -\rho_1 I & -\rho_2 I & \cdots & \cdots & -\rho_q I \\ I & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & I & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_r = [I \quad 0\cdots 0]$$

とおくと、(9)式を満たす$r(k)$は次式で表わせる。

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_r(k+1) &= \Gamma_r\mathbf{x}_r(k)\\ r(k) &= H_r\mathbf{x}_r(k)\end{aligned} \tag{11}$$

そこで、プラントの各ルールに対して偏差を零にする制御系を構築する。まず、偏差$e(k)$を制御量として得るために拡張系

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_a^{ij}(k+1) &= \Phi_a^{ij}\mathbf{x}_a(k) + \Gamma_a^i\phi_d(q^{-1})u(k)\\ e(k) &= \mathbf{C}_a\mathbf{x}_a(k)\end{aligned} \tag{12}$$

を考える。ただし、

$$\mathbf{x}_a(k) = \begin{bmatrix} \phi_d(q^{-1})\mathbf{x}(k) \\ e(k-1) \\ \vdots \\ e(k-l) \\ \hline \phi_d(q^{-1})\mathbf{x}_m(k) \\ \phi_d(q^{-1})\mathbf{x}_r(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1(k) \\ \hline \mathbf{x}_2(k) \end{bmatrix}$$

$$\Phi_a^{ij} = \left[\begin{array}{ccccc|cc} \mathbf{A}^i & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ \mathbf{C} & -\delta_1 I & \cdots & \cdots & -\delta_l I & -\mathbf{C}_m & 0 \\ I & & & & & & \\ & \ddots & & & & & \\ & & I & 0 & 0 & & 0 \\ \hline 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \mathbf{A}_m^j & \mathbf{B}_m^j H_r \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \Gamma_r \end{array}\right] = \begin{bmatrix} \Phi_1^i & \Phi_{12} \\ 0 & \Phi_2^j \end{bmatrix} \tag{13}$$

$$\Gamma_a^i = \begin{bmatrix} \mathbf{B}^i \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Gamma_1^i \\ \hline 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_a = [0 \quad I \quad 0\cdots|\cdots 0]$$

この拡張系の推論値$\mathbf{x}_a(k+1)$は次式で得られる。

$$\mathbf{x}_a(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{b} w^i(k)w^j(k)\mathbf{x}_a^{ij}(k+1)}{\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{b} w^i(k)w^j(k)} \tag{14}$$

また、設計された制御系を定量的に評価するために、次式の2次形式評価関数

$$J = \sum_{k=0}^{\infty}(\| e(k) \|_{Q_a}^2 + \| \phi(q^{-1})u^{ij}(k) \|_{R_a}^2) \tag{15}$$

を導入する。この評価関数を最小にする制御入力は

$$\begin{aligned}u^{ij}(k) &= F_1^i\mathbf{x}(k) + F_{21}^i\xi(k-1) + F_{22}^i\xi(k-2)\\ &\quad +\cdots+ F_{2l}^i\xi(k-l) + F_3^{ij}\mathbf{x}_m(k) + F_4^{ij}\mathbf{x}_r(k)\end{aligned} \tag{16}$$

で与えられる。ただし、

$$\begin{aligned}&[F_1^i,\ F_{21}^i,\ \cdots,\ F_{2l}^i]\\ &= -(R_a + \Gamma_1^{iT}P_1^i\Gamma_1^i)^{-1}\Gamma_1^{iT}P_1^i\Phi_1^i\end{aligned} \tag{17}$$

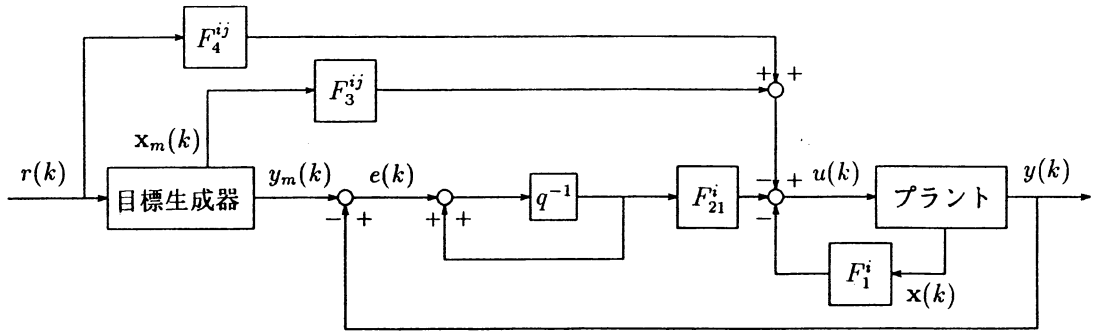


Fig.1: ファジィモデル追従制御系

$$[F_3^{ij},\ F_4^{ij}] = -(R_a + \Gamma_1^{iT} P_1^i \Gamma_1^i)^{-1} \Gamma_1^{iT} (P_1^i \Phi_{12} + P_{12}^{ij} \Phi_2^j) \quad (18)$$

ここで、P_1^iは(19)式の正定対称な解であり、P_{12}^{ij}は(20)式で与えられる。

$$P_1^i = \Phi_1^{iT} P_1^i \Phi_1^i + \mathbf{C}_1^T Q_a \mathbf{C}_1 - \Phi_1^{iT} P_1^i \Gamma_1^i (R_a + \Gamma_1^{iT} P_1^i \Gamma_1^i)^{-1} \Gamma_1^{iT} P_1^i \Phi_1^i \quad (19)$$

$$P_{12}^{ij} = \Phi_1^{iT} P_1^i \Phi_{12} + \Phi_1^{iT} P_{12}^{ij} \Phi_2^j - \Phi_1^{iT} P_1^i \Gamma_1^i \times (R_a + \Gamma_1^{iT} P_1^i \Gamma_1^i)^{-1} \Gamma_1^{iT} (P_1^i \Phi_{12} + P_{12}^{ij} \Phi_2^j) \quad (20)$$

以上よりプラントへの入力$u(k)$は次式となる。

$$u(k) = \frac{\sum_{i=1}^{a} \sum_{j=1}^{b} w^i k() w^j(k) u^{ij}(k)}{\sum_{i=1}^{a} \sum_{j=1}^{b} w^i(k) w^j(k)} \quad (21)$$

構成されたファジィモデル追従制御系のブロック線図をFig.1に示す。

4 非線形ＤＣモータ系への適用

(1) プラントのファジィモデル

本手法の有効性を重りを吊り下げ左右回転に非線形性を持たせたＤＣモータを制御対象として実験的に検証する。ここでは、ＤＣモータの速度制御を行うことを考え、ファジィモデルの出力を回転速度$N_p(k)$ [r.p.m.]、入力を電圧$u(k)$ [V]、また状態変数は$\mathbf{x}(k) = [N_p(k),\ N_p(k-1)]^T$を選択した。重りが上昇し始める入力電圧が0.25[V]であり、重りが下降し始める入力電圧が−0.05であることから、前件部変数に入力電圧を選択し「もし入力電圧が～ならばＤＣモータの回転速度は～である」という言語表現に基づきファジィモデルを構築した。

構築したファジィモデルを(22)式に示す。

If $u(k)$ is N, then

$$\mathbf{x}^1(k+1) = \begin{bmatrix} 0.420 & 0.565 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} 40.156 \\ 0 \end{bmatrix} u(k) + \begin{bmatrix} 2.008 \\ 0 \end{bmatrix} d(k) \quad (22.a)$$

If $u(k)$ is P, then

$$\mathbf{x}^2(k+1) = \begin{bmatrix} 0.416 & 0.571 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} 43.127 \\ 0 \end{bmatrix} u(k) + \begin{bmatrix} -10.728 \\ 0 \end{bmatrix} d(k) \quad (22.b)$$

前件部変数のファジィ分割区間はFig.2に示すとおりである。

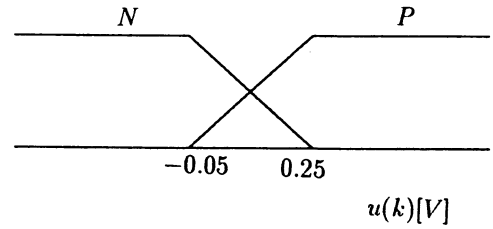


Fig.2: 前件部変数のファジィ分割区間

また、出力方程式は次式となる。

$$y(k) = [1 \quad 0]\ \mathbf{x}(k) \quad (23)$$

(2) ファジィ目標生成器の設計

制御目的は、望ましい速度で重りを目標値に移動させることであり、この応答特性を持つファジィ目標生成器を設計する。次の４つのルールは、「もし重りが目標値から遠いならば回転速度を増加する、もし重りが目標値に近づいたならば回転速度を減少する」という言語表現に基づき、重りを上げる場合と下げる場合に対して構築したものである。

If $e_m(k)$ is $Big1$, then

$$\mathbf{x}_m^1(k+1) = \begin{bmatrix} 0.420 & 0.565 & -0.200 \\ 1 & 0 & 0 \\ K & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_m(k) + \begin{bmatrix} 0.200 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} r(k) \quad (24.a)$$

If $e_m(k)$ is $Small$ and $e_m(k) \leq 0$, then

$$\mathbf{x}_m^2(k+1) = \begin{bmatrix} 0.327 & 0.503 & -3.333 \\ 1 & 0 & 0 \\ K & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_m(k) + \begin{bmatrix} 3.333 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} r(k) \quad (24.b)$$

If $e_m(k)$ is $Small$ and $e_m(k) \geq 0$, then

$$\mathbf{x}_m^3(k+1) = \begin{bmatrix} 0.316 & 0.503 & -5.000 \\ 1 & 0 & 0 \\ K & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_m(k) + \begin{bmatrix} -5.000 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} r(k) \quad (24.c)$$

If $e_m(k)$ is $Big2$, then

$$\mathbf{x}_m^4(k+1) = \begin{bmatrix} 0.416 & 0.571 & -0.197 \\ 1 & 0 & 0 \\ K & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_m(k) + \begin{bmatrix} 0.197 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} r(k) \quad (24.d)$$

ただし、状態変数 $\mathbf{x}_m(k)$ は回転速度[r.p.m.]、入力変数 $r(k)$ は目標値[cm]である。そして、前件部変数 $e_m(k)$ は目標値までの距離であり、(25)式で与えられる。ただし、$K = 2.667 \times 10^{-4}$.

$$\begin{aligned} e_m(k) &= r(k) - s(k-1) \\ s(k) &= s(k-1) + K \times y_m(k) \end{aligned} \quad (25)$$

前件部変数のファジィ分割区間はFig.3に示すとおりである。

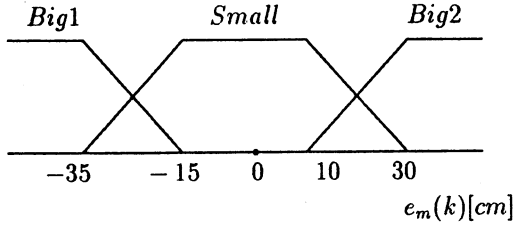


Fig.3: 前件部変数のファジィ分割区間

また、目標生成器の出力 $y_m(k)$ は次式となる。

$$y_m(k) = [1 \quad 0 \quad 0]\mathbf{x}_m(k) \quad (26)$$

(3) 実験結果

プラントのファジィモデルのルール(22)式とファジィ目標生成器のルール(24)式に対して、ファジィモデル追従制御系を構成した。$Q_a = 1$, $R_a = 1$ としてゲインを決定し、目標値として $r(k) = 100$[cm] を与えた場合の実験結果をFig.4 に示す。

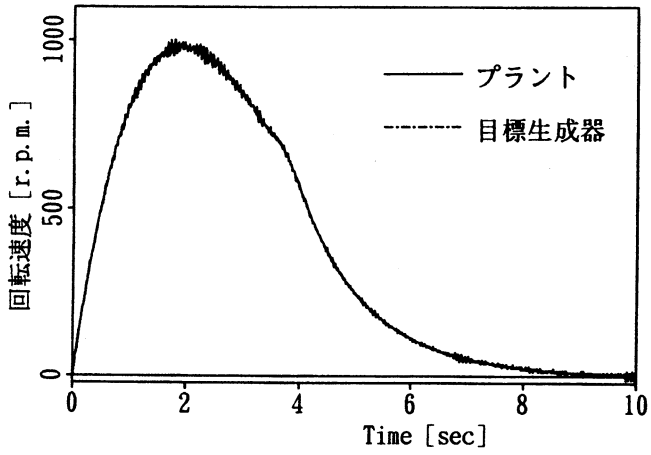


Fig.4: 回転速度　　(r(k)=100cm)

この実験結果から、目標生成器の出力にプラントの出力が追従していることが分かる。

5 おわりに

ファジィモデル追従制御系の設計法を示した。重りを吊り下げ非線形性を持たせたＤＣモータに適用し、その追従性を確認した。

本論文で提案した制御系は、オペレータの言語表現に基づき操作知識を制御系に取り込むことができる。そのため、望ましい応答特性をイメージしやすく、過渡応答を含む広範囲においてオペレータの満足できる自動制御が期待できる。

参考文献

[1] K.Tanaka et.al: "Fuzzy Identification of System and Its Apprication to Modeling and Control", IEEE, SMC-15, 115/132, 1985.

[2] 田中他:「ファジィ最適フィードバック制御系の設計」、第７回ファジィシステムシンポジウム、17/20、1991.

[3] K.Furuta et.al: "Design of Model-Following Servo Controller", IEEE, AC-27, 725/727, 1982.

[問い合せ先]
〒860　熊本市黒髪 2-39-1
熊本大学工学部電気情報工学科
川路茂保
TEL : 096-344-2111 (内) 3631
FAX : 096-345-1553

TA5-1

自己組織化的確率学習によるファジィ制御則の生成

Generation of Fuzzy Control Rules by Probabilistic Self Organization-learning

原　文雄　　寺岡　善之
Fumio Hara　　Yoshiyuki Teraoka

東京理科大学　　ソニー㈱
Science University of Tokyo　　Sony (Ltd)

This paper deals with a generation of fuzzy control rules by probabilistic self-organization learning algorithm. The plant dynamics is modeled as the 1st order system with a time delay and a fuzzy controller is formulated in the form of simplified algebric-summation method. Introducing the control performance index to the fuzzy control learning scheme, we change the selection probability of each fuzzy rule according to the control performance index. The fuzzy rule learning algorithm was examined by simulation and a range of parameters used in the learning scheme was clearly determined for obtaining a good control performance.

1．はじめに

一般的に制御対象の情報が不完全でも、未知情報を推定することにより制御システムの制御性を向上させる学習機能を持ったコントローラの開発が望まれる。本来は学習機能を持たないファジィ制御においても、最近では学習機能を持たせる研究が行われている。たとえばファジィ制御における学習型コントローラの大部分は、ルールの後件部（then部）に修正用ルールで決定された補強量を加算する補強型学習システム[1)2)]や後件部にニューラルネットワークを用いることにより学習機能をもたせているものがある[3)]。さて、本論文では、人間が試行錯誤を繰り返すことから知識を獲得するように、実時間で制御結果の評価値をもとにそれぞれのルールの後件部の発火確率を変化させて自己組織的にルールを獲得することで、各ルールの複数の後件部の中から試行錯誤的な選択を行う学習法について述べる。

2．制御システム

2．2　制御対象

制御対象としてプラントの代表的な例として1次遅れ＋むだ時間系を取り上げる。時間をｔ、入力をｕ(ｔ)、出力をｙ(ｔ)とし、以下のような伝達関数を持つシステムを考える。

$$G(s)=\frac{K e^{-sL}}{1+sT} \quad (1)$$

ただし　K：ゲイン定数
　　T：時定数
　　L：むだ時間

本論文では

　　K＝1
　　L＝１０００（ｍｓｅｃ）

とし、Ｔはパラメータとする。

式(1)に対しては、以下のような状態方程式(2)と出力方程式(3)を得る。

$$\frac{dx(t)}{dt}=-\frac{1}{T}x(t)+\frac{K}{T}u(t-L) \quad (2)$$

$$y(t)=x(t) \quad (3)$$

式(2)と(3)の離散化を行うと、次のような離散化された状態方程式および出力方程式を得る。

$$x_{k+1}=e^{-\Delta t/T}x_k+(1-e^{-\Delta t/T})\,K\,u_{k-LAG/\Delta t} \quad (4)$$

$$y_k=x_k \quad (5)$$

ただし　$LAG=\frac{L}{\Delta t}$

2．2　ファジィ制御則

本論文で用いたルールは、前件部変数として規格化した目標値との偏差ｅとその一階差分⊿ｅ、後件部変数として操作量の変化分⊿ｕを採用し、次のように記述される。

$$R_i: \text{if } e=A_{i1} \text{ and } \Delta e=A_{i2} \text{ then } \Delta u=B_i \quad (i=1,2,\ldots,n) \quad (6)$$

ただし　$e=k_1(y_k-y_t)$
　　$\Delta e=k_2\times\Delta y_k$
　　y_t　：目標値
　　y_k　：サンプル時ｋにおける位置
　　Δy_k：サンプル時ｋにおけるｙの変化分
　　$\Delta y_k=y_k-y_{k-1}$
　　k_1　：偏差ｅのスケールファクタ
　　k_2　：偏差の一階差分⊿ｅのスケールファクタ

ここでＡ$_i$はファジィ変数で、そのメンバーシップ関数は図１で与えられる。またＢ$_i$は－１から１の間の値をとる実数値である。このように記述されたルールを用いたコントローラは、各ルールによって操作量の変化分が決定されることから「速度型」と呼ばれる。

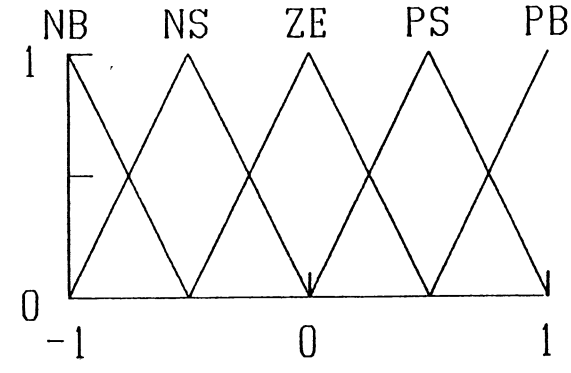


Fig.1 Fundamental membership functions

いまサンプル時kの入力として、以下のような非ファジィ数を考える。

$$e = e^{\circ}$$
$$\Delta e = \Delta e^{\circ} \quad (7)$$

まずその入力がそれぞれのルールを適用するための条件を満たしているかを調べる。これは状態と条件との適合の度合、適合度として表され、、A_{i1}に対するe°のグレードを$A_{i1}(e^{\circ})$、A_{i2}に対するΔe°のグレードを$A_{i2}(\Delta e^{\circ})$とすると、ルールの適合度ω_iは次の式で与えられる。

$$\omega_i = A_{i1}(e^{\circ}) \times A_{i2}(\Delta e^{\circ}) \quad (8)$$

この適合度を用いてΔuはB_iのω_iによる加重平均として与える。

$$\Delta u = \frac{\Sigma (B_i \times \omega_i)}{\Sigma \omega_i} \quad (9)$$

このようにして算出されたΔuに係数をかけたものを現在の操作量に加算して、新たな操作量とする。

$$u_k = u_{k-1} + k_3 \times \Delta u \quad (10)$$

ただし　k_3：Δuのスケールファクタ

この推論方法は「代数積－加算－簡略化法」と呼ばれるもので、処理が簡単で処理速度も速いため、最近のファジィコントローラには広く採用されている。

式(6)においてB_iはＮＢ、ＮＳ、ＺＥ、ＰＳ、ＰＢとなりうるが、簡単のために、

$$NB = -1, \quad NS = -0.5,$$
$$ZE = 0.0, \quad PS = 0.5, \quad (11)$$
$$PB = 1$$

と設定することにする。

3．自己組織化学習

3．1　学習アルゴリズム

我々人間は経験、知識を持たない作業を初めて行うときは、とりあえず様々な動作を試みて、その中から良好な結果が得られる動作を見つけ出すことにより、対象に関する知識を獲得する。このことを類推して、コントローラを構成する各ルールに複数の後件部のパターンを与え、それらの中から試行錯誤的な選択を行い、その過程から知識を確率の形で獲得する方法を提案する。学習はそれぞれの後件部のパターンが選択される確率を変化させることにより行う。

Δe \ e	NB	NS	ZE	PS	PB
PB	＊	＊	R-3	＊	＊
PS	＊	＊	R-8	＊	＊
ZE	R-11	R-12	R-13	R-14	R-15
NS	＊	＊	R-18	＊	＊
NB	＊	＊	R-23	＊	＊

Fig.2 Learning rules

学習させるルールを図２に示す９個とし、各ルールに次のような５種類の後件部に発火する確率を与える。

$$\left.\begin{array}{ll} \Delta u_j = -1 \text{の発火確率} & : P_{ki1} \\ \Delta u_j = -0.5 \text{の発火確率} & : P_{ki2} \\ \Delta u_j = 0 \text{の発火確率} & : P_{ki3} \\ \Delta u_j = 0.5 \text{の発火確率} & : P_{ki4} \\ \Delta u_j = 1 \text{の発火確率} & : P_{ki5} \end{array}\right\} \quad (13)$$

ただし　i：ルール番号
　　j：後件部番号
　　$0 \leq P_{kij} \leq 1$
　　$\Sigma P_{kij} = 1$

ここでP_{kij}は初期状態ではそれぞれ等確率$P_{0ij} = 0.2$に設定するが、ある後件部のパターンが発火したことによってもたらされた制御応答の評価値を実時間、つまり制御応答が観測されたサンプル時点で算出し、それを基に発火確率を増減させる。この動作を繰り返すことにより良い制御結果が得られる後件部のパターンのみが選択されるようになり、コントローラが自己組織的に構成される。

学習機能付きの制御システム全体の構成図を図３に示す。

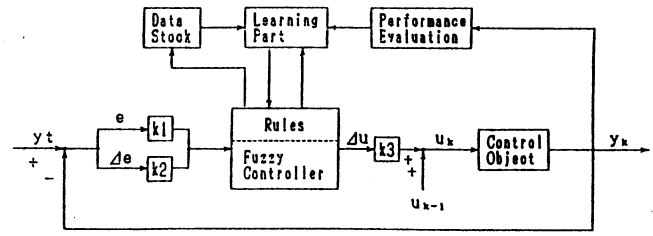


Fig.3 Learning system by self-organization algorithm

3．2　学習目標と評価値の算出方法

この自己組織化的学習方法での学習目標は、ステップ応答を例にとり、その定常偏差を時刻ｔ＝０における状態と目標値との差（$y_t - y(0)$）の１０％以内にすることとする。しかしこの学習方法では制御応答に対する評価を実時間で行わなければならないので、実際の学習過程においては、評価基準として前述の目標を達成するためのSub Goalをもうけ、それに対する評価を行うものとする。そこで、

$$\left.\begin{array}{l} l_e = l_{k1}(y_k - y_t) \\ \Delta l_e = l_{k2} \times \Delta y_k \\ \Delta l_e' = l_{k3} \times (y_k - y_{k-50}) \end{array}\right\} \quad (14)$$

ただし　l_{k1}：偏差の評価値用スケールファクタ
　　l_{k2}：偏差の一階差分の評価値用スケールファクタ
　　l_{k3}：５０ステップ前との偏差の変化分の評価値用スケールファクタ

としたとき、評価基準として以下の方法を採用した。

評価値ｖを図４のようなファジィルールで決定する（各前件部変数のメンバーシップ関数は図１に示す）。ここで図４－ａは偏差を減少させるためのルールであり、図４－ｂは定常偏差を目標基準以内にするためのルール（定常偏差が目標基準外の時は負の評価値を与える）である。これらのルールはある時点における制御応答が後の制御応答にどのような影響を与えるかという定性的な知識から導き出されたもので、良好な制御応答が得られ

そうな場合は評価値v＝1、どのような結果が得られるか特定できない場合は評価値v＝0、目標値からどんどん遠ざかってしまう場合は評価値v＝－1を与えることとする。

Δle \ le	NB	NS	ZE	PS	PB
PB	1	1	-1	-1	-1
PS	1	1	1	-1	-1
ZE	-1	-1	0,2	-1	-1
NS	-1	-1	1	1	1
NB	-1	-1	-1	1	1

(b) $\Delta le' = ZE$

Δle \ le	NB	NS	ZE	PS	PB
PB	1	1	-1	-1	-1
PS	1	1	1	-1	-1
ZE	0	1	1	1	0
NS	-1	-1	1	1	1
NB	-1	-1	-1	1	1

(a) $\Delta le' = NOTZE$

Fig.4 Fuzzy rules for control performance evaluation

3．3　発火確率の修正

あるサンプリング時点での制御応答は、むだ時間等の影響でその時点から数ステップ前の操作量によってもたらされたと考えるのが適当である。またファジィ制御では同時に複数のルールが用いられるので、制御応答に対する各ルールの寄与の度合も、操作量算出時の各ルールの適応度によって異なる。そこでサンプリング時点kでの制御応答に対する評価値vkは、dステップ前に用いられた操作量を算出するのに用いられたすべてのルールの後件部の発火確率に対して、k－d時の適応度$\omega_{(k-d)i}$に応じて分配されることとする。これは適応度が大きいルールほど、制御応答に対する責任が大きいとする考えによるものである。いま、dステップ前に用いられたルールのうちの1つが番号iのルールで、発火したのが番号hの後件部だった場合、そのルールの後件部の各発火確率Pは次のように修正される。

$$\Delta P_k = \frac{\omega_{(k-d)i}}{\Sigma \omega_{(k-d)i}} \times l_{k4} \times v_k \qquad (15)$$

1）$v_k \geq 0$の場合

$$\left.\begin{aligned} P_{k+1,j} &= \frac{P_{kij} + \Delta P_k}{1 + \Delta P_k} \quad (j = h) \\ P_{k+1,j} &= \frac{P_{kij}}{1 + \Delta P_k} \quad (j \neq h) \end{aligned}\right\} \qquad (16)$$

2）$v_k < 0$の場合

$$\left.\begin{aligned} P_{k+1,j} &= \frac{P_{kij}}{1 - 4 \times \Delta P_k} \quad (j = h) \\ P_{k+1,j} &= \frac{P_{kij} - \Delta P_k}{1 - 4 \times \Delta P_k} \quad (j \neq h) \end{aligned}\right\} \qquad (17)$$

ただし　l_{k4}：評価値vのスケールファクタ

この発火確率の修正はサンプリング毎に行う。

3．4　スケールファクタl_{k2}のオートチューニング

図4の評価値ルールマップは、入力e、Δeが$-1 \leq e, \Delta e \leq 1$の範囲であることを前提にして作成されている。ここで偏差eのとりうる範囲は初期状態と目標値の関係から比較的容易に推定できるためeのスケールファクタl_{k1}の設定は簡単に出来るが、偏差の一階差分Δeのとりうる範囲はΔuの値やそのスケールファクタk_3等により大きく変動するため、スケールファクタl_{k2}の設定は難しい。そこで次のような方法でオートチューニングを行うこととする。

前回の学習の際のΔeの絶対値の最大値をΔe_{max}、スケールファクタをl_{k2old}とすると、次回の学習に用いる新しいスケールファクタl_{k2new}は、以下の式で与える。

1）$\Delta e < m_1$の場合

$$l_{k2new} = \frac{m_1}{\Delta e_{max}} \times l_{k2old}$$

2）$\Delta e > m_2$の場合

$$l_{k2new} = \frac{m_2}{\Delta e_{max}} \times l_{k2old} \qquad (18)$$

ただし　$0 \leq m_2 < m_1 \leq 1$

この方法により、次回の学習の際に、$m_1 \leq \Delta e_{max} \leq m_2$となるように$l_{k2}$をオートチューニングすることができる。

4．シミュレーション

この学習方法においては、以下のような初期値、目標値の定置制御を行う。

初期値）　$y_0 = -100$

$\Delta y_0 = 0$

$u_{-LAG}, u_{-LAG+1}, \ldots, u_0 = 0$

目標値）　$y_k = y_i = 0$

$\Delta y_k = 0$

また各パラメータは表1に示す。

Table.1 Parameter values used in simulation

モデルパラメータ	
T (msec)	500, 1000, 1500, 2000
制御パラメータ	
Δt (msec)	200
制御時間 sec	100
k_1	0．01
k_2	0．05
k_3	5，10，15，20
学習パラメータ	
lk_1	0．01
lk_3	0．3
lk_4	0．5，0．75
(m_1, m_2)	(0.8, 0.2), (0.8, 0.5), (0.8, 0.75), (0.8, 0.78)
評価値の与え方	ファジィルール
d	3～20　STEP　1

4．1　シミュレーション結果

各パラメータで学習を100回行い、その10回毎の制御応答を次のような定義にしたがって分類を行った。

1）成功　（パターン1）

目標値に到達していて、またその制御応答が安定的なもの。

2）成功（パターン2）

目標値近傍で振動しているもの。本研究での評価値マップではこのような場合でも正の評価値が与えられてしまうため、「成功」と分類した。

3）失敗（パターン1）

制御時間（１００秒間）内に目標値に達しているものの、各ルールの後件部が完全に固定されきっていないため、制御応答が不安定なもの。

4）失敗（パターン2）

制御時間内に目標値に到達できなかったもの。

この分類にしたがって、パラメータdと⊿uのスケールファクタk_3の関係を調べるために、各パラメータ毎の学習成功率マップを作成した。このマップは横軸にパラメータd、縦軸に⊿uのスケールファクタk_3をとり、各学習回数における「成功」または「成功（パターン2）」に分類された回数の和を○の大きさで表したものである。学習の結果を各学習回数毎のマップではなく、このような形式で表現したのは、k_3が大きいために学習回数を重ねないと学習できない場合と、dが適切な値に設定されてないためにある回数で学習目標を達成していても、それ以降学習を続けた場合に構築されたルールが再び壊れる場合とを区別できるためである。

学習成功率マップを図5に一例として示す。なおパラメータは図題中に示す（”F”はファジィルールによって評価値vを与えたことを表す）。

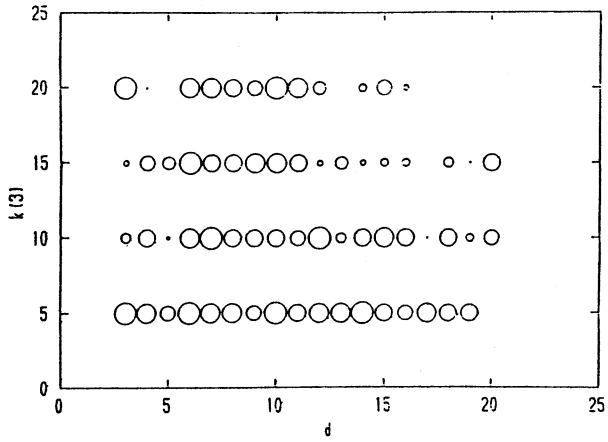


Fig.5 Success ratio map in terms of d-k3

4．2　考察

この学習方法で、設定しなければならない学習用パラメータは、スケールファクタl_{k1}、l_{k3}、l_{k4}、l_{k2}をオートチューニングするためのm_1、m_2、評価値vの割り振り方を決定するd、そして評価値vを与える方法である。ここでl_{k1}、l_{k3}は評価値vの与え方を決定すれば自動的に決まるものであるが、その他のパラメータについては試行錯誤的に設定しなければならない。そこでこの節では前節のシミュレーション結果を考察することにより、これらのパラメータの設定の指針を与える。

（a）dとk_3の関係についての考察

対象の系のむだ時間の影響から、サンプリング時点kに制御対象に、操作量の影響がでるのは（k＋L／⊿t）時点以降となる。このことからdが6よりかなり大きい場合でも良好な学習結果が得られることがわかった。

（b）l_{k4}と学習速度の関係についての考察

確率の増分を決定するスケールファクタl_{k4}が大きくなれば1回の学習による各発火確率の変化分は大きくなるため、学習速度は速くなる。しかし、l_{k4}＝０．５とl_{k4}＝０．７５と設定した場合でもdが6前後以外のところでの学習速度の大きな違いは認められない。

（c）時定数の学習へ及ぼす影響についての考察

この学習方法では現在の制御応答に対する適切な評価が学習過程における重要な要因なので、時定数が大きくなると、学習速度が遅くなる、また良好な学習結果が得られないなどのことが考えられたが、各学習成功率マップの結果からはそれほど大きな違いは認められない。

（d）m_1とm_2の設定についての考察

m_1とm_2を変えたシミュレーション結果を学習成功率マップにしたところ、それらのマップには大きな違いはみられない。このことからm_1とm_2の間隔の違いは、ほとんど学習性能に影響を与えていないことがわかる。

5．まとめ

ファジィ制御器の制御則を確率的な自己組織化学習を用いて決定する方法について検討し、そこにおける各種のパラメータの学習成功率への影響について詳しく検討した。その結果、学習回数が割合に少なくてファジィ制御則を決定できることが明らかとなった。

参考文献

1)山崎、菅野：自動学習ファジィコントローラ、計測自動制御学会論文集、vol.20-(1984)、pp.

2)前田、村上：自動調整ファジィコントローラ、計測自動制御学会論文集、vol.24-2(1988)、pp.85-91

3)今崎、木　、遠藤：ファジィルール構造化ニューラルネットワーク、日本ファジィ学会誌、vol.4-5(1992)、pp.985-995

TA5-2

適応システムにおける減衰係数の制御について

Estimation of convergence factor in LMS algorithm by use of Fuzzy.

柴山秀雄　岡崎 崇　武藤憲司　林 秀樹
H.Shibayama, T.Okazaki, K.Muto and H.Hayashi

芝浦工業大学
Shibaura Institute of Technology

Abstract This paper describes estimation method of filter coefficients of a transfer function. The method is a digital adaptive control system with variable convergence factor during estimation. Its factor is decided by fuzzy rules. Compare with a fixed convergence factor, the proposed method has advantages that estimation time is more rapid the robust characteristic is strong.

1 はじめに

ＬＭＳ適応アルゴリズムで未知伝達関数を推定する際、減衰係数の値の設定が重要である [1, 2]。

本論文では、ファジィ規則に減衰係数の特徴を記述し、未知伝達関数推定中に減衰係数を修正することにより、推定時間の短縮を目的とする。ファジィによる減衰係数を修正した方法が、減衰係数を固定値とする従来の方法よりも推定時間が短縮されると共に、ロバスト性が大である結果を示したので報告する。

2 未知伝達関数推定法

LMSアルゴリズムを用いて、FIRディジタルフィルタを設計する方法を図1に示す [3]。

$$y[k] = \sum_{i=0}^{L} w_i[k]x[k-i] \qquad (1)$$

式 (1) の $x[k]$ は、量子化された入力信号であり、$y[k]$ は、出力信号である。時刻 kでの係数ベクトルを $\boldsymbol{W}[k]$ とし、最急降下法を用いれば、

$$\begin{aligned} \boldsymbol{W}[k+1] &= \boldsymbol{W}[k] - \mu'\nabla[k] \\ &= \boldsymbol{W}[k] - \mu'\frac{\partial\varepsilon^2[k]}{\partial\boldsymbol{W}[k]} \\ &= \boldsymbol{W}[k] + 2\mu'\varepsilon[k]x[k] \qquad (2) \end{aligned}$$

と表せる。減衰係数μ'を適当に選ぶことにより、安定性および収束速度を変えることができる。ここで、$\nabla[k]$ は、時刻 kでの $\boldsymbol{W}[k]$ についての勾配ベクトルである。$\varepsilon[k]$ は目的信号 $d[k]$ と同定信号 $y[k]$ の誤差である。

式 (2) を正規化した減衰係数μ、フィルタ次数 L、入力信号パワーσ^2を用いて書き直すと、

$$\boldsymbol{W}[k+1] = \boldsymbol{W}[k] + \frac{2\mu\varepsilon[k]x[k]}{(L+1)\sigma^2} \quad (0<\mu<1) \qquad (3)$$

となる。

式(3)においては、フィルタ次数Lと減衰係数μが未知数である。アルゴリズム中の減衰係数μは$(L+1)\sigma^2$で正規化した値であり、適応アルゴリズムが安定する $0<\mu<1$ の範囲で任意の値を選択することができる。

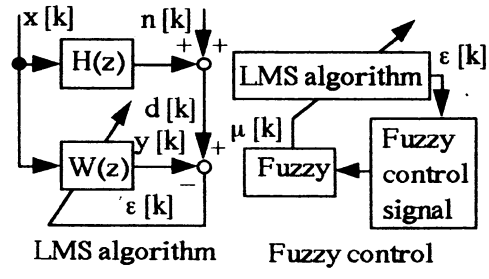


図 1: 未知伝達係数推定システム

3 ファジィ制御を用いたμの修正

ＬＭＳアルゴリズムを用いる際、減衰係数μの値の設定が重要である。減衰係数μが大きければ収束が速いが安定性が保証されない。減衰係数μを小さければ安定であるが収束が遅くなる特徴がある。減衰係数μが大きすぎれば発散してしまう。

このことを表1に示すファジィ規則にして、減衰係数μの操作を行い、収束速度の向上を目的とするものである。

表 1: ファジィ規則

もし誤差が増加	ならば	μを小さく
もし誤差が一定	ならば	μを小さく
もし誤差が減少かつ、小さい	ならば	μをそのまま
もし誤差が減少かつ、大きい	ならば	μを大きく

時刻 n の誤差の大きさ $e[n]$、誤差の大きさの変化 $\Delta e[n]$ を入力とする 2 入力 1 出力の速度型ファジィ制御である。出力は減衰係数μの操作量$\Delta\mu[n]$ である。

$$\mu[n+1] = \mu[n] + \Delta\mu[n] \tag{4}$$

4 実験 1

4.1 伝達関数推定の実験

図 1 に示す伝達関数 $\boldsymbol{H}(z)$ を推定するシステムを用い、伝達関数 $\boldsymbol{W}(z)$ で表される FIR フィルタ係数の推定を行う。

$$\boldsymbol{H}(z) = \sum_{i=0}^{L} h_i z^{-i} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{W}(z) = \sum_{i=0}^{L} w_i z^{-i} \tag{6}$$

入力信号 $x[k]$ と雑音 $n[k]$ は、互いに独立な平均値 0 の白色雑音で、それらの分散は$\sigma_x^2 = 1$、$\sigma_n^2 = 0.01$ である。

伝達関数 $h(i)$ は

$$h_i = \frac{\sin\frac{i-60}{4}\pi}{\frac{i-60}{4}\pi} \tag{7}$$

で与えられ、$h_{60} = 1$、$i = 120$ とする 120 タップ数を有するＦＩＲフィルタモデルを用いる。

ここでパラメータ推定の評価のために、推定精度 $\delta[k]$ を用いる。

$$\delta[k] = \frac{\sum_{i=0}^{L} |h_i - w_i[k]|}{\sum_{i=0}^{L} |h_i|} \tag{8}$$

ファジィの入力信号 $e[n]$ は、誤差の大きさの平滑化した値として、120 個の誤差信号を加算平均したものを用いる。減衰係数の操作は 120 サンプル毎に行う。

4.2 結果

図 2は減衰係数の初期値を$\mu = 1$ と設定した場合、μを固定した場合発散しているが、μを変化させることによって収束している。

図 3は減衰係数の初期値を最適値の$\mu = 0.5$ と設定した場合、μを固定した場合と比較して、同等以上の結果を示している。

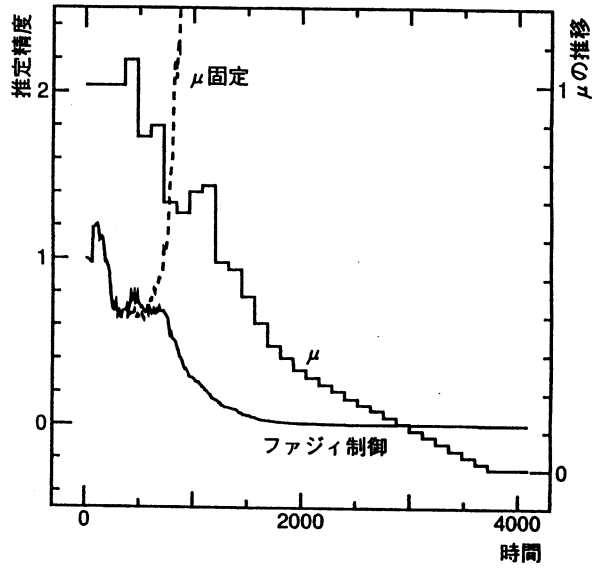


図 2: $\mu = 1$ 固定値、ファジィの推定精度とμの推移

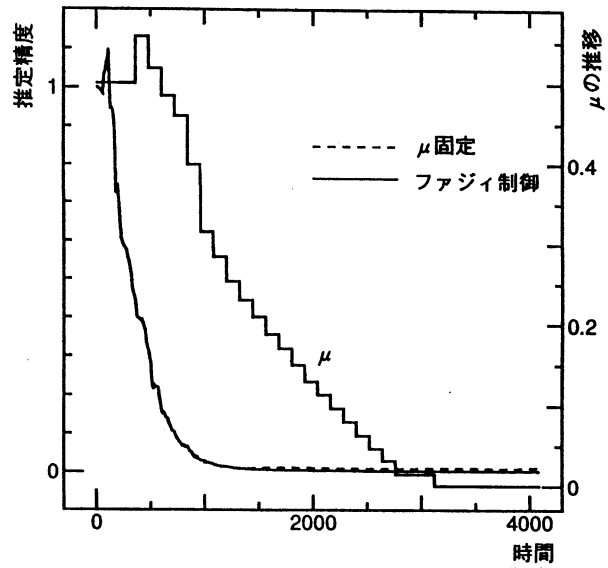


図 3: $\mu = 0.5$ 固定値、ファジィの推定精度とμ の推移

図4は減衰係数の初期値を$\mu = 0.001$と設定した場合、μを変化させることにより収束時間が速くなっている。

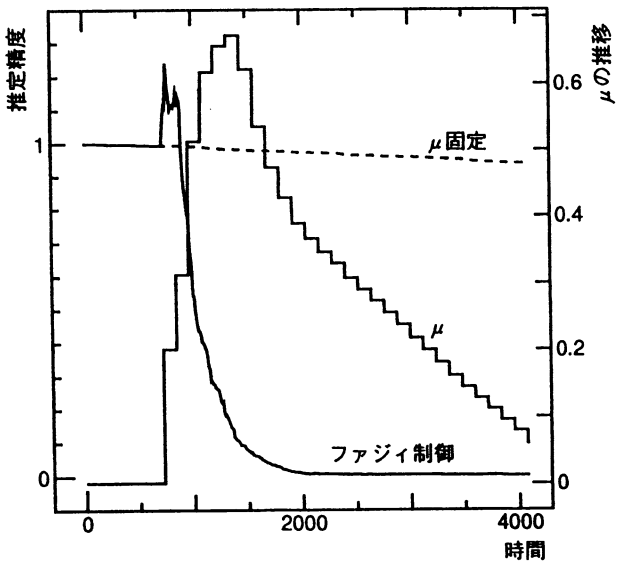


図 4: $\mu = 0.001$ 固定値、ファジィの推定精度とμ の推移

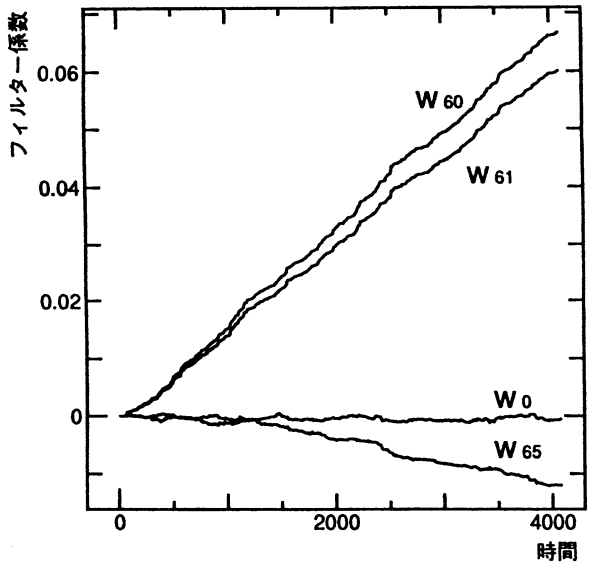


図 5: $\mu = 0.001$ 固定値の場合のパラメータ $w_0(t)$、$w_{60}(t)$、$w_{61}(t)$、$w_{65}(t)$ の推定値

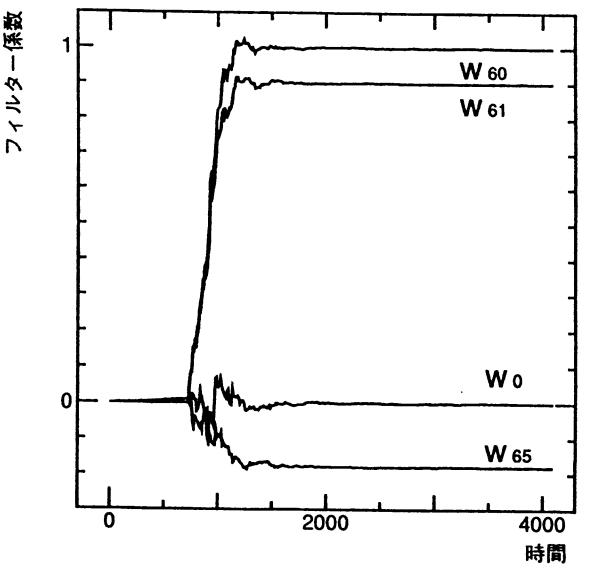


図 6: $\mu = 0.001$ のファジィを用いたパラメータ $w_0(t)$、$w_{60}(t)$、$w_{61}(t)$、$w_{65}(t)$ の推定値

5 実験 2

5.1 伝達関数が変化する場合

伝達関数 $h(i)$ は

$$h_i = \frac{\sin\frac{i-60}{4}\pi}{\frac{i-60}{4}\pi}(0 \leq t < 4096) \qquad (9)$$

で与えられ、$h_{60} = 1$、$i = 120$ とする 120 タップ数を有する FIR フィルタモデルを用いる。

時刻 $t = 4096$ から h_i とは異なる伝達関数 h'_i となる。

$$h'_i = -\frac{\sin\frac{i-60}{4}\pi}{\frac{i-60}{4}\pi}(4096 \leq t) \qquad (10)$$

ただし、$h'_{60} = 1$、$i = 120$ とする。

5.2 結果

図 7は減衰係数の初期値を$\mu = 0.001$ と設定て時刻 4096 に未知伝達関数を変化させた場合の推定精度、減衰係数μの推移を示したものである。

図 9図 8は、伝達関数が変化したときのパラメータ $w_{61}(t)$、$w_{65}(t)$ 推定値の収束状況である。

減衰係数μを固定した場合と比較して、減衰係数をファジィで推定し変化させて固定値の場合よりも速い推定を行っていることが分かる。

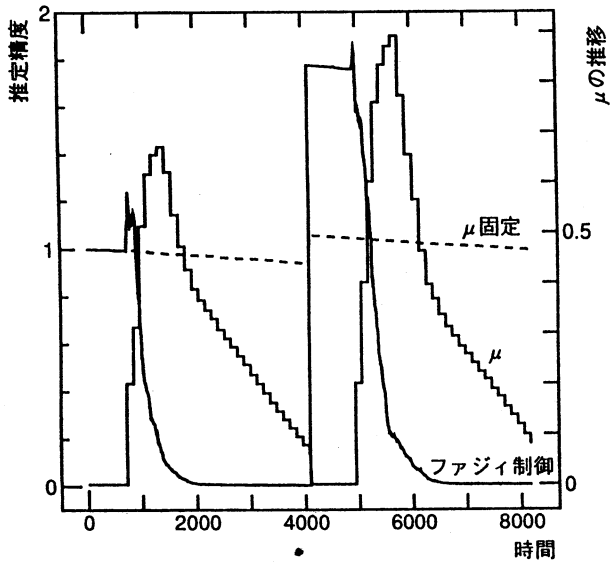


図 7: $\mu = 0.001$ 固定値、ファジィの推定精度とμ の推移

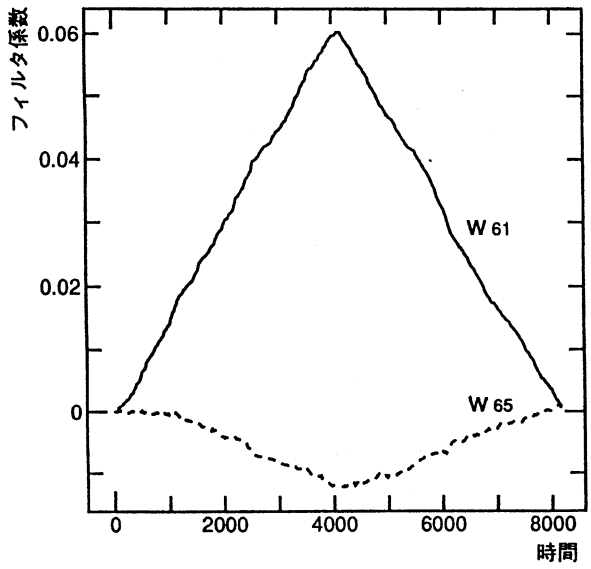


図 8: $\mu = 0.001$ 固定値の場合のパラメータ $w_{61}(t)$、$w_{65}(t)$ の推定値

6 むすび

適応アルゴリズムの一つであるＬＭＳアルゴリズムを用いて伝達関数の推定を行った。

ＬＭＳアルゴリズムの減衰係数をファジィを用いて推定し、変化させることによって、減衰係数を固定値で推定した場合に比べ、伝達関数の推定時間を短縮することができた。

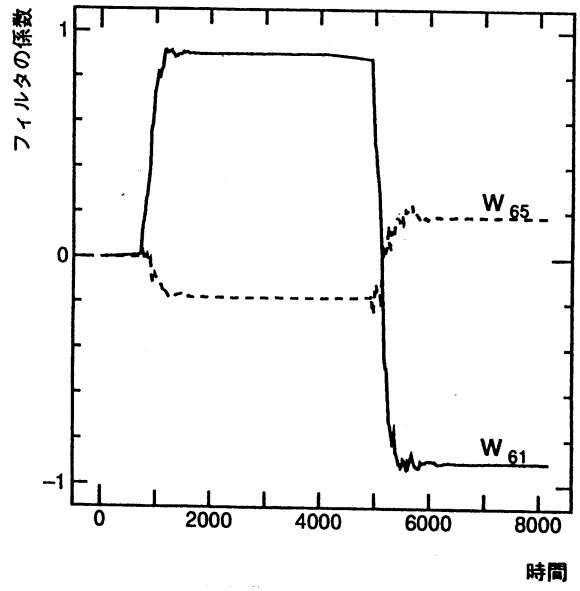


図 9: $\mu = 0.001$ のファジィを用いたパラメータ $w_{61}(t)$、$w_{65}(t)$ の推定値

また、減衰係数の初期値を、固定値では推定不可能な大きな値にしても、ファジィで修正することによって伝達関数を推定することができた。

推定される伝達関数が変化した場合にも、伝達関数の変化によって生じる誤差情報から、減衰係数が変化している。伝達関数が変化してもその伝達関数に同定してゆき、推定速度はＬＭＳアルゴリズムの減衰係数をファジィ推論を行い変化させることによって、固定した場合と比較して推定時間を短縮することができた。

参考文献

[1] 武藤、林、岡崎、柴山『ファジィ制御を用いたLMSアルゴリズムの減衰係数μの修正』日本音響学会 平成５年度春季研究発表会

[2] 岡崎、武藤、林、柴山『二乗誤差値を用いたLMSアルゴリズムの減衰係数μの修正』日本音響学会 平成５年度春季研究発表会

[3] 谷荻隆嗣『デジタル信号処理の理論３』コロナ社 pp.141-150

問い合わせ先
〒108 東京都港区芝浦 3-9-14
芝浦工業大学　通信工学科
柴山秀雄

TA5-3

ファジィ推論を用いたディジタルフィルタの構成

A Constructing Method of a Digital Filter Using Fuzzy Inference

山下 光久　　疋田 弘光

Mitsuhisa YAMASHITA and Hiromitsu HIKITA

室蘭工業大学　機械システム工学科

Department of Mechanical Systems Engineering, Muroran Institute of Technology

Abstract

This paper describes a constructing method of a digital filter using Fuzzy inference. A linguistic knowledge of noises is represented by Fuzzy rules, and then a filter output is estimeted.

The validity of this method is verified for spike-noise canceling.

1．はじめに

一般的に雑音処理は、まずハードウェア的に行われ、次にソフトウェア的に行われる。

ノイズが周波数領域で信号と分離可能であれば各種フィルタで軽減できるし、それ以外の場合に対しても種々の方法が提案されている[1)]。

本文での手法は、ノイズに関する言語レベルの知識がある場合に、それをファジィルールで表現し、入力信号の信憑性を推論し、その結果を用いて真値をソフトウェア的に推定しようとするものである。

ノイズとしてスパイクノイズを取り上げ、このノイズを含むテスト信号を用いて本手法の有効性を確認する。

最後に、応用例題として Ball & Beam System でのボール位置測定を示す。

2．フィルタの構成

フィルタの基本的な構成を Fig. 1 に示す。図中の y はフィルタへの入力信号，$\tilde{y}$ はフィルタ出力である。k は k時点での値を意味する。

知識は、被測定系および計測システム等に関する有益な情報を利用することを示している。

フィルタは２つの部分で構成されている。

予測部は、過去の $\tilde{y}$ から k時点での予測値 $\hat{y}(k)$ を求めるものである。

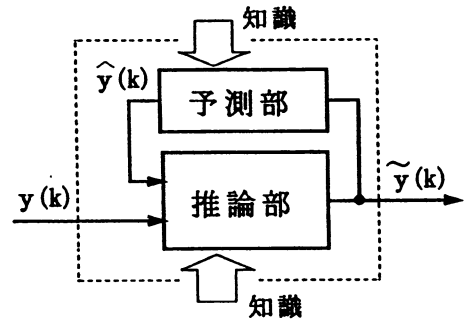


Fig. 1 フィルタの基本構成

推論部は、入力 y の信憑性の程度($0 \leqq \alpha \leqq 1$) を推論する。$\alpha = 1$ は y が真値と推論したことを意味する。このα を用いて、出力 $\tilde{y}$ を

$$\tilde{y}(k) = \alpha \cdot y(k) + (1-\alpha) \cdot \hat{y}(k) \qquad (2.1)$$

と定める。

予測の方法および α の推論に用いるファジィルールは、信号源に関する知識および信号の性質によって適切に定められるものであり、設計の手順は次のように考えられる。

STEP 1 完全な予測部のもとでの推論部の設計と評価

ノイズに関する記述をもとにして推論部を設計する。予測部の出力 $\hat{y}$ はノイズを含まない真の値とし、ノイズ除去に対するファジィ規則の適切さ および 適用範囲の限界を評価する。

STEP 2 予測の方策の決定

予測の方策を定め、ノイズを含まない y に対する性能を評価する。

STEP 3 フィルタの性能評価と調整

ノイズを含む y に対するフィルタの性能を評価

しパラメータ調整を行う。

3．スパイクノイズの除去

3.1．スパイクノイズ

ここで扱うスパイクノイズは、「あるサンプリング時刻で零の値を示し、次の時刻で正常な値に回復する」という性質をもつものとする。

このようなノイズを含む信号を単純化したテスト信号を、次のように設定する。

周波数 f_s[Hz] の正弦波を基準信号 r とし、これを周期 T[sec] でサンプリングする。

このサンプル値に対して、Fig. 2に示すように、スパイクノイズを位相角 ϕ の位置に混入する。

したがって、フィルタへの入力 $y(k)$ は

$$y(k)=\begin{cases}0 & n=\phi N/360 \text{ のとき}\\ \sin 2\pi k/N & \text{以外のとき}\end{cases} \quad (2.2)$$

ただし、$N=1/f_sT$

となる。

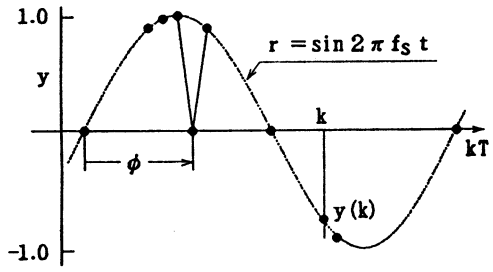


Fig.2　テスト信号

3.2．スパイクノイズの除去

フィルタ内の推論部および予測部を以下のように定め、その性能を評価する。

推論部： Fig. 3に示すようなスパイクノイズが発生した時に起こる状況のひとつとして、例えば、次のようなことがある。

『(a) $y=0$ に向かう急激な信号変化、
(b) その後に逆の方向に向かう信号変化』

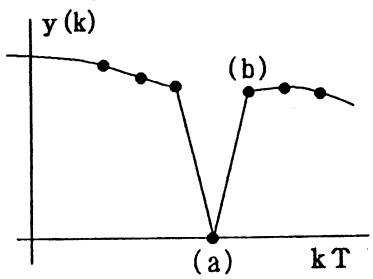


Fig.3　スパイクノイズ

したがって、(a)での y に関しては α を小さくし、(b)での y に関しては α を大きくするようなファジイルールを用意しておく。

ノイズに関する記述にもとづいて、前件部変数として y_k, $\dot{y}_k$, $\dot{y}_{k-1}$ を選び、以下の7個のルールを作成した。ただし $\dot{y}_k=(y_k-\tilde{y}_{k-1})/T$ である。

R1: *if* y_k *is* P, *and* $\dot{y}_k$ *is* N; *then* α *is ff*
R2: *if* y_k *is* N, *and* $\dot{y}_k$ *is* P; *then* α *is ff*
R3: *if* $\dot{y}_k$ *is* P; *and* $\dot{y}_{k-1}$ *is* N; *then* α *is tt*
R4: *if* $\dot{y}_k$ *is* N; *and* $\dot{y}_{k-1}$ *is* P; *then* α *is tt*
R5: *if* $\dot{y}_k$ *is* P; *then* α *is ff*
R6: *if* $\dot{y}_k$ *is* N; *then* α *is ff*
R7: *if* $\dot{y}_k$ *is* Z; *then* α *is tt*

後述の性能評価に一般性を持たせるために、前件部変数のファジィラベルを Fig. 4のように定めた。

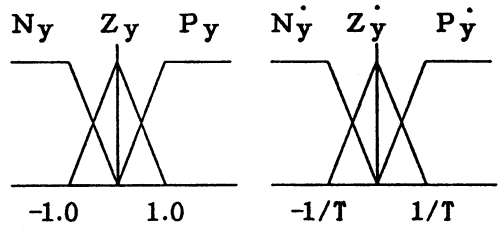


Fig.4　ファジィラベル

また、後件部に関しては

$ff=1.0$, $ft=0.5$, $tt=1.0$

とする。

ファジィ推論および非ファジィ化には、「代数積-加算-高さ法」[2] を用いた。

予測部： 予測は、前回のサンプリング点での速度を利用する方法で、次式であらわされる。

$$\hat{y}(k)=2\tilde{y}(k-1)-\tilde{y}(k-2) \quad (2.3)$$

3.3．評価指標と結果

フィルタの性能を評価するための指標として、

(A) ノイズ混入点 ϕ でのノイズ除去率 R_ϕ

$$R_\phi=|\tilde{y}_\phi|/|r_\phi| \quad (2.4)$$

(B) 推定誤差 E

$$E=\sum|r_i-\tilde{y}_i|/N \quad (2.5)$$

を定めた。

テスト信号において

$T=0.01\,sec$

$f_s=0 \sim 5Hz$

$\phi=0 \sim 90$度

としたときの結果を Fig. 5 , Fig. 6 に示す。

ノイズ除去率 R_ϕ は ϕ が小さくなるにつれて低下し、サンプリング周期を短くしても改善されない。

しかし、入力信号に及ぼすノイズの影響度に応じて、ノイズを除去していることは明かである。

Fig. 6には、比較のためにカットオフ周波数が5 Hzのローパス・フィルタ（ＬＰＦ）を用いたときの結果(ϕ=90) を示した。ＬＰＦの誤差は、位相遅れによるものである。

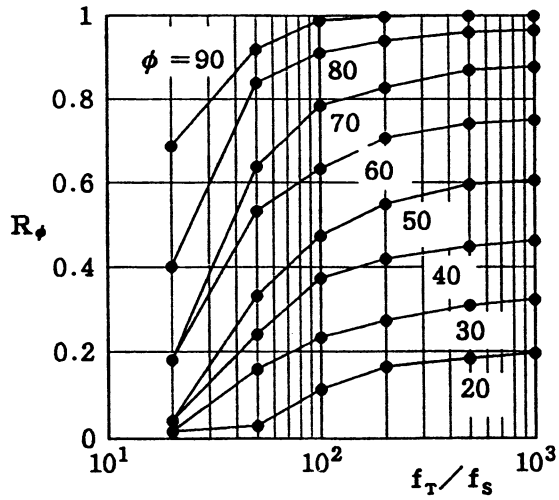


Fig. 5 Noise Reduction Ratio

4. 応 用 例

Fig. 7 (a)に示す Ball & Beam System はモータ軸に取り付けたビームを傾けることでビーム上のボールを希望の位置へ移動し静止させる装置である。

ボールの位置は、Fig. 7 (b)の端子電圧 V_A, V_B から検出できる。この測定方法は静的には非常に良い線形特性をもっている。しかし、ボールあるいは抵抗体表面の微小ゴミ，ボール運動時の瞬間的な非接触状態などにより、測定結果には前述のようなスパイクノイズが混入している。

このノイズ除去を応用例題として取り上げる。

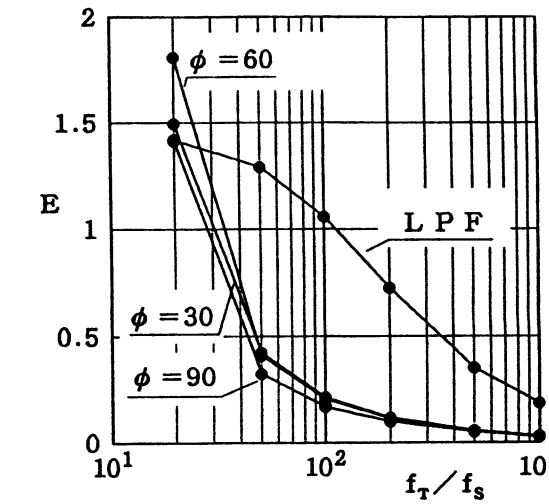


Fig. 6 Estimation Error

実験例 1： ボールの自由転がり運動

ビームを適当に傾けボールを移動させたときの応答を Fig. 8 に示す。破線は、フィルタへの入力値，実線はフィルタの推定値である。ここでは、3.2で述べた7個の if-then ルールを用いている。

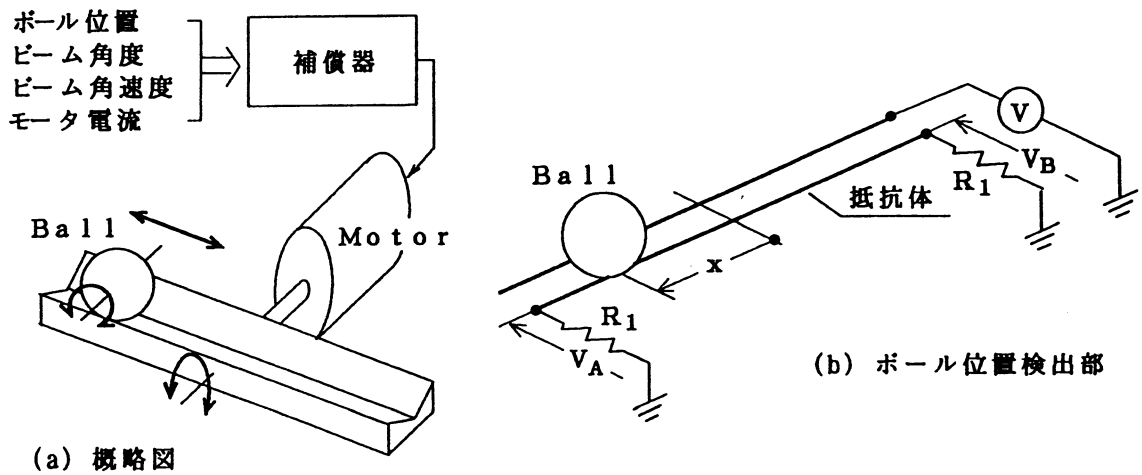


Fig. 7 Ball & Beam System

ファジィラベルの分割が少ないにも関わらず、ノイズを含む入力 y に対して、その信憑性が適切に判断されており結果として良好な位置の推定が行われていることが示されている。

実験例 2： ボール位置制御実験

実際の制御を行う場合には、信号源である Ball & Beam System の装置および制御系の設計方針等から入力信号に関する知識を追加することができる。

例えば、その1つに『ボールがビームの端にある場合、そのボールが中央に向かって移動しているならば、ボールの速度は小さい。』がある。

このような追加ルールを加えた後の制御動作中のノイズ除去の様子を示したものが Fig. 9 である。

5. おわりに

本文では、ファジィ推論を用いたディジタルフィルタの構成のひとつを提案し、スパイク状のノイズを含む信号に対する結果と応用例を示した。

フィルタを予測部と推論部で構成し、推論部では入力信号の信憑性の度合い α を推論した。

この α はフィルタの性能をチェックするにとどまらず、測定系の保守等にも使用できる可能性をもっている。

ここでは、スパイクノイズを除去の対象としたが、ノイズの性質が言語レベルで記述できる場合には、ファジィ推論を用いるフィルタも有効であろうと考えられる。

さらに、制御対象などの信号源に関する知識をファジィルールに追加することで、ノイズ除去がより効果的に行われる。

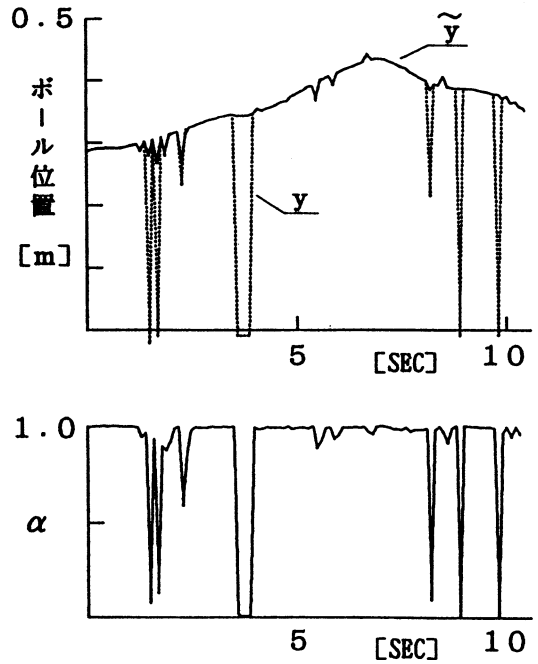


Fig. 8 ノイズ除去 －例1－

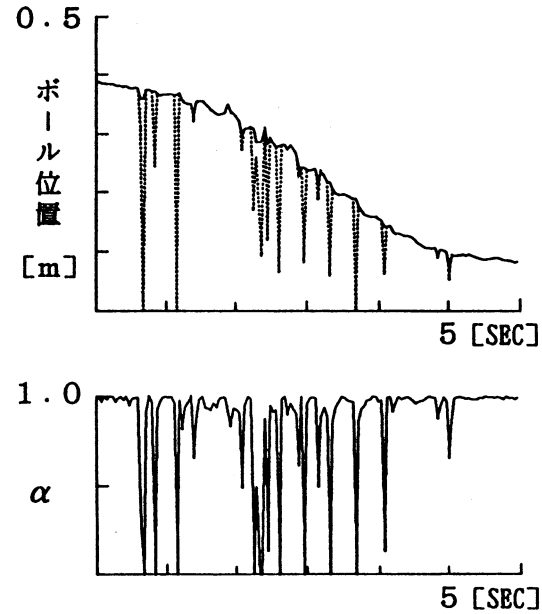


Fig. 9 ノイズ除去 －例2－

《参考文献》

1) 平山 他：雑音処理, 計測自動制御学会, 1988
2) 特集/ファジィ制御, ｺﾝﾋﾟｭｰﾄﾛｰﾙ, No. 28, 1989

問い合わせ先

〒050 室蘭市水元町27－1
室蘭工業大学 機械システム工学科
山 下 光 久
TEL 0143-44-4181 ext 2296

TA6-1

一質点系構造物の振動制御における各種ファジィ推論法の比較

Comparisons of Fuzzy Reasoning Methods on Response Control of a Mass System Structure Subjected to Seismic Forces

新宮 清志 *　　上野 祐豪 **
Kiyoshi SHINGU　　Yugo UENO

* 日本大学 理工学部　　** 日本大学大学院 理工学研究科
* Nihon University　　** Nihon Univ. Graduate School

There has been several studies on fuzzy control of mass systems subjected to seismic forces. The validity of fuzzy control of a single-degree-of-freedom-system structure has been proved by adjusting damping ratio by one of the authors.
The study is based on the above research, and is treated a single-degree-of-freedom system structure is treated a response displacements and damping ratio are analyzed using several reasoning methods, and the main purpose of this study is to clear the chracteristics of these reasoning methods.

1、序論

建築構造物の制震（振）にファジィ制御を用いた研究が行われ次第に盛んになりつつある。[1)～6)]

新宮等[7)]は一質点系モデルにおいて減衰を制御量とし減衰率ζ=0.2 に固定した場合とζ=0.02~0.2 の間でファジィ制御した場合の数値シミュレーションにより、ファジィ制御の有用性を明らかにしている。

本論はこの研究にもとずき一質点系構造物の振動制御にあたり各種ファジィ推論法を用いて、その応答変位および減衰率の大きさを求め比較検討し、併せて各種ファジィ推論法の特質を把握することを目的としている。[9)]

2、数値シミュレーション

一質点系構造物の運動方程式は、良く知られている様に式（1）のように表すことができる。

$$M\ddot{X}+C\dot{X}+KX=F^{x}(t) \quad \cdots\cdots (1)$$

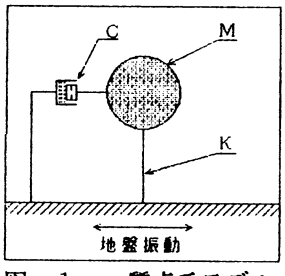
ここに、M：質量、C：減衰係数、K：バネ定数、
$\ddot{X}$ ：加速度、$\dot{X}$ ：速度、X：変位、
$F^{x}(t)$ ：外力

このときの減衰は質量比例を仮定して式（2）の様に表すものとする。

$$C=2\zeta\omega M \quad \cdots\cdots\cdots (2)$$

ここに、ζ：減衰率（時間の関数）、ω：固有角振動数

数値解析に用いたモデルは図1に示すような一質点系モデルである。その諸元を以下に示す。



図－1　一質点系モデル

質量
M＝1.0(gf·sec²/cm)
バネ定数
K＝200.0(gf/cm)
固有角振動数
ω＝14.142(rad/sec)
固有振動数
f＝ 2.250791 (Hz)

応答解析には逐次積分法（$\beta=\frac{1}{6}$）を用いた。

$$\delta_1=E^{-1}(RF_0+\beta h^2F_1^{x}+P\dot{\delta}_0+Q\ddot{\delta}_0) \quad \cdots (3)$$

（3）式より第一段階の変位を求める。
ここに、

$$E=M+\frac{h}{2}C+\beta h^2K \quad \cdots\cdots\cdots (4)$$

$$P=M+\frac{h}{2}C-\left(\frac{1}{2}-\beta\right)h^2K-\left(\frac{1}{4}-\beta\right)h^2CM^{-1}K \quad \cdots\cdots (5)$$

$$Q=hM-\left(\frac{1}{4}-\beta\right)h^3CM^{-1}C \quad \cdots\cdots (6)$$

$$R=h^2\left\{\left(\frac{1}{2}-\beta\right)+\left(\frac{1}{4}-\beta\right)hCM^{-1}\right\} \quad \cdots (7)$$

さらに、

$$\delta_{n+1}=E^{-1}\left\{F\delta_n+G\delta_{n-1}+\beta h^2\left\{F_{n+1}^{x}+\left(\frac{1}{\beta}-2\right)F_n^{x}+F_{n-1}^{x}\right\}\right\} \quad \cdots\cdots\cdots (8)$$

（8）式より第二段階以降の変位を求める。
ここに、

$$F=2M-\beta h^2\left(\frac{1}{\beta}-2\right)K \quad \cdots\cdots\cdots (9)$$

$$G=-M+\frac{h}{2}C-\beta h^2K \quad \cdots\cdots\cdots (10)$$

F_n^{x}：時刻nhにおける外力
δ_n　：時刻nhにおける変位
（n:計算段階、h:微小時間）

制御を行う場合、ダンパーの減衰率ζは時間ごとに変化するためEとGを常に計算しなおしてやる必要がある。また求めた変位に時間に関する差分法を用いて速度、加速度を求める。

3、ファジィ推論法について

本研究はファジィ制御を用いた制御系を作成するのにあたり水本博士の提案されている推論法[8]を質点系の応答制御に用いて比較し検討を行うことを試みた。

各種ファジィ推論法の共通な過程は以下のようになる。

1) 前件部に未来予測変位δ_{n+1}と未来予測速度$\dot{\delta}_{n+1}$が与えられ各規則の適合度ω_nを求める。前件部で適合度を求めるにはＭＩＮを用いた。

2) 各々の規則ごとに推論結果C_kを求める。

3) 後件部においてC_k全部（４個）より非ファジィ化を行い推論結果を導く。この非ファジィ化の種類は大きく分けて７個、細分類で９個扱うものである。これにより、本論では推論法を分類している。

図２のような三角型を前件部メンバーシップ関数として採用した。

図３、４に示すのは後件部のメンバーシップ関数であり非ファジィ化の仕方によって使い分けている。

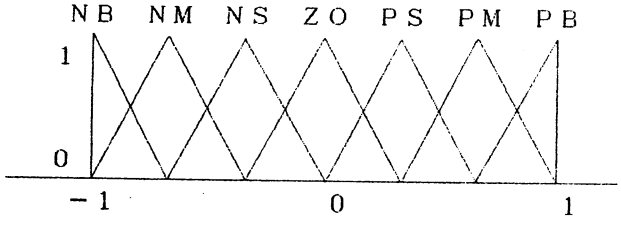


図２、前件部　メンバーシップ関数

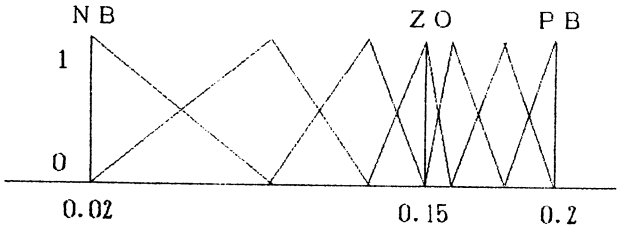


図３、後件部　メンバーシップ関数（連続型）

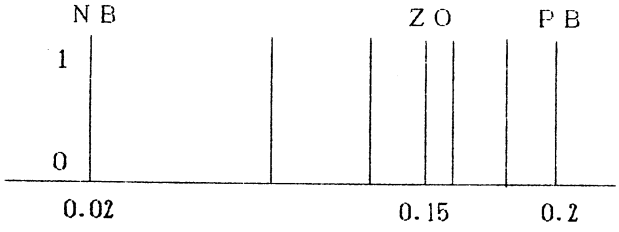


図４、後件部　メンバーシップ関数（離散型）

相対応答変位、および相対応答速度を未来予測するためにニュートンの前進補間公式、式（１１）（１２）を用いて外挿した。

$$d(t)=d_{n-1}+(d_n-d_{n-1})(t-t_{n-1})/H \quad \cdots\cdots (11)$$

$$d(t)=d_{n-2}+(d_{n-1}-d_{n-2})(t-t_{n-2})/H+(d_n-2d_{n-1}+d_{n-2})(t-t_{n-2})(t-t_{n-1})/(2H^2) \quad \cdots\cdots (12)$$

d：相対応答変位または速度

t：時間　H：サンプリング時間

制御規則は表１に示す通りである。

言葉に対応させると例えば以下のように表される。

if E=PB AND ΔE=ZO
then C_k=NB

表－１　制御規則

E＼ΔE	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	NB	NB	NB	NB
NM	PB	PB	PM	NM	NS	NB	NB
NS	PB	PS	PS	NS	ZO	PS	PM
ZO	PB	PM	PS	ZO	PS	PM	PB
PS	PM	PS	ZO	NS	PS	PS	PB
PM	NB	NB	NS	NM	PM	PB	PB
PB	NB	NB	NB	NB	PB	PB	PB

重心法：

後件部の結果を図３の形のメンバーシップ関数に統合してファジィ集合ｃ’を求め、その重心を代表点に取る方法。（要素z_iごとの適合$\mu c'(z_i)$）

$$z_0=\frac{\sum_i z_i\cdot\mu c'(z_i)}{\sum_i \mu c'(z_i)} \quad \cdots\cdots (13)$$

図４の形のメンバーシップ関数から重心を代表点に取る方法（高さ法ともされている）。

（h_iは前件部から得た適合度（高さ））

$$z_0=\frac{z_1\cdot h_1+z_2\cdot h_2+\cdots+z_n\cdot h_n}{h_1+h_2+\cdots+h_n} \quad \cdots\cdots (14)$$

最大平均法：

ファジィ集合ｃ’から、最大適合度を与える点（z_i'）の平均値を代表点とする。（ｍは最大適合度を与える点の数）

$$z_0=\sum_{i=1}^{m} z_i'/m \quad \cdots\cdots (15)$$

最大中点法：

最大平均法の最大適合度を与える点のうちの最小の要素ｚ’と最大の要素ｚ”の中点を代表点とする。

$$z_0=(z'+z'')/2 \quad \cdots\cdots (16)$$

中央値法：

ファジィ集合ｃ’の面積を２等分する点（中央値）を代表点とする。

最大高さ法：

高さh_1、・・・h_nのうちで最大高さに対する要素z_jを代表点とする。

$z_0=z_j$　（h_jが最大の高さ）　・・・・・（１７）

面積法：

後件部から得た結果を統合せずに各々のファジィ集合を一つづつの面積S_jとして荷重平均をとり代表点とする。

$$z_0=\frac{z_1\cdot S_1+z_2\cdot S_2+\cdots+z_n\cdot S_n}{S_1+S_2+\cdots+S_n} \quad \cdots\cdots (18)$$

最大面積法：

最大高さ法のように高さの変わりに面積の最大のものの要素z_jを代表点とする。

$z_0=z_j$　（S_jが最大面積）・・・・・・・（19）

なお、z_0が減衰率ζとなる。

4、数値シミュレーションの結果

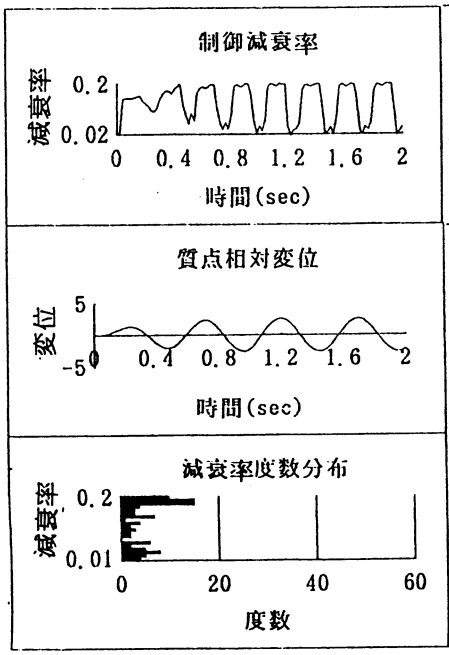


図5　MIN・MAX重心法

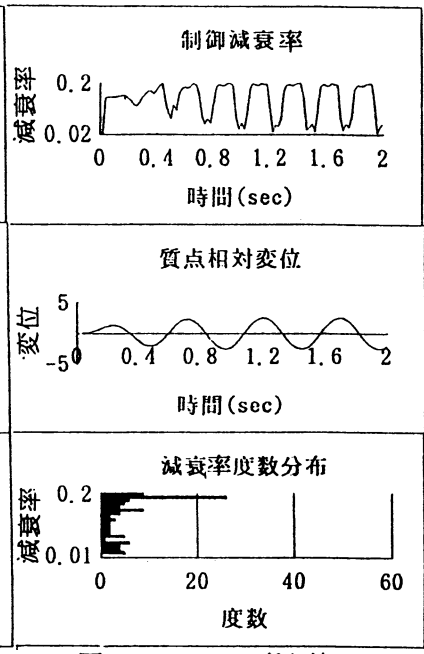


図6　MIN・高さ法

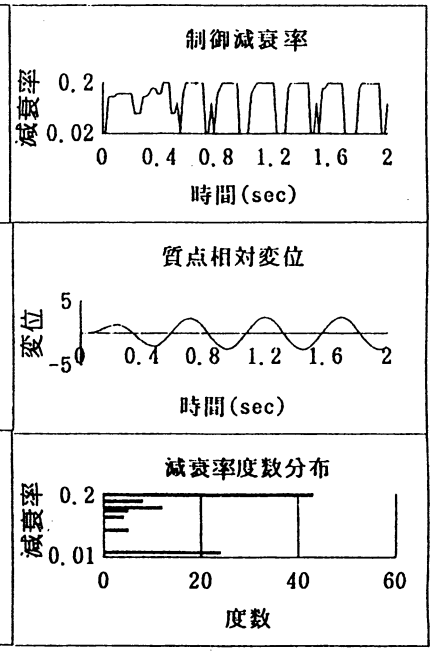


図7　MIN・最大平均法

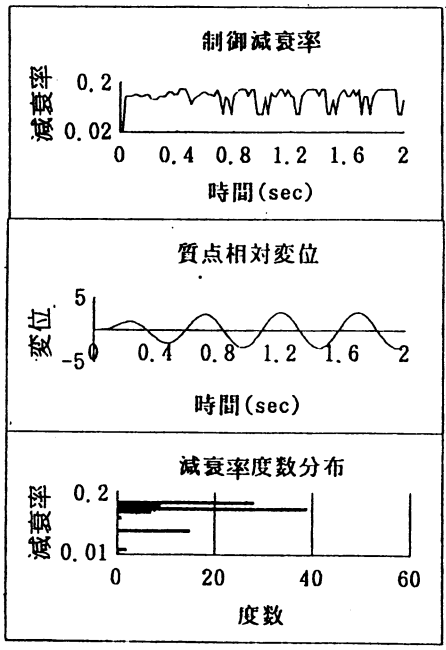


図8　MIN・最大中点法

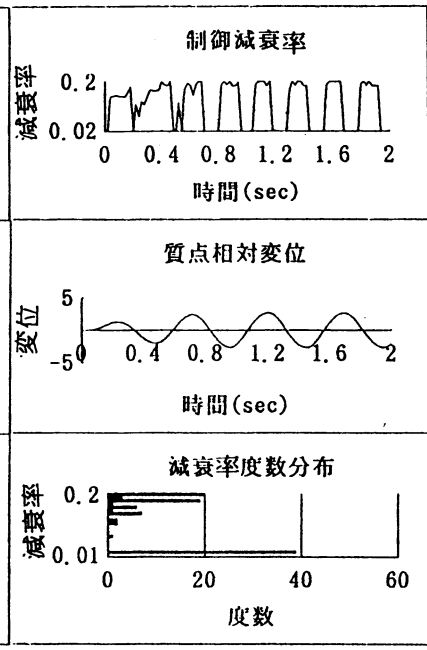


図9　MIN・中央値法

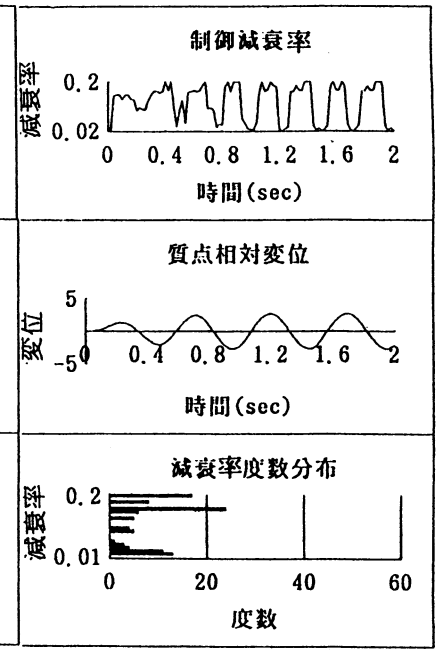


図10　MIN・MAX中央値法

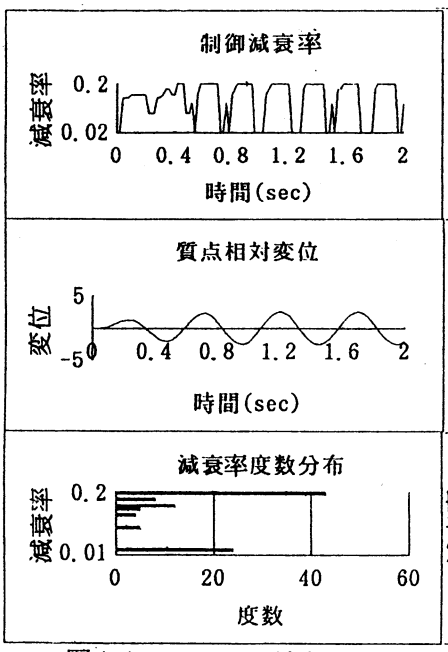


図１１　ＭＩＮ・最大高さ法

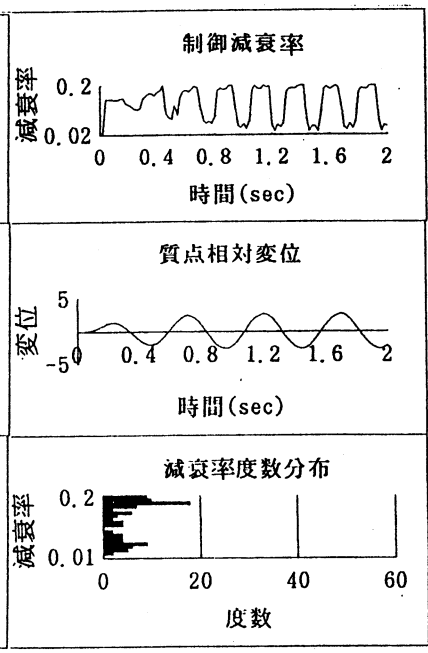


図１２　ＭＩＮ・面積法

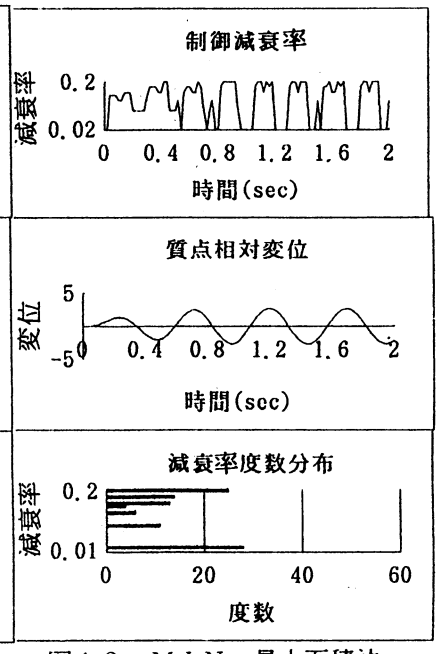


図１３　ＭＩＮ・最大面積法

解析時間は微小時間を0.02(sec)　総時間9.0(sec)
入力地震波は2.0(Hz)の正弦波、最大入力加速度200(gal)である。
非制御時（ζ=0.02）の最大応答変位は7.217(cm)、減衰を最大にして一定に保った場合（ζ=0.2）の最大応答変位は2.438(cm)であった。
いずれの推論法でもζ=0.2の場合よりわずかに変位が大きくなるものの、ほぼ同等の結果となった。
平均減衰率は0.113～0.147程度で、ζ=0.2に比しかなり小さくなっている。
なお、この解析では前件部の適合度を計算するに当たり全てＭＩＮで求めている。
なお本計算に当たって大型計算機FACOM VP100/E を使用した。

５、結論

1)　数値シミュレーションの結果、いずれの推論法でも変位で見た限りでは特に大きな差異は見られなかった。
2)　減衰率の制御経過においては、推論法によりその波形はそれぞれかなり異なり、平均減衰率としてはζ=0.113～0.147程度の差異が見られた。
3)　水本博士の提案によるとある種の最大値をもって代表点とする方法（最大高さ法、最大面積法等）は特定の代表点を出し続ける傾向にあるため、きめ細かい制御が行えなく収束しないとしている。これに対して本研究の制御対象である質点系構造物は運動方程式を見てもわかるように減衰項をもつために自然に収束するようになっている。即ち本研究では最大高さ法、最大面積法等でも制御を行う事が出来た。これより質点系構造物を制御する際には無段階に変化する精密なダンパーでなくても数段階に可変するダンパーですむことが分かった。このようなダンパーならば制御の処理速度は上がり、ダンパーのコストが下げれるのではと思われる。
4)　最大高さ法、最大面積法などで非ファジィ化を行なった場合と重心法などの方法で行った場合では得られた確定値にへだたりがあるが、シミュレーション結果より最大高さ法、最大面積法などを用いても問題のないことが分かった。

６、参考文献

1)新宮、川西、春本、船本：「地震力を受けるシェル構造へのファジィ制御の応用」第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,pp227-230,1990年9月
2)榊山、Creamer、馬場、橘、井上：「建築構造物のファジィ制御を用いた制震システムの研究」日本建築学会大会学術講演梗概集（中国）、pp841-842,1990年10月
3)松本、有泉、原田：「ファジィ理論の振動制御への応用（その1）単純な1層模型による振動実験」日本建築学会大会学術講演梗概集（中国）、pp843-844,1990年10月
4)古田、渡邊、三ケ尻、岡南、金吉、田中：「ファジィ理論の構造振動制御問題への応用」第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp39-42,1991年6月
5)新宮、船本、阿部、染谷、堤：「多質点系構造物のファジィ制御」第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp43-46,1991年6月
6)山田、河村、谷、亘理：「最大化決定によるファジィ制震構造システム」日本建築学会・情報システム技術委員会、第１４回情報システム利用技術シンポジウム論文集、pp227-288、1991年
7)新宮、船本、阿部、染谷、堤：「一質点系モデルにおけるファジィ制御の応用」日本大学理工学部学術講演会論文集、C-05、pp29-30、1990年11月
8)水本　雅晴「わかりやすいファジィ理論Ⅲ」、コンピュートロール　NO.28 pp32-42、1989年10月
9)新宮、上野：「地震外力を受ける質点系構造物の応答制御における各種ファジィ推論法の比較」日本建築学会・情報システム技術委員会、第１５回情報システム利用技術シンポジウム論文集、pp281-286,1992年12月

◎　問い合わせ先：〒274 船橋市習志野台7丁目24-1
日本大学理工学部海洋建築工学科
新宮　清志　TEL 0474-69-5426
FAX 0474-67-9446

TA6-2

ファジィ制御の改善法（Ⅶ）
－ファジィシングルトン型推論法と代数積-加算-重心法の等価性－

IMPROVEMENT OF FUZZY CONTROLS (Ⅶ)
- Equivalence of Fuzzy Singleton-Type Reasoning Method and Product-Sum-Gravity Method -

水本雅晴
Masaharu MIZUMOTO

大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University

New fuzzy reasoning method called "fuzzy singleton-type reasoning method" proposed in the previous paper treats fuzzy rules whose consequent part is a fuzzy singleton (that is, a real number with a positive weight).

This paper shows that product-sum-gravity method which treats ordinary fuzzy rules whose consequent part consists of a fuzzy set is reduced to the fuzzy singleton-type reasoning method by regarding the area of a fuzzy set of the consequent part as the weight of the fuzzy singleton-type reasoning method. Therefore, it is found that fuzzy singleton-type reasoning method is equivalent to product-sum-gravity method.

1．はじめに

ファジィ規則の後件部をファジィシングルトンにした、すなわち後件部を実数値にし、重みを付加した「ファジィシングルトン型推論法」（別名：重み付き簡略化推論法）[1]は、後件部の重みを変えることにより、ファジィ推論結果の微妙な調節が可能となる。この性質をファジィ制御に利用することにより、たとえば設定値付近での制御を微妙に調節することができ、制御結果の改善につながることが示された[1]。

本論文では、代数積-加算-重心法[2,3]が適用可能な後件部がファジィ集合であるような通常のファジィ規則に対して、後件部のファジィ集合の面積をファジィシングルトン型規則の重みとみなすことにより、代数積-加算-重心法はファジィシングルトン型推論法に帰着されることを示す。ファジィシングルトン型推論法は代数積-加算-重心法の特別の場合であることから、『ファジィシングルトン型推論法と代数積-加算-重心法は等価である』ことが示される。

また、前件部や後件部のファジィ集合を重み付けなどにより任意の高さ（１を越える場合もある）にしたようなファジィ規則は、代数積-加算-重心法を使用する限り、前件部のファジィ集合を正規（高さを１）にし、後件部のファジィ集合の高さのみを調節したファジィ規則に還元されることを示す。このことから、前件部と後件部のファジィ集合が任意であるようなファジィ規則に対してもファジィシングルトン型規則で表現されることが示される。

以上のことより、ファジィシングルトン型推論法は一般性があり、代数積-加算-重心法に対する等価な簡略化された推論法であることがわかる。

2．ファジィシングルトン型推論法

後件部がファジィ集合でなく実数値 zi であるようなファジィ推論形式に対するファジィ推論法が「簡略化推論法」であるが、実数値 zi に重み wi を付加した、すなわちファジィシングルトンにしたファジィ推論形式

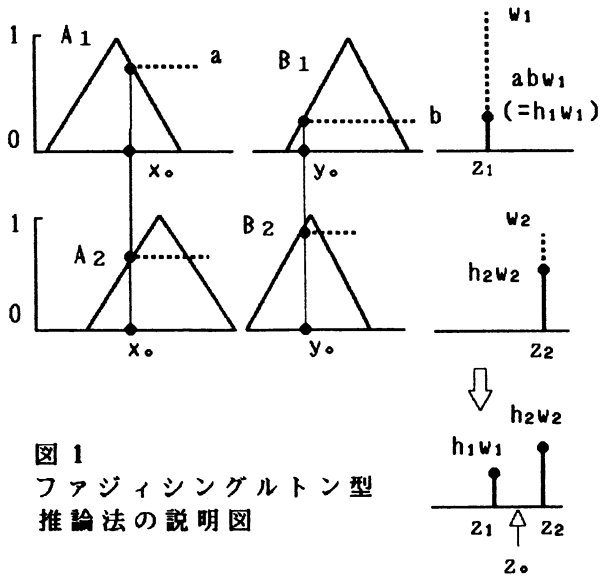


図１
ファジィシングルトン型
推論法の説明図

規則1: A1 and B1 => w1/z1
……
規則n: An and Bn => wn/zn (1)
事 実: x₀ and y₀
結 論: z₀

に対するファジィ推論法がファジィシングルトン型推論法（別名：重み付き簡略化推論法）である[1]。ここで、記法 wi/zi は zi のグレード（重み）が wi である、すなわち "ファジィシングルトン" であることを意味している。明らかに、wi ＝ 1 の場合は通常のファジィ規則になり、簡略化推論法に帰着される。

以後の議論では、グレード wi は 0 以上の実数としている。wi≧1 のときはファジィ規則「Ai and Bi => zi」を「強調」することを表し、0≦wi≦1 のときは「抑制」することを表す。

（注）重み wi をすべて１以下に規格化することが考えられるが、この場合、ある規則を２倍に強調したい場合には、他の重みをすべて 1/2 に変更しなければならないという不便さがある。

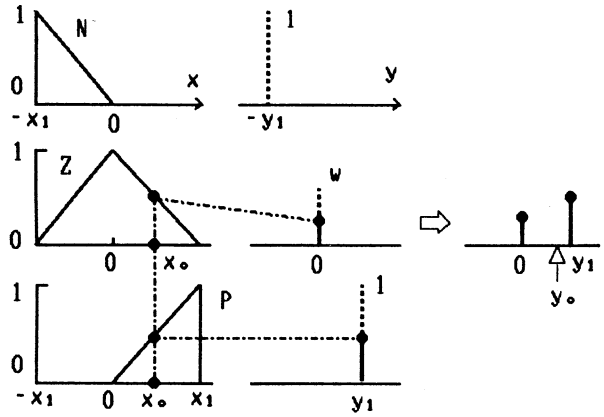


図２ 式(4)の推論方法

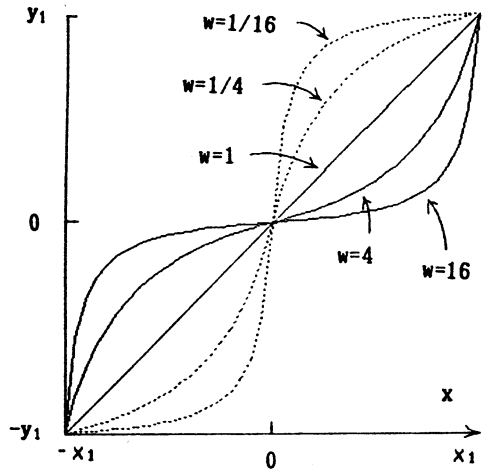


図3 式(4)の推論結果

ファジィシングルトン型推論法による結論 z。は以下のようにして求められる（図１参照）。

事実「x。and y。」が与えられた時のファジィ規則の前件部「Ai and Bi」との適合度 hi は

$$hi = \mu_{Ai}(x_o) \cdot \mu_{Bi}(y_o) \qquad (2)$$

と与えられる。この適合度 hi と後件部 zi の重み wi を掛けたもの hiwi が、zi の得られる度合であるとみなせる。よって、最終的な結論 z。は z1, …,zn を h1w1, …, hnwn で荷重平均することによって得られる。すなわち、

$$z_o = \frac{h1w1z1 + h2w2z2 + \cdots + hnwnzn}{h1w1 + h2w2 + \cdots + hnwn} \qquad (3)$$

【例】次のようなファジィシングルトン型の推論形式

規則1: N => 1/ $-y_1$
規則2: Z => w/ 0
規則3: P => 1/ y_1 (4)
事 実: x。
結 論: y。

に対して、w を w = 1/16, 1/4, 1, 4, 16 のように変化させた場合の推論過程（図２）と推論結果を示すと図３のようになる。この図からわかるように、w を変えることにより x = 0 付近での「傾き」を微妙に調整することができる。この性質をファジィ制御に利用することにより、たとえば設定値付近での制御を微妙に調整すること

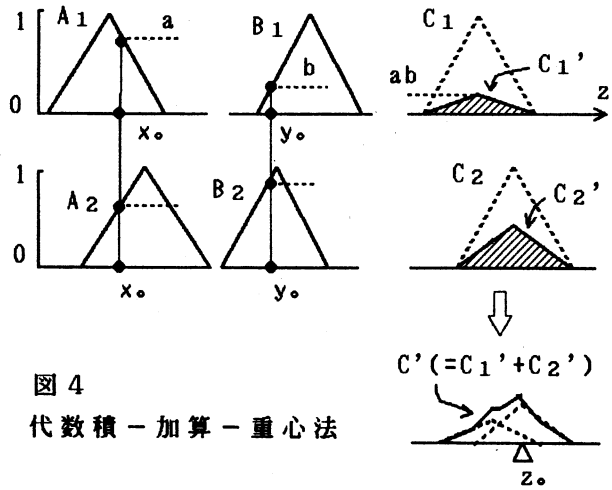


図４
代数積－加算－重心法

が可能となり、制御結果の改善が得られる[1]。

【参考】図３のような非線形な推論結果を簡略化推論法で実現するには、式(4)のような３つのファジィ規則では不十分であり、より多くファジィ規則を用いて線形近似する必要がある。

以上のように、ファジィシングルトン型推論法では、後件部の重み wi の採用により非線形な推論結果が得られ、線形な結果が得られる簡略化推論法に比べて、適用範囲が広いことがわかる。

次に、後件部がファジィ集合であるようなファジィ規則に対する推論法である代数積-加算-重心法はファジィシングルトン型推論法と等価であることを示そう。

３．ファジィシングルトン型推論法と代数積-加算-重心法の等価性

式(1)の後件部をファジィ集合にしたファジィ推論形式

規則1: A1 and B1 => C1
……
規則n: An and Bn => Cn (5)
事 実: x。 and y。
結 論: C'

に対するファジィ推論法として「代数積-加算-重心法」[2,3]を見てみよう。

結論 C' は次のようにして求められる（図４参照）。

事実「x。and y。」と規則「Ai and Bi => Ci」からの推論結果 Ci' は

$$\mu_{Ci'}(z) = \mu_{Ai}(x_o) \cdot \mu_{Bi}(y_o) \cdot \mu_{Ci}(z) \qquad (6)$$

$$= hi \cdot \mu_{Ci}(z) \qquad (7)$$

と与えられる。ここで、・は代数積（掛算）である。

最終的な結論 C' は、各推論結果 Ci' (i=1,…,n) のグレードに加算(+)を施すことによって得られる。すなわち、

$$\mu_{C'}(z) = \mu_{C1'}(z) + \cdots + \mu_{Cn'}(z) \qquad (8)$$

この最終的なファジィ集合 C' の代表値 z。は、次の重心法により求められる。

$$z_o = \frac{\int z \cdot \mu_{C'}(z)\,dz}{\int \mu_{C'}(z)\,dz} \qquad (9)$$

次に、代数積-加算-重心法での代表値 z。の求め方を考えてみよう。

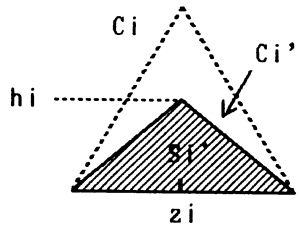


図５　推論結果Ci'の面積Si'と重心zi

まず、式(7)で得られる推論結果 Ci' から始めよう。Ci' の重心値を zi、面積を Si' とすると（図５参照）

$$zi = \frac{\int z \cdot \mu_{Ci'}(z)dz}{\int \mu_{Ci'}(z)dz} = \frac{\int z \cdot \mu_{Ci'}(z)dz}{Si'} \qquad (10)$$

より

$$\int z \cdot \mu_{Ci'}(z)dz = Si' \cdot zi \qquad (11)$$

といった関係が得られる。

（注）一般に、ファジィ集合 Ci や Ci' は図５のような三角型でなくてもよく、任意のファジィ集合に対しても以下の議論が成立する。

式(8)の最終的な推論結果 C' の重心値 z。は、式(8),(9),(11)から

$$z_{\circ} = \frac{\int z \cdot \mu_{C'}(z)dz}{\int \mu_{C'}(z)dz}$$

$$= \frac{\int z \cdot [\mu_{C1'}(z)+\mu_{C2'}(z)+\cdots+\mu_{Cn'}(z)]dz}{\int [\mu_{C1'}(z)+\mu_{C2'}(z)+\cdots+\mu_{Cn'}(z)]dz}$$

$$= \frac{\int z \cdot \mu_{C1'}(z)dz + \cdots + \int z \cdot \mu_{Cn'}(z)dz}{\int \mu_{C1'}(z)dz + \cdots + \int \mu_{Cn'}(z)dz}$$

$$= \frac{S1' \cdot z1 + S2' \cdot z2 + \cdots + Sn' \cdot zn}{S1' + S2' + \cdots + Sn'} \qquad (12)$$

のようになり、推論結果 Ci' の面積 Si' と重心値 zi から求められることがわかる。

【参考】代数積-加算-重心法での重心値 z。の算出は、結果的に、非ファジィ化法として知られている「面積法」[4]を適用していることがわかる。

式(5)のファジィ規則「Ai and Bi => Ci」の後件部 Ci の面積を Si とすると、式(7)の関係から、推論結果 Ci' の面積 Si' は

$$Si' = hi \cdot Si \qquad (13)$$

と与えられる。また、Ci と Ci' の重心値は共に zi であることに注意すれば、最終的な推論結果 C' の重心値 z。は式(12)より

$$z_{\circ} = \frac{h1 \cdot S1 \cdot z1 + h2 \cdot S2 \cdot z2 + \cdots + hn \cdot Sn \cdot zn}{h1 \cdot S1 + h2 \cdot S2 + \cdots + hn \cdot Sn} \qquad (14)$$

のように与えられる。

以上のことから、代数積-加算-重心法とファジィシングルトン型推論法での代表値 z。の算出方法（式(3)と(14)参照）は同じ形をしていることがわかる。このことから、ファジィ規則の後件部 Ci の面積 Si を重み wi とみなすことにより、すなわち

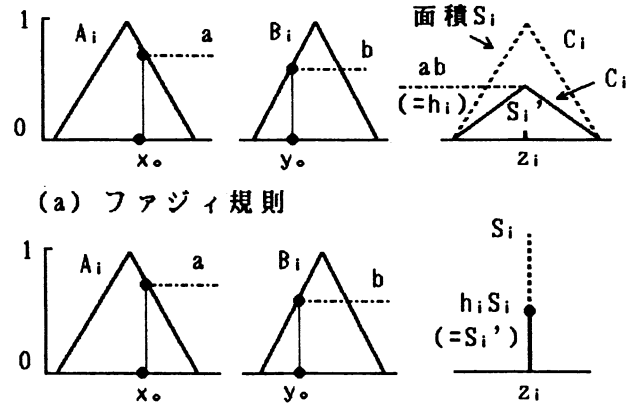
$$wi = Si \qquad (15)$$

と置くことにより、ファジィ規則

$$Ai \text{ and } Bi \Rightarrow Ci \qquad (16)$$

は

$$Ai \text{ and } Bi \Rightarrow Si/zi \qquad (17)$$



（a）ファジィ規則

（b）等価なファジィシングルトン型規則

図６　ファジィ規則と等価なファジィシングルトン型規則

のようなファジィシングルトン型の規則に置き換えることができる（図６参照）。したがって、式(5)に対する代数積-加算-重心法は

規則1: A1 and B1 => S1/z1
……
規則n: An and Bn => Sn/zn　　(18)
事　実: x。and y。
結　論:　　z。

のようなファジィシングルトン型推論法に帰着にされることがわかる。明らかに、ファジィシングルトン型推論法は代数積-加算-重心法の特別の場合であることから、『ファジィシングルトン型推論法と代数積-加算-重心法は等価である』といえる。

【参考】後件部 Ci (i=1,…,n) の形がすべて同じ（一般的には、面積 Si がすべて同じ）であれば、代数積-加算-重心法は簡略化推論法に帰着される。

【参考】推論結果 Ci' は式(6)より２つの代数積(·)より求められているが、一般的には、２種類の積演算 $*_1$、$*_2$ を使って求めることができる。

$$\mu_{Ci'}(z) = [\mu_{Ai}(x_{\circ}) *_1 \mu_{Bi}(y_{\circ})] *_2 \mu_{Ci}(z)$$

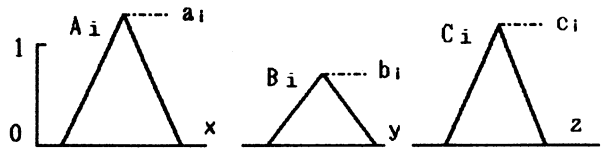
この場合、$*_1$ が min、限界積といった任意の積演算（一般に、ｔ－ノルム）であっても、$*_2$ が代数積で、式(8)の＋が加算である限り、ファジィシングルトン型の規則によって表すことができる。すなわち、（min/代数積)-加算-重心法といったファジィ推論法（一般的に、「($*_1$ /代数積)-加算-重心法」と表せる）は、式(2)の代数積(·)の代わりに積演算 $*_1$ を使ったファジィシングルトン型推論法、すなわち「$*_1$ 型ファジィシングルトン型推論法」によって表現することができる。

４．一般的なファジィ規則との等価性

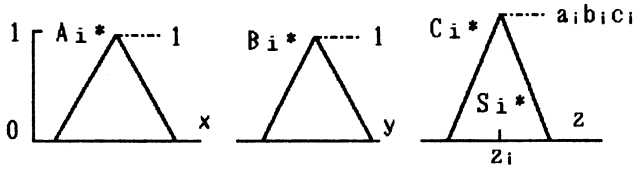
代数積-加算-重心法では、推論結果 Ci' の統合の際に max ではなく加算を使用しているのでマムダニの min-max-重心法では不可能であった種々の興味深い性質が得られる。

①通常、ファジィ推論法は内挿推論として使用されているが、代数積-加算-重心法においては、ファジィ規則の前件部のメンバーシップ関数を拡張して、正、負の値を取らせることが可能であり、「外挿推論」が実現できる[5]。

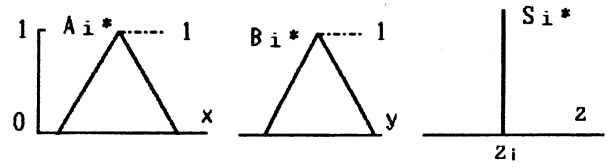
②代数積-加算-重心法において、後件部のファジィ集合の高さを調整することにより、ファジィ規則に「強調や抑制効果」をもたせることができる[6]。また、後件部



(a) 任意のファジィ集合からなるファジィ規則



(b) (a)と等価なファジィ規則



(c) (b)と等価なファジィシングルトン型規則

図7 等価なファジィ規則

を"負"のメンバーシップ関数で表すことにより、ファジィ規則に「抑圧効果」をもたせることができる[6]。

以上のことから分かるように、代数積-加算-重心法では、代数積や加算を使用しているので、ファジィ規則の前件部や後件部のファジィ集合を任意のファジィ集合にしても適用可能であることがわかる。

以下では、前件部や後件部のファジィ集合を重み付けなどにより任意の高さ（1を越える場合もある）にしたようなファジィ規則は、代数積-加算-重心法を使用する限りにおいて、前件部のファジィ集合を正規（高さを1）にし、後件部のファジィ集合の高さのみを調節したファジィ規則で表されることを示す。このことから、前件部と後件部のファジィ集合が任意であるようなファジィ規則は最終的にファジィシングルトン型規則に還元されることが示される。

今、図7(a)のような前件部および後件部のファジィ集合が任意の高さ（1を越えていてもよい）であるファジィ規則

$$Ai \text{ and } Bi \Rightarrow Ci \qquad (19)$$

において、Ai、Bi、Ci の高さをそれぞれ ai、bi、ci（重みと考えられる）とすると、これと等価なファジィ規則

$$Ai^* \text{ and } Bi^* \Rightarrow Ci^* \qquad (20)$$

を得ることができる。ここで、Ai*、Bi* の高さは1であり、後件部 Ci* の高さは aibici である（図7(b)）。

このように前件部が任意の高さのファジィ集合であっても、前件部のファジィ集合の高さを1に正規化して、この影響を後件部のファジィ集合の高さに反映させることにより、等価なファジィ規則を得ることができる。前件部に重みを付加するファジィ推論法が提案されているが[7]、この場合、前件部は正規なファジィ集合にしておき、後件部のみに重みを付加した場合と等価になることがわかる。したがって、一般的に、前件部は正規ファジィ集合に固定しておき、後件部のファジィ集合の高さに意味をもたせればよいことがわかる。

式(19)の Ci* の面積を Si*、重心を zi とすると、式(18)と等価なファジィシングルトン型の規則

$$Ai^* \text{ and } Bi^* \Rightarrow Si^*/zi \qquad (21)$$

を得ることができる（図7(c)）。

したがって、前件部および後件部が任意のファジィ集合からなるファジィ規則も、代数積-加算-重心法を使用する限り、ファジィシングルトン型のファジィ規則に帰着されることがわかる。

以上のことより、ファジィシングルトン型推論法は汎用性があり、代数積-加算-重心法に対する等価な簡略化されたファジィ推論法であることがわかる。

5. むすび

通常、ファジィ制御において、後件部のファジィ集合の横幅を変化させることにより、制御結果の微妙な調整を行うことがあるが、代数積-加算-重心法を使用する限りにおいては、後件部のファジィ集合の面積だけを考慮に入れればよいことがわかる。さらに、前件部は正規ファジィ集合で十分であり、後件部のファジィ集合は横幅や高さを自由に変えてもよいが、このような場合も、すべてファジィシングルトン型推論法で表すことができることが示された。

マムダニの min-max-重心法と同様、代数積-加算-重心法は後件部がファジィ集合である場合を取り扱っているので、統合や重心値の計算に多くの時間がかかり、処理速度が遅くなる。一方、ファジィシングルトン型推論法は後件部がシングルトンであるので、簡略化推論法と同じく計算が高速に行え、また後件部の位置だけでなく高さも取り扱えることから、簡略化推論法よりも用途が広く、究極のファジィ推論法であると思われる。

ファジィシングルトン型推論法は代数積-加算-重心法に対する等価な簡略化されたファジィ推論法であるが、マムダニの min-max-重心法に対しては等価な簡略化された推論法は存在していない。これは、ファジィ推論結果を統合する際に加算でなく max 演算を使用しているために極めて複雑な推論結果が得られるためである。

参考文献

1. 水本、ファジィ制御の改善法（VI）－ファジィシングルトン型推論法による場合－、第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、529-532、1992.
2. 水本、ファジィ制御の改善法(IV)－代数積-加算-重心法による場合－、第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、9-13、1990.
3. 水本、ファジィ推論とファジィ制御、Computrol（特集：ファジィ制御）、No.28、32-45、1989.
4. 水本、ファジィ制御に対する改善法(II)、第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、91-96、1988.
5. 水本、ファジィ制御法によるＰＩＤ制御の実現、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、245-250、1991.
6. 水本、ファジィ制御の改善法(V)－強調型および抑制型のファジィ制御規則を使用した場合－、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、269-274、1991.
7. 馬野・江沢・久保井、ルールの条件部に動的な重み付けが可能なファジィ制御用シミュレータ、第4回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、181-186、1988.

問い合わせ先：〒572 寝屋川市初町18-8
大阪電気通信大学 経営工学科
水 本 雅 晴
Tel: 0720-24-1131 内 2361
Fax: 0720-24-0014
E-mail: mizumoto@mzlab.osakac.ac.jp

TA6-3

ファジィ制御法において max と min の使用は適当か？

Are max and min suitable operations for fuzzy control methods ?

水本雅晴
Masaharu MIZUMOTO

大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University

This paper discusses a topic whether max and min operations used in fuzzy control methods such as min-max-gravity method are suitable operations. It is shown through several examples that max operation is not suitable when it is used in the aggregation of fuzzy reasoning results. Moreover, alternative operations are recommended to use in fuzzy control methods.

1. はじめに

マムダニのファジィ推論法「min-max-重心法」はファジィ制御法として最もよく使用されており、数多くのファジィ制御用ソフトウエアツールやハードウエアにこの手法が搭載されている。このマムダニのファジィ制御法が最もよく用いられている理由は

①マムダニが最初に定式化し、スチームエンジンの制御に成功した。その後、棒立てやセメントキルン制御など先駆的なファジィ制御でもマムダニの方法が使われ、また、大半のファジィ応用製品でも使われてきた。

②ファジィ推論チップやファジィソフトウエアツールに搭載され、各社が販売している。

③何故 min や max を使うのかといった理論的根拠は乏しいが、それなりの成果をあげており、図によって簡単に説明できる。

といったものであろう。

しかしながら、何故 min、max の使用が良いのかや、本当によいのかといった検討もなく、ただ単に、有名な会社の製品だからとか、有名な人が使っている方法であるからといった理由で採用しているのが大半である。

以下の議論では、max や min の長所を認めながらも、ファジィ推論法に使用した場合には、max や min は非線形性の強い演算であるため、推論過程は直感に合ったものではなく、したがって、必ずしも理に適ったファジィ推論法ではないことを指摘する。特に、推論結果の「統合」の際の max 演算の使用は適当でないことをいくつかの例を用いて議論する。

2. min－max－重心法

規則 1: A1 and B1 => C1
……
規則 n: An and Bn => Cn
事　実: x。and y。
結　論: C' (1)

なるファジィ推論形式に対するマムダニの「min-max-重心法」は以下のように議論される（図1参照）。

事実「x。and y。」とファジィ規則の前件部「Ai and Bi」(i=1,…,n) との適合度 hi は、min (= ∧)を使用することにより

$$hi = \mu_{Ai}(x_0) \wedge \mu_{Bi}(y_0) \qquad (2)$$

と与えられる。これより、各ファジィ規則による推論結果 Ci' は次のように求められる。

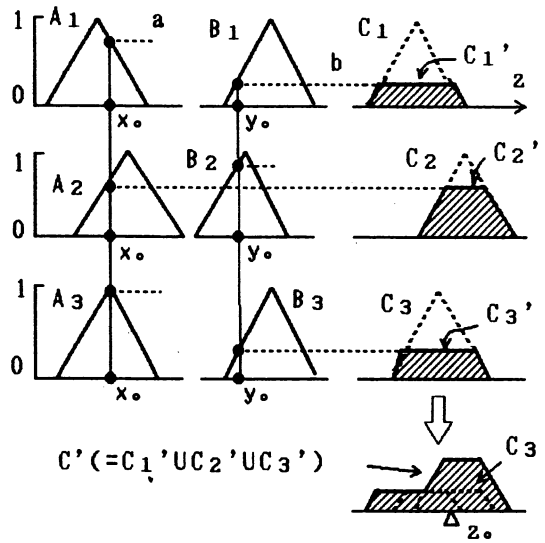


図1　min－max－重心法

$$\mu_{Ci'}(z) = hi \wedge \mu_{Ci}(z) \qquad (3)$$

式(1)の最終的な結論である C' は、max (= v) を用いることにより、C1',…, Cn' から次のように「統合」される。

$$\mu_{C'}(z) = \mu_{C1'}(z) \vee \cdots \vee \mu_{Cn'}(z) \qquad (4)$$

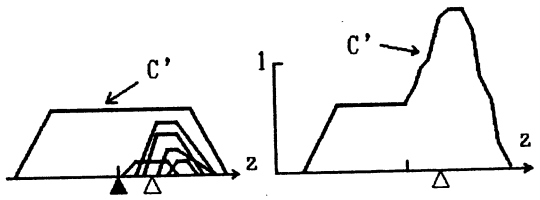
この最終的な統合結果 C' の代表値 z。は C' の重心値として与えられる。

この min-max-重心法によるファジィ推論は min と max という非線形性の強い演算を用いていることから、その推論過程は必ずしも直感に合ったものではない。このことを以下で示そう。

3. max による「統合」について

まず、max を用いた推論結果の「統合」（式(4)参照）から始めよう。

たとえば、図1の推論過程において、3番目の規則から得られる推論結果 C3' は、最終的な統合結果 C' に埋もれる形となっている。すなわち、統合結果 C' は C1' と C2' だけで決定されており、C3' は無視された格好になっている。したがって、重心値の算出には C3' は影響を与えなかったことになる。しかし、実際問題としては、C3' の影響を少なからず考慮に入れるべきであろう。



(a)推論結果が右側に沢山ある場合　(b)加算で統合した場合

図２　ファジィ推論結果の統合

もう１つの例を与えてみよう。多くの推論結果が図２(a)のように右側にかたまっているとしよう。このような場合、右側に沢山の推論結果が存在しているから、代表点 z。は中央(▲)より少し右寄りにあると考えるのは自然であろう。しかしながら、max で統合すると統合結果は一番外側の推論結果 C' に一致し、その代表点（重心値）z。は中央(▲)に来てしまい、常識にあわないことがわかる。

このように max で統合すると、内側にある多くの推論結果の影響が無視されてしまうことになる。このことから、たとえば図１の規則３は重心値の算出に貢献していないので、規則３を少しぐらい変更しても重心値は変動しないことがわかる。したがって、max で統合すると、ファジィ規則のチューニングが困難になることがわかるであろう。

これに対して、max で統合すると、重要でない（というよりは、小さな）推論結果を無視することができ、冗長性のある（悪くいえば、鈍感な）ファジィコントローラを構成することができるのでよい方法であるとの意見がある。しかしながら、どのファジィ規則からの推論結果が重要であるか否かの判断はいつ、どのようにするか定かでないし、小さな推論結果が重要な意味を持つ場合もある。

max で統合した場合の重心値は、統合結果の形が極めて複雑になるため予想がつきにくく、いわば神憑り的な様相を呈する。また、重心値を解析的に求める場合も極めて煩雑になり[1]、その結果も必ずしも理に適ったものではない。

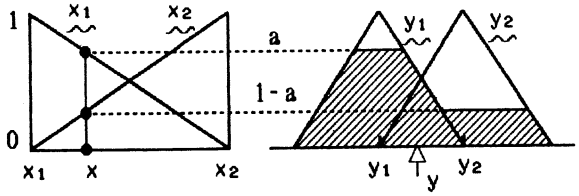


図３　式(5)の説明図

たとえば、次のファジィ推論形式を見てみよう。

$$\begin{array}{ll} \text{規則1:} & \underset{\sim}{x1} \Rightarrow \underset{\sim}{y1} \\ \text{規則2:} & \underset{\sim}{x2} \Rightarrow \underset{\sim}{y2} \\ \text{事実:} & x \\ \hline \text{結論:} & y \end{array} \qquad (5)$$

ここで、前件部のファジィ集合 $\underset{\sim}{x1}$ (x1 ぐらい) と $\underset{\sim}{x2}$ は同じ幅の三角型であり、図３のように高さ 0.5 で交わるものとする。$\underset{\sim}{y1}$, $\underset{\sim}{y2}$ についても同様である。すると、x に対する結論 y は

$$y = \frac{a(3-a)y_1+(1-a)(2+a)y_2}{2(1+a-a^2)}, \quad a = \frac{x_2-x}{x_2-x_1} \qquad (6)$$

と与えられるが[1]、非常に複雑な形をしている。

【参考】簡略化推論法や代数積-加算-重心法[2]では、

$$y = ay_1+(1-a)y_2 \qquad (7)$$

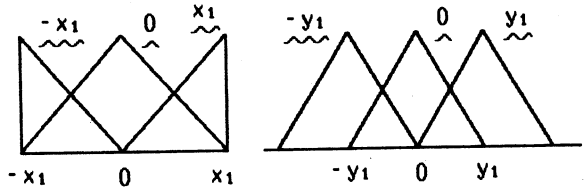


図４　式(8)のファジィ集合

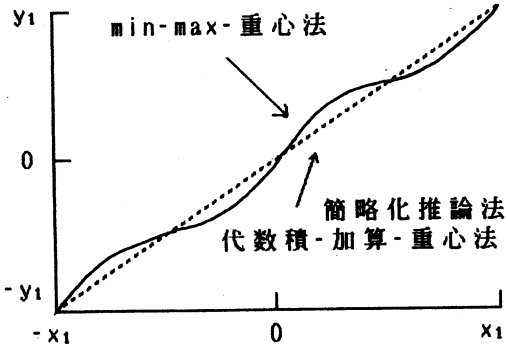


図５　式(8)の推論結果

といった極めて簡単な形で表わされる。

式(5)を組み合わせた

$$\begin{array}{ll} \text{規則1:} & \underset{\sim}{-x1} \Rightarrow \underset{\sim}{-y1} \\ \text{規則2:} & \underset{\sim}{0} \Rightarrow \underset{\sim}{0} \\ \text{規則3:} & \underset{\sim}{x1} \Rightarrow \underset{\sim}{y1} \end{array} \qquad (8)$$

なるファジィ規則とその推論結果を求めると図４、５のようになり、奇妙な曲線が得られている。

次に、後件部がファジィ集合でなく実数値であるような簡略化したファジィ規則

$$\begin{array}{ll} \text{規則1:} & A1 \Rightarrow y \\ \text{規則2:} & A2 \Rightarrow 5 \\ \text{規則3:} & A3 \Rightarrow 10 \end{array} \qquad (9)$$

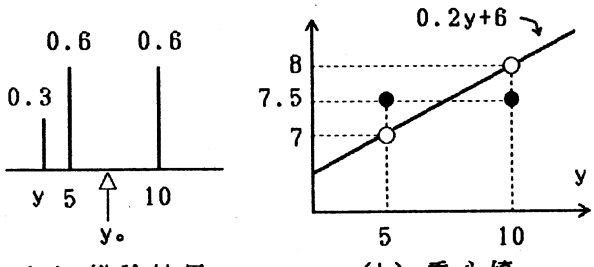
に対して、後件部 y, 5, 10 の適合度が図６(a)のようであったときに、後件部 y の値によって推論結果の重心値がどのように変化するかを示したのが図６(b)である。一般的に、重心値 y。は

$$y_。 = \frac{0.3y + 0.6x5 + 0.6x10}{0.3 + 0.6 + 0.6} = 0.2y + 6 \qquad (10)$$

と与えられるが、後件部が一致している場合、例えば y = 5 である場合、max (=v)で統合すると、その重心値は

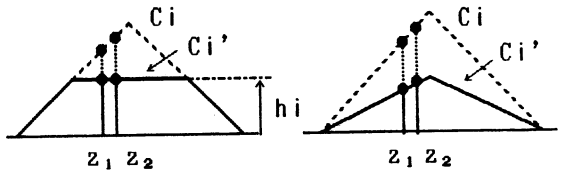
$$y_。 = \frac{(0.3v0.6)x5 + 0.6x10}{(0.3v0.6) + 0.6} = 7.5 \qquad (11)$$

のように与えられる。図６(b)からわかるように y = 5 のところで不連続な重心値が得られることになる。同様



(a) 推論結果　(b) 重心値

図６　式(9)の推論結果と max で統合した場合の重心値



(a) * = ∧ (min)　(b) * = ・(代数積)

図7　$\mu_{Ci'}(z) = hi * \mu_{Ci}(z)$

なことが y = 10 のところでも見受けられる。
【参考】max でなく加算(+)で統合を行うと連続的な結果が得られることが確かめられる。

上の例のように簡単な推論形式に対しても、max で統合を行うと、不連続的で直感に合わない結果や複雑な推論結果が得られることがわかる。このように複雑で直感に合わない推論結果を得ることから、min-max-重心法は良いファジィ制御法である、とは到底いえないであろう。

4．minによる「適合度」と「推論結果」の算出

次に、min 演算による適合度 hi（式(2)）と推論結果 Ci'（式(3)）の算出について議論しよう。まず、適合度の算出から始めよう。

4.1 min による適合度 hi の算出

たとえば、図1の1番目の規則において、式(2)より、高さ a と b の min を取ることにより、すなわち小さい方の値 b で結論 C1 の頭切りを行っている。しかしながら、この場合、a の値が少しぐらい変化しても（詳しくは、b 以上の範囲を動いても）、常に適合度 b で頭切りを行うことになる。つまり、min を用いると高さ a の変化が無視されることになってしまう。
【参考】 a の変化も考慮に入れるには式(2)を代数積で置き換えればよいことがわかる。

4.2 min による推論結果 Ci' の算出

式(3)による推論結果 Ci' の求め方を考えてみよう。たとえば、図7(a)で z1、z2 での高さ（"貢献度"と考えられる）は z2 の方が高いが、hi との min (∧) を取ると同じ高さになってしまう。すなわち、min を用いると、貢献度の強さが継承されないということになる。
【参考】min の代わりに代数積を用いると、貢献度の強さを継承することができる（図7(b)参照）。

以上のことから、max と min をファジィ推論法に使用した場合、必ずしも直感に合うものでないことが示された。特に、max による統合は適切でないことがうなずけるであろう。

次に、いくつかの可能性も含めて、max と min 以外の演算による統合、適合度、推論結果の算出について議論してみよう。

5．その他のファジィ演算による統合、適合度および推論結果の算出

まず、代表的な積演算(t-norm)、和演算(t-conorm)、および平均演算をまとめておくと表1、2のようになる[3]。各演算に対しては図8のような順序関係が得られる。

5.1 統合について

推論結果の統合に関しては、式(4)を一般化して

$$\mu_{C'}(z) = \mu_{C1'}(z)\ [+]\ \cdots\ [+]\ \mu_{Cn'}(z) \quad (12)$$

のように与えることができる。

表1　積演算と和演算

積　演　算	和　演　算
min：$a \wedge b$	max：$a \vee b$
ハマハー積：$\dfrac{ab}{a+b-ab}$	ハマハー和：$\dfrac{a+b-2ab}{1-ab}$
代数積：ab	代数和：$a+b-ab$
アインシュタイン積：$\dfrac{ab}{1+(1-a)(1-b)}$	アインシュタイン和：$\dfrac{a+b}{1-ab}$
限界積：$0 \vee (a+b-1)$	限界和：$1 \wedge (a+b)$
激烈積：$\begin{cases} a & \cdots\ b=1 \\ b & \cdots\ a=1 \\ 0 & \cdots\ a,b<1 \end{cases}$	激烈和：$\begin{cases} a & \cdots\ b=0 \\ b & \cdots\ a=0 \\ 1 & \cdots\ a,b>0 \end{cases}$

表2　平均演算

$$a \wedge b \leqq \frac{2}{\frac{1}{a}+\frac{1}{b}} \leqq \sqrt{ab} \leqq \frac{a+b}{2}$$

【調和平均】【幾何平均】【算術平均】

$$\leqq 1-\sqrt{(1-a)(1-b)} \leqq 1-\frac{2}{\frac{1}{1-a}+\frac{1}{1-b}} \leqq a \vee b$$

【双対な幾何平均】　【双対な調和平均】

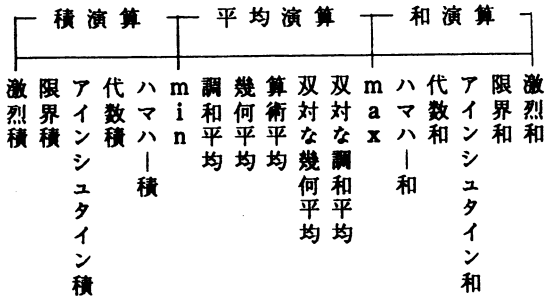


図8　各種演算の順序関係

統合演算子[+]として、たとえば足算(+)を使用することができる。この場合、図2(b)のように各推論結果を上に足し上げていくことになり、右側にある多くの推論結果の影響を考慮に入れることができる。結局、重心値も右寄りの点(△)になることがうかがえ、直感にあっているといえよう。
（注）足算(+)を用いて統合すると、図2(b)のように C' の高さが1を越えることがある。その場合、算術平均や正規化することにより C' の高さを1以下に押さえることができるが、重心値を得る点からいえば、足算のままであろうと算術平均や正規化を行おうと同じ重心値が得られるので、足算のままで十分であるといえる。

このように足算以外に算術平均も統合演算として使用可能であることがわかったが、他にも表1の和演算や表2の算術平均、双対な調和平均、双対な幾何平均といった平均演算が使用可能である。すなわち、図8で『算術平均以上の演算は統合演算として使用可能である』ことがいえる。しかしながら、積演算も含めて幾何平均や調和平均が統合演算として不適当な理由は、表1と2において a と b のどれかが 0 であれば演算結果が 0 になり、これより、互いに素な推論結果を統合すると空集合になってしまうからである。

一般的に、推論結果の統合には、各推論結果の影響を考慮に入れるといった意味で、足算といった加法性を有する演算の使用が望まれる。

5.2 適合度の算出について

式(2)の一般化として、

$$hi = \mu_{Ai}(x_0) *_1 \mu_{Bi}(y_0) \qquad (13)$$

のように演算 $*_1$ を使用することにより適合度を求めることができる。このような演算 $*_1$ として、図8で「幾何平均以下の演算は適合度演算として使用可能である」ことがいえるが、限界積や激烈積では演算結果がすぐに0になり適当とはいえない。したがって「幾何平均以下で代数積以上の演算は適合度演算として使用可能である」と改めることができる。代数積も0に近い結果になってしまう欠点があるので、代数積と min の中間にあるハマハー積（表1）の使用が考えられる。

特に、前件部の個数が異なるファジィ規則が混在した場合には、代数積による適合度の算出には注意を要する。たとえば、前件部が5個の場合、0.5 のグレードに対して $0.5^5 = 0.03125$ とかなり小さな適合度が得られ、前件部が2個の場合には、$0.5^2 = 0.25$ の適合度が得られる。このように前件部の個数が適合度の算出に大きな影響を与えることがわかる。これを回避する方法として、前件部の個数が大きいもの（m 個とする）を、個数の1番小さいもの（n 個とする）のレベルに合わせるという意味で、大きい個数の場合の適合度を n/m 乗することが考えられる。たとえば、上の例で、前件部が5個の場合の適合度（0.03125）を 2/5 乗し、2個の場合のレベルに合わせようというものである。

【参考】前件部の個数が大きいものに合わせるには、個数が小さい場合の適合度を m/n 乗すればよい。

一方、min による適合度の算出は、4.1節で述べたような欠点はあるが、演算結果はすぐに0に近い値にはならないので、前件部の個数の影響を余り受けない。したがって、前件部の個数が異なるファジィ規則が混在する場合には、min による適合度の算出は有効性を発揮する。よって、一般的に、適合度演算としては min 演算は悪くはないといえる。

5.3 推論結果 Ci' の算出について

式(3)の一般形として

$$\mu_{Ci'}(z) = hi *_2 \mu_{Ci}(z) \qquad (14)$$

なる演算 $*_2$ の使用が考えられるが、この演算 $*_2$ としては、図8で「幾何平均以下の演算は推論結果を求める演算として使用可能である」といえる。

積演算による推論結果を示すと図9のようになる。min を使用した場合、Ci の低い部分はそのまま残るが、高い部分はカットされている。代数積では、低くなるが Ci の形状を残している。限界積や激烈積では、低い部分が削除され、高い部分の形状を保持している。このことから、小さな演算ほど Ci の高い部分を生かしているので、$*_2$ としては小さな演算ほどよいものといえよう。

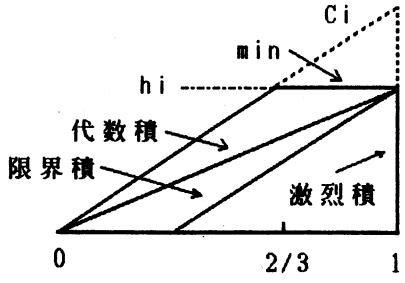


図9 積演算による推論結果 Ci'

【参考】激烈積の場合は、後件部が実数値であるファジィ規則（すなわち、簡略化推論法）に還元される。

【参考】図9で適合度 hi を変化させた場合の重心値 z_0 を算出すると以下のようになる。

$$z_0 = \begin{cases} (3-h_i^2)/(6-3h_i) & \cdots \text{min の場合} \\ 2/3 & \cdots \text{代数積の場合} \\ 1 - h_i/3 & \cdots \text{限界積の場合} \\ 1 & \cdots \text{激烈積の場合} \end{cases} \qquad (15)$$

min の場合、他の演算の場合とは反対に、hiを小さくしていくと重心値は 2/3 の点から 1/2 へ移動する。

6. むすび

ファジィ推論法に min と max を使用した場合、「適合度」や「推論結果」の算出には min 演算は悪くないといえる。特に、前件部の個数が異なるファジィ規則が混在した場合の適合度の計算には min 演算は有効である。しかしながら、推論結果の「統合」に max 演算を使用すると直観に合わない場合が多く、max 演算の使用は適切でない。統合の際には、加算といった加法性を有する演算を使用した方がよいように思われる。

参考文献

1. 水本、ファジィ推論法による補間、第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.461-466、1989.
2. 水本、ファジィ制御の改善法(Ⅳ)－代数積-加算-重心法による場合－、第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.9-13、1990.
3. Mizumoto, M., Pictorial representations of fuzzy connectives, Part 1: Cases of t-norms, t-conorms and averaging operators, Fuzzy Sets and Systems, 3, 2, pp.217-242, 1989.

問い合わせ先：〒572 寝屋川市初町18-8
大阪電気通信大学 経営工学科
水 本 雅 晴
Tel: 0720-24-1131 内 2361
Fax: 0720-24-0014
E-mail: mizumoto@mzlab.osakac.ac.jp

TA7-1

低次元分割におけるファジィ制御性能の改善

Improvement of Control Performances for Low-Dimensional Fuzzy Labelings

林 健一郎 Kenichiro.HAYASHI　大坪 昭文 Akifumi.OHTSUBO　牟田 一弥 Itsuya.MUTA　星野 勉 Tsutomu.HOSHINO　松尾 信正 Nobumasa.MATSUO

佐賀県工業技術センター Industrial Technology Center of Saga　佐賀大学 Saga University　㈱中村電機製作所 Nakamura E.MFG.

Abstract: A fuzzy control has been recognized to be of great useful in many engineering fields recently. Whereas the adjustment of such control parameters as fuzzy control rules, membership functions has been carried out by trial and error, and the definite design method of fuzzy control systems has not been established yet. In this paper, the influences of the number of fuzzy labelings in fuzzy inference methods on the control performances have been examined by the simulations of the first order lag system with dead time. Moreover, the improvement of the control performances in case of the low-dimensional fuzzy labelings has been tried. Main results are as follows: (1) As the number of fuzzy labelings becomes low dimension as 3×3 divisions, the control performances become dependent on fuzzy inference methods generally. Therefore, especially in case of the low-dimensional fuzzy labelings, the selection of fuzzy inference methods is important. (2) Even in case of the low-dimensional fuzzy labelings as 3×3 divisions, using the simple method of changing the height of the consequent membership function ZO, the nonlinear characteristic of a fuzzy controller can be tuned and its control performances can be improved.

1. まえがき

ファジィ制御の特徴は，たとえ制御対象の厳密な数学モデルが分からなくても，熟練したオペレータの経験や知識などを言語的制御規則の形で記述し，これにファジィ推論を加えることにより，あたかもオペレータが行うような柔軟で適応性に富んだ制御を，コンピュータで容易に実現できる点にある。

このファジィ制御の中心概念となるのがファジィ推論であり，Mamdaniの提案したファジィ推論法が現在最も多く用いられている。しかし，この推論法は必ずしも人間の直感にマッチした方法でないとの指摘から，水本により種々のファジィ推論法が提案されている[1]が，これらの推論法による制御性能の違いや，制御対象の種類や特性に応じた推論法の検討は余りなされていない。

また，ファジィ制御規則を設計するにあたり，例えば，ファジィ分割数として7×7分割などが良く使用されているが，これは一般に分割数が高次になるほど，ファジィ制御器の非線形特性が細部にわたって実現できるからである。しかし，ファジィ分割数が3×3分割のように低次の場合でも，7×7分割や5×5分割と同程度の制御性能を保証できれば，制御規則を大幅に縮減することが可能となる。これにより，ファジィ分割数が高次の場合と比べ，ファジィ制御器の調整や検証が容易となるだけでなく，なお一層の高速化の実現をも達成できる。

そこで、本論文では，制御対象としてムダ時間のある一次遅れ系を設定したシミュレーションを実行し，まず，各種ファジィ推論法に関するファジィ分割数の制御性能に及ぼす影響を調べた。更には，ファジィ分割数が3×3分割の場合について制御性能の改善法の考察を行うとともに，前件部メンバーシップ関数の釣鐘型についても検討した。その結果，ファジィ制御系の設計に関して有効となる知見を得た。

2. ファジィ制御系の構成

本シミュレータにおけるファジィ制御系は図1に示した構成であり，Eは偏差，⊿Eは偏差の変化分である。また，ファジィ制御器の出力は操作量Uの変化分⊿Uで，制御器は速度型としている。

検討した制御対象は，プラント特性の代表的なモデルであるムダ時間のある一次遅れ系とした。そのモデルの伝達関数は次式となる。

$$G(s)=\frac{Ke^{-Ls}}{1+Ts}$$

上式で，Lはムダ時間の大きさ，Tは一次遅れ時定数，Kはプラントゲインを表す。

ここで，一般に制御系設計の知識により，ムダ時間のある一次遅れ系はL/Tの値に応じて，遅れ系（一次遅れが支配的な系），中間系，ムダ時間系（ムダ時間が支配的な系）の3つのモデルに分類できる[2]。本シミュレーションにおいては，これらのモデルを制御対象とした。

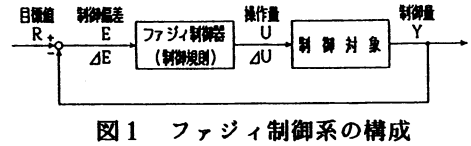


図1　ファジィ制御系の構成

3. 制御規則とメンバーシップ関数

制御規則として制御規則表を埋め尽くしたRutherfordの制御規則[3]を用いた。

表1　ファジィ分割数と制御規則表

3×3分割

⊿E \ E	NB	ZO	PB
PB	ZO 1.0	PB 1.0	PB 1.0
ZO	NB 1.0	ZO 1.0	PB 1.0
NB	NB 1.0	NB 1.0	ZO 1.0

5×5分割

⊿E \ E	NB	NS	ZO	PS	PB
PB	ZO 1.0	PS 1.0	PB 1.0	PB 1.0	PB 1.0
PS	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PB 1.0	PB 1.0
ZO	NB 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PB 1.0
NS	NB 1.0	NB 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0
NB	NB 1.0	NB 1.0	NB 1.0	NS 1.0	ZO 1.0

7×7分割

⊿E \ E	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PB	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0	PB 1.0	PB 1.0	PB 1.0
PM	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0	PB 1.0	PB 1.0
PS	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0	PB 1.0
ZO	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0
NS	NB 1.0	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0
NM	NB 1.0	NB 1.0	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0
NB	NB 1.0	NB 1.0	NB 1.0	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0

各ファジィ分割数における制御規則表を表１に示すが，同表において数値1.0は各規則に付加された重みを表す。ここで，例えば，３×３分割とは前件部及び後件部をＮＢ（Negative Big），ＺＯ（Zero），ＰＢ（Positive Big）の３つのファジィラベルに分けることである。

前件部メンバーシップ関数には，図２に示すような一般的な三角型に加えて，低次分割数の場合の制御性能の改善では図３に示す釣鐘型も用いた[4]。ここで，台集合は[-6,6]に規格化している。

後件部メンバーシップ関数には，非ファジィ化法が重心法の場合，図２において片割れのＮＢ，ＰＢを左右対称な三角型に修復したもの[1]を，非ファジィ化法が高さ法[1]の場合その幅が零のシングルトンを用いた。なお，図２において，交叉値αは隣合うメンバーシップ関数の交点のグレードである。

４．　ファジィ推論法とファジィ分割数

本章では，ファジィ推論法に関するファジィ分割数の制御性能に及ぼす影響を調べる。

<4.1>　ファジィ推論法

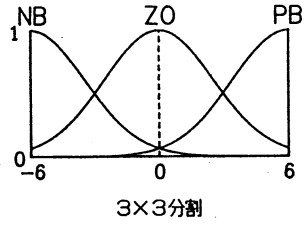
一般に，ファジィ推論の過程は以下に示す４つのStepに分けて考えることができる。

Step1：入力があった場合に，規則の前件部適合度を求める。
Step2：各規則による推論結果を求める。
Step3：各規則による推論結果を統合化し，規則全体としての推論結果を求める。
Step4：規則全体としての推論結果を非ファジィ化し，出力を求める。

例えば，「代数積-加算-重心法」と「代数積-加算-高さ法」の場合のファジィ推論の過程を図４に示す[1]。

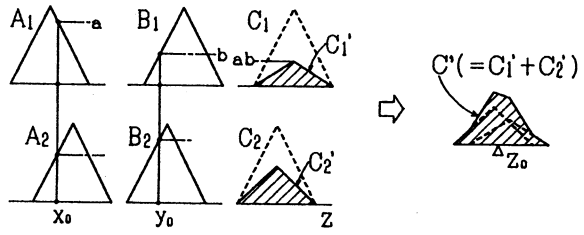
<4.2>　ファジィ制御性能

本節では，ファジィ分割数として３×３分割，５×５分割，７×７分割の３つの場合と，ファジィ推論法として良く使用される「min-max-重心法」，「min-max-高さ法」，「代数積-加算-重心法」，「代数積-加算-高さ法」の４種類[1]を用いた。

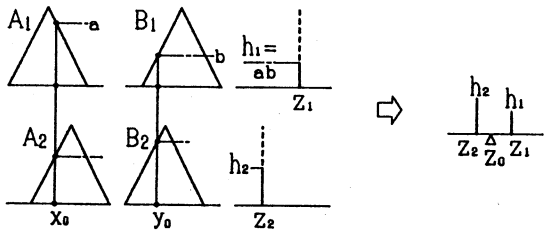


3×3分割

図３　釣鐘型メンバーシップ関数

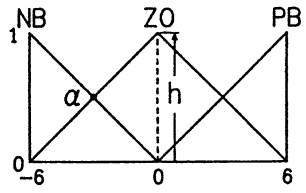


（ａ）「代数積-加算-重心法」の場合

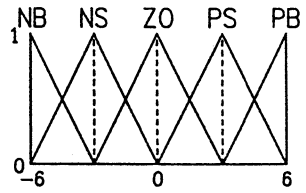


（ｂ）「代数積-加算-高さ法」の場合

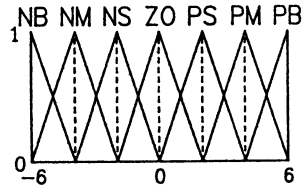
図４　ファジィ推論の過程



（ａ）３×３分割

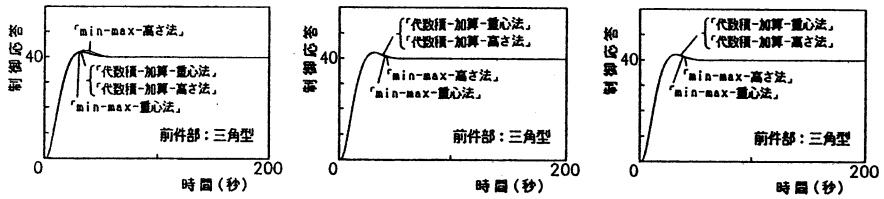


（ｂ）５×５分割



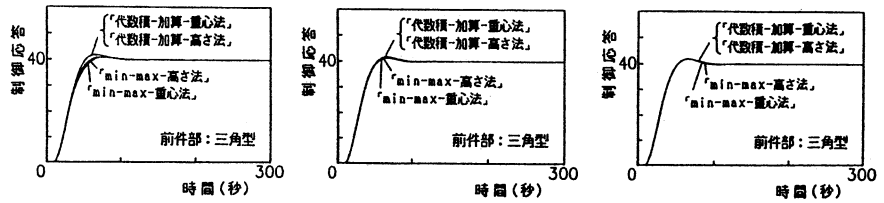
（ｃ）７×７分割

図２　三角型メンバーシップ関数



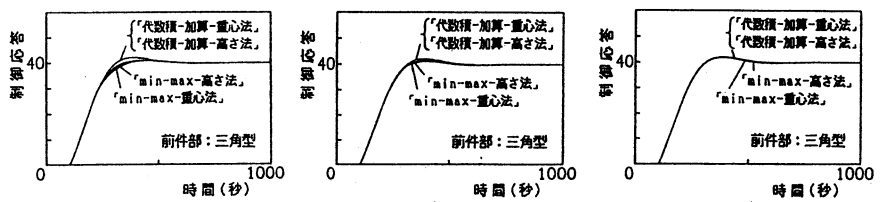
3×3分割　5×5分割　7×7分割

（ａ）遅れ系　L=2，T=20，K=1（L/T=0.1）



3×3分割　5×5分割　7×7分割

（ｂ）中間系　L=10，T=10，K=1（L/T=1）



3×3分割　5×5分割　7×7分割

（ｃ）ムダ時間系　L=100，T=10，K=1（L/T=10）

図５　制御結果の比較

図５は，３×３分割，５×５分割，７×７分割の場合の各種ファジィ推論法によるステップ応答の違いを示したものである。

ファジィ分割数が７×７分割，５×５分割，３×３分割の順で低次になると，ファジィ推論法による制御結果の違いは，どのモデルにおいても大きくなっている。

特に，３×３分割の場合その違いが最も大きく現れている。これは，ファジィ分割数が低次の場合には，制御領域はより粗く分割されて各制御戦略間の距離が大きくなり，その各制御戦略間をファジィ推論法を用いて補間[5]することになるので，その違いが制御結果に大きな影響を及ぼすことになるためである。

一方，７×７分割の場合にはファジィ推論法の制御結果に及ぼす影響は一番少ない。すなわち，ファジィ分割数が高次になるほど，ファジィ推論法の違いは制御結果に影響しないと言える。これは，ファジィ分割数が高次になればなるほど，制御領域はより細かく分割されるためである。

５．低次分割数の場合の制御性能の改善

<5.1> 後件部ＺＯの高さｈを変更した場合

ファジィ分割数が３×３分割の場合には，図２(a)からも分かるように，高次の分割数の場合と比べて後件部にはＮＢ(負)，ＺＯ(零)，ＰＢ(正)の３つのメンバーシップ関数しか存在しないので，メンバーシップ関数ＺＯの高さｈを変更し，その制御への貢献度を調整することで，ファジィ制御器の非線形ゲイン特性[6]を変更できる。

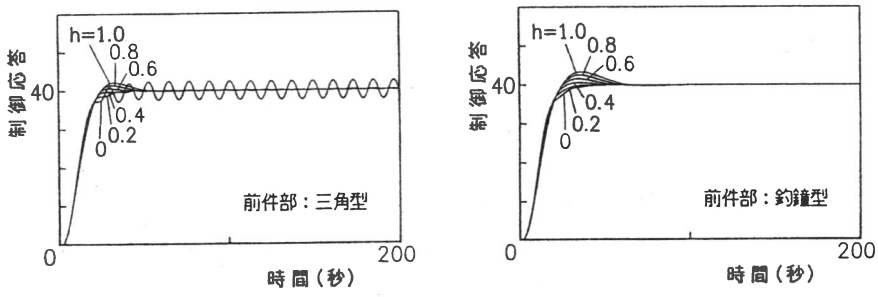
本節では，この高さｈの調整法によって，ファジィ分割数が低次の３×３分割の場合でも，簡便に制御性能の改善が図れることを示そう。

ここでは，「代数積-加算-重心法」に対して，後件部ＺＯの高さｈを変更した場合の制御応答を図６に示した。なお，図５は，ここでh=1とした場合の制御結果である。

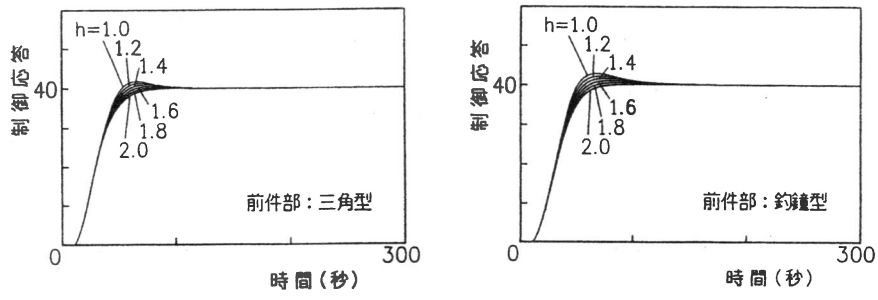
図６(a)遅れ系では，後件部ＺＯの高さｈを１から小さくして，その制御への貢献度を抑制するに従って，前件部メンバーシップ関数の型に関わらず，ステップ応答は改善されている。具体的には，後件部ＺＯの貢献度の抑制に従って，一般には相反する傾向を示すものであるが，ここでは立ち上がり特性とオーバシュート量が同時に改善される結果となっている。

前件部メンバーシップ関数が三角型の場合，ある高さｈで持続振動が起こり不安定となっている。一方，釣鐘型の場合にはh=0の場合でも制御が可能となっている。従って，この場合表１の３×３分割の制御規則表では，後件部がＺＯの３個の規則が不要となり，９個から６個の規則数に縮減できることを意味する。

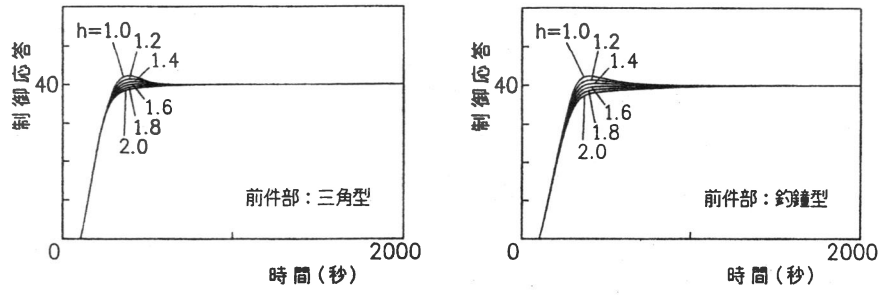
図６(b)中間系と(c)ムダ時間系では，遅れ系の場合とは逆に後件部ＺＯの高さｈを１から大きくして，その制御への貢献度を強調するに従って，ステップ応答は改善されている。前件部メンバーシップ関数が釣鐘型の場合にはｈを大きくするに従って，オーバーシュート量は改



(a) 遅れ系 L=2，T=20，K=1 (L/T=0．1)



(b) 中間系 L=10，T=10，K=1 (L/T=1)



(c) ムダ時間系 L=100，T=10，K=1 (L/T=10)

図６　高さｈを変化させた場合の制御結果

善されていくが，逆に立ち上がり特性は若干悪くなっている。一方，三角型の場合には立ち上がり特性はそのままの状態で，オーバーシュート量を大幅に低減することができ，良好な制御結果となっている。

<5.2> コントロールマップにおける調整法の検討

本節では，コントロールマップにおいて高さｈの調整法の特徴を検討してみよう。

図７は「代数積-加算-重心法」のファジィ推論法において，前件部メンバーシップ関数が三角型と釣鐘型の場合に，ｈの値を0.4，0.2，0と小さくして後件部ＺＯを抑制した場合のコントロールマップを表したものである。

図７から分かるように，後件部ＺＯの高さｈが小さくなるに従い，コントロールマップの原点近傍の形状は，前件部メンバーシップ関数が三角型の場合いびつなものとなるが，釣鐘型の場合にはh=0の場合でも極めて滑らかに形成されている。従って，図６(a)で示したように，前件部メンバーシップ関数が釣鐘型の場合，ｈの値が零に近づいた場合でも制御が可能になることが，このコントロールマップの形状からもうかがえる。

更には，ファジィ推論法が「代数積-加算-重心法」で，後件部ＺＯの高さｈを変化させた場合のコントロールマップを，その非線形ゲイン特性の変化が最も顕著に現れる，⊿Ｕ軸と直線Ｅ＝⊿Ｅを通る平面で切った場合の断面図を図８に示す。ここで，同図(a)は高さｈを小さくし後件部ＺＯを抑制した場合の，同図(b)は高さｈを大きくし後件部ＺＯを強調した場合のコントロールマップの断面図を示したものである。

この図から，ファジィ分割数が３×３分割のように低次の場合でも高さｈの調整のみで，多様な非線形ゲイン特性を有するコントロールマップが実現できることが分かる。

６．　む　す　び

以上，ファジィ推論法に関するファジィ分割数と制御性能，低次分割数の場合の制御性能の改善法などに関して，各種ファジィ推論法を用いたシミュレーションを実行した。その結果，シミュレーション結果からではあるが，ファジィ制御系の設計を行う上で有効な次のような知見を導いた。

(1)　ファジィ分割数が７×７分割，５×５分割，３×３分割と低次となるに従い，ファジィ推論法による制御性能の違いは顕著となる。従って，低次分割数の場合ほどファジィ推論法の選定は重要である。

(2)　ファジィ分割数が低次の３×３分割の場合でも，後件部メンバーシップ関数ＺＯの高さｈを変更し，その制御への貢献度を調整するという簡便な方法により，ファジィ制御器の非線形ゲイン特性の調整が可能となり，制御性能の改善を行うことができる。ここでは，立ち上がり特性の良さを保持したままでオーバーシュート量を低減できる。

謝　辞

本研究を進めるにあたり有益なご助言を頂いた大阪電気通信大学の水本雅晴教授，九州工業大学の村上周太教授，前田幹夫助手らに深く謝意を表します。

文　献

(1)　水本：「ファジィ制御の改善法Ⅱ，Ⅲ，Ⅳ，Ⅵ」，第4，5，6，8回ファジィシステムシンポジウム，p.91(昭63)，p.499(平元)，p.9(平2)，p.529(平4)

(2)　岩崎・森田：「モデル分類型ファジィオートチューニングコントローラ」，第32回自動制御連合講演会，p.267(平元)

(3)　M.Brrae,D.A.Rutherford:"Theoretical and Linguistic Aspect of the Fuzzy Controller", Automatica,15,p.533(1979)

(4)　菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社(昭63)

(5)　水本：「ファジィ推論法による補間」，第5回ファジィシステムシンポジウム，p.461(平元)

(6)　張・荒木：「ファジィ制御系の数理的解析と産業応用の可能性について」，計測自動制御学会論文集，26-11，p.1267(平2)

問い合わせ先

〒849　佐賀市鍋島町大字八戸溝114番地
佐賀県工業技術センター　応用電子部
林　健一郎，大坪　昭文
TEL 0952-30-8161

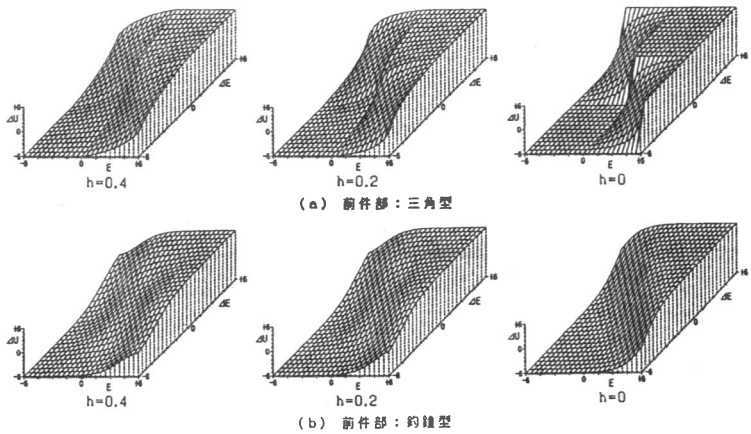


図７　コントロールマップ

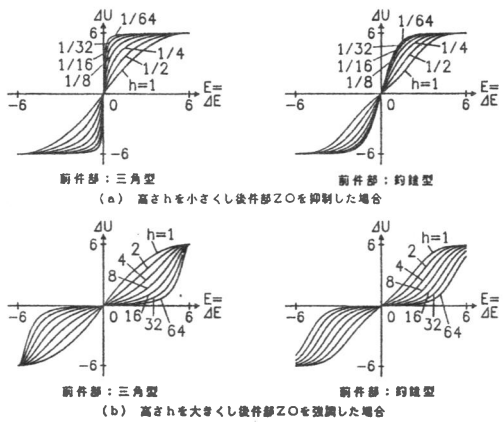


図８　コントロールマップの断面図

TA7-2

ファジィ状態メモリを用いた倒立振子の振り上げ制御

The Swing Controll of inverted Pendulum using a Fuzzy State Memory

白井 雄二 Yuji SHIRAI
井上 英治 Eiji INOUE
上野 文男 Fumio UENO

八代高専 Yatsushiro National College of Technology
熊本大学 工学部 Faculty of Engineering Kumamoto University

Abstract

From a hanging and resting state, the pendulum is made to swing to and fro to make it stand invertedly. When the pendulum reaches the appropriate angle where it is about to stand invertedly, the pendulum is then controlled in a way that its balance is maintained in this inverted state.

All this is made possible through the fuzzy state memory that we have proposed.

1．まえがき

倒立振子で、下にぶら下がった静止状態から台車を左右に数回動かして、倒立状態にする制御を全て筆者らが提案しているファジィ状態メモリを用いて行った．

振子が下にぶら下がった静止状態から，上に倒立する状態になるまでには，いくつかの異なる制御が必要であるが，１つのファジィ状態メモリの関数を基にして，そのファジィ状態メモリの関数にそれぞれの制御に合ったパラメータを渡すだけで制御を行うことができた．

昨年は，倒立振子の倒立制御と位置の制御を行ったが，今回は倒立振子の振り上げ制御も限界積と限界和を用いたファジィ状態メモリを用いて制御を行った．

2．ファジィ状態メモリ

ファジィ状態メモリ(FSM : Fuzzy State Memory)とはファジィ論理演算の積演算と和演算の組み合わせにより，3変数の対称式により作られる[1]．この式でそれぞれ2つずつある変数をそれぞれ異なる変数として，6個の変数のそれぞれをその変数そのままか，その変数のファジィ否定を代入することにより，６４通りの異なる関数が得られる．この関数はx，y，zによる立体となり，わずか6ビット(6個のスイッチ)で６４種類の立体の状態を記憶することになる．この3変数のうちどれかの変数を変えることにより多彩な形状にすることができる．この中から目的の制御に適切な形状のものを選び出し，それを入力に対する制御量の形状として用いることにより，高速な制御が可能となる．

式（１）にファジィ状態メモリの基本の式を示す．

$$FSM\#\#(x,y,z) = (x_1+y_1)\times(z_1+x_2)\times(y_2+z_2) \quad (1)$$

ここでＦＳＭ##は##番のファジィ状態メモリで，＋，×はそれぞれファジィ論理の和演算と積演算である．x_1，x_2は変数xそのものか，xのファジィ否定であり，y_1，y_2，z_1，z_2についても同様な変数であり，ファジィ否定とする変数は，##の10進数を２進数にし，１が立った変数をファジィ否定とする．ＦＳＭについては各種のファジィ論理の積演算と和演算の略号を２つくっつけて表す．

本稿では積演算として限界積(BP : Bounded Product)，和演算として限界和(BS : Bounded Sum)を用いたBPBS##(x,y,z)のファジィ状態メモリを利用する．演算子は限界積を⊙，限界和を⊕で表し，式（１）は式（２）となる．

$$BPBS\#\#(x,y,z) = (x_1\oplus y_1)\odot(z_1\oplus x_2)\odot(y_2\oplus z_2) \quad (2)$$

3．倒立振子の振り上げ制御

振子が下にぶらさがった静止状態から垂直に立った倒立状態まで振子を振り上げるファジィ制御は，図１の倒立振子実験装置のモーターの出力が小さいために台車を中央付近で左右に数回動かすことによって振り上げる方法をとった．倒立振子実験装置の角度と位置は±１０Ｖの電圧で得られるが，この電圧に比例した０～１のメンバーシップに置き換えることにする．

振り上げの制御方法としては以下の手順で行っている．

[step.1] 最初に振子が下に下がった静止状態から振子を振らせる．
[step.2] 動き始めた振子をより大きく振り，上まで振子を振り上げる．
[step.3] 台車があまり中央からずれないように台車のブレーキをかける制御．
(実験装置の制御可能な幅が狭く台車が端に行くと制御不可能となるため)
[step.4] 振子を倒立させて立てる制御を行う．

このように step.1から step.4(ただし step.2と step.3は同じ過程で行われる．)の順で制御を行うと，うまく倒立振子の制御が行える．

３．１振子を振らせるための制御

step.1は，振子を静止状態から振らせる制御である．その振らせ方としては，実験装置の制御可能な幅が狭いので中央付近で振り上げを行うために，台車を中央に移動させることにより，振らせるようにした．最初に台車の位置が中央に近いときには台車を速く動かすことにより振子を振り，中央から遠いときには台車を動かす距離が長くなるので，台車をゆっくり動かして振子を振ることにした．その際中央に近いときにあまり速く動かしすぎると台車が装置の端の方に行ってしまうし，また中央から遠い時にあまりゆっくり動かしすぎると振子が振れないということがおきてしまうので，適当な速さで動かす必要がある．そのため制御量は図２のようにすればstep.1の制御が可能である．中央より0.1余計に移動すればstep.1は終了する．

この制御は６４通りある限界積・限界和ファジィ状態メモリのうちで，BPBS36の y=0.2，z=0の時の状態が利用可能であるのでこれを用いることにする．BPBS36の図は図３である．図２の制御量はBPBS36の z=0 に0.1上乗せすることによって実現できる．

３．２振子をより大きく振るための制御

step.2は，動き始めた振子をより大きく振り，振子を上まで振り上げる制御である．振子の振れが小さいときには台車を小さく動かせばよいが，だんだん振れが大きくなるにつれ台車を大きく動かさなければならない．また振子の長さ(重さ)(y)が大きいときと小さいときとでは振り上がり方が異なる．振子の長さ(重さ)が大きいときには振子の振れが小さくてもある程度台車を大きく動かさなければならないが，振子の長さ(重さ)が小さいときには振子の振れが小さい間は台車をゆっくり動かしある程度大きくなってから台車を大きく動かせばよい．そのため制御量で表すと図４のように振子の長さ(重さ)が大きいときと小さいときとで異なる制御曲線となる．

図４に似た状態の限界積・限界和のファジィ状態メモリはBPBS3の z=0 が利用可能であるのでこれを用いることにした．BPBS3の図は図５である．

このBPBS3の z=0 の制御量に0.1上乗せすることにより図４の制御量に非常に近いものとなる．そこでこれを倒立振子の振り上げの制御量とした．

ここでBPBS3の z=0 で，振子の長さ(重さ)が大きいときには y=1 とし，中くらいの時には y=0.5，小さいときには y=0 とすればよい．このように振子の長さ(重さ)が小さいときから大きいときまでyを0から1まで変えることにより振子の長さを変えても制御を行えるようになった．

３．３ブレーキをかけるための制御

step.3は，台車が中央からあまり離れないようにブレーキをかける制御である．ブレーキは台車が中央から0.1離れたらかけるようにし，0.1以下のときはブレーキをかけないようにしている．ブレーキのかけ方は台車の速度が速いときにはブレーキを大きくかけ，速度が遅いときにはブレーキを小さくかけるようにすると適切な制御が行える．このようにブレーキをかけることにより台車が倒立振子実験装置の端の方へ行くことを防ぐようにしている．そのため制御量で表すと図６のような２つの制御曲線となる．この制御を行うと step.3の制御が可能である．

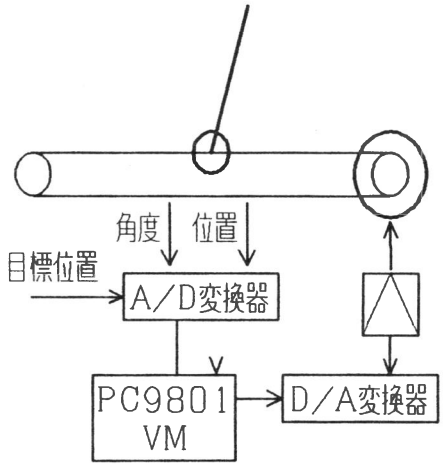


図１　倒立振子実験装置

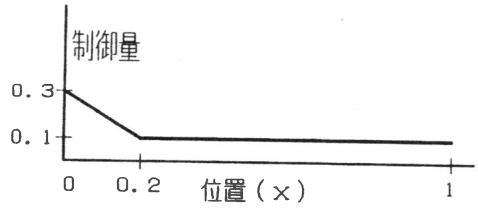


図２　振子を振らせるための制御量

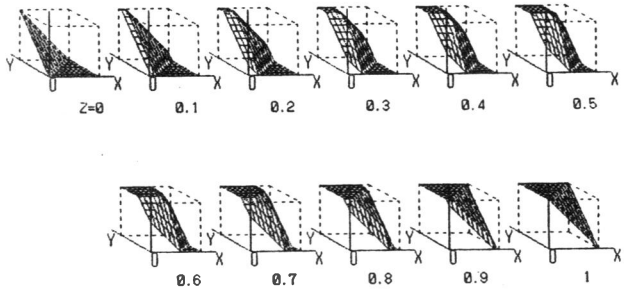


図３　ＢＰＢＳ３６

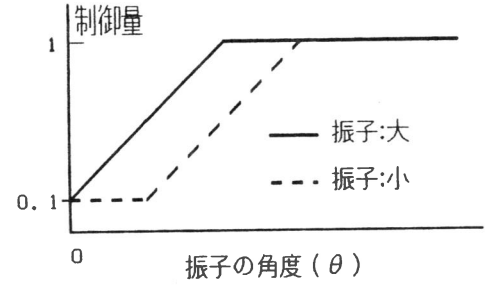


図４　振子を大きく振るための制御量

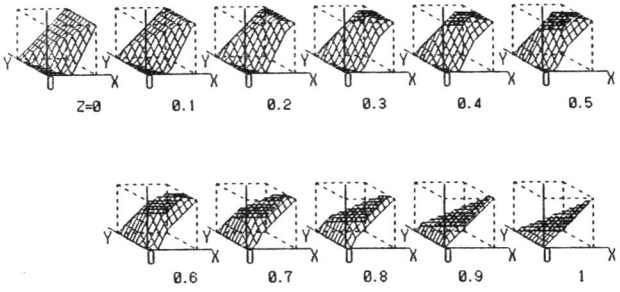


図５　ＢＰＢＳ３

この図6の形はファジィ状態メモリのBPBS0の z=0 が利用可能であるのでこれを用いることにした．BPBS0の図示は図7である．

ここでBPBS0を用いる利点として，台車の位置が中央から0.1離れたら y=1 とし，それ以外は y=0 としてスイッチを入れ換え，状態メモリBPBS0の z=0 1つだけで図6の状態を実現できる．

step.2は，台車が正の位置にあるときには振子の角度θが負から正に変わるとき，すなわち左から右へ振れてきた振子が真下θを通った瞬間に行われる．このとき図4の制御量でθに相当する出力を台車が中央(x=0)になるまでかける．

step.3は，台車が正の位置にあるときには台車の速度(x)が正，すなわち台車が右に動いていて台車の位置が0.1以上の時に行われる．このとき図6の制御量でxに相当する出力をかける．ただし step.2と step.3とでは step.2を優先させている．

step.1から step.3まで台車の位置が正のときの説明をしたが，台車の位置が負のときも同様に行われる．

以上のようにして倒立振子を上まで振り上げることができた．

3．4倒立振子の制御[2]

step.4は，倒立振子を立てる制御で昨年発表した制御で行える．この形は図8を実現すれば良い．この図を実現するには，ファジィ制御量をw，角度に対するメンバーシップ関数によるグレードをx，角度の変化分に対するメンバーシップ関数によるグレードをyとすると，式（3）のようになる．

$$w=\begin{cases} BPBS9 & (x,\ y \geqq 0) \\ 0 & (x\cdot y < 0) \\ -BPBS9 & (x,\ y \leqq 0) \end{cases} \qquad (3)$$

すなわち，x，yが共に正ならばwはBPBS9，x，yが共に負ならばwは-BPBS9，xとyの符号が異なる場合は，wは0となる．位置と位置の変化分についての関係も同様の関係となるため同じ関数BPBS9が利用できる．このBPBS9の図は図9である．

4．限界積・限界和の状態メモリ

今回倒立振子の振り上げのファジィ制御に用いた制御量はBPBS0，BPBS3，BPBS9，BPBS36である．これらを変数等でまとめると表1のようになる．

これよりそれぞれの式（4）～（7）で表せる．

$$BPBS0 = (x \oplus y) \odot (z \oplus x) \odot (y \oplus z) \qquad (4)$$
$$BPBS3 = (x \oplus y) \odot (z \oplus x) \odot (\bar{y} \oplus \bar{z}) \qquad (5)$$
$$BPBS9 = (x \oplus y) \odot (\bar{z} \oplus x) \odot (y \oplus \bar{z}) \qquad (6)$$
$$BPBS36 = (\bar{x} \oplus y) \odot (z \oplus \bar{x}) \odot (y \oplus z) \qquad (7)$$

表1　倒立振子の振り上げの制御量

	x_1	y_1	z_1	x_2	y_2	z_2	y,z変数
BPBS0	0	0	0	0	0	0	y=0, 1, z=0
BPBS3	0	0	0	0	1	1	y=0～1, z=0
BPBS9	0	0	1	0	0	1	y=0～1, z=0
BPBS36	1	0	0	1	0	0	y=0.2, z=0

このように式（2）の基本式に対し，$x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2$の変数の場所に1が立った場合，ファジィ否定の変数を入力するだけで倒立振子の制止状態から振り上げ，さらに倒立に制御することができる．

これらの式は表1からわかるように変数zが全て0であるので式を簡単にすれば次のようになる．

$$BPBS0 = (x \oplus y) \odot x \odot y \qquad (8)$$
$$BPBS3 = (x \oplus y) \odot x \qquad (9)$$
$$BPBS9 = (x \oplus y) \qquad (10)$$
$$BPBS36 = (\bar{x} \oplus y) \odot \bar{x} \odot y \qquad (11)$$

また，x_1～z_2まで比較すると表1よりy_1のところは全て0となるので本制御ではy_1のビット（スイッチ）を0に固定すれば良く，他の5ビット(5つのスイッチ)で制御が実現できることになる．

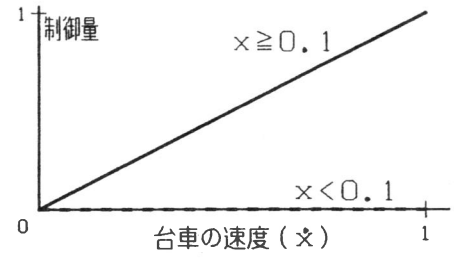


図6　ブレーキをかけるための制御量

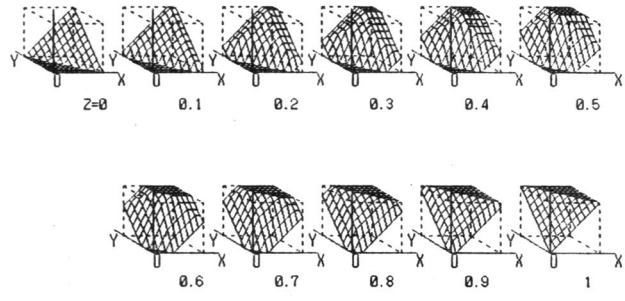


図7　BPBS0

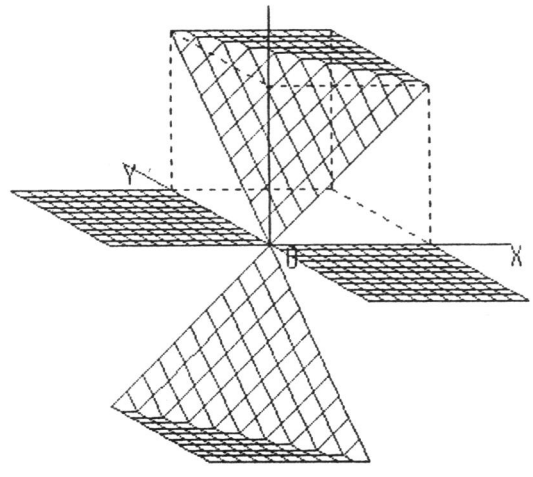


図8　入力量に対する制御量

5．制御結果

図１０は振子を下の静止状態から上での倒立状態まで振り上げる実際の制御を行ったときの台車の位置（破線）と振子の角度（太い実線）そして制御量（細い実線）の一例を示したものである．この状態は振子の長さ(重さ)(y)が大きく(y=1)，最初の台車の位置が中央に近いときである．

これを見てみると振子は最初は真下で，台車が左右に動くにつれ振子が上の方に振れ上がり，およそ３秒で真上に上がり倒立状態になっていることが確認できる．

これを３章で述べた step.1から step.4までの動作に分けると図１０のように①から⑨の9段階になる．

①は step.1で静止状態の振子を振らせる制御である．これは最初の台車の位置が0.4であるので出力は-1Vで，その出力電圧が台車の位置が-0.1以下になるまでかかっている．

②は step.3でブレーキをかける制御である．これは台車の位置が-0.1以下になり台車が右から左に行っている(すなわち図１０で言うと位置がだんだん小さくなっている)ために行われたもので，出力は台車が左に行かないように正の出力を出している．

③は step.2で振子をより大きく振る制御である．これは台車の位置が負にあり，右から左へ振れてきた振子が真下を通過したため(すなわち振子の角度が正から負になったため)に行われたものである．また出力を見てみると振子の振れ(角度)が小さいときには1Vであるが，振子の振れが大きくなるとそれに合わせて出力も大きくなっている．

④は台車が中央を超えたために step.3のブレーキをかける制御を行っている．これは②のときとは逆に台車が左から右に行っているために台車の位置が0.1以上になると負の出力を出してブレーキをかけている．また台車の位置が 0～0.1の間では，出力は0としブレーキをかけないようにしている．

⑤は台車の位置が正にあり，左から右へ振れてきた振子が真下を通過したために step.2の振子をより大きく振る制御を行っている．これは③のときとは台車の位置と振れが逆であるので出力は負となっている．

⑥は台車が中央を超えたために step.3のブレーキをかける制御を行っている．これは②と同じ制御である．

⑦は台車の位置が負にあり，右から左へ振れてきた振子が真下を通過したために step.2の振子をより大きく振る制御を行っている．これは③と同じ制御である．

⑧は台車が中央を超えたために step.3のブレーキをかける制御を行っている．これは④と同じ制御である．

⑨は step.4の振れ上がってきた振子を立てる倒立振子の制御を行っている．

このように①～⑨は，３章で述べた step.1から step.4までの制御を忠実に行っていることが確認される．

また，振子が真下(0)付近で滑らかでないが，これは倒立振子実験装置の振子の角度が真下付近で不感地帯となっているためにその手前で値を補っているからである．

6．むすび

いろいろな形状を記憶するファジィ状態メモリを実現するファジィ論理演算の積演算と和演算の組み合わせは多数あり，またその1つの組み合わせだけでも６４通りの形状がある．そのうち倒立振子の制御に適した限界積・限界和のファジィ状態メモリで①振子が下にぶら下がった静止状態から振子を振らせる制御に最適な状態メモリとして，限界積・限界和36を利用し，②振子をより大きく振り上まで振子を振り上げる制御に最適な状態メモリとして限界積・限界和3を利用し，③ブレーキをかける制御に最適な状態メモリとして限界積・限界和0を利用した．これらに加え，昨年確認された④垂直に振子を立てる制御に最適な状態メモリとして限界積・限界和9を用いた．

このように倒立振子の振り上げのファジィ制御を６４通りある限界積・限界和のファジィ状態メモリのうち４つを用いて全ての制御を行うことができることをコンピュータ，A/D変換器，D/A変換器，倒立振子実験装置によって確認した．

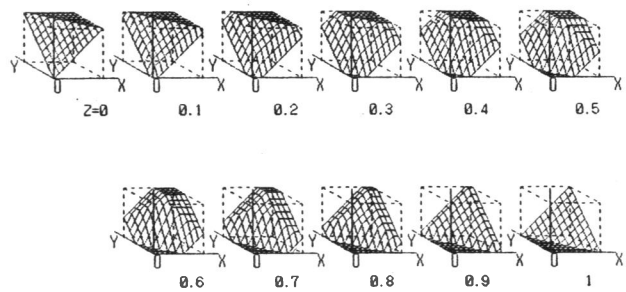


図9　ＢＰＢＳ９

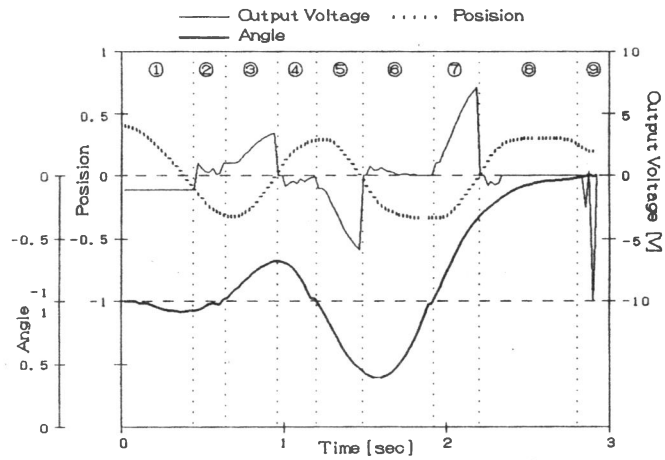


図１０　倒立振子の応答例

参考文献

(1)白井,佐々木,上野,井上:“限界和と限界積による簡単なファジィ状態メモリ回路”,第５回ファジイシステムシンポジウム講演論文集,pp.31-36(平成元年6月)

(2)白井,佐々木,上野,井上:“ファジィ状態メモリ回路による倒立振子の位置制御”,第８回ファジイシステムシンポジウム講演論文集,pp.89-92(平成4年5月)

[問い合わせ先]

〒８６６　熊本県八代市平山新町２６２７

八代工業高等専門学校　情報電子工学科

白井　雄二

ＴＥＬ：０９６５－３５－１６１１

ＦＡＸ：０９６５－３３－０６１６

TA7-3

上下動地震を受けるシェル構造物のファジィ制御
－シェルと地盤の間にダンパーとバネを有する場合－
Fuzzy Control of Shell Structuers Subjected to Vertical Seismic Forces
- with Dampers and Springs between the Shell and the Ground -

新宮　清志 *　　福島　欣哉 **
Kiyoshi SHINGU　　Kinya FUKUSHIMA

* 日本大学　理工学部　　** 日本大学大学院　理工学研究科
* Nihon University　　** Nihon Univ. Graduate School

A base isolation and vibration control system which is a rotational shell with springs and variable dampers between the shell and the ground is proposed. The shell is shaking due to forced vibration caused by vertical seismic motion, then a base isolation system is acted and vibration control applying fuzzy theory is carried out. The damping ratios are adjusted by fuzzy control, and stresses of the structure are reduced.
Therefore, the validity of the base isolation and fuzzy control system of the shell structure subjected to dynamic forces is proved.

1．序論

動的外力を受ける１次～３次の各モード腹部分に可変ダンパーを設置したシェル構造物に、地震力が作用した場合ダンパーの減衰率をファジィ制御することにより変位、応力を減少させることができることを文献1)において示した。　本論文では、円錐形シェルと地盤との間に可変ダンパーとバネが付加されたシェル構造物を提案し、地震力が作用した場合の応答性状及びその免震効果について数値シミュレーションによって検討するものである。

2．シェルの振動方程式

2.1　変位関数 [2)]

円錐形シェルのような軸対称構造物において、軸対称荷重を受ける場合については、中央面上の任意点の変位は、接線方向変位ｕと法線方向変位ｗの二つの成分で表すことができる。　変位関数としては、要素の母線方向の長さｓの多項式で表されるものとする。回転角χは、ｗをｓで一階微分することによって求められる。

$$\left.\begin{aligned} u &= \alpha_1 + \alpha_2 s \\ w &= \alpha_3 + \alpha_4 s + \alpha_5 s^2 + \alpha_6 s^3 \\ \chi &= dw/ds = \alpha_4 + 2\alpha_5 s + 3\alpha_6 s^2 \end{aligned}\right\} \quad (1)$$

$$\{f\} = [u\ w]^T = [N]\{\delta\}_e \quad (2)$$

未定係数α_1～α_6は、要素両端の端末条件より求めることができる。

2.2　歪－変位の関係式 [2)]

歪と変位の関係式は次のように表すことができる。

$$\{\varepsilon\} = \begin{Bmatrix} \varepsilon_s \\ \varepsilon_\theta \\ \kappa_s \\ \kappa_\theta \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} du/ds \\ (u\sin\phi + w\cos\phi)/r \\ -d^2w/ds^2 \\ -(\sin\phi/r)\cdot dw/ds \end{Bmatrix}$$

$$= [B]\{\delta\}_e \quad (3)$$

ここで、[B]は、歪マトリックスという。

2.3　応力－歪の関係式 [2)]

等方性の回転体シェルにおける応力と歪の関係式は次式で表される。

$$\{\sigma\} = \begin{Bmatrix} N_s \\ N_\theta \\ M_s \\ M_\theta \end{Bmatrix} = \left[\begin{array}{cc:cc} K & \nu K & 0 & 0 \\ \nu K & K & 0 & 0 \\ \hdashline 0 & 0 & D & \nu D \\ 0 & 0 & \nu D & D \end{array}\right] \begin{Bmatrix} \varepsilon_s \\ \varepsilon_\theta \\ \kappa_s \\ \kappa_\theta \end{Bmatrix}$$

$$= [D]\{\varepsilon\} \quad (4)$$

ここで、[D]は、弾性マトリックスという。

$K = Et/(1-\nu^2)$　　$D = Et^3/12(1-\nu^2)$

E：ヤング係数　　ν：ポアソン比　　t：シェル厚

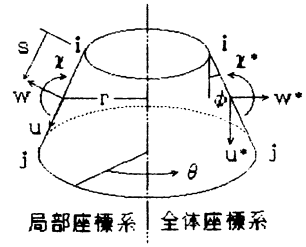


図1.変位成分

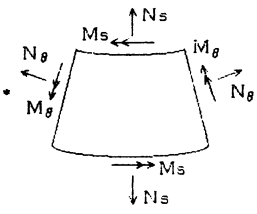


図2.応力成分

2.4 運動方程式

シェルの構造全体の運動方程式は(5)式で表される。質量、減衰マトリックスはそれぞれ(6)、(7)式で表せるものとする。 ただし、ζ_{nv}はファジィ制御により0.02～0.2まで変化するものとする。

$$[M]\{a\} + [C]\{v\} + [K]\{d\} = \{F\} \quad (5)$$

$$[M]=\mathrm{diag.}(m_1,m_1,0,\cdots,m_n,m_n,0) \quad (6)$$

$$[C]=2\omega\cdot\mathrm{diag.}(\zeta m_1,\zeta m_1,0,\cdots,\zeta_{nv}m_n,\zeta_{nH}m_n,0) \quad (7)$$

ここで ζ:減衰率 ω:一次の固有角振動数

$m_1\cdots m_n$:節点の集中質量 添字1…n:節点番号

n:全節点数 V:鉛直方向 H:水平方向

[M],[C],[K]は構造全体の質量、減衰、剛性行列、{a},{v},{d}は加速度、速度、変位ベクトル、{F}は外力ベクトルである。

2.5 シェルの動的応答解析

任意の地震力が作用する場合の動的応答解析には、減衰マトリックス[C]が時間の経過によって逐次変化していくものとして新たに誘導した逐次積分法を用いる。時刻n+1における変位d_{n+1}を(8)式で求め、それを(9)、(10)式に代入して時刻 n+1における加速度 a_{n+1}、速度v_{n+1}を求める。

$$\{d\}_{n+1} = [E]^{-1}[\,[G]\{d\}_n+[V]\{v\}_n+[A]\{a\}_n + \beta h^2\{F\}_{n+1}\,] \quad (8)$$

$$\{a\}_{n+1} = [\,\{d\}_{n+1}-\{d\}_n-h\{v\}_n -(0.5-\beta)h^2\{a\}_n\,]\,/\,\beta h^2 \quad (9)$$

$$\{v\}_{n+1} = [\,0.5h\{d\}_{n+1}-0.5h\{d\}_n-(0.5-\beta)h^2\{v\}_n -(0.25-\beta)h^3\{a\}_n\,]\,/\,\beta h^2 \quad (10)$$

ここで、$[E] = [M]+0.5h[C]_{n+1}+\beta h^2[K]$

$[A] = (0.5-\beta)h^2[M]+(0.25-\beta)[C]_{n+1}$

$[V] = h[M]+(0.5-\beta)h^2[C]_{n+1}$

$[G] = [M]+0.5h[C]_{n+1}$

ただし、加速係数β=0.25、微小時間間隔h=0.02sec

3．制御理論

3.1 ファジィ推論法

本論文では、ファジィ推論法としてmin-max 重心法を採用した。 また、メンバーシップ関数としては(11)式で表される、図3、4のような三角形型を採用する。

$$A(x) = \frac{1}{a}\,(-|x-b|+a) \quad 0\,,\ a>0 \quad (11)$$

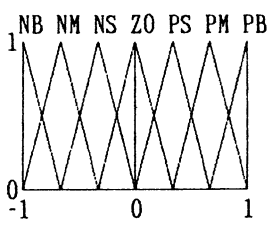


図3.前件部

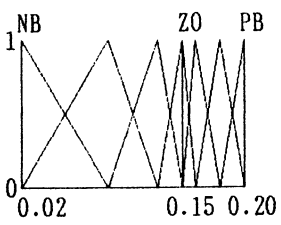


図4.後件部

パラメータaは、メンバーシップ関数の左右の広がりを表しており、パラメータbはメンバーシップ関数の値が1となるようなxの値である。

3.2 制御方法

本論文では、地盤とシェルの付け根、すなわち支持部分において鉛直方向について制御を行う。

時刻n における地盤に対する構造物の相対応答変位、速度をそれぞれd_n、v_nとし、時刻n+1 における相対応答変位d_{n+1}は(12)式で予測するものとする。

$$d_{n+1} = d_{n-3}+4(d_n-d_{n-3})+6(d_{n-1}-2d_{n-2}+d_{n-3}) +4(d_n-3d_{n-1}+3d_{n-2}-d_{n-3}) \quad (12)$$

E_nとΔE_nを前件部変数とし、後件部変数としては時刻n+1における減衰率ζ_{n+1}を考えファジィ推論を行う。

$$E_n = d_{n+1} \quad (13)$$

$$\Delta E_n = v_n \quad (14)$$

3.3 ファジィ制御器の設計

ファジィ制御器の設計は、構造物の応答のいろいろな状態を想定し、どのような制御をすれば良いか定めれば良い。 本論文においては、制御規則は次のようにして定める。

時刻n において予測相対応答変位E_nがゼロで、相対応答速度ΔE_nが正で非常に大きければ、E_nとΔE_nの関係から相対変位が大きくなる方向に運動している事が判る。

この状態では減衰率ζを非常に大きくして運動を妨げる必要がある。したがって次のようになる。

if E_n = ZO and ΔE_n = PB then ζ = PB

次に、予測相対応答変位E_nが正で非常に大きく、相対応答速度ΔE_nが負で非常に大きければ、E_nとΔE_nの関係から相対変位が小さくなる方向に運動している事が判る。

この状態では減衰率ζを非常に小さくして運動を妨げないようにする必要がある。したがって次のようになる。

if E_n = PB and ΔE_n = NB then ζ = NB

以上のような考え方に基づいて他の制御規則も作成し、表にまとめると表1のようになる。 縦の列はEの値、横の行はΔE_nの値、表の中はζの値を示している。

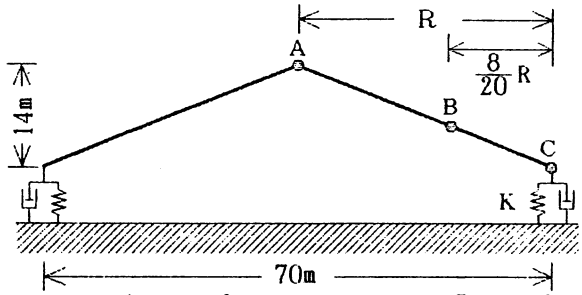
表1.制御規則

E＼ΔE	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	NB	NB	NB	NB
NM	PB	PB	PM	NM	NS	NB	NB
NS	PB	PS	PS	NS	ZO	PS	PM
ZO	PB	PM	PS	ZO	PS	PM	PB
PS	PM	PS	ZO	NS	PS	PS	PB
PM	NB	NB	NS	NM	PM	PB	PB
PB	NB	NB	NB	NB	PB	PB	PB

これらの制御規則をもとにして、ファジィ理論による多重推論を行い減衰率を逐次定めていく。

4．解析モデル

4．1　円錐形シェル



$E = 1.38*10^4$ Kgf/cm^2　$\rho = 4.07953*10^{-7}$ Kgf·s^2/cm^4

$\nu = 0$　t = 1.0 m　要素数：20　K：バネ定数

$M = 1.69093*10^3$ Kgf·s^2/cm：シェルの全質量

C点において $u^x \neq 0$　$W^x = 0$　$\chi^x = 0$

図5.円錐形シェル解析モデル

4．3　入力地震波形

上下動入力地震波形としては、1978年 6月12日の宮城県沖地震の上下動成分を用いた。この最大加速度は4.18秒において152.99 galであるが、最大が200galになるように全体を拡大して用いた。

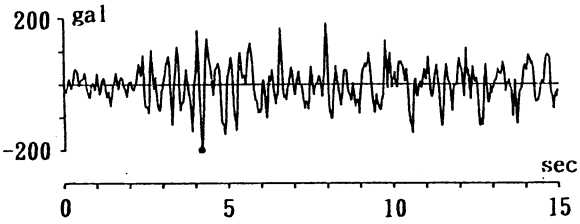


図6.宮城県沖地震加速度波形

5．解析結果

K/M=10における、ファジィ制御時の一次モード腹部分であるB点(図5参照)の鉛直応答変位、C点(図5参照)の減衰率の時刻歴応答を図7 に、また鉛直変位が最大になるときの変位、応力を図8に示す。

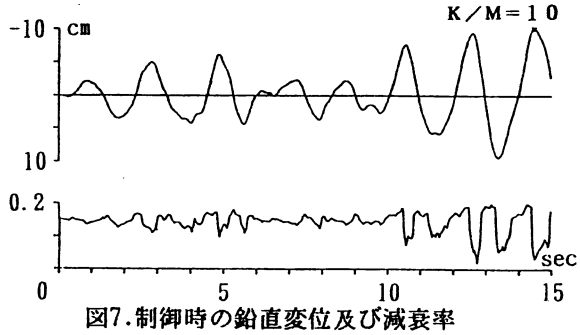


図7.制御時の鉛直変位及び減衰率

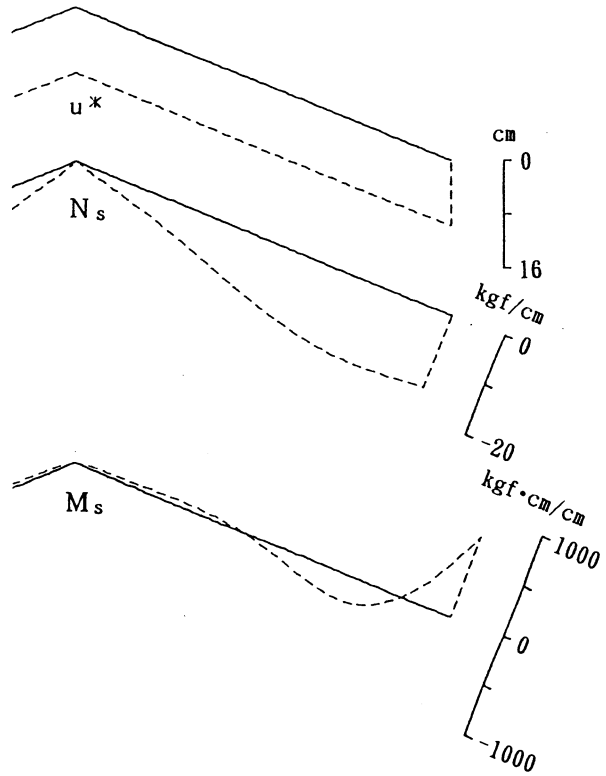


図8.制御時の変位及び応力（K/M=10）

K/M=10、10^3、10^5における、非制御時のB 点の鉛直変位の時刻歴応答を図9 に、また鉛直変位が最大になるときの変位、応力を図10、11、12に示す。

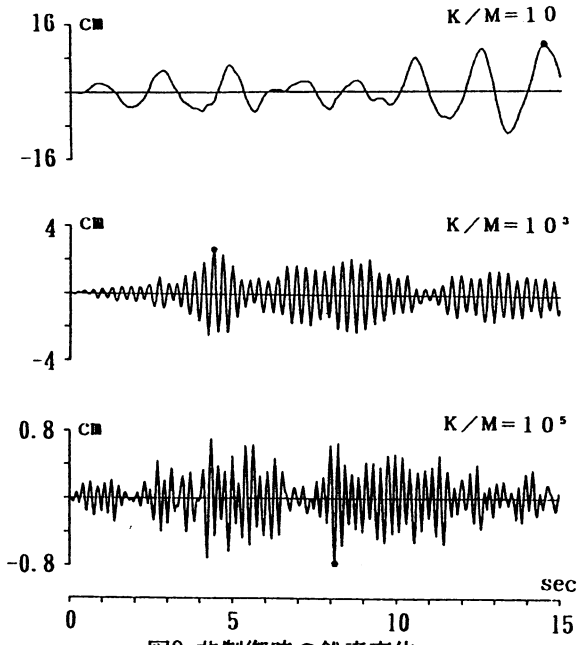


図9.非制御時の鉛直変位

表2.非制御時の鉛直変位 u^x（cm）

K/M	1	10	10^2	10^3	10^4	10^5
A点	9.20	10.79	4.88	1.82	0.46	0.37
B点	9.21	10.85	5.14	2.59	0.89	0.79
C点	9.20	10.71	4.54	1.02	0.05	0.00

表3.非制御時の経線方向曲げモーメント M_s（kgf·cm/cm）

K/M	1	10	10^2	10^3	10^4	10^5
A点	0	0	0	0	0	0
B点	13.98	-170.81	-752.18	-2439.04	1361.58	1377.49
C点	-73.64	853.60	3623.73	7965.76	-3992.19	-3402.42

表4.非制御時の経線方向軸力 N_s (kgf/cm)

K/M	1	10	10^2	10^3	10^4	10^5
A点	0	0	0	0	0	0
B点	1.22	-14.34	-61.61	-153.36	80.04	72.08
C点	1.35	-15.77	-67.51	-163.55	84.20	75.69

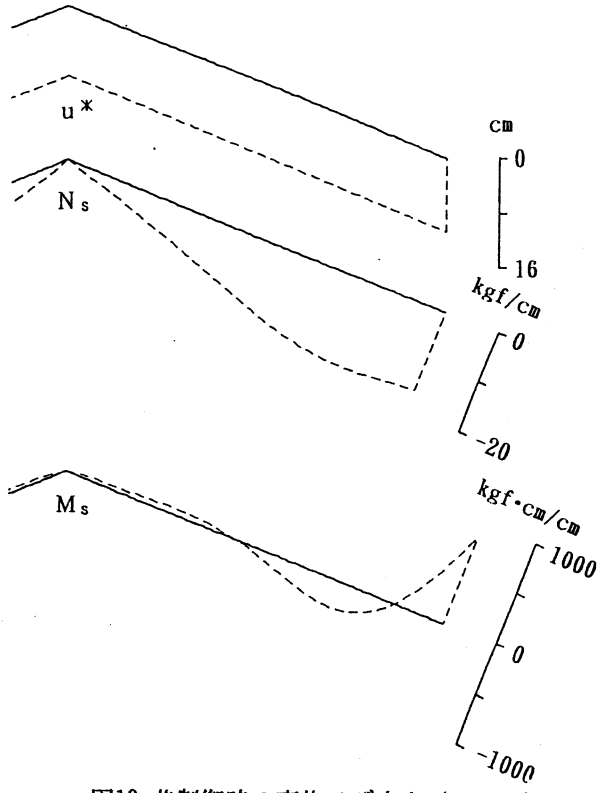


図10.非制御時の変位及び応力 (K/M=10)

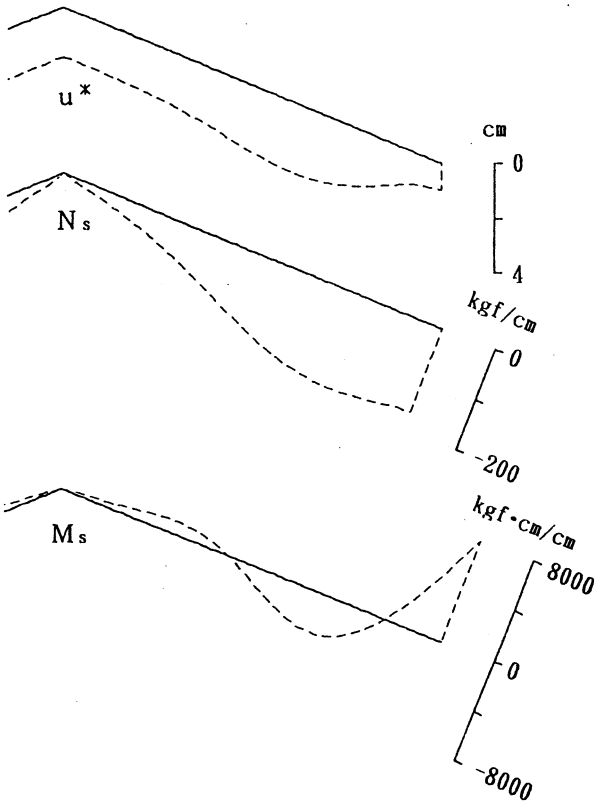


図11.非制御時の変位及び応力 ($K/M=10^3$)

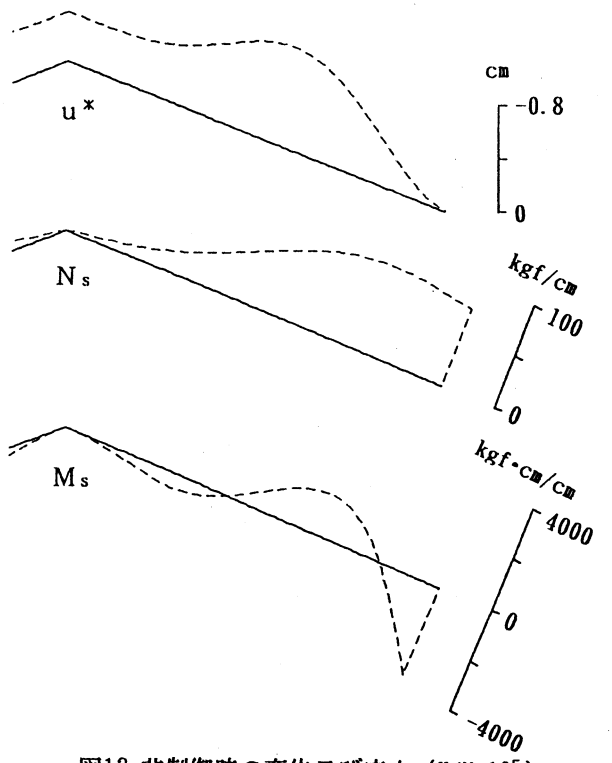


図12.非制御時の変位及び応力 ($K/M=10^5$)

6．結論

バネ定数が小さい場合、剛体変位は大きく、応力は非常に小さくなっている。そして、制御をする事により、変位、応力は更に小さくなっている。

また、バネ定数を大きくしていくと、変位は小さくなっていくが、ある程度の所まで応力は大きくなり、その後、周辺完全固定と同じ様な状態に近づいて行く。これはシェルの固有振動数が地震波の卓越振動数に近いためと思われる。

以上より、今回提案したモデルは、バネ定数が小さい場合、非制御時においても非常に免震効果が高いことが判る。これを制御することにより10%弱、変位が更に小さくなり免震効果が向上するということが判る。

今後は、バネ定数も併せて制御変数として研究、検討を行っていく予定である。

参考文献

1)新宮、福島：「地震力を受けるシェルのファジィ制御」 第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 PP.69-72 1990年9月

2)西村：「ベクトルとシェル構造」 彰国社 1977年

問い合わせ先：〒274 船橋市習志野台7丁目24-1
日本大学理工学部海洋建築工学科
新宮清志 TEL & FAX 0474-69-5426
FAX 0474-67-9446

TB1-1

多属性意思決定問題における重視度の変化に関する一考察

A Study on Varying Degrees of Attention in Multi-Attribute Decision Making Processes

橋山 智訓 Tomonori HASHIYAMA
古橋 武 Takeshi FURUHASHI
内川 嘉樹 Yoshiki Uchikawa

名古屋大学工学部
Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract : In multi-attribute decision making, human beings influenced with various factors often change their decisions. This paper presents a new approach to identify the change in a decision making process. The new approach uses the fuzzy neural network (FNN) which has been proposed by the authors. The FNN identifies the weights to the attributes with the back propagation learning. Through experiments, it is shown that the changes of subjects' decisions can be described by the changes of their weights to the attributes.

1. はじめに

近年人間の持つあいまいさを扱うのにファジィ理論が有効であると期待され、人間を含むシステムの表現などに適用され、多くの成果をあげている。筆者らは多属性意思決定問題において、各属性に対する人間の重視度合に着目した、新しいファジィ意思決定モデルを提案してきた[1][2]。本モデルは評価対象の各属性の評価値をファジィ的に分割し、分割された各ファジィ部分領域ごとに加重線形式で人間の意思決定を近似する手法である。文献［2］では、このモデルにさらに上側・下側を表現する線形式を加え総合評価値のばらつきを表現できるモデルを提案した。また、本モデルを実現するファジィニューラルネットワーク（FNN）を併せて提案し、実際の評価結果から属性に対する重視度を自動的に同定する手法の検討を行ってきた。

従来、意思決定問題においては人間の行った意思決定の最終結果をモデル化することが主に行われてきた。しかし、人間は問題が提示された直後に結論を得ることはまれで、様々な角度から評価を繰り返し最終的な結論に至る。筆者らはこれまでに、被験者が評価を行っている最中に新たな情報を与えて、その情報が意思決定に及ぼす影響を検討してきた。そして、意思決定の変化が各属性に対する重視度合の変化として捉えられることを示した[3]。しかし、意思決定の際に新しい情報が与えられなくても、最終的な結論を下すまでに人間の評価は様々に変化する。

本稿では、人間が最終的な意思決定に至るまでの評価の変遷について、文献［2］のモデルを基に実験、考察を行なったので報告する。本実験では意思決定の途中で新たな情報が被験者に提示されることはない。得られた結果は、人間は問題が提示されるとまず、概略の評価を行い、その後詳細な検討を行うという我々の感覚に合うものであった。重視度の変化を知ることにより、注目される属性の推移など、意思決定過程の詳細な解析を行うことができる。

2. 意思決定過程

2.1 意思決定モデル

筆者らがこれまでに提案してきた意思決定モデル[1]の概略を明する。例えば、車の価格が十分予算以内である場合には、述べる。簡単のため、自動車を購入する場合を例にとって説価格以外の属性（エンジン性能、スタイルなど）が選択を左右し、逆に価格が予算ぎりぎりの場合には、価格が選択を大きく左右するということが考えられる。この場合、価格に対する重視度は前者では低く、後者では高くなる。また、人によっては重視度の高低が全く逆になることも考えられる。すなわち、価格が予算を超えているからこそ他の属性を重視するということも起こり得る。どちらの場合にも共通していることは、対象の属性に対する重視度は属性の評価値の良否とともに変化することである。筆者らはこの重視度の変化を表現することのできるモデルとして、評価対象の各属性の評価値をファジィ的に分割し、分割された各ファジィ部分領域ごとにばらつきのある人間の評価値の上側・平均・下側の各傾向を3本の加重線形式により表すモデルを提案してきた。このモデルでは、対象の属性が2つのときi 番目のファジィルールは次のように定式化される。

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2}$$

$$\text{then} \begin{cases} y_i^+ = a_{i1}^+ x_1 + a_{i2}^+ x_2 \\ y_i^m = a_{i1}^m x_1 + a_{i2}^m x_2 \\ y_i^- = a_{i1}^- x_1 + a_{i2}^- x_2 \end{cases}$$

$$(i = 1,2,\cdots,n) \qquad (1)$$

ここで、x_1, x_2 は属性の評価値、A_{i1}, A_{i2}はファジィ変数、y_i はi 番目のルールにおける推論値、a_{i1}, a_{i2} は属性の評価値 x_1, x_2 に対するウェイトで属性に対する重視度合を表現する。後件部における各変数の添え字は、それぞれ総合評価値の上側：＋、平均：m、下側：－に対応している。

2.2 ファジィニューラルネットワークによる意思決定モデルの実現

図1にこの意思決定モデルを実現するファジィニューラルネットワークの構成例を示す。図1は評価対象の属性がx_1, x_2 の2つ、各属性の評価値に対するメンバーシップ関数が、2つでそれぞれ良い、悪いのラベルを持つ場合である。

図中の(D), (E)層間の結合加重 $w a^*_{i1}$, $w a^*_{i2}$ （＊：＋、－、m ）が(1)式におけるa^*_{i1}, a^*_{i2} （＊：＋、－、m ）に対応し、人間が実際に行った評価の結果を学習させることで、属性に対する重視度を自動的に同定できる。

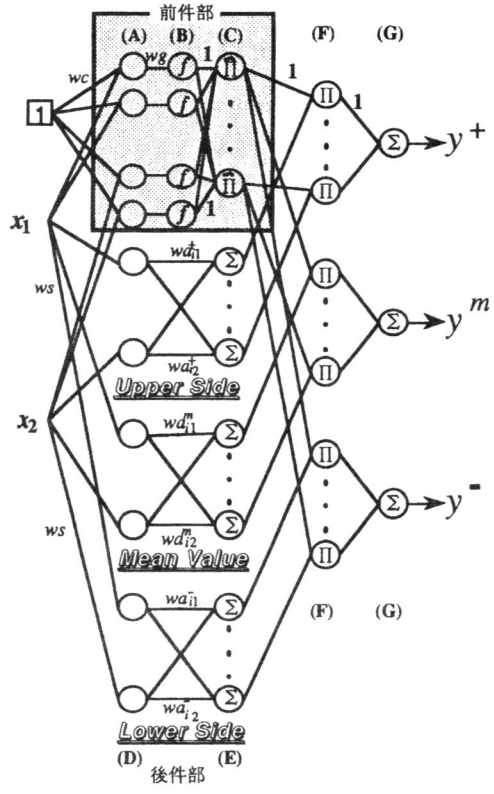


図1ファジィニューラルネットワーク

2.3 学習法

図1のファジィニューラルネットワークはバックプロパゲーションアルゴリズム（ＢＰ法）[4][5]により各結合荷重 wc, wg, ws, wa^*_{i1}, wa^*_{i2} を同時に更新できるようにしている。通常のＢＰ法によればデータの分布の平均的な傾向しか学習により実現できない。データの分布の上側・下側の傾向を同定するために石渕・田中の非線形区間モデルの上限および下限の学習法[6]を用いた。以下に石渕・田中の学習法の概略を示す。以下において、t_p は p 番目の教師信号、y_p^+ および y_p^- はそれぞれ p 番目のデータに対する上側および下側のモデルを表すネットワークの出力である。

（1）上側の学習

データの分布の上側を同定する問題は、次の評価関数 E を最小にするネットワークの結合荷重を求める問題であると考えることができる。

$$E = \sum_p E_p = \sum_p \frac{1}{2}\,\omega_p\,(t_p - y_p^+)^2 \qquad (2)$$

ただし、ω_p は教師信号 t_p とネットワークの出力 y_p^+ の大小関係により次のように設定されるものとする。

$$\omega_p = \begin{cases} 1\,, & t_p > y_p^+ \\ \omega\,, & t_p \le y_p^+ \end{cases} \qquad (3)$$

ここで、$\omega \in [0,1)$ とする。

（2）式から出力層における誤差信号 δ_p は次のように計算される。

$$\delta_p = -\omega_p\,(t_p - y_p^+) \qquad (4)$$

すなわち、ネットワークからの出力 y_p^+ が教師信号 t_p よりも大きい場合には ω により結合荷重の変更量は小さくなり学習はあまり行われない。それに対しネットワークからの出力 y_p^+ が教師信号 t_p よりも小さい場合には、通常の大きさの誤差信号により学習が行われる。従って、ネットワークは教師信号の上限の傾向を出力するように学習が行われる。

（2）下側の学習

データの分布の下側の学習を行わせるには、（2）式の ω_p を（3）式と逆にすればよいので詳細は省略する。

2.4 評価の変化

人間は、意思決定をする場合いに直ちに結論を得ることはほとんどない。すなわち、様々な角度から対象の評価を繰り返すことにより最終的な判断を下すと考えることができる。特に、評価の最中に各種の情報が与えられた場合には評価の変化は大きくなる。筆者らはこの評価の変化が、各属性に対する重視度の変化として捉えることが可能であることを示した[3]。

評価の最中に新たな情報が与えられない場合においても、各属性に対する重視度に注目すれば、初期評価から最終的な結論に至るまでの評価の変遷の様子を容易に把握できる。前述の車の購入の例を考えてみると、人はまず多数の候補の中から、自分の条件に合うものを大まかに選択し、次にその中で詳細な比較検討を繰り返して、最終的に購入する車を決定していると思われる。このことを、重視度の変化で捉えてみる。まず最初の概略評価の段階では、自分が特に重視している属性に着目し、その他の属性に関してはほとんど考慮しない。そしてある程度評価が進むにつれ、他の項目も考慮にいれて調整を行う。また逆に、最初は各属性を満遍なく評価し、徐々にある特定の属性に関する重視度を上下させて評価していく場合も考えられる。また、評価が進むにつれ重視度が変化するとともに評価値のばらつき、あいまいさは減少していく。すなわち、本意思決定モデルにあてはめれば、総合評価値の上側と下側のモデルの間の幅は、意思決定の過程が進むにつれて狭くなっていくことが予想される。

3. 評価実験

3.1 実験内容

2.4節における評価の変化に関する考察を実際の問題を用いて検証した。例題として、中古自動二輪車の選択問題[2]をとりあげ、重視度の変化および、総合評価値の幅の変化を捉えることを試みた。実験は、３５台の中古自動二輪車を総合評価値が、悪い（０）から良い（５）までの６段階にクラス分けすることにより行なった。実際には、ＥＷＳのディスプレイに用意された６つの枠内にランダムに配置されたデータを、望ましいと思われるクラスの枠に移動することを行った。１つのデータの移動を１回の操作とする。このクラス分けの操作が１５回行われるごとに、その時点でのデータを保存した。データは［0,1］の区間に規格化した。保存されたデータをそれぞれファジィニューラルネットワークに学習させることにより各属性の重視度を同定し、その変化および総合評価値のばらつきの幅を観察した。実験の際に被験者に示した属性は市販の情報誌から抜粋した走行距離、価格、車種、程度の４属性である。学習にあたって、各属性の評価値に対するメンバーシップ関数はそれぞれ２つずつ用意した。また、（３）式の ω は０.１に固定した。

3.2 同定結果

以下に一人の被験者の実験結果をそれぞれ５,０００回ずつ

ファジィニューラルネットワークに学習させた結果を示す。なお、今回の被験者のデータは、1組目が実験開始から7秒後、2組目が10秒後、以後38秒後、68秒後、536秒後、1134秒後の計6組であった。以上のような15回の操作が行われる間隔の違いから、この被験者はまず最初の60秒くらいで大まかに評価を行い、その後じっくり時間を掛けて詳細な検討を行っていることが分かる。この様子は他の被験者でも同様であった。特に1組目と2組目の間隔が3秒しか離れていないのは、概略の評価を一気に行っているためであると考えられる。

3.2.1 全ての属性の評価値が悪い領域

図2に各属性の評価値が全て悪い領域における平均のモデルの重視度の変化を示す。横軸には実験開始からの時間をとってあるが、見やすくするためにその間隔は均等にした。本稿ではこの領域を領域1と呼ぶ。領域1は通常、最終的な意思決定には直接かかわるわけではない。領域1において総合評価が悪い場合、その評価対象は選択の対象外になることになる。すなわち、この領域では選考の対象外になるものを選んでいるといえる。図2から、意思決定過程の序盤では程度、走行距離の重視度が高い。逆に言えば、程度、走行距離の悪いものを切り捨てていると考えることができる。そして、中盤で車種による評価を加え、最終的には各属性の重視度が同じ様なところに落ち着いている。図3に、ファジィニューラルネットワークにより同定された、領域1の総合評価値の上側と下側の出力を示す。68秒までに評価が収束し、その後詳細な検討を加えている536秒で出力の傾向が大きく変わり、再度収束している。この領域では選考対象外のデータを切り捨てていると考えると、まず最初に被験者が重視している項目によって大まかに除外し、評価が進むにつれて残ったものの中で詳細に各属性を見てデータの除外を行っていると考えることができる。

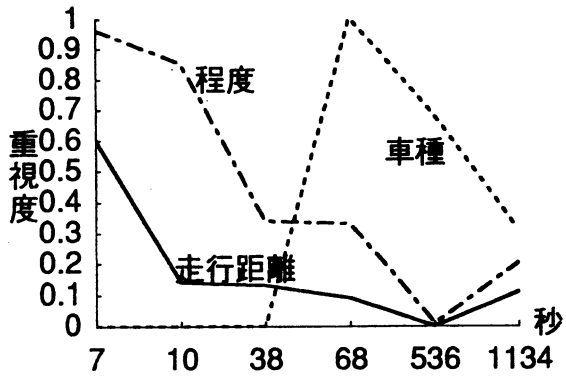


図2 各属性に対する重視度の変遷（領域1）

3.2.2 価格以外の属性の評価値が良い領域

図4に価格の評価値が悪く、他の属性の評価値は全て良い場合の平均のモデルにおける重視度の変化の図を示す。本稿ではこの領域を領域2と呼ぶ。図4から、最初は価格、車種による評価を行い、最後には走行距離と程度に重視度合が移っている。興味深いのは、この重視度の変化が領域1と逆になっている点である。領域1において最初に選択肢を絞る時に重視している属性と領域2において最終的な意思決定を行う際に重視している属性が同じであるので、この被験者は走行距離と程度を重視する特性を持つと考えることができる。図5に総合評価値の変化の様子を示す。領域1の場合と同様に一旦収束に向かった評価値が、詳細な評価を行い重視度が大きく変わることにより影響を受けている様子が見てとれる。

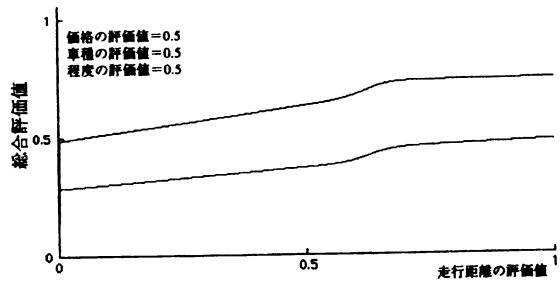


図3－1 FNNの出力（7秒後、領域1）

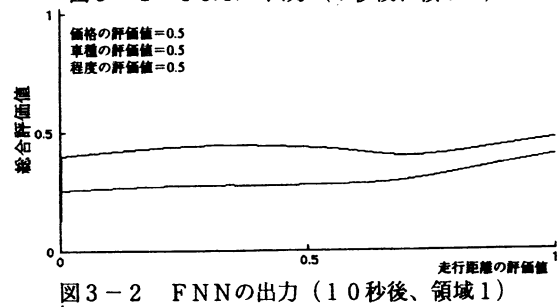


図3－2 FNNの出力（10秒後、領域1）

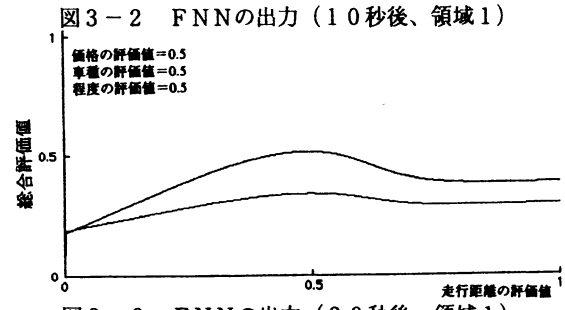


図3－3 FNNの出力（38秒後、領域1）

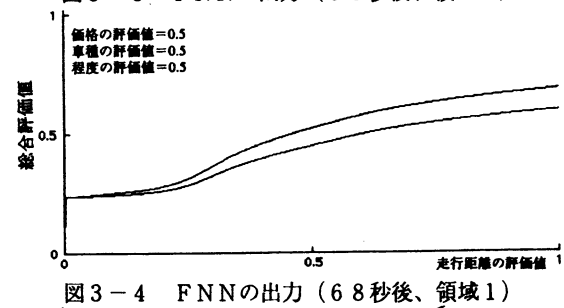


図3－4 FNNの出力（68秒後、領域1）

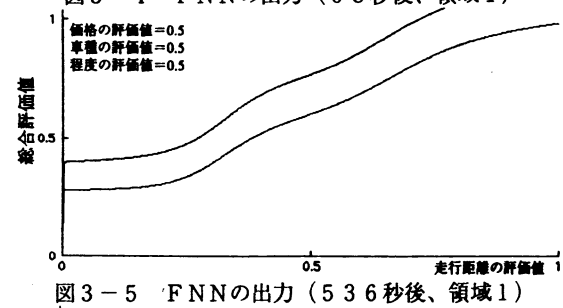


図3－5 FNNの出力（536秒後、領域1）

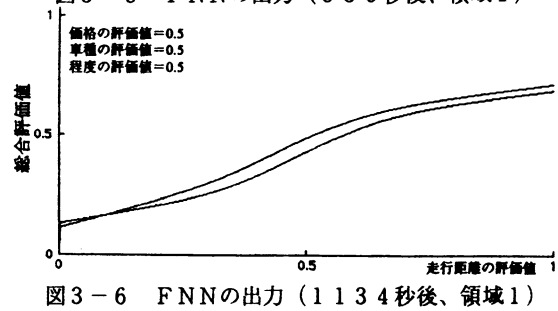


図3－6 FNNの出力（1134秒後、領域1）

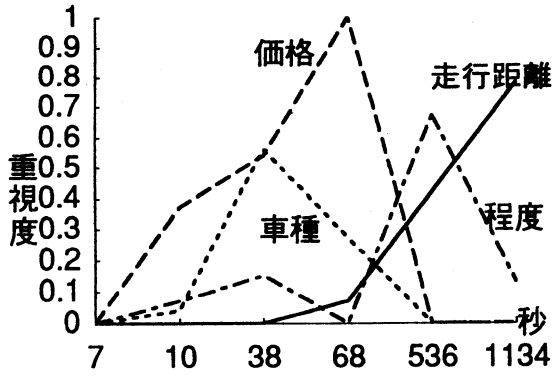


図4　各属性に対する重視度の変遷（領域2）

4.まとめ

多属性意思決定問題において、人間が意思決定を下すまでの評価の変遷を、各属性に対する重視度の変化として捉えることを試みた。得られた結果は、人はまず大まかな評価を下し、選択肢を絞り込んだ後に詳細な検討をして意思決定を行うという、われわれの感覚と良くあうものであった。今後は、意思決定の過程における個人の特性をどう表現するか、また、各人に共通な特性はどのようなものかについて検討していきたい。

参考文献

[1]橋山、堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークの多属性意思決定問題への応用、日本ファジィ学会誌、Vol.4、No.4、1992

[2]橋山、古橋、内川：意思決定モデルの一提案とそのファジィニューラルネットワークによる実現、日本ファジィ学会誌、Vol.5、No.3、1993 (掲載予定)

[3]橋山、古橋、内川：意思決定過程の重視度の変化による表現、第3回ノンエンジニアリングファジィワークショップ、1993

[4]D. E. Rumelhart, et al : Parallel Distributed Processing, MIT Press, 1986

[5]堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング(II)、第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.197/200

[6]石渕、田中：可能性と必然性の概念に基づくニューラルネットの学習アルゴリズム、システム制御情報学会論文誌、Vol.4, No.1, pp.1/10, 1991

問い合わせ先

〒464-01　名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部　電子機械工学科　内川研究室
橋山　智訓
TEL.　052 - 781 - 5111 (ext. 2793)
FAX.　052 - 781 - 9263
e-mail : tom@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

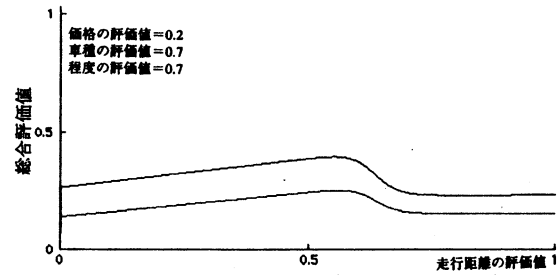


図5－1　FNNの出力（7秒後、領域2）

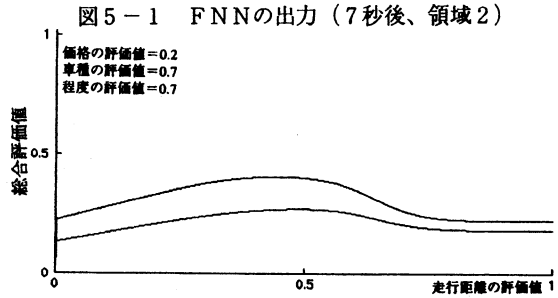


図5－2　FNNの出力（10秒後、領域2）

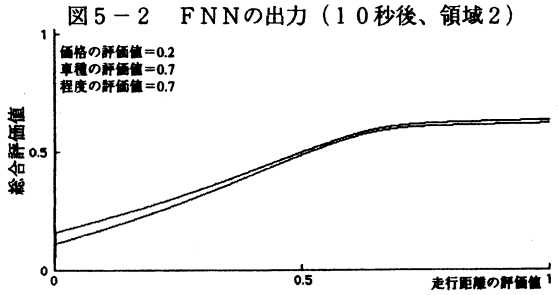


図5－3　FNNの出力（38秒後、領域2）

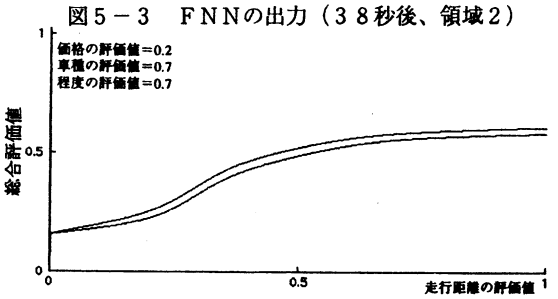


図5－4　FNNの出力（68秒後、領域2）

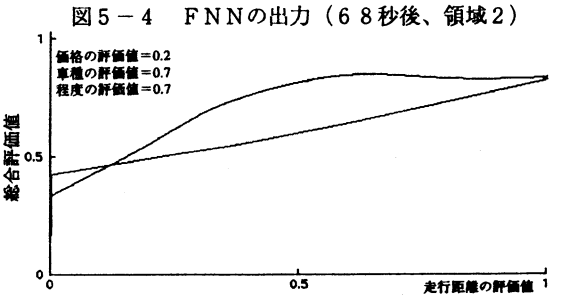


図5－5　FNNの出力（536秒後、領域2）

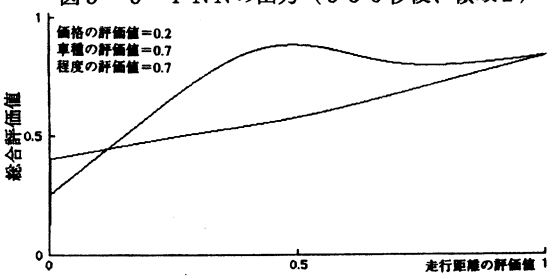


図5－6　FNNの出力（1134秒後、領域2）

TB1-2

室内空間評価問題へのファジィ積分の適用
—項目間の相互作用の計量—

Subjective Evaluation of a Room Applied Fuzzy Integral
— Measuring the Degree of Interaction Between Attributes —

宮腰 淳一* 松下 裕* 羽根 義**
Jun'ichi Miyakoshi Yutaka Mathusita Tadashi Hane

* 清水建設(株)大崎研究室 * Ohsaki Research Institute, Shimizu Corporation
** 清水建設(株)技術研究所 ** Institute of Technology, Shimizu Corporation

Abstract

The fuzzy integral, which measures the degree of interaction between attributes directly, can model preference structure of a decision maker for these problems effectively, because the degree can be expressed in the fuzzy measures. We describe that the degree corresponds to monotony of fuzzy measures, and show the fuzzy integral structure in the three-dimension diagram.

As the result of the experiments to the subjective evaluation problem of a room, we can characterize preference structure of a decision maker for the impression of height for a living room, based on the fuzzy measures of two attributes, the height and width, and the degree of interaction between attributes. Therefore, the fuzzy integral is useful to the modeling of the subjective evaluation process.

1．はじめに

ファジィ積分を主観的評価の問題に適用した場合，評価者の意識構造を高い表現力でモデル化できる。これは，ファジィ測度の非加法性や単調性に，項目間の相互作用が捉えられているからである。一方，このような主観的評価の問題に対して効用理論の研究がある。筆者らは，一般化相互効用独立な効用関数をファジィ積分として表すことにより，項目間の相互作用の程度を直接，ある測度で計量できるファジィ積分を構築した[1]。

本稿では，主観的評価の問題として室内空間の評価問題を取り上げ，この効用関数に基づくファジィ積分による主観的評価プロセスのモデル化の有効性を確かめることを目的とする。そこでまず，項目間の相互作用の構造をファジィ測度の非加法性と対応させて考察する。そして，室内空間の評価問題に対して実験を行い，評価項目間の相互作用の程度を測ることによって評価者の意識構造を分析できることを示す。

2．効用関数のファジィ積分表示[1]

ファジィ積分の一つであるChoquet積分[2]は，ファジィ測度の単調性に基づく積分であり，ファジィ測度の非加法性により相乗効果や相殺効果などの項目間の相互作用が積分に反映されている。そのためChoquet積分は主観的評価の問題に対して極めて高い表現力をもつ[3]。しかし，Choquet積分は，項目間の相互作用を間接的には含んでいるものの，直接に計量するものではない。そこで，項目間の相互作用を，直接ある測度で測るファジィ積分を示す。以下では，評価項目を2項目に限定する。

評価項目の集合を$X_1 \times X_2$と表せば，効用関数$u(x_1, x_2)$とは$X_1 \times X_2$から実数Rへの関数である。いま，X_1とX_2が一般化相互効用独立なとき，効用関数$u(x_1, x_2)$は，写像$\Phi : R \times R \to R$により，条件付効用関数とよばれる一変数関数$u_1(x_1)=h_1$，$u_2(x_2)=h_2$の分解形で表される。

$$\Phi(h_1, h_2)=h_1 g_1+h_2 g_2+h_1 h_2 g_{12} \quad (1)$$

ここに

$$g_1=\Phi(1,0) \quad , \quad g_2=\Phi(0,1)$$
$$g_{12}=\Phi(1,1)-\Phi(1,0)-\Phi(0,1) \quad (2)$$

であり，定数である。また，条件付効用関数の意味から$0 \leqq h_1 \leqq 1$，$0 \leqq h_2 \leqq 1$とする。

(1)式の写像Φを，さらにファジィ積分として表す。いま，評価項目の集合$X=\{1,2\}$に対して2^X上のファジィ測度μを以下のように定義する。

$$\mu(\{1\})=\Phi(1,0) \quad , \quad \mu(\{2\})=\Phi(0,1)$$
$$\mu(\{1,2\})=\Phi(1,1) \quad (3)$$

このとき，写像Φが任意の$(h_1, h_2) \in R^2$に関して単調な写像であれば，写像Φは

$$\Phi(h_1, h_2)=h_1 \mu(\{1\})+h_2 \mu(\{2\}) + h_1 h_2(\mu(\{1,2\})-\mu(\{1\})-\mu(\{2\})) \quad (4)$$

と表すことができる。ここで(2)式と(3)式より，

$$g_1=\mu(\{1\}) \quad , \quad g_2=\mu(\{2\})$$
$$g_{12}=\mu(\{1,2\})-\mu(\{1\})-\mu(\{2\}) \quad (5)$$

とかける。すなわち，各項目の測度g_1，g_2および項目間の相互作用を表す測度g_{12}がファジィ測度により構成される。しかも，(1)式は各項目のルベーグ積分と項目

間の相互作用に関するルベーグ積分の合成であるから，$g_{12}=0$を考えればルベーグ積分の拡張であることも容易に確かめられる。したがって，(1)式の写像Φは，(4)式により，項目間の相互作用を直接に評価したファジィ積分である。

3．項目間の相互作用とファジィ測度の非加法性

ここではまず，項目間の相互作用を表す測度g_{12}をファジィ測度の非加法性と対応させる。項目間の相互作用を直接に評価したファジィ積分は，$\Phi(h_1,h_2)=E$とすると，(1)式より

$$E=h_1 g_1+h_2 g_2+h_1 h_2 g_{12} \qquad (6)$$

とかける。いま，項目間の相互作用を表す測度g_{12}が正の場合，(5)式より

$$g_{12}=\mu(\{1,2\})-\mu(\{1\})-\mu(\{2\})>0$$

となる。これを変形して，

$$\mu(\{1,2\})>\mu(\{1\})+\mu(\{2\}) \qquad (7)$$

とかくと，(7)式はファジィ測度の優加法性を示している。つまり，$g_{12}>0$の場合，(6)式のファジィ積分は優加法型の評価モデルを表している。同様に，$g_{12}<0$の場合

$$\mu(\{1,2\})<\mu(\{1\})+\mu(\{2\}) \qquad (8)$$

とかくことができるため，(6)式のファジィ積分は劣加法型の評価モデルを表している。また，$g_{12}=0$の場合，(6)式のファジィ積分は

$$E=h_1 g_1+h_2 g_2 \qquad (9)$$

となる。これは各項目のルベーグ積分の合成であり，項目間の相互作用を考慮していない。つまり，各項目による評価が総合評価に対して独立であり，確率モデルの期待値による評価に相当する。以下では，(9)式を期待値とよぶ。

つぎに，このファジィ積分の構造をもう少し詳しく考察するため，3次元の評価曲面（E-h_1-h_2関係図）で図示する。ここで，各項目の測度g_1，g_2および項目間の相互作用を表す測度g_{12}は，評価者の意識構造を特徴づけるものであり，定数である。また，各評価モデルの測度は$\Phi(0,0)=0$，$\Phi(1,1)=1$の条件を満たすように基準化している。

図1に期待値の評価モデルを示す。この場合，項目間の相互作用を考慮していないため，評価曲面は完全な平面となる。図2には優加法型の評価モデルを示す。この場合，真ん中が膨らんだ形の曲面になっている。これは，各評価項目が合併することによってプラスαの効果が生じ，総合評価が高くなるという相乗効果を示している。また，図3には劣加法型の評価モデルを示す。この場合，優加法型の場合とは逆に，真ん中が凹んだ形の曲面になっている。これは，各評価項目による評価が共通の特徴をもつため，各評価項目が合併するときに総合評価が低くなるという相殺効果を示している。

以上のことより，期待値による評価モデルは，総合評価に対する各評価項目の作用を表現しており，その評価曲面は平面でしか表せない。しかし，ファジィ積分による評価モデルでは，各評価項目を同時に評価したときの総合評価に対する作用をも表現しており，その評価曲面は優加法性や劣加法性をうまく表現した曲面で表すことができる。したがって，主観的評価プロセスをモデル化する場合，ファジィ積分の方がより表現力が高いといえる。

4．室内空間の評価問題への適用

4.1 評価プロセスのモデル化

実際の評価プロセスを考える場合，各項目および項目間の相互作用を表す測度によって評価者の意識構造を特徴づけることができる。いま，(6)式をファジィ測度で表すと，(5)式より

$$E=h_1\mu(\{1\})+h_2\mu(\{2\})+h_1 h_2(\mu(\{1,2\})-\mu(\{1\})-\mu(\{2\})) \qquad (10)$$

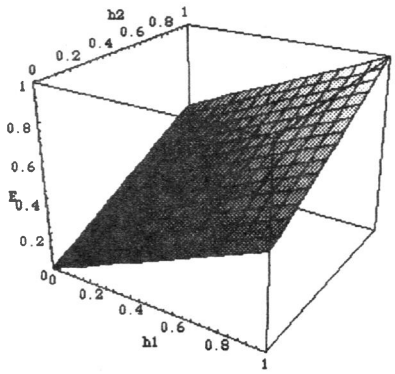


図1　期待値の評価モデル
（$E=0.5 g_1+0.5 g_2$）

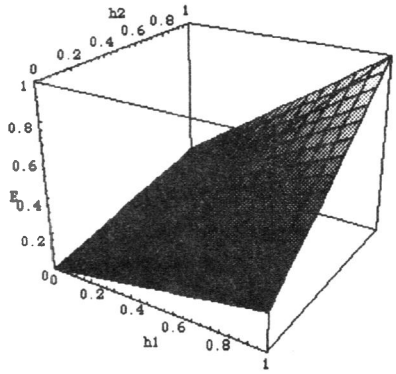


図2　優加法型評価モデル
（$E=0.2 g_1+0.2 g_2+0.6 g_{12}$）

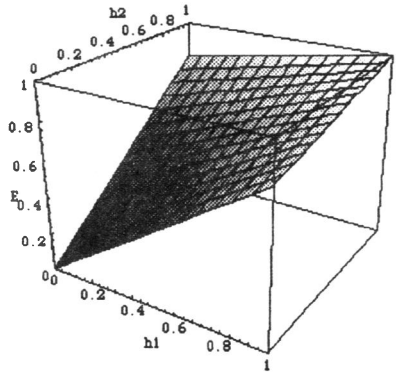


図3　劣加法型評価モデル
（$E=0.8 g_1+0.8 g_2-0.6 g_{12}$）

となる。つまり，ファジィ積分による評価プロセスのモデル化は，評価プロセスを(10)式と等価にすることである。したがって，各項目の達成度h_1，h_2および総合評価値Eがわかれば，図4に示すような入出力関係が成り立つため，(10)式を用いてファジィ測度を同定することができ，各項目および項目間の相互作用を表す測度を計量することによって評価者の意識構造を特徴づけることができる。

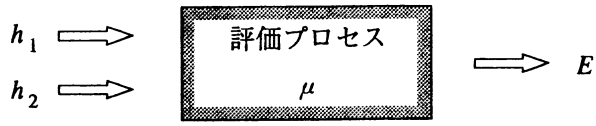


図4　評価プロセスのモデル化

4.2 評価項目と代替案

本稿では，室内空間の評価問題として，Living roomの『高さ感』を扱う。Living roomの『高さ感』に対する評価項目は，物理的な意味での高さと幅とする。これを階層関係で表すと図5のようになる。

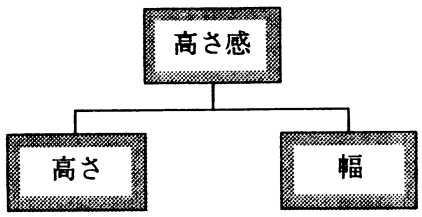


図5　高さ感の評価の階層図

また，代替案は，表1，2に示すように高さおよび幅をそれぞれ5段階に独立に変化させたすべての組み合わせを考えた25通りのLiving roomとする。以下では，便宜上，評価項目の集合を$X=\{1,2\}$で表し，高さが{1}に，幅が{2}に対応するものとする。

表1　高さの段階

	①	②	③	④	⑤
高さ(cm)	220	240	260	280	300

表2　幅の段階

	①	②	③	④	⑤
幅 (cm)	240	280	320	360	400

4.3 実験方法

高さ{1}および幅{2}の各評価項目に対する達成度h_1，h_2と，Living roomの高さ感に対する総合評価値Eを決定するために，以下のようなアンケート調査を行う。まず，図6に示すような閉鎖空間をイメージしたCGについて，一定の幅に対して，表1に示すように高さを5段階に変化させたものを同時に見せ，高いと思う程度を絶対比較により0.0～1.0の間で得点付けをしてもらう。同様に幅に対しても，一定の高さに対して，表2に示すように幅を5段階に変化させたものを同時に見せ，幅が広いと思う程度の得点付けをしてもらう。これらにより，物理的な意味での高さおよび幅に対する達成度h_1，h_2が得られるものとする。つぎに図7に示すようなLiving roomをイメージしたCGについて，高さおよび幅をそれぞれ5段階に独立に変化させたすべての組み合わせを考えたものを25枚同時に被験者に見せ，Living roomの高さ感の程度の得点付けをしてもらう。これにより，Living roomの高さ感に対する総合評価値Eが得られるものとする。なお，本実験での被験者は建築分野に携わる3人とした。

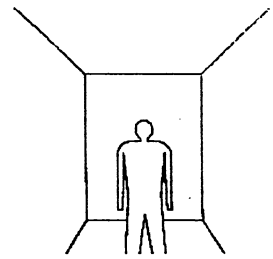


図6　閉鎖空間のCG

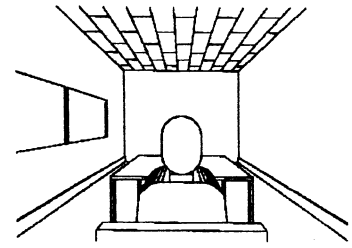


図7　Living roomのCG

4.4 結果および考察

文献[4]により，項目間の相互作用について，幅の因子が高さ感に対して負に作用するという知見が得られているため，ファジィ測度の単調性から，本稿では幅の達成度h_2を$1-h_2$に変換する。さらに，各項目の達成度および総合評価値を，それぞれ独立に[0,1]に基準化してファジィ測度の同定を行う。以上のような実験データをもとに，同定した各評価項目に対するファジィ測度を各被験者別に図8に示す。図中，左図は各項目のファジィ測度を示したものであり，右図は項目間の相互作用を表す測度を示したものである。なお，その大きさは上軸に従う。また，左図の破線は，総合評価値とファジィ積分値の誤差の絶対値の平均を示しており，その大きさは下軸に従う。

以下では，まず項目間の相互作用を表す測度g_{12}について考察する。本実験を行った3名の被験者とも，$\mu(\{1\})$と$\mu(\{2\})$の間に間隙がみられる。すなわち，(7)式で示す項目間の相互作用を表す測度g_{12}は正の値となり，優加法性を示している。この意味は，Living roomの高さ感は，高さと幅のバランスにより評価しているということである。つまり，高さや幅が極端な場合，Living roomの高さ感に対する評価は小さくなるが，逆に高さと幅の両者が満足した場合には総合評価は非常に大きくなることがわかる。

つぎに，$\mu(\{1,2\})<1.0$となることの理由について考える。本稿では，各項目の達成度h_1，h_2および総合評価値Eに0.0～1.0で得点を与えている。もし，Living

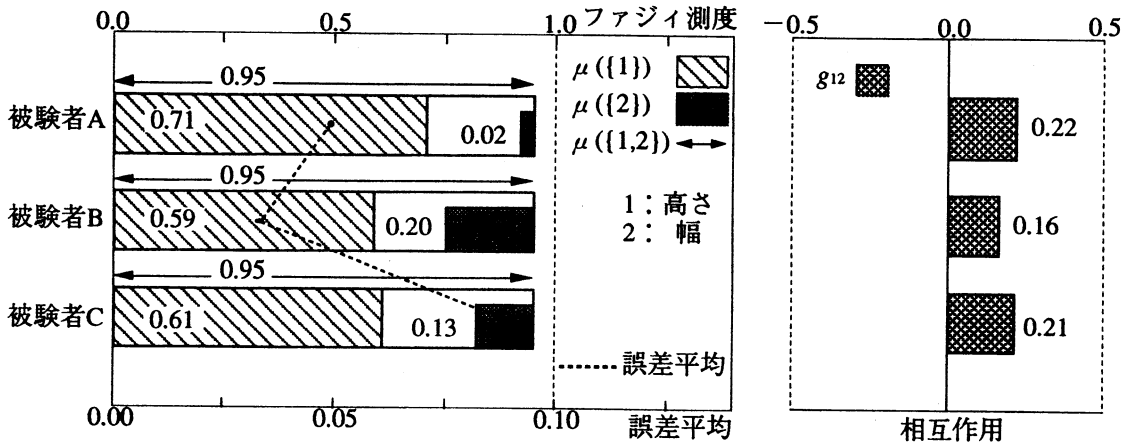


図8　同定した各項目のファジィ測度μ(左)と項目間の相互作用の測度g_{12}(右)

roomの高さ感が図5に示すような階層図で完全に説明できるならば，$\Phi(1.0,1.0)=1.0$となるので，(3)式より，$\mu(\{1,2\})=1.0$となるはずである。したがって，$\mu(\{1,2\})<1.0$となるとき，Living roomの高さ感に対する評価項目として，高さおよび幅だけでは不十分であると評価者が感じたと考えられる。

以上のことをふまえて，各被験者のLiving roomの高さ感に関する意識構造を分析した結果をまとめる。各被験者とも，多少のばらつきはあるものの，幅の測度に比べて高さの測度が大きくなっている。すなわち，Living roomの高さ感は，ある程度高さによって評価されている。しかし，項目間の相互作用を表す測度が正の値となり，優加法性を示している。つまり，Living roomの高さ感を高さと幅の２項目で同時に評価する場合，それらのバランスを重要視している。

本実験の考察より，以下のことが分かった。まず，$\mu(\{1,2\})<1.0$であるが，非常に1.0に近い値であり，Living roomの高さ感の評価プロセスのモデル化に対して，図5の階層関係を設定することは概ね妥当であったと思われる。また，同定したファジィ測度より求めたファジィ積分値と，アンケート調査からの総合評価値の誤差の絶対値の平均は，いずれの場合も10%以下であり，同定したファジィ測度は充分信頼できるものであるといえる。

以上より，ファジィ測度およびそれから得られる項目間の相互作用を表す測度により，各被験者のLiving roomの高さ感に対する意識構造を特徴づけることができた。

5．まとめ

本稿では，評価項目を２項目に限定し，評価項目間の相互作用の程度を直接，ある測度で計量できるファジィ積分に対して，まず，項目間の相互作用を表す測度とファジィ測度の非加法性との対応について示した。また，このファジィ積分の構造を３次元の評価曲面で図示し，主観的評価プロセスのモデル化に対して表現力が高いことを確かめた。そして，室内空間の高さ感に対する評価問題を例題にとり，効用関数に基づくファジィ積分で主観的評価プロセスのモデル化を行い，評価者の意識構造を分析した。その結果，評価者の意識構造をファジィ測度で特徴づけることができた。とくに，高さと幅の間の相互作用の程度を表す測度により，評価プロセスが明瞭になり評価者の特徴づけが行えるようになった。以上より，主観的評価プロセスを効用関数に基づくファジィ積分によってモデル化することは有効であるといえる。

今後は，評価項目として，たとえば奥行きなどを加えた場合の評価問題，あるいは『広さ感』・『ボリューム感』などに対する評価者の意識構造の分析を行う予定である。

本研究の一部は，通産省工業技術院の大型工業技術研究開発の一貫として，新エネルギー産業技術総合開発機構を通じ，依託を受けて実施したものである。ここに謝意を表します。

参考文献

[1] 松下：相互効用独立な効用関数のファジィ積分表示，第9回ファジィシステムシンポジウム（1993）

[2] T.Murofushi , M.Sugeno：An interpretation of fuzzy measure and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure , Fuzzy Sets and Systems Vol.29 , pp.201-227（1989）

[3] 田中，菅野：カラー印刷画像の主観評価について，第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.229-234（1988）

[4] 宮腰，松下，羽根：主観的評価プロセスのファジィ積分によるモデル化，第15回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集，pp.275-280（1992）

問い合わせ先：
〒100　東京都千代田区内幸町2-2-2フコク生命ビル27F
清水建設(株)大崎研究室　　宮　腰　淳　一
Tel 03-3508-8101　Fax 03-3508-2196

TB1-3

ファジィ構造モデルの適用性について

ADAPTABILITY OF FUZZY STRUCTURAL MODELING

指田律子
Ritsuko SASHIDA
(株)東芝
TOSHIBA Corporartioon

椎塚久雄
Hisao SHIIZUKA
工学院大学
Kogakuin University

Abstract

This paper presents a verification of the fuzzy structural models, which examines values of strutural parameter λ to an optimal ones. We have proved that the parameter λ can not have any value for $-1<\lambda<\infty$. It is shown that possible ranges of λ are given from the the relation of λ-fuzzy measure under the conditon without violation of the original structure. Also it is shown that after substraction of a regular row (column) from the fuzzy subordination matrix, a necessity element can be applied for an operation.

Our results can give fuzzy structural models providing more resonable precise ones.

1. まえがき

FSM (Fuzzy Structural Modeling) 法は，人間の思考のファジィ性を考慮するために要素項目間にファジィ2項関係を導入したシステムの構造化技法の一つとして知られている[1]．この方法は，しきい値pと構造パラメータλの値を変えることで種々の構造モデルが作られ，より自由度のある構造同定を行うことができるとされている．しかし，そのモデルの解釈には注意が必要である．なぜならば，しきい値p（$0<p\leqq1$）と構造パラメータλ（$-1<\lambda<\infty$）の範囲が広く，問題に適合した構造モデルを得るには，それらの値をどのように設定すればよいのかという問題が未解決であるからである．

本稿では，対象とする問題に対する最適な構造モデルを得るためのpとλの範囲の限定法，最適値の設定法について明らかにした．また，構造モデルを作る目的に合わせたpとλの値の設定法を提案している．その結果，従来不完全であったファジィ構造モデルの正しい適用法が示される．

2. FSM法

対象システムを，$S=\{S_1, S_2, \cdots, S_n\}$ とする．ある文脈上の関係を基準として，Sの要素間のファジィ従属関係を表すファジィ従属行列を構成する．

$$A=[a_{ij}],\quad i,j=1,2,\cdots,n$$

ここで，行列Aはn×n行列であり，要素a_{ij}は要因s_iがs_jに従属する“らしさ”を[0,1]の値で表したものである．ここで，しきい値p（$0<p\leqq1$）は予め設定されている．

ファジィ従属行列Aがファジィ半推移律を満たすように修正し，要素項目を4つのレベル集合に分ける．各レベル集合の要素からファジィ従属行列$A^{(j)}$を構成する．この$A^{(j)}$から単一ハイアラーキ行列$A^{(j)}$を構成する．ファジィ構造パラメータλを設定し，図1のフローチャートに従ってそれぞれの単一ハイアラーキ行列$A^{(j)}$の構造モデルを決定する．

ここで，s_jに対するレギュラー行(列)をs_{jk}，$k=1,2,\cdots,n'$とすると，s_{jk}は，

$$[a_j^*]=[a_j]\wedge[\bar{a}_{ik}]\wedge\cdots\wedge[\bar{a}_{ik}] \quad (1)$$

$$\bar{a}_{ij}=\frac{1-a_{ij}}{1+\lambda a_{ij}} \quad (2)$$

を行い，$[a_j]$ を $[a_j^*]$ に置き換えることによって消去される．

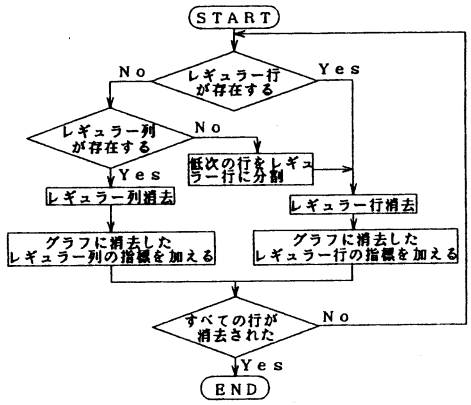


図1　モデル化のためのフローチャート[1]

3．構造パラメータλの範囲の限定法

構造モデル化を行う際に重要であることは，構造パラメータλ（$-1<\lambda<\infty$）をどんな値にしても，構造モデルの要素間の基本的な従属関係は変化しないということである．しかし，従来のFSM法では基本的な従属関係が消去される場合がある．

まず，レギュラー行（列）の消去を行う際に，式(1)の演算を行う理由について考えてみる．ここで，要素s_i，s_j，s_kで構成されている行列A′をa_{ik}，a_{ji}，$a_{jk}<p$，また，p_{ij}，p_{ki}，$p_{kj}\geqq p$とする．

$$A' = \begin{array}{c} \\ s_i \\ s_j \\ s_k \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} s_i & s_j & s_k \end{array} \\ \begin{pmatrix} 0.0 & p_{ij} & a_{ik} \\ a_{ji} & 0.0 & a_{jk} \\ p_{ki} & p_{kj} & 0.0 \end{pmatrix} \end{array} \qquad (3)$$

s_k列とs_j行は，すべての従属関係がpより小さいので消去し，A′$_1$とする．

$$A'_1 = \begin{array}{c} \\ s_i \\ s_k \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cc} s_i & s_j \end{array} \\ \begin{pmatrix} 0.0 & p_{ij} \\ p_{ki} & p_{kj} \end{pmatrix} \end{array} \qquad (4)$$

s_jに対するレギュラー行はs_iなので，式(1)の演算を行う．その結果，図2のグラフが得られる．

$$[a_{ij}^*] = [a_{ij}] \wedge [\overline{a}_{ii}] = \begin{pmatrix} p_{ij} \\ p_{kj} \end{pmatrix} \wedge \begin{pmatrix} 1.00 \\ \overline{p}_{ki} \end{pmatrix} \qquad (5)$$



図2　構造モデルの発展

$[\overline{a}_{ii}]$は式(2)によって計算されるが，λによって次の2つの場合に分けられる．

〈1〉$p_{ki}\geqq p$の場合：$a_{kj}^*=p_{kj}\wedge\overline{p}_{ki}\geqq p$となり，$s_k$は$s_j$に直接従属することになる．

〈2〉$p_{ki}<p$の場合：$a_{kj}^*=p_{kj}\wedge\overline{p}_{ki}<p$となり，$s_k$は$s_j$に直接従属しないことになる．

$[a_{ij}]$を$[a_{ij}^*]$で置き換えてs_i行を消去すると，行列A′$_2$が得られる．

$$A'_2 = \begin{array}{c} \\ s_k \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cc} s_i & s_j \end{array} \\ \begin{pmatrix} p_{ki} & p_{kj} \end{pmatrix} \end{array} \qquad (6)$$

〈1〉の場合は$p_{kj}\geqq p$であるので，図3(a)の構造モデルが得られ，②の場合は$p_{kj}<p$であるので，図3(b)の構造モデルが得られる．



(a)〈1〉の場合の構造モデル　(b)〈2〉の場合の構造モデル

図3　A′の構造モデル

式(5)では，図2のようにs_iがs_jに直接従属するというグラフを描いたときに，s_kがs_jに対してもっている直接的な従属関係をそのまま保つか，あるいは消去するかという決定をしている．図3(a)はs_kがs_jに対して直接従属しているが，図3(b)では直接従属していない．しかし，s_kはs_iを経由して間接的に従属しているので，s_kとs_jの従属関係を表していることになる．つまり，図3(b)のような構造モデルでも行列A′の従属関係を表すことができるが，λを変えることによって，図3(a)のように直接的な従属関係を加えることができるということである．ここで大切なことは，λをどんな値に設定しても，得られる構造モデルの基本的な要素間の従属関係が変化してはならないということである．

このような理由で式(1)の演算を行うわけであるが，従来の方法で矛盾がでてくるのは次のような場合である．

要素①のレギュラー行が要素②であるとする．このとき，図4のように，他の要素(③)が①に従属関係を持ち($a_{31}\geqq p$)，要素③が要素②に従属関係を持たない($a_{32}<p$)ときで，要素③が他の

要素(④)に従属関係を持つ($a_{34} \geqq p$)場合を考える.

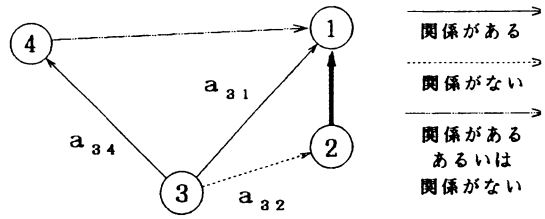


図4　基本的な従属関係が消去される場合

$\overline{a}_{32} \geqq p$ならば，式(1)より$a_{31}^* = a_{31} \wedge \overline{a}_{32} \geqq p$となり従属関係が保たれる．しかし，$\overline{a}_{32} < p$ならば，$a_{31}^* = a_{31} \wedge \overline{a}_{32} < p$となり，従属関係が消去される．このとき，要素③は要素②へ従属関係を持たないので，要素③から要素①への従属関係が消えてしまう．従って，$a_{32} < p$のときに$\overline{a}_{32} < p$とならないようなλの値を範囲にすれば良いことになる．この範囲は式(7)で求められる．また，その範囲を表1に示す．

$$-1 < \lambda \leqq \frac{1+\alpha-2p}{p(p-\alpha)} \qquad (7)$$

（pの値を小数点以下第1位とするときはα=0.1，小数点以下第2位とするときはα=0.01とする．）

表1　λの範囲

p	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.01$
0.0	$-1 < \lambda < \infty$	$-1 < \lambda < \infty$
0.1	$-1 < \lambda < \infty$	$-1 < \lambda \leqq 90.00$
0.2	$-1 < \lambda \leqq 35.00$	$-1 < \lambda \leqq 16.05$
0.3	$-1 < \lambda \leqq 8.33$	$-1 < \lambda \leqq 4.71$
0.4	$-1 < \lambda \leqq 2.50$	$-1 < \lambda \leqq 1.34$
0.5	$-1 < \lambda \leqq 0.50$	$-1 < \lambda \leqq 0.04$
0.6	$-1 < \lambda \leqq -0.34$	$-1 < \lambda \leqq -0.54$
0.7	$-1 < \lambda \leqq -0.72$	$-1 < \lambda \leqq -0.81$
0.8	$-1 < \lambda \leqq -0.90$	$-1 < \lambda \leqq -0.94$
0.9	$-1 < \lambda \leqq -0.98$	$-1 < \lambda \leqq -0.99$

（λは小数点以下第2位までの値とする．）

但し，この方法はλの範囲を限定するので，λを意味を持つパラメータとすることはできない．λは意味を持たないパラメータであり，λの値を小さくすると詳しい構造モデルが得られ，大きくすると大まかな構造モデルが得られる．

一方，λの範囲を限定せずに基本的な従属関係を保つ方法も考えられる．図4のように，$a_{32} < p$の場合はa_{31}をa_{31}^*に置き換える作業をせず，図5のように$a_{32} \geqq p$の場合だけ，式(1)の演算を行えば，基本的な従属関係が消去されることはない．

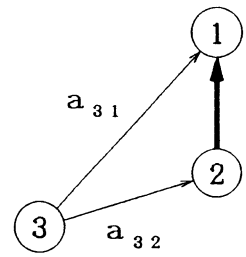


図5　基本的な従属関係が保たれる場合

この方法を用いると，レギュラー行（列）の消去における演算は次のようになる．あるあいまい従属行列において，要素①のレギュラー行が要素②であるとする．

$$[a_{j}^*] = \begin{pmatrix} a_{21} \\ a_{31} \\ a_{41} \\ a_{51} \end{pmatrix} \wedge \overline{\begin{pmatrix} a_{22} \\ a_{32} \\ a_{42} \\ a_{52} \end{pmatrix}}$$

$$= \begin{pmatrix} a_{21} \\ a_{31} \wedge \overline{a}_{32} \\ a_{41} \\ a_{51} \end{pmatrix}$$

▒の部分はpより大きい値である．図5の場合だけ計算すればよいので，

$$a_{31} \wedge \overline{a}_{32}$$

の部分だけ計算し，残りの部分は置き換えを行わない．

この方法では，λの範囲は$-1 < \lambda < \infty$と限定されないので，λが意味を持つパラメータと考えたときに取る方法である．ここで，λの意味はλ-ファジィ測度[3]から，λが負のときリスク志向型で，-1に近づくにつれてその傾向が大きくなり，逆にλが正のときリスク回避型で，値が大きくなるにつれてその傾向が大きくなると考えられる．また，$\lambda = 0$のときはリスク中立型である．

4．λの最適値の設定法

ファジィ従属行列から，その行列の作成者のリスクに対する傾向を調べ，その傾向にあったλの値を出せば，それが最適値になると考えられる．その設定法のアルゴリズムは次のようになる．

(I)ファジィ従属行列のa_{11}, a_{11}からαを求める[2].

1．$a_{11} + a_{11} > 1$のとき：

$$\lambda = \frac{1-(a_{11}+a_{11})}{a_{11} \cdot a_{11}} \qquad (8)$$

から得られたλ（$-1 < \lambda < 0$）をαとする．

2．$a_{ij}+a_{ji}<1$のとき：

$$\mu = \frac{1-(a_{ij}^{*}+a_{ji}^{*})}{a_{ij}^{*}\cdot a_{ji}^{*}} \qquad (9)$$

（ここで，a_{ij}^{*}は$a_{ij}^{*}=1-a_{ji}$とする．）から得られた$-\mu$（$0<\mu<1$）をαとする．

3．$a_{ij}+a_{ji}=0$のとき：$\alpha=0$とする．

(Ⅱ)すべてのαから平均値を求めα'とする．

$\alpha'<0$のときはリスク志向型，$\alpha'>0$のときはリスク回避型，$\alpha'=0$のときはリスク中立型である．

(Ⅲ)α'から構造パラメータλに変換する．

$$\begin{cases} \lambda=\alpha' & (\alpha'<0) \\ \lambda=\alpha'/1-\alpha' & (\alpha'>0) \\ \lambda=0 & (\alpha'=0) \end{cases} \qquad (10)$$

5．目的に合わせたpとλの値

構造モデルを作る目的は大きく分けると，要素の順序づけを目的とする場合と各要素間の関係づけを目的とする場合の2つである．その目的に合わせたpとλの値の範囲を考えてみる．

〈順序づけを目的とする場合〉

この場合は，構造モデルのレベルが多く分かれている方がよい．これは，同じレベルに属している要素はどちらが優先されているか判断できないためである．従って，pの値を小さくする．但し，あまり小さくすると強連結が多い構造モデルになってしまい，参考にすることができなくなるので，一度pを変化させて構造モデルを作り，参考にできる構造モデルが得られるpの範囲を求めなければならない．また，最も優先する要素や優先しない要素をいくつか選ぶときには，pの値を大きくすればよい．

〈関係づけを目的とする場合〉

多くの関係を表した構造モデルがほしい場合には，λの値を小さくする．但し，あまり小さすぎると図6のように構造モデルが複雑になり見にくくなってしまう．また，基本的な関係を表した構造モデルがほしい場合には，図7のようにλの値を大きくすればよい．λの値は，どの程度の関係まで表している構造モデルを必要としているかによって変わってくる．

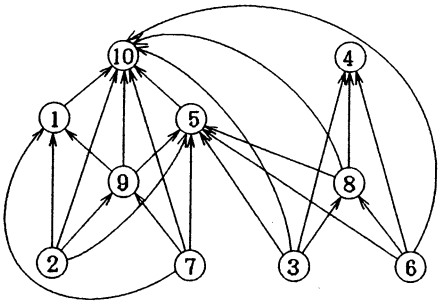


図6　λの値を小さくしたとき（λ＝-0.60）

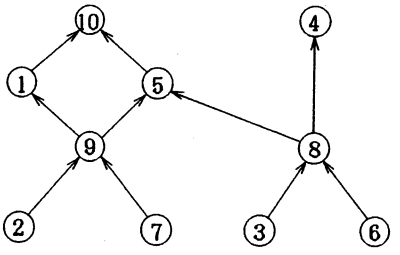


図7　λの値を大きくしたとき（λ＝0.50）

6．むすび

本稿では，構造モデルにおいて基本的な従属関係を常に保つλの値の範囲を算出した．これは，λが意味を持たないパラメータと考える場合は範囲を限定し，意味をもつと考える場合は条件を満たす場合だけ演算を行えばよい．また，ここで示したλの最適値の設定法では，ファジィ従属行列を作成した人のリスクに対する傾向に合ったλの値が得られる．この種の構造モデルから結果を判定するには，パラメータλの値を任意に決めるのではなく，以上のことを考慮して意思決定を行わなければならない．

参　考　文　献

(1)田崎栄一郎：“あいまい理論による社会システムの構造化”，別冊「数理科学」ファジィ理論への道，pp.140-153，サイエンス社，(1979)．

(2)松下裕他：“意思決定問題におけるファジィ測度の非加法性に関する考察”，第6回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集，pp.323-32　6，(1990)．

(3)室伏俊明，菅野道夫：“ファジィ測度論入門［Ⅶ］”，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.2，pp.244-254，(1992)．

問い合わせ先：〒163-91　新宿区西新宿1-24-2
工学院大学　電子工学科
椎塚　久雄
TEL 03-3342-1211　EXT 2649

TB2-1

ファジィ理論を使った痛み情報の計量化
－腰痛治療効果の判定への応用－

Application of the theory of Fuzzy sets to the quantification of pain-information on lumbago

有田清三郎[1)]　蒼石安利[2)]　宮本　洋[3)]　三浦文彦[2)]　堀　義巳[4)]

Seizaburo Arita[1)], Yasutoshi Fukiishi[2)], Hiroshi Miyamoto[2)], Fumihiko Miura[2)], Yoshimi Hori[4)]

[1)]川崎医科大学　数学教室　[2)]多根病院　リハビリ科
[3)]多根病院　整形外科　[4)]川崎医療福祉大学　医療情報学科

[1)] Dept. of Mathematics, Kawasaki Medical School
[2)] Dept. of Rehabilitation, Tane Hospital
[3)] Dept. of Orthopedic Surgery, Tane Hospital
[4)] Dept. of Medical Informatics, Kawasaki Univ. of Medical Welfare

Abstract:Patients with lumbar-pain complain of various kinds of pain subjectively. Physicians diagnose the lambago desease by getting the data of complaints of pain, scores of ADL, measurements of pain, SLR and so on. However, the data of lumbar-pain is fuzzy information and it has been difficult to evaluate the degree of this pain numerically. In this paper, we analyze the pain information of 18 lumbar patients based on the time sequence of data at the onset, two weeks, four weeks and six weeks after the treatments. We discuss the characteristics of the pain information and propose a new evaluation system of lumbago using the fuzzy inference.

1．はじめに

腰痛症は、他覚的所見が乏しく、その神経支配が複雑なため、発痛部位が明確にできず、かつ患者の痛みの訴えも種々様々で多様性に満ちており、患者の訴えがその診断名となった症候群である。いわば腰痛の病態そのものが未だベールに包まれている。また整形外科やリハビリ科にやってくる患者の多くは、腰痛を訴えて来院するが薬物療法や理学療法によるその経過と治療効果が必ずしも科学的に評価されているわけではない。今回我々は腰痛症を含めた腰痛疾患についての”痛み情報”をファジィ情報としてとらえ、今までの治療判定方法と比較しながらファジィ理論を使った治療評価法の試案を検討したので報告する。

2．痛み情報

朝の洗顔時に腰に「ズキッ」とするどい痛みが走る。長時間の車に重だるい腰の痛みをおぼえる。腰痛の兆候は突然、さっとやって来る。そして腰痛の痛み情報は痛みの程度や痛みの種類が、痛む時、痛む部分（発痛部位）で種々に異なりまたその痛みの表現も人によって種々様々で多様性に満ちている。

ここでは、痛み情報のファジィ性を多くの人が経験している歯痛の例で説明しよう。歯痛での痛み情報のプロセスを追ってみると、痛みは初期の「ズキズキ」とうずく痛みから、「ズキンズキン」と脈打つような痛みへとかわり、さらに全体がはれた「ボワーとした痛み」となり、少しして今度はキリでさしたような激しい痛みやハンマーで打たれたような重い強い痛みに変ずる。このように痛みの程度（強さ）は、時間経過と共にその痛みの種類の変化を伴って変化することがわかる。そして、これら痛みの程度を客観的に計量したり、痛みの種類をあるカテゴリーに分類する手段を我々は未だもっていない。また痛みの強さを「ひどい」、「やや」、「少し」などのカテゴリーに分けて測定したとしても、痛みの情報源たる被検者（痛みを訴える人）の痛みの程度の基準や表現と、その情報を受ける側の検者（医師等）の基準や評価が異なるため、痛み情報は医療診断に重要な役割を

果たすにもかかわらず主観的であいまいさを多く含んだ信頼性に欠けるデータと解釈されている。

痛みのもうひとつの特徴は痛み情報は不安や恐怖といった人間の心理や感情と大きな関連を持って表現されることである。どこが痛いのかその発痛部位を明確につかめず、また痛みの部分がどこからどこへ転戦していっているのかが自分で明確につかめないとき、痛みはひとつの大きな不安を誘発する。痛み情報が主観的であるもうひとつの特徴は痛み情報がこの恐怖や不安といった感情に大きく左右されている事である。痛みの表現は個人によってことさらに痛みの激しさを強調したり、逆に、がまんしなければならないといった倫理感に支配されて「痛みますか」の問いに「たいして」とか「いいえ」などの遠慮表現やゼロ表現をする。このように痛み情報の測定は「痛みの有無」の問いに対する被検者のＹｅｓ、Ｎｏ回答だけでは測定できない。検者と被検者のコミュニケーションから、痛みの背景や痛み情報の特性を測定してゆくためには従来とは違った痛み情報や痛み表現についての新しい測定方式を工夫考案しなければならない。

3．対象

解析の対象としたデータは腰痛及び下肢痛を主訴として総合都市病院の整形外科及びリハビリ科を受診した患者１８名である。手術的治療を必要とするもの、一時的に保存療法の効果が期待できないものを除外し、すべて保存的治療のみを行っている者に限定した。検討した項目は、①自覚症状（腰痛)、(下肢痛） ②日常生活動作（ＡＤＬ） ③ＳＬＲ ④ＦＦＤ ⑤背筋力 ⑥圧痛－実測値(Kg))(N点)、(臀部中央)、(大腿部)、(下腿部－左右） 及び⑦痛覚 である。これに対して⑧医師の効果評価、⑨ＰＴの効果評価 及び ⑩疾患名 ⑪年齢 ⑫性別をデータとした。また、痛みの特徴パターンとして、A（一過性）B（持続的）C（繰り返し型）の３つのタイプに分類した。（図１）

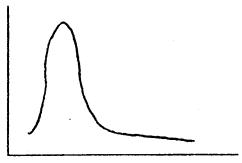
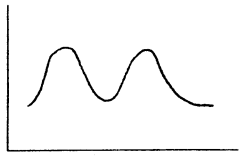
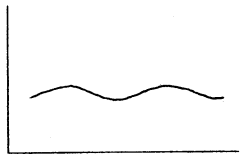
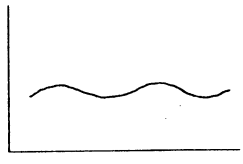
	痛みの特徴パターン	治療効果
椎間板症	A 	症例 No. 1 著明改善 ＡＤＬ　６→１４ ＦＦＤ ３３→４４cm 症例 No. 6 改善 ＦＦＤ １４→　９cm
椎間症	C 	症例 No. 3 不変 ＡＤＬ　７→７
腰痛症	B 	症例 No. 2 改善 背筋力 １８→３９Kg 症例 No. 4 やや改善 自覚症状 ２→１
変形性脊椎症	B 	症例 No. 5 やや改善 圧痛計 ２．５→６．０Kg

図１　腰痛における痛みの特徴パターン

4．調査結果

腰痛疾患の評価用紙を、整形外科、リハビリ科の医師及びＰＴ技師と共に作成した。次にその調査用紙の一部を示す（図２）。日本整形外科学会では腰痛疾患の治療成績判定基準を設けている。我々はこの基準に準じて、まず自覚症状（合計６点)、他覚所見（４点)、日常生活動作（１４点）の評価項目を設け、これらの総合得点（満点は２４点）で評価した。次にこの総合得点と別に医師による総合評価（Ｄｒ評価）及びＰＴ技師による総合評価（ＰＴ評価）を行った。これらの３つの評価の比較を表１に示す。

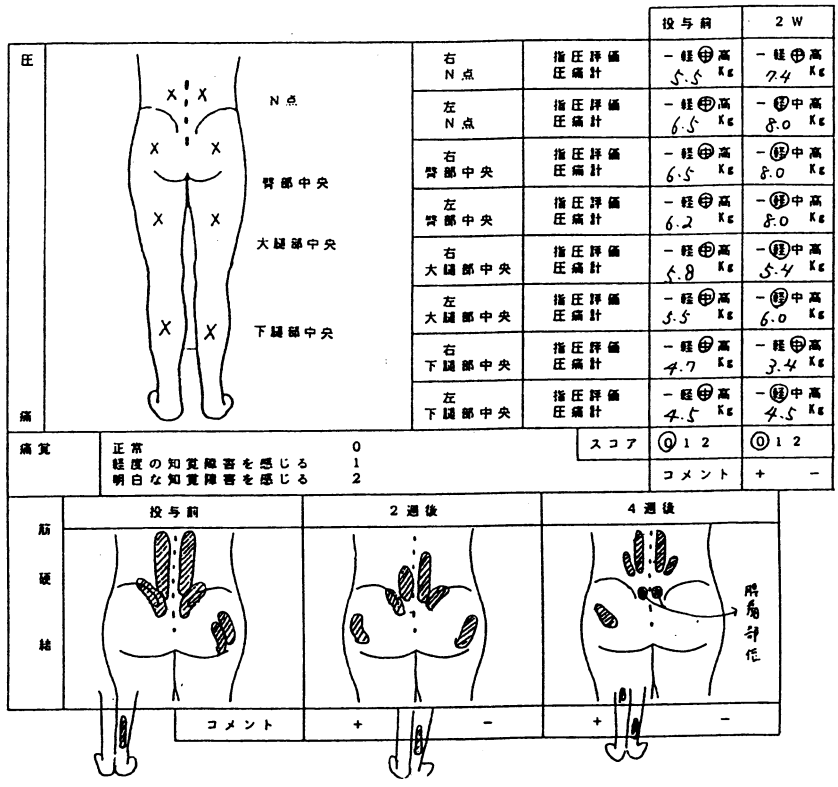


図２　腰痛調査用紙の一例

表１　腰痛治療判定における種々の評価法による比較

症例No.	投与前	２週後	４週後	６週後	Ｄｒ評価	ＰＴ評価
1	１１	２０	２０	２１	著明改善	著明改善
2	１８	１８	１８	２１	改　善	改　善
3	１４	１４	１４	１３	不　変	やや改善
4	１７	１９	１８	１７	やや改善	改　善
5	１６	１７	１９	１９	やや改善	著明改善
6	１９	－	２０	－	改　善	不　変
7	１２	１２	１２	－	改　善	やや改善
8	１３	１３	１３	－	不　変	不　変
9	１１	１２	１２	１２	著明改善	著明改善

満点　２４点
自覚症状　（３＋３）　６点
他覚所見　（２＋２）　４点
ＡＤＬ　１４点

また腰痛治療評価における調査項目のうち圧痛計測値及び日常生活動作得点（ＡＤＬ得点）をレーダチャートに描き、治療経過によるこれら各項目の得点の変化をグラフ化した。（図３）

我々はこれらの調査項目に医師による評価（診察時の歩容、立ち上がり、移動動作、顔つき等のImpression、Impairment、Diability、Handycap等の項目）及びＰＴによる評価を加えたファジィ推論による腰痛の総合評価システムを構成した。今後エキスパート医と共に総合評価システムの評価ルールを模索すると共に症例数を増やすことによって、システム精度を高めてゆきたい。

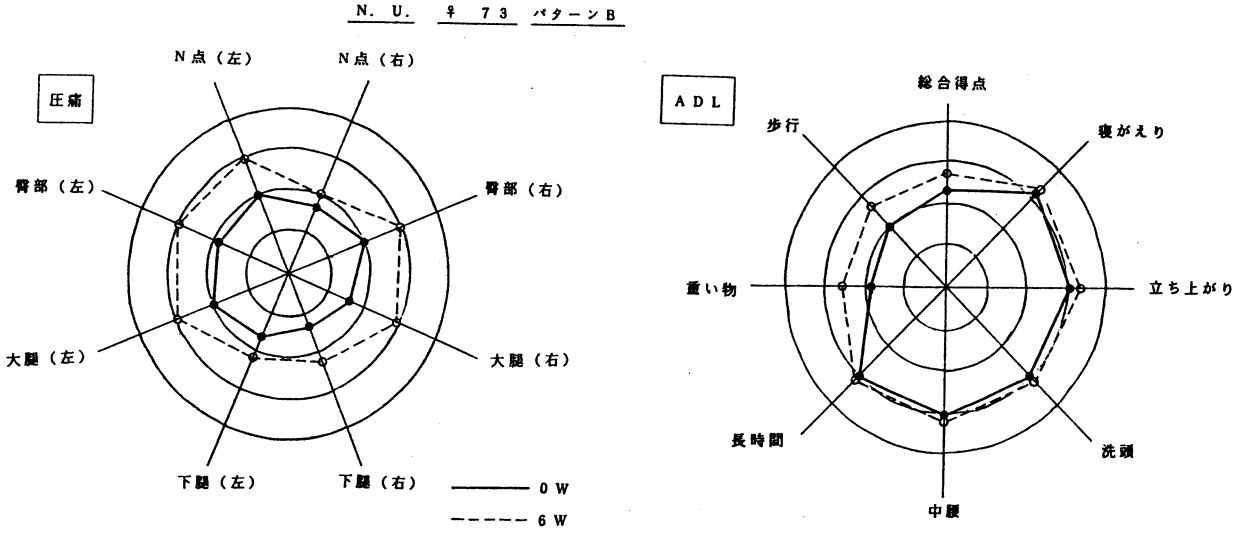


図３　圧痛計測値とＡＤＬ得点の変化

５．考察

１）従来の医師総合評価は、診察時における主観的な評価が大きな比重を占めている。またこの評価は絶対評価と治療前との比較による相対評価が混在しており、さらに、患者の訴えの変化による満足度などが評価に大きな影響を与えている。評価システムとしての科学的基準尺度をどう設定してゆくかがまず大きな課題である。

２）ＡＤＬの評価では、総合得点だけでなく、歩行等の個別の項目の変化（例えば、痛くて動けなかったのが楽になり仕事ができるようになった等）が、評価に敏感に影響を与え、またこれが患者の満足度とつながっている。ＰＴによる総合評価ではこの点を経時的に詳細にみていることが示唆された。

３）圧痛計によるデータは６．８Ｋｇなどの計量データとなるため一見客観データのように思われるが、圧痛計は「どこで痛いか」を被検者に訴えさせており、その痛みの訴えは人によってさまざまなため、得られた計測値が必ずしも、厳密な測定値とは限らない。今後圧痛計の測定方法の厳密化が要望される。

参考文献

１）有田清三郎：”痛み情報とその数量化　－痛みのファジィスケール－”、医学のあゆみ、１４８、Ｐ．２４５、１９８９

２）明石謙、葺石安利、有田清三郎、他：”表現による痛みの分類と数量化に関する研究（第３報）－主として痛みの強さに関する分析－”、昭和６２年度厚生省特定疾患スモン調査研究班研究報告集、Ｐ．１４１－１４５、１９８８

問い合わせ先　〒701-01　倉敷市松島577
川崎医科大学　数学教室　有田清三郎
TEL(086)462-1111　FAX(086)462-1199

TB2-2

ファジー連想推論に基づく知的インターフェース

Intelligent Interface Based on Fuzzy Associative Inference

関根 智、 山口 亨、 デニス モンゴメリ、 遠藤 経一
Satoshi Sekine, Toru Yamaguchi, Dennis Montgomery, Tunekazu Endo
(株)東芝、 ビクトリア大学、 (株)東芝
(TOSHIBA CORPORATION), (University of Victoria), (TOSHIBA CORPORATION)

Abstract: In order to modify numerical values into linguistic values which fit human sense, an intelligent interface using fuzzy associative inference is proposed. The proposed interface uses associative memory networks and is constructed by a method which makes it easy to represent and to modify fuzzy rules. While conventional fuzzy inference methods induce much fuzziness on a multi-layer fuzzy rule set, the fuzzy associative inference method using the associative memory networks results in inferences which more closely fit human sense. The spelling corrector application shows that the usefulness of associative inference for a multi-layer fuzzy rule set using simultaneous bottom-up and top-down processing.

1．はじめに

ファジー理論[1],[2]は、入力信号である判別しにくい数値情報を、「近い」・「遠い」などの判別しやすい言語的な意味ラベルによる出力信号へ変換することへ有効であることが知られている[3]。このため、知的インターフェースを構成する場合、このファジー理論の特徴を利用しファジールールを用いて信号変換の知識を記述しファジー推論により判別しにくい入力信号から判別しやすい言語的ラベルによる出力信号へ変換する手法が考えられる。しかし、人間の意図やコンテクストに応じて出力信号を調整するためには、前述した入力信号から出力信号への推論である「ボトムアップ処理」では十分とはいえない。出力信号の上位に一連の入力信号を用いて意図やコンテクストを表現する内部状態信号を生成し、内部状態信号から出力信号を、出力信号から入力信号を推定する「トップダウン処理」を付加することが必要となる。さらに、コマンドスペル修正器などへの適用を実現するためには、稼動後のスペルの変更・追加の処理を可能とする必要がある。このため、稼動後のファジールールの修正機能が必要である。ファジー連想推論は、ニューラルネットの連想機能[4]を用いることで、ルール前件部命題の活性値をルール後件部命題の活性値へ伝搬する「ボトムアップ処理」と後件部命題の活性値を前件部命題の活性値へ伝搬する「トップダウン処理」とを融合する推論処理を実施し、この伝搬処理を繰り返すことで前件部や後件部に付加された条件に適合するいくつかのルールを想起する特徴を持つ[5]-[8]。この特徴から、知的インターフェースの推論に有効である。しかし、連想推論を実施するためにはファジールールをニューラルネットの連想メモリで表現しファジー連想メモリシステムを構成する必要があるが、従来の構成法は稼動後のルールの修正を考慮されていなかった。本稿では、知的インターフェースを構成する場合の問題点である「ルールの修正機能」を改善する「正規化連想マトリクス法」を提案する。

2．連想推論に基づく知的インターフェース構成法

提案の知的インターフェースは、人間のもつ認識モデルをファジー知識によって表現し模擬的に実現することを目的としている。このため、次に示す1)数値情報と2)全体情報の２種の情報を融合して、入力信号を言語的な表現の出力信号へ変換する構成とする。

1)キー入力位置、画像中の画素の明度などの物理的な「数値情報」

2)コマンド列、単語や文や文章、顔画像を形成する目口鼻の組み合わせなどから得られるコンテクストに関連する「全体情報」

上記1)の数値情報として現在の入力信号を用いる。また、2)の全体情報として一連の入力信号から生成する内部状態信号を用いる。適用例のコマンドスペル修正器では、前述1)へキー入力位置からのファジーハミング距離[10]を用いる。最も単純なインターフェースではキーの近い位置にある文字によって構成されたスペルへ修正する[9]。しかし's'と'd'キーの物理的位置が近いため、ＵＮＩＸコマンドに見られる'ls'や'ld'などにおいては、スペル修正機能が劣ってしまう欠点がある。この欠点を解決するため、前述2)のコマンド列から得られる引き数などの全体情報を用いる。ニューラルネットのコネクショニストモデル[11]を用いてコンテクストに関する全体情報を利用する提案[12]などもあり、2)に示した全体情報を利用することの重要性が理解できる。

本稿で提案する知的インターフェースは、1)の「数値情報」から「言語的ラベル」への変換にファジーメンバシップ関数を用い、さらに、その上位の2)の「全体情報」との関連を表現するためにファジールールを用いる。また、この知的インターフェースのファジールールを相互結合ニューラルネットの連想メモリにより構成し連想推論を用いて変換結果を得る。

本稿では、ファジールールを連想メモリで表現するために、正規化連想マトリクス法を提案する。従来はルールを表現する連想メモリを構成するために多くの調整が必要であった。このため、従来の構成法では、ルールの修正に伴う連想メモリの再構成は難しかった。しかし、提案の構成法により再調整なしでルールを表現する連想メモリを構成することが可能となる。また、ルールからの推論においては、入力信号からのボトムアップ処理と、内部状態信号として上位に生成されたコンテクストに関連する全体情報からのトップダウン処理を融合する連想推論を実施し、意図に合う適切な出力信号を得る。

<2.1>ファジールールを表現する連想メモリの構成法

ファジー連想推論を実施するために、ファジールールをニューラルネットの連想メモリで表現しファジー連想メモリシステムを構成する。相互結合ニューラルネットのＢＡＭ(Bidirectional Associative Memories)[4]をファジー連想メモリシステムの構成要素として利用するため、その性質を簡単に説明する。ＢＡＭは、図１に示す２層の双方向ネットワークである。図１で、連想メモリの結合の強さをマトリクス $M \in R^{n*m}$ で表し連想マトリクスと呼ぶ。ここで連想マトリクスMがＸ，Ｙ層に対しパターン $x \in R^n$, $y \in R^m$ の

ペアを記憶していると仮定する。ＢＡＭのＸ層にノイズを含むｘであるｘ″ $\in R^n$を与えた場合、連想マトリクスＭを用いた活性値の伝搬を繰り返す連想処理を実施することで最終的に最も条件にマッチする記憶中のｘ，ｙのペアをＸ層、Ｙ層へ想起する性質がある。また、この連想処理の過程で、あいまいさの量を示すファジーエントロピー[10]を最小化する性質をもつことが知られている。活性値の伝搬の繰り返し回数を連想ステップと呼びｔで表現する場合、連想処理の演算は式１で与えられる。

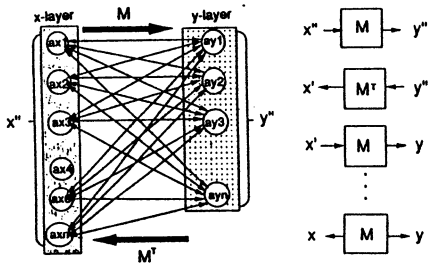


図１　双方向連想メモリ（ＢＡＭ）

$$y(t)=\phi\ (Mx(t)),\ x(t+1)=\phi\ (M^T y(t)) \quad \cdots(1)$$

ただし、$x(t)=[ax_1, ax_2, \cdots, ax_m]^T$、$y(t)=[ay_1, ay_2, \cdots, ay_n]^T$は連想ステップｔにおけるＸ層、Ｙ層の活性値ベクトルで、ax_i、ay_iは各ニューロンの活性値である。また、ϕ（・）は各ニューロンがもつ関数で、入力値を｛０，１｝変換する。ここではシグモイド関数を用いる。

ここで、記憶したいパターンのペア$x_i \in R^n$と$y_i \in R^m$が、$[x_1^T, y_1^T]^T, \cdots, [x_n^T, y_n^T]^T$で与えられた場合、Ｘ層とＹ層の相関を示す相関マトリクスＭは式２で得られる。

$$M=\sum_{i=1}^{n}\beta_i y_i x_i^T,\ M^T=\sum_{i=1}^{n}\beta_i x_i y_i^T \quad \cdots(2)$$

ここで、β_iは相関の強さを示す係数である。

連想処理で利用する連想マトリクスを設計する場合は、連想マトリクスにより形成されるエネルギー関数を考慮する必要がある。連想マトリクスによる活性値の伝搬を連想処理で実施する場合に連想メモリのエネルギー飽和状態を起こさせないための工夫が必要である。このため、従来の連想マトリクスの設計法では、記憶する［０，１］のパターンを［－１，１］のバイポーラパターンへ変換後、式２により連想マトリクスを得ていた[4]。

式２に示すＸ層-Ｙ層の相関マトリクスを利用するＢＡＭの記憶法は、帰納学習の一手法であるといえる。新たに記憶する断片的知識ｎに関する相関マトリクスM_nとする場合、帰納学習で獲得できた統合化知識を記憶する相関マトリクス$M \in R^{n*m}$は次式で表現される。

$$M=M_1+\cdots+M_m \quad \cdots(3)$$

この性質は、記憶するペアパターンを新たに追加することの容易性を示している。しかしその反面ＢＡＭは記憶できるペアパターンの制約がある。この制約は、記憶するパターン$[x_i^T, y_i^T]^T$間の類似度が低く、かつ、パターンとパターンのコンプリメント間においても類似度が低く保たれていることである。

以上に示したように、ＢＡＭを単独で用いる場合は、

a)連想マトリクスを用いて活性値を伝搬する連想ステップを繰り返すことにより与えられた条件下で最もマッチするペアパターンを想起していく、
b)連想メモリのエネルギー飽和状態を起こさせないための工夫が必要である、
c)記憶するペアパターンを新たに追加することが容易である、
d)記憶できるペアパターンに制約がある

の性質をもつ。このa)に示す性質はファジー連想推論を実施するために重要である。またc)に示す性質はファジールールを記憶させるために重要である。これらa),c)の性質を有効に利用し、b),d)を回避しファジー連想推論を実現するためには、

1)前述d)に示すように、１つのＢＡＭが記憶できるパターンには制約があるために、複雑なパターンを記憶する場合はこの制約を考慮してＢＡＭを複数利用して構成する必要がある、
2)ＢＡＭを複数利用し、前述のa)に示す性質をもつ推論ステップを実施するためには、活性値の伝搬が複数のＢＡＭの全域へ行き渡りかつ前述b)に示す連想メモリのエネルギー飽和状態を引き起こさないことが必要であり、各連想マトリクスを再調整する必要がある

に示すような、ＢＡＭを複数利用して連想メモリシステムを構成する場合の問題を解決する必要がある。

ここで、1)の記憶できるパターンの制約を回避し一組のファジールールを記憶する手法として、ファジー連想メモリ[5],[6]を構成する手法の提案がある。この手法を知的インターフェースへ適用するため、2.1.1節で簡単に説明する。

さらに、2)の連想マトリクスの再調整に対し、従来は、連想推論の結果から試行錯誤的に実施していた。バイポーラ化した記憶パターンを用いて式２で設計した連想マトリクス$M \in R^{n*m}$に対し、一定のバイアス値を要素とする定数マトリクス$B' \in R^{n*m}$を用いて一定のバイアス値を与えたり、連想マトリクスの各要素へ連想のスケールを調整する係数$a' \in R$を乗算したりして試行錯誤を実施し、連想マトリクス$M' \in R^{n*m}$を再調整していた。しかし、知的インターフェースではファジールールの追加・修正が稼動後にしばしば発生するために、従来の手法では対応できない。このため本稿では、バイポーラ化による従来の設計法を用いないで、相関マトリクス$M \in R^{n*m}$をそのままの記憶パターンとして保存し、式３に示す記憶パターンの追加・修正機能を有効に利用する手法を提案する。提案の手法は、式３で得た相関マトリクスへ一定のバイアス値を与えるバイアスマトリクス$B \in R^{n*m}$と、相関マトリクスのスケールを調整するスケール係数$a \in R$を所定の演算で求め、これらのバイアスマトリクスＢとスケール係数ａにより連想マトリクス$M_e \in R^{n*m}$を得る手法である。この提案の手法を正規化連想マトリクス法と呼び2.1.2節で説明する。

＜2.1.1＞ ファジールールを表現する連想メモリの構成法　ファジールールにおけるif部とthen部の相関は、ＢＡＭの記憶できる制約を越えている。このため、図２に示すようにＢＡＭを複数利用してファジールールを記憶する。図２のＸ層は、if部の命題を代表するニューロンで、入力を特徴付けるメンバシップ関数を代表する。図２の例ではＳ、Ｍ、Ｂはそれぞれ Small, Medium, Bigを代表する。Ｙ層は、then部の命題を代

表するニューロンで、メンバシップ関数や入出力関数を代表する。図２のルール表現では、f_1は入出力関数を代表するニューロンである。また、そのＹ層のニューロンの活性値をaf_1で示す。中央のＲ層はファジールールを代表するニューロンでR_1で示す。ファジー連想推論システムの各ニューロンはシグモイド関数をもち、式１で説明した処理と同様な連想処理を実施する。

この構成の基本的な考え方は「ファジールールの上位概念が、if部とthen部の２つの属性をもつ」としている点である。ルール上の相関をif部とファジールール部の相関、ファジールール部とthen部の相関に分離して個別にＢＡＭを用いて構成する。Ｘ層-Ｒ層の記憶パターンやＲ層-Ｙ層の記憶パターンは、Ｒ層のパターン間の類似度が低いことから、前述d)のＢＡＭにおける記憶できるパターンの制約を満足する。さらに、連想処理時のＲ層におけるパターンの明確化を計るため、Ｒ層はコーディネータと呼ぶ互いに他のルールを抑える連想マトリクスM_{rr}をもつ。このため、最終的に最も条件に合うルールが活性化し安定状態となる。また、Ｘ，Ｙ層にも必要に応じてコーディネータの連想マトリクスM_{xx}，M_{yy}を用意する。Ｘ層とＲ層またはＲ層とＹ層が１対１の関係の場合は、前述d)のＢＡＭにおける記憶できるパターンの制約を満足するため、一方の層を省略することが可能である。また、上位に意図やコンテクストに関連する層をもつ知的インターフェースにおける階層的ファジールールを構成する場合は、図２のファジー連想メモリシステムを階層的に組み合わせることで構成できる。

連想メモリによるファジールールからの推論を実施する場合は、Ｘ層へ入力からの活性値を与え、その後連想マトリクスM_{xx}、M_{xr}、M_{rr}、M_{ry}、M_{yy}を用いて、式１と同様な活性値の伝搬による連想処理を実施する。連想ステップt_0におけるＹ層の活性値af_1を取り出し式４に示す正規化演算で寄与度γ_1を得る。関数$f_1(x)$の出力値を寄与度γ_1により内挿し推、論結果y^*を得る。この推論結果を式４に示す。

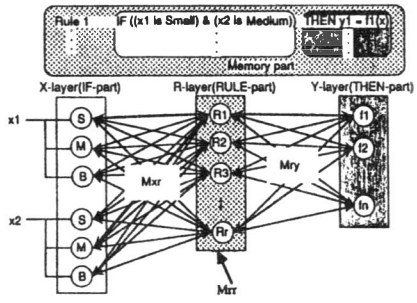


図２　ファジー連想メモリシステム

$$y^*=\sum_{i=1}^{n}\gamma_i\cdot f_i(x),\quad \gamma_i=af'_i\Big/\sum_{i=1}^{n}af'_i,$$
$$af'_i=(af_i-af_{i0})/(af_{i1}-af_{i0}). \quad \cdots (4)$$

ただし、af_{i0}、af_{i1}は、連想ステップt_0における活性値af_iの最小値、最大値であり、活性値af_iの領域を示す。

ここで、式４は高木・菅野の内挿推論を示しているが、then部がメンバシップ関数の場合も同様に寄与度γ_iによるメンバシップ関数の内挿で推論結果を得る。

以上に説明した連想推論は、知的インターフェースへ有効な数々の特徴をもつ。連想推論では連想ステップを進める毎にファジールールの命題のあいまいさを減少させる性質をもつ。このため、知的インターフェースで利用する階層化ファジールールにおける推論で、従来は問題となる（推論の毎にあいまいさが増大する）「あいまいさの爆発」を改善できる。また、連想推論は入力のＸ層からＲ層やＹ層へ、さらに、出力のＹ層からＲ層やＸ層へ活性値の伝搬を実施する双方向性の推論である。このため、知的インターフェースにおける下位の入力信号から出力信号や内部状態信号への「ボトムアップ処理」と、上位の内部状態信号から出力信号や入力信号を推定する「トップダウン処理」を相補的に実施することへ有効である。連想推論の双方向性を知的インターフェースの推論へ利用することで、意図やコンテクストに関連する内部状態信号に応じた出力信号を得ることが可能となる。

＜2.1.2＞ 正規化連想マトリクス法による連想メモリの実現　前述のＸ層-Ｒ層・Ｒ層-Ｙ層間の連想マトリクスM_{xr}、M_{ry}の求め方を以下に示す。まず、ファジールールの命題間の相関を用いて、式２により相関マトリクスＭを求める。提案の手法で連想マトリクスM_{xr}を得る場合は、If部とファジールール部の相関のペアパターンを、従来のバイポーラ化への変換による設計法を用いず、そのまま$[x_i^T, y_i^T]^T$のペアパターンとする。このペアパターン数はルール数ｒと一致する。相関マトリクスＭは、ルールの命題間の相関をそのまま示しているため、ルールの組により相関マトリクスの次元が変化する。これらのルールの命題間の相関から直接得られる相関マトリクスＭに対し、バイアスマトリクスＢやスケールパラメータａによる式５、６に示すような所定の正規化演算を施す。

$$M_e=a\ (M+B) \quad \cdots (5)$$
$$a=1/(3c), \quad \cdots (6)$$
$$B=\begin{bmatrix} -c, -c, \ldots, -c \\ \vdots \\ -c, -c, \ldots, -c \end{bmatrix}, \quad c=\max(\text{element of } M)/2.$$

ただし、$M\in R^{n*m}$、$M_e\in R^{n*m}$、$B\in R^{n*m}$と仮定する。マトリクスの次元である（ｎ，ｍ）の値はルールの組により変化する。またａ$\in$Ｒする。さらに、少なくとも１つのルールが存在する場合はｃ$\geqq 1/2\in$Ｒとなる。

この連想を実行する実相関マトリクスM_eを、式５、６に一例を示すような所定の正規化演算で構成する手法を「正規化連想マトリクス法」と呼ぶ。従来は連想メモリの正規化の演算手法が確立されていないために、複数の連想メモリ間の調整を試行錯誤により実施していた。またルールの変更・修正が発生した場合は、式２により再度連想マトリクスを演算し、さらに、試行錯誤による再調整を実施していた。しかし、提案の設計法は、ルールの命題間の相関を直接表現する相関マトリクスＭを保存し所定の正規化演算により相関マトリクスM_eを得る。このため、ルールの変更・修正が発生した場合は、保存の相関マトリクスＭを式３により修正し新たな相関マトリクスとし、さらに所定の正規化演算により連想マトリクスM_eを得ることができる。連想マトリクスM_eは式５による正規化処理がほどこされているために、要素の最大値が同等の重みとなっている。言い替えると複数の連想メモリ間の情報伝搬の強度が同等に調整されている。このため、従来の手法のように再調整を必要としない。

3．コマンドスペル修正器への適用

コマンドを素早くタイプしているときに、簡単な打ち間違いに気づかないで入力してしまうことは、よく起こることだ。これら打ち間違いの共通的な原因はキーボード上のキーが接近していることにある。例えば、キー's'はキー'd'と'a'にとても近い位置にある。したがって素早くタイプしているとき、意図しているキー's'の代わりに'd'を押してしまうことがときどきある。

本稿では、キーのファジー的な"接近度"とコマンドラインの全体情報に基づいたコマンドスペル修正器を提案する。この例題において、コマンドは以下の2つの要素から成るものとして認識される。すなわち、1)実際のキー入力、そして、2)コマンドライン（あるいは文）中の引き数（あるいは単語）の数である。

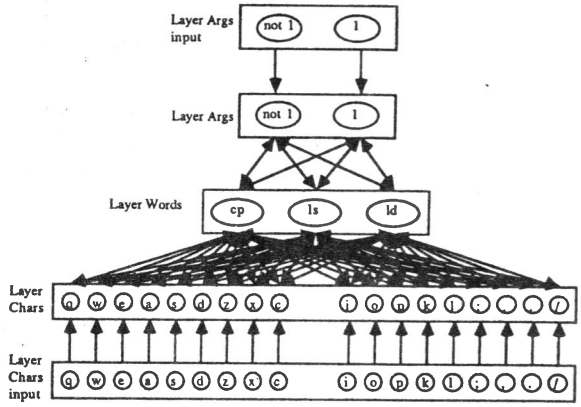


図3　コマンドスペル修正器

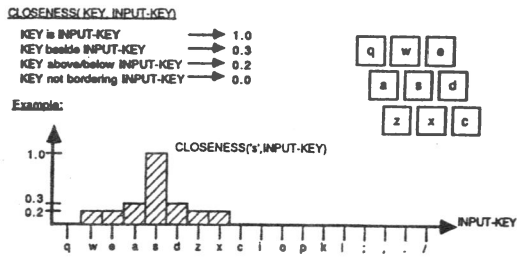


図4　前件部メンバシップ関数

〈3.1〉スペル修正器の構成　相補的なトップダウン及びボトムアップ処理によるインターフェースを実現するために連想推論を採用する。図3に、簡単な（18キー、3コマンドの）プロトタイプ版の知的インターフェースの構成例を示す。本適用例は構築支援ツールにより作成したモジュールをロードし、入力キーに基づいて入力ベクトルを設定した後に、入力が何を意図しているのかを推論するようにネットワークの連想動作を行う。プログラムはコマンドライン中の単語を数えて"Args"層に入力を設定する。"Chars"入力層にはコマンドライン中の最初の単語に含まれるそれぞれの入力文字に対するファジー的な"接近度"が設定される。"接近度"を決定するメンバシップ関数は図4に示す。

Correct Input	Incorrect Input
cp a b	xp a b
ls	ld
ls a	la
ld a	la a

図5　試験入力用コマンド

〈3.2〉スペル修正器の能力　プログラムを図5に示す入力コマンド文について実行する。表1は、連想ステップt=5における推論結果を示す。本システムでは、いくつかのＵＮＩＸコマンドを認識するようにネットワークを作成している。入力としての"xp a b"は"xp"というコマンドが無いため明らかに間違った入力である。コマンド"ld"は存在するが、引き数を持たないので、"ld"だけの入力は"ls"を意図していると考えられる。コマンド"la"は存在しないので、入力"la a"は"ls a"を意図しての入力である。

表1の連想推論の結果から、連想ネットワークはそれぞれのケースにおいて意図したコマンドをうまく想起している。連想メモリネットワークのエネルギー関数を改善する正規化連想マトリクス法によるM_eを用いて良好な修正結果を得ることができた。

表1　コマンドスペル修正器の推論結果

Input line	Certainty			Probable command
	cp	ls	ld	
cp a b	0.998	0.010	0.005	cp a b
xp a b	0.923	0.018	0.008	cp a b
ls	0.000	0.999	0.013	ls
ld	0.000	0.900	0.745	ls
ls a	0.003	0.999	0.160	ls a
la	0.000	0.989	0.010	ls
ld a	0.001	0.544	0.992	ld a
la a	0.005	0.946	0.327	ls a

4．おわりに

本稿では、入力信号から出力信号への変換の「ボトムアップ処理」に加えて、上位に生成された意図やコンテクストから出力信号や入力信号を推定していく「トップダウン処理」を相補的に実施するファジー連想推論に基づく知的インターフェースの構成法を提案した。この連想推論に基づく知的インターフェースを構成する場合に、従来はシステム稼動後のルールの修正に対し有効な手法がなかった。しかし、本稿で提案の「正規化連想マトリクス法」による構成法により前述の問題を改善した。さらに、コマンドスペル修正器へ提案の構成法を適用しその有効性を示した。提案のスペル修正器は、ユーザの意図に合う適切な修正結果を示した。

参考文献

(1)L.A.Zadeh; "Fuzzy Algoriths",Inf.and Cont., Vol.12,p.94(1968).

(2)寺野:「実用ﾌｧｼﾞｨ制御技術」,電情信学会編,(1991).

(3)T.Takagi,et al.; "Multilayered Reasoning by Means of Conceptual Fuzzy Sets",3rd Int.Workshop on Neural Networks and Fuzzy Logic 92,NASA(1992).

(4)B.Kosko:"Adaptive Bidirectional Associative Memories",Applied Optics,V.26,No.23,4947(1987).

(5)山口・他:「連想記憶によるﾌｧｼﾞｰﾙｰﾙの推論・学習方式」、平2電学論C、110巻、3号、207.

(6)山口・他:「連想記憶ｼｽﾃﾑを用いたﾌｧｼﾞｨ推論」、日本ﾌｧｼﾞｨ学会、平2第6回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ、93.

(7)S.Yamamoto,et al:"Fuzzy Associative Inference System and Its Features",IEEE Int.Conf.on System Engineering p.155 (1992).

(8)生田・他:「概念ﾌｧｼﾞｨ集合の表情新式への応用」,電気学会研究会資料SC-92-9,p.21(1992).

(9)H.Araki & S.Kaguei:"Error Correction of Key-Inputted Instructions Using Fuzzy Hamming Distance",Proc.of 2nd Int.Conf.on F.L.&N.Ns,p701(1992).

(10)B.Kosko:"Neural Networks and Fuzzy Systems", PRENTICE HALL(1992).

(11)D.E.Rumelhart,et al.; "Parallel Distributed Processing",The MIT Press(1986).

(12)内海・堀・大須賀:「ｺﾈｸｼｮﾆｽﾄﾓﾃﾞﾙによる文脈を考慮した自然言語ｲﾝﾀｰﾌｪｰｽ」,人工知能学会誌,Vol.7, No.5,p.828(1992).

問い合わせ先：〒210 川崎市幸区柳町70　（株）東芝
ＲＤＣ ｼｽﾃﾑ・ｿﾌﾄｳｪｱ生産技術研究所　（ＳＹ３）
関根　智　(TEL)044-548-5637,(FAX)044-533-3593
E-mail:sekine@ssel.toshiba.co.jp

TB2-3

L－ファジィ関係を応用したプログラムモジュールの独立性分析

Independency Analysis of Program Modules Applying L-Fuzzy Relation

高木 繁則
Shigenori TAKAGI
㈱インテック・システム研究所
INTEC SYSTEMS LABORATORY INC.

In designing a computer program, it is very important to decompose the program into modules which are independent of each other. It is well known that G.J.Myers suggestes two measures to estimate an independency of program modules. The one is module strength and the other is module coupling. These are qualitative measures. For example,he says procedural strength is better than logical strength,or control coupling is better than common coupling.

In this paper,I suggest a method to estimate an independency from these qualitative linguistic data. This is based on L-fuzzy relation matrix and its transitive closure. By using this method, it is possible to analyze the structure of a program with respect to an independency.

1．まえがき

プログラムを設計するためには、プログラムを単に階層構造にモジュール分割するのではなく、各モジュールの独立性を高くするように、モジュール分割することが必要であると言われている。しかしながら実際には、一旦モジュール分割を行った後は、その妥当性を十分評価できないまま、次の設計プロセスに移ってしまうことが多いようである。

モジュールの独立性を高くするとは、各モジュールの変更が他のすべてのモジュールに波及する度合を低くすることであるが、Ｇ．Ｊ．Ｍｙｅｒｓ[1] は、そのためには、各モジュール内の関連性（強度）を最大化することと、モジュール間の関連性（結合度）を最小化することの2つの面から考える必要があるといっている。そして、結合度をデータ結合、スタンプ結合などの6つに、強度を機能的強度、情報的強度などの7つに分類し、これらの尺度を定量化することを試みている。しかしながら、それは、はなはだ困難であり「データ結合よりスタンプ結合の方が良い。」というふうに定性的な評価にとどまっていると考えられる。

本稿では、Ｌ－ファジィ関係を用いて、これらの定性的な尺度からプログラムモジュールの独立性に関する構造を分析する手法を提案する。

2．諸定義

2･1 モジュール結合度とモジュール強度[1]

プログラム構造の基本単位をモジュールと呼ぶ。モジュールBがモジュールAに呼び出されるとき、BをAの直接下位モジュール、AをBの直接上位モジュールという。またこのとき、AとBは直接関係にあるという。

各モジュール内の関連性をモジュール強度、モジュール間の関連性をモジュール結合度と呼び、それぞれ表2.1のように分類される。

表2.1 結合度・強度[1]

強　度	値	結 合 度	値
機能的強度	.20	データ結合	.20
情報的強度	.20	スタンプ結合	.35
連絡的強度	.25	制 御 結 合	.50
手順的強度	.40	外 部 結 合	.60
時間的強度	.60	共 通 結 合	.70
論理的強度	.60	内 容 結 合	.95
暗合的強度	.95		

2.2 数学的諸定義

定義2.1 束(lattice)

集合Lに2項演算∨と∧が定義されていて、任意の $x, y \in L$ に対し

(1) $x \vee y = y \vee x$, $x \wedge y = y \wedge x$

(2) $(x \vee y) \vee z = x \vee (y \vee z)$,
$(x \wedge y) \wedge z = x \wedge (y \wedge z)$

(3) $x \wedge (x \vee y) = x$, $x \vee (x \wedge y) = x$

が成り立つとき、$\langle L, \vee, \wedge \rangle$ を束という。以下では、単にLを束という。

束Lが、その任意の部分集合Sに対し上限sup(S)、下限inf(S)をもつとき、そのようなLを、完備束(complet lattice)という。

任意の $x, y \in L$ に対し $x \vee y = y$, かつ $x \wedge y = x$ が成り立つとき $x \leq y$ と定義する。このように定義された大小関係により、束Lは順序集合である。Lが全順序集合ならば、$x \vee y = max\{x, y\}$, $x \wedge y = min\{x, y\}$ と定義すれば、Lは束である。

以下では次の記号を用いる。

M(L:n,m) : Lの要素からなる(n,m)型行列の全体。
Map(S,T) : 集合Sから集合Tへの写像の全体。
Hom(S,T) : 束Sから束Tへの束準同型写像の全体。

定義2.2 束準同型写像(lattice homomorphism)

$\phi \in Map(L, L')$ が、任意の $a, b \in L$ に対し次の性質をみたすとき束準同型写像という。

$\phi(a \vee b) = \phi(a) \vee \phi(b)$
$\phi(a \wedge b) = \phi(a) \wedge \phi(b)$

定義2.3

$A \in M(L:n,m)$, $B \in M(L:m,k)$ $C \in M(L:h,k)$ とするとき、行列積 $A \cdot B \in M(L:n,k)$ 、とテンソル積(クロネッカー積) $A \otimes C \in M(L:nh,mk)$ をそれぞれ以下のように定義する。

$A \cdot B = [\vee(a_{ik} \wedge b_{kj})]$
$A \otimes C = [(a_{ij} \wedge C)]$

定義2.4

$\phi \in Hom(L, L')$ とするとき、$\Phi \in Hom(M(L), M(L'))$ を、以下のように定義する。

$\Phi([a_{ij}]) = [\phi(a_{ij})]$

定義2.5 L-ファジィ関係

$X \times Y$ から完備束Lへの関数全体 $Map(X \times Y, L) \in \mu_R$ によって特徴づけられた $X \times Y$ 上のL-ファジィ集合RをL-ファジィ関係と呼ぶ。

X, Yが有限集合で、その要素数をそれぞれn, mとすると, $R \in M(L:n,m)$ と見なすことができる。

定義2.6 類似関係

X上のL-ファジィ関係Rが, 次の性質を満たすとき類似関係という。

(1) 反射的: $\mu_R(x_i, x_j) = \sup(L)$
(2) 対称的: $\mu_R(x_i, x_j) = \mu_R(x_i, x_j)$
(3) 推移的: $\mu_R(x_i, x_j) \geq \vee_k (\mu_R(x_i, x_k) \wedge \mu_R(x_k, x_j))$

定義2.7 推移的閉包 (transitive closure)

L-ファジィ関係Rを含む最小の推移的関係をRの推移的閉包と呼び R^* で表す。

定義2.8 α レベル行列

$A = [a_{ij}] \in M(L)$ と $\alpha \in L$ に対し, $A\alpha \in Map(M(L), M(\{0,1\}))$, α レベル行列 $A\alpha(A) = [A\alpha(a_{ij})] \in M(\{0,1\})$ を, 次のように定義する。

$$A\alpha(a_{ij}) = \begin{cases} 1 & (\alpha \leq a_{ij}) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases}$$

3. 推移的閉包アルゴリズム

定理3.1

$\Phi \in Hom(M(L), M(L'))$ 、$A \in M(L)$ $A\alpha \in Map(M(L), M(\{0,1\}))$ とするとき

(1) $\Phi(A^*) = \Phi(A)^*$
(2) $A\alpha(A^*) = A\phi(\alpha)(\Phi(A)^*)$

略証)

(1) $\Phi(A \cdot A) = [\phi(\vee_k (a_{ik} \wedge a_{kj}))]$
$= [\vee_k (\phi(a_{ik}) \wedge \phi(a_{kj}))]$
$= \Phi(A) \cdot \Phi(A)$.
帰納法により $\Phi(A^*)$
$= \Phi(\vee_k A^k) = \vee_k \Phi(A^k)$
$= \vee_k (\Phi(A))^k = \Phi(A)^*$ //

(2) 束準同型写像は, 順序を保存することから
$A\alpha(A) = A\phi(\alpha)(\Phi(A))$.
(1) より $A\alpha(A^*) = A\phi(\alpha)(\Phi(A^*))$
$= A\phi(\alpha)(\Phi(A)^*)$ //

アルゴリズム3.1

$B \in M(L:n)$ とする。Lが $\langle [0,1], max, min \rangle$ のある部分束と束同型ならば、次のアルゴリズムで B^* を計算でき、その計算量のオーダは $O(n^3)$ である。

ここで ${}_k\mathbf{r}$ はBのk行ベクトル、 ${}_k\mathbf{c}$ はk列ベクトルを表す。

略証) Warshallのアルゴリズム[2] と定理3.1 (1) から証明できる。

```
program trnstv clsr1
B(0) = Φ(B);
for k:=1 to n do
  B(k) =
    ( kr(k-1) ⊗ kc(k-1) ) ∨B(k-1) ;
B* = Φ-1( B(n) );
end trnstv clsr1
```

アルゴリズム3.2

$B \in M$ (L:n+m, n+m) に対し、その部分行列を$B_1 \in M$ (L:n, n), $B_2 \in M$ (L:n, m), $B_3 \in M$ (L:m, n), $B_4 \in M$ (L:m, m) とする。Lが‹ [0,1], max, min ›のある部分束と束同型であり、さらに、$B_1 = B_1^*$ ならば、次のアルゴリズムでB^*を計算でき、その計算量のオーダは$O(\max(m^3, n^2))$である。

略証) Bにアルゴリズム3.1を適用したとき、$B_1 = B_1^*$ により不変な部分を削除する。

```
program trnstv clsr2
B1(0) = Φ1 ( B1* ) ;
B2(0) = Φ2 ( B2 ) ;
B3(0) = Φ3 ( B3 ) ;
B4(0) = Φ4 ( B4 ) ;
for k:=1 to n do
  B2(k) =
    ( kr2(k-1) ⊗ kc1(k-1) ) ∨B2(k-1)
  B3(k) =
    ( kr1(k-1) ⊗ kc3(k-1) ) ∨B3(k-1)
  B4(k) =
    ( kr2(k-1) ⊗ kc3(k-1) ) ∨B4(k-1) ;
for k:=1+n to n+m do
  B(k) =
    ( kr(k-1) ⊗ kc(k-1) ) ∨B(k-1) ;
B* = Φ-1( B(n+m) );
end trnstv clsr2
```

4．プログラムモジュールの独立性の分析への応用

4.1 言語的尺度

定義4.1 言語的強度Sと言語的結合度C

順序集合S={機能的, 情報的, 連絡的, 手順的, 時間的, 論理的, 暗合的}を言語的強度, C={無結合, ﾃﾞｰﾀ結合, ｽﾀﾝﾌﾟ結合, 制御結合, 外部結合, 共通結合, 内容結合, 自己結合}を言語的結合度と呼ぶ。

CはG.J.Myersの結合度の分類に、直接関係に無いモジュール間の結合度を表す無結合と、自分自身との結合度を表す自己結合を追加したもので、それぞれCの最小元(Inf(C))と最大元(Sup(C))である。

本稿で扱うSとCは、G.J.Myersにならって、表2.1のように全順序付けられているものとする。この表2.1は、SおよびCと、閉区間I=[0,1]の間の束準同型写像Φ_SおよびΦ_Cを与えている。このΦ_SおよびΦ_Cの像を、言語的に対してそれぞれ数値的強度、数値的結合度と呼び、S、Cで表す。

SとCは、経験的知識に基づいて「機能的のほうが良い」とか、「共通結合のほうが悪い」と言う具合に順序付けられており、それらに割り付けられた値、すなわち数値的強度と数値的結合度は、順序を表しているにすぎないと考えられる。

定義4.2 言語的従属度D

CとSの順序によって順序付けられた$D=(S\times S\times C, \leqq)$を言語的従属度と呼ぶ。

4.2 従属関係

定義4.3 一次従属関係と完全従属関係

$\phi_S \in Map(M\times M, S\times S)$、$\phi_C \in Map(M\times M, C)$に対し$\Psi \in Map(M\times M, D)$を、次のように定義する。

$\Psi(Mi, Mj) =$

$$\begin{cases} \mathrm{Sup}(D) & (\phi_C(Mi,Mj) = \text{自己結合}) \\ \mathrm{Inf}(D) & (\phi_C(Mi,Mj) = \text{無結合}) \\ (\phi_S(Mi), \phi_S(Mj), \phi_C(Mi,Mj)) & (\text{その他}) \end{cases}$$

このΨで定義されるL－ファジィ関係を，一次従属関係と呼び、その推移的閉包を完全従属関係と呼ぶ。

4.3 独立性評価過程

以上を基に独立性を次のように評価する。

- 第1段階：プログラムを構成しているすべてのモジュールを対象に一対比較を行い、次従属関係を求める。
- 第2段階：一次従属関係を完全従属関係に変換する。
- 第3段階：完全従属関係をαレベル行列に分解し、αレベルごとの同値分割を行う。
- 第4段階：上の結果を分割木で表現する。

定理3.1より$[\Psi(Mi,Mj)] = A \in M(D)$の$\alpha$レベル行列は，$\Phi(A) \in M(\Phi(D))$の推移的閉包の$\phi(\alpha)$レベル行列に等しい、したがってAに基づいて作成した分割木と、$\Phi(A)$ $M(\Phi(D))$に基づいて作成した分割木が等しいことが分かる。

計算機で実行する場合、$\Phi(D) =$ ‹ $[0,1]^n$, max, min› となるΦが存在すれば、アルゴリズム3.1を用いて、Dの順序構造を随時参照することなく[0,1]上

の大小比較で実行できるので効率的である。

さらにアルゴリズム3.2 を用いれば、部分的に求めた完全従属関係に、随時モジュールを追加していきながら、全体の完全従属関係を求めることができ、段階的に独立性に関する構造を明らかにしていくことや、完成したプログラムへの、モジュールの追加という事態にも対応できる。

5．実行例

例5.1 言語的従属度の例

以下では、CとSの順序から具体的にDを順序付ける。従属度の順序は言語的強度に関して対称的、すなわち$(s_1, s_2, c) = (s_2, s_1, c)$であると仮定する。また、結合度が従属度におよぼす度合は、強度より大きいことから、

(1) $c_1 < c_2$　または、

(2) $c_1 = c_2$ かつ $(s_{11} \vee s_{12}) \leqq (s_{21} \vee s_{22})$ ならば $d_1 \leqq d_2$ と順序付ける。

ここで$d_i = (s_{i1}, s_{i2}, c_i)$ $i = 1, 2$とする。

この様に順序付けられた言語的従属度をD_1と呼ぶ。

例5.2 独立性の評価例[3][4]

G.J.Myers は、モジュール階層が図5.1 のとき、従属度の高いモジュールは，A とF であると言っている。[2] しかしϕ_c(A，F) = ϕ_c(A，G) = 共通結合で，共通結合は従属度の高い結合なので，G は，これらと同様に従属度の高いモジュールだと言える。

実際に上のD_1を用いて分割木を作成してみると，A，F，G が上位の階層まで同値類に入っている（図5.3 参照）。また、結合度を弱める例[1] として、以下が知られている。

(1) 制御結合をデータ結合にする。

(2) 共通結合を外部結合かスタンプ結合にする。

(3) 外部結合をデータ結合にする。

(4) スタンプ結合をデータ結合。

(3) を適応すると、従属度が低くなることが同じく分割木を作成することでわかる（図5.2,図5.4 参照）。

6．むすび

完全従属関係の、αレベルごとの同値類を図示した分割木を用いて、言語的従属度によるモジュールの類別が可能になり，これを用いて独立度を分析することができることを示した。

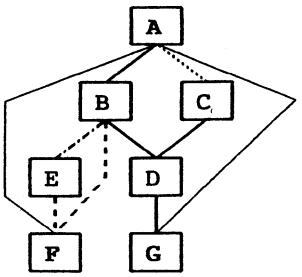


図5.1 モジュール階層

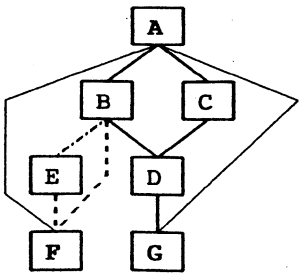


図5.2 モジュール階層

——データ結合　——スタンプ結合　……外部結合

——共有結合　……制御結合

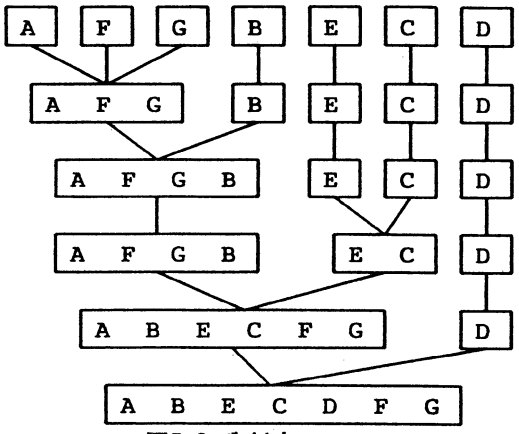


図5.3 分割木

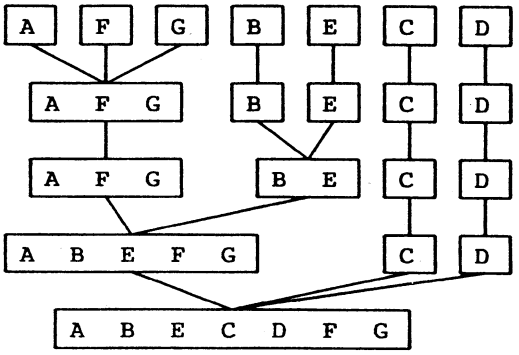


図5.4 分割木（外部結合をデータ結合に変更）

参考文献

[1] G.J.Myers：ソフトウェアの複合/構造化設計，近代科学社.

[2] 水本：ファジィ理論とその応用，サイエンス社.

[3] 高木，尾山：プログラムモジュールの独立性に関するファジィ的考察，日本ファジィ学会中部支部・北信越ファジィ研究会合同研究会論文集，1992.

[4] 高木：プログラムモジュールの独立性に関するファジィ的考察（その2），日本ファジィ学会北信越支部第1回ミニシンポジウム予稿集，1992.

［問い合わせ先］　〒930 富山市下新町3-23

㈱インテック・システム研究所　高木　繁則

TEL:0764-32-1285　FAX:0764-32-0503

TB2-4

評価の論理

— ファジィ論理関数によるプロ野球チームの優勝可能性評価のモデリング

A Logic for Estimation

— Modeling Estimation of Winning Possibilities of Several Baseball Teams in Fuzzy Switching Functions

菊池 浩明
Hiroaki Kikuchi
(株) 富士通研究所
Fujitsu Laboratories Ltd.

Abstract: This paper gives an algorithm for fitting fuzzy switching functions into any given data extraction from humans. In the algorithm, an evaluation made by humans is represented by a single logic formula instead of several IF-THEN rules. An example of winning possibilities of several baseball teams is demonstrated.

1 はじめに

人が行なう評価は，いくつもの評価項目のあいまいな評価値を総合して判断する情報処理である．厳密な数式で定式化できないこの処理のモデリングとして，IF-THEN ルールベースによるファジィ推論は有効である．ところが，専門家の知識から IF-THEN ルールを抽出するには，試行錯誤的にルールを構成しなければならず，これが次に挙げるような問題を導いていた．

1. ルール間の矛盾．
2. 評価値の不正確性．(再現性の低さ)
3. 評価項目間の依存性．
4. モデルの信頼性．(客観的にモデリングを評価する手段の欠如)

そこで，本稿ではファジィ論理関数による評価のモデリングを試みる．提案するアルゴリズムは，専門家の評価サンプルを取り，それを最もよく近似する論理式を自動抽出する．先に挙げた問題に対して，本手法は次の解決策を与える．

1. 単一の論理式を得るため，IF-THEN ルールベースのようにルールが矛盾することはない．
2. 入力に多少の不正確な評価値が混入しても，多くのサンプルの総和を取ることにより吸収される．
3. 一般的な n 変数について定義されており，抽出にかかる計算量は評価項目数の多少に依存しない．
4. 教示情報となるサンプルに対する誤差で，近似の精度を与える．

はじめに，ファジィ論理関数の基本的な概念の定義を行ない，それらの基本性質を示し，ファジィ論理関数のあてはめアルゴリズム FFSF を定義する．次に，アルゴリズムの出力が一意に得られない場合の，論理式の同定について議論する．最後に，例題として，プロ野球チームの優勝可能性のサンプルを用いて，提案アルゴリズムの有効性を示す．

2 ファジィ論理関数のあてはめアルゴリズム

2.1 基本定義

定義 2.1 真理値の集合 V, V_2, V_3 を $V=[0,1]$, $V_2=\{0,1\}$, $V_3=\{0,0.5,1\}$ とする．論理式とは，定数 0,1 と変数 x_i と論理演算 $x_i \wedge x_j = x_i x_j = \min(x_i, x_j)$, $x_i \vee x_j = \max(x_i, x_j)$, $\overline{x_i} = 1 - x_i$ の有限回の繰り返しである．n 変数ファジィ論理関数とは，論理式が表現する，V^n から V への写像である．

定義 2.2 (あいまいさの半順序関係) $a, b \in V$ とする．$a \succeq b$ であるのは，$0.5 \geq a \geq b$ または $b \geq a \geq 0.5$ となる時，及びその時に限る．$\boldsymbol{a} = (a_1, \ldots, a_n), \boldsymbol{b} = (b_1, \ldots, b_n) \in V^n$ とする．$\boldsymbol{a} \succeq \boldsymbol{b}$ であるのは，$\forall i(1, \ldots, n)$ について，$a_i \succeq b_i$ なる時，及びその時に限る．

定義 2.3 $x, \lambda \in V$ とする．x の λ についての量子化 $\overline{x}^{\lambda}$ は，次式で定まる V_3 の元である．

$$\overline{x}^{\lambda} = \begin{cases} 0 & 0 \leq x \leq \min(\lambda, 1-\lambda) \leq 0.5,\ x \neq 0.5 \\ 1 & 1 \geq x \geq \max(\lambda, 1-\lambda) \geq 0.5,\ x \neq 0.5 \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\boldsymbol{x} = (x_1, \ldots, x_n) \in V^n, \lambda \in V$ については，$\overline{\boldsymbol{x}}^{\lambda} = (\overline{x_1}^{\lambda}, \ldots, \overline{x_n}^{\lambda}) \in V_3^n$ と定める．

定義 2.4 $\boldsymbol{a} = (a_1, \ldots, a_n) \in V_3$ に対応する単項 α^a とは，$\alpha^a = x_1^{a_1} \wedge x_2^{a_2} \wedge \cdots \wedge x_n^{a_n}$ となる積項である．ここで，全ての $i(1, \ldots, n)$ について，

$$x_i^{a_i} = \begin{cases} x_i & a_i = 1 \\ \neg x_i & a_i = 0 \\ 1 & a_i = 0.5. \end{cases}$$

$\boldsymbol{b} = (b_1, \ldots, b_n) \in V_3$ に対応する相補項 β^b とは，$\beta^b = x_1^{b_1} \wedge x_2^{b_2} \wedge \cdots \wedge x_n^{b_n}$ となる積項である．ここで，全ての $i(1, \ldots, n)$ について，

$$x_i^{b_i} = \begin{cases} x_i & b_i = 1 \\ \neg x_i & b_i = 0 \\ x_i \wedge \neg x_i & b_i = 0.5 \end{cases}$$

定義 2.5 V^n の元 $\boldsymbol{a} = (a_1, \ldots, a_n)$ の量子化集合 $C(\boldsymbol{a})$ とは，次式で定められる V_3^n の部分集合である．

$$C(\boldsymbol{a}) = \{\overline{\boldsymbol{a}}^{\lambda} | \lambda \in [0,1]\}$$

V^n の部分集合 $A=\{\boldsymbol{a}_1,\ldots,\boldsymbol{a}_m\}$ の量子化集合 $C(A)$ は，次式で定められる．

$$C(A)=C(\boldsymbol{a}_1)\cup\cdots\cup C(\boldsymbol{a}_m)$$

写像 $f:A\to V$ の量子化集合 $C(f)$ は，次式で定められる V_3^n の部分集合である．

$$\begin{aligned}C_1(f) &= \{\overline{\boldsymbol{a}_i}^{\lambda}\mid \boldsymbol{a}_i\in A,\lambda\in V,\overline{f(\boldsymbol{a}_i)}^{\lambda}=1\}\\ C_0(f) &= \{\overline{\boldsymbol{a}_i}^{\lambda}\mid \boldsymbol{a}_i\in A,\lambda\in V,\overline{f(\boldsymbol{a}_i)}^{\lambda}=0\}\\ C_{0.5}(f) &= \{\overline{\boldsymbol{a}_i}^{\lambda}\mid \boldsymbol{a}_i\in A,\lambda\in V,\overline{f(\boldsymbol{a}_i)}^{\lambda}=0.5\}\\ C(f) &= C_1(f)\cup C_0(f)\cup C_{0.5}(f)\end{aligned}$$

定義 2.6 量子化集合 $C_1(f)$, $C_0(f)$, $C_{0.5}(f)$ の正則化とは，次式で与えられる V_3^n の部分集合である．

$$\begin{aligned}C_1^*(f) &= C_1(f)\cup\{\boldsymbol{a}\in V_3^n\mid \boldsymbol{b}\in C_1(f),\boldsymbol{b}\succeq\boldsymbol{a}\},\\ C_0^*(f) &= C_0(f)\cup\{\boldsymbol{a}\in V_3^n\mid \boldsymbol{b}\in C_0(f),\boldsymbol{b}\succeq\boldsymbol{a}\},\\ C_{0.5}^*(f) &= C_{0.5}(f)\cup\left\{\boldsymbol{a}\in V_3^n\mid \begin{array}{l}\boldsymbol{b}\in C_1^*(f),\ \boldsymbol{a}\succeq\boldsymbol{b},\\ \boldsymbol{c}\in C_0^*(f),\ \boldsymbol{a}\succeq\boldsymbol{c}\end{array}\right\},\\ C^*(f) &= C_1^*(f)\cup C_0^*(f)\cup C_{0.5}^*(f).\end{aligned}$$

定義 2.7 写像 $f:A\to V$ と $g:B\to V$ の**距離** $D(f,g)$ は，次式で定める．

$$D(f,g)=\sum_{\boldsymbol{a}\in A\cap B}|f(\boldsymbol{a})-g(\boldsymbol{a})|$$

定義 2.8 $\boldsymbol{a}\in V_3^n$，$b\in\{0,1\}$ とする．**部分関数** f_a^b とは，次式を満たすファジィ論理関数である．

$$f_a^b(x)=\begin{cases}b & \text{if } x=a\\ 0.5 & \text{if } x\succ a\end{cases}$$

ただしここで，$x\succ a$ は，等号を含まない狭義のあいまいさの 半順序関係である．
量子化集合 $C=\{\boldsymbol{c}_1,\ldots,\boldsymbol{c}_j\}$ における **部分関数集合** $R(C)$ とは，次式で定義される部分関数の集合である．

$$R(C)=\{f_c^b|\boldsymbol{c}\in C,b\in\{0,1\}\}$$

定義 2.9 写像 $f:A\to V$ と $g:B\to V$ の**和** $f\circ g$ とは，次式で与えられる写像 $f\circ g:A\cup B\to V$ である．

$$f\circ g(\boldsymbol{x})=\begin{cases}f(\boldsymbol{x}) & \text{if}\boldsymbol{x}\in A\\ g(\boldsymbol{x}) & \text{if}\boldsymbol{x}\in B\end{cases}$$

2.2 ファジィ論理関数の基本性質

定理 2.1 (単調性) [1] $\boldsymbol{a},\boldsymbol{b}\in V^n$ とする．

$$\boldsymbol{a}\succ\boldsymbol{b}\Rightarrow f(\boldsymbol{a})\succ f(\boldsymbol{b})$$

定理 2.2 (表現定理) [1] 任意のファジィ論理関数 F は，次の論理式により表現できる．

$$F(\boldsymbol{x})=\bigvee_{\boldsymbol{a}\in V_3^n}\left(\bigwedge_{\boldsymbol{a}\succ\boldsymbol{b}}F(\boldsymbol{b})\alpha^{\boldsymbol{a}}(\boldsymbol{x})\vee F(\boldsymbol{a})\beta^{\boldsymbol{a}}(\boldsymbol{x})\right)$$

ここで，$\alpha^{\boldsymbol{a}}$ は，$\boldsymbol{a}$ に対応する単項，$\beta^{\boldsymbol{a}}$ は，$\boldsymbol{a}$ に対応する相補項である．

定理 2.3 (部分関数の表現) [2] $f_{\boldsymbol{c}}^b$ を，$\boldsymbol{a}\in V^n$, $\boldsymbol{c}\in C(\boldsymbol{a})$, $b\in\{0,1\}$ に対する部分関数とする．$C(\boldsymbol{x})=C(\boldsymbol{a})$ となる任意の $\boldsymbol{x}\in V^n$ について，

$$f_{\boldsymbol{c}}^b(\boldsymbol{x})=\begin{cases}\alpha^{\boldsymbol{c}}(\boldsymbol{x}) & \text{if } b=1\\ \overline{\alpha^{\boldsymbol{c}}}(\boldsymbol{x}) & \text{if } b=0.\end{cases}$$

ただしここで，$\alpha^{\boldsymbol{c}}$ は，$\boldsymbol{c}$ に対する単項である．

定理 2.4 (ファジィ論理関数の制限となるための必要十分条件) [3] 写像 $f:A\to V$ について，その量子化集合の正則化 $C_1^*(f)$, $C_0^*(f)$, $C_{0.5}^*(f)$ が，次式を満たす時，かつその時に限り，A の全ての元 $\boldsymbol{a}$ について，$F(\boldsymbol{a})=f(\boldsymbol{a})$ を満たすファジィ論理関数 F が存在する．

$$\begin{aligned}&\text{(R)} && C_i^*(f)\cap C_j^*(f)=\phi \quad (i\neq j),\\ &\text{(N)} && C_{0.5}(f)\cap V_2^n=\phi.\end{aligned}$$

2.3 あてはめアルゴリズム (FFSF)

input: サンプルの集合 $A=\{\boldsymbol{a}_1,\ldots,\boldsymbol{a}_m\}\subset V^n$ と，A の各要素に対する評価値を与える写像 $f_0:A\to V$.

step 1: A の全ての元 $\boldsymbol{a}_i$ $(i=1,\ldots,m)$ について，量子化集合 $C_i=C(\boldsymbol{a}_i)$ を求める．

step 2: 各量子化集合 C_i $(i=1,\ldots,m)$ について，その部分関数集合 $R_i=R(C_i)$ を求める．

step 3: 各量子化集合 C_i の部分関数集合の 全ての元 $f\in R_i$ について，f_0 との距離 $D_f=D(f_0,f)$ を求める．

step 4: $R^1=R_1$ とする．全ての $f\in R_1$ について，$D_f^1=D_f$ とする．

step 5: For $k=2$ to m
　For each $f\in R_k$, $g\in R^{k-1}$
　　If f,g が定理 2.4条件 (R) を満たす
　　$R^k=R^{k-1}\cup\{f\circ g\}$
　　$D_{f\circ g}^k=D_f+D_g^{k-1}$
　End for
End for

step 6: 全ての $f\in R^k$ について，D_f^k を最小とする f を f^k，その距離を $D^*=D_f^k$ とおく．

step 7: ファジィ論理関数 f^* を次式で求める．

$$f^*(\boldsymbol{x})=\begin{cases}f^k(\boldsymbol{x}) & \text{if}\boldsymbol{x}\in C(f^k)\\ b & \text{if}\boldsymbol{x}\in C_b^*(f^k)-C(f^k),b\in V_3\end{cases}$$

step 8: 表現定理 (定理 2.2) を適用し，f^* を表現する論理関数 F を求める．

output: ファジィ論理関数 f^* とその論理式 F, 及び，f_0 との距離 D^*.

定理 2.5 (最小性) アルゴリズム FFSF による出力 f^* は，f_0 との距離を最小とするファジィ論理関数であり，D^* は，その最小距離 (サンプルとの誤差の総和) である．

3 一意性

サンプル数が足りないと，アルゴリズム FFSF による出力 F が一意に決まらないことがある．

定理 3.1 (一意性) [3] ある部分関数 $f:A\to V$ とファジィ論理関数 g とが，全ての V^n の元 $\boldsymbol{a}$ について $f(\boldsymbol{a})=g(\boldsymbol{a})$ となるための必要十分条件は，次の二つである．

1. $C_1^*(f)\cup C_0^*(f)\cup C_{0.5}^*(f)=V_3^n$
2. $f(\boldsymbol{a})=g(\boldsymbol{a})$　for all $\boldsymbol{a}\in A$.

ここで，$C_i^*(f)$ は，量子化集合の正則化である．

すなわち，f^* が条件 1 を満たさない場合は，step 8 で論理式 F を定めることが出来ない．

そこで，この様な時には，誤差を最小とするファジィ論理関数の中で，一意に定まる最も楽観的なものと最も悲観的なものの組でモデリングを行なう方法が考えられる．

定義 3.1 一意でないファジィ論理関数 f について，f を満たし，$E = \{a \in V_2^n | a \notin C(f)\}$ の全ての元を 1 へ写像する二値論理関数の主乗法標準形となる論理式を f_{cc}，同様に E の全ての元を 0 へ写像する二値論理関数の 主加法標準形となる論理式を，f_{cd} とする．

命題 3.1 [1] f_{cc} は，f を満たす最大のファジィ論理関数であり，f_{cd} は，f を満たす最小のファジィ論理関数である．

4 例題：プロ野球チームの優勝可能性

ある被験者に，12 の球団のサンプルについて，次に示す評価項目 (x_1, x_2, x_3, x_4) の評価値と，優勝の可能性 (f_0) を評価してもらった．

x_1: 打撃力がある
x_2: 守備力がある
x_3: よい投手がいる
x_4: 監督の采配がよい

なお，評価値は，(打撃力が) ある = 1, ない = 0, 普通 = 0.5 を各々意味している．このサンプルにアルゴリズム FFSF を適用して，被験者の評価の規準となっているはずの論理式を導いてみよう．

まず，サンプルの評価値と，各々に対する量子化集合を表 1 に示す (input,step 1)．次に各々の量子化集合について，部分関数と f_0 との距離を表 2 に示す (step2,step 3)．次に，step4,5 に従って計算された f^k を，三値の真理値表の上に示す (図 1)．ここで，チーム名に添えられた数値は，各々の部分関数の f_0 への距離を表している．こ

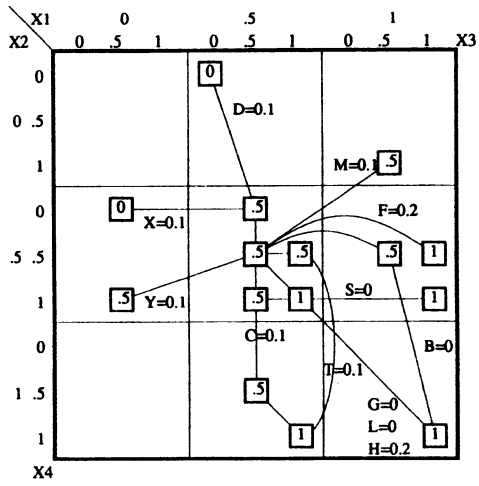


図 1: 部分関数の和 f^k

の時の f_0 から f^k への最小距離，すなわち，サンプルへの誤差 D^* は，図の上で示された距離の和，$D^* = 1.0$ となる．こうして計算された部分関数の和 f^k に，step 7 を適用した結果 f^* を表 3 に示す．しかし，この f^* は明らかに定理 3.1の一意性の条件を満たしていない．すなわち，この f^* を満たすファジィ論理関数がいくつも存在する．そこで，定義に従い，最も楽観的なファジィ論理関数 f_{cc} と悲観的な f_{cd} を表 4, 表 5 に求める．ここで，step 8 に従い表現定理を適用すると次に示すように各々の論理式が導かれる．

$$f_{cd} = x_1x_3 \vee x_3x_4$$
$$f_{cc} = x_1x_3 \vee x_3x_4 \vee x_1x_2 \vee x_2x_4$$

表 2: 部分関数と距離

Teams	c	f_c^1	$D_{f_c^1}$	f_c^0	$D_{f_c^0}$
	(.5111)	$x_2x_3x_4$	$\|.5-.6\|$	$\overline{x_2x_3x_4}$	$\|.5-.4\|$
T	(.5.51.5)	x_3	$\|.5-.8\|$	$\overline{x_3}$	$\|.5-.2\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.5-1\|$	0	$\|.5-0\|$
	(1111)	$x_1x_2x_3x_4$	$\|.7-.6\|$	$\overline{x_1x_2x_3x_4}$	$\|.7-.4\|$
G	(.5.511)	x_3x_4	$\|.7-.7\|$	$\overline{x_3x_4}$	$\|.7-.3\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.7-1\|$	0	$\|.7-0\|$
	(.5111)	$x_2x_3x_4$	$\|.5-.6\|$	$\overline{x_2x_3x_4}$	$\|.5-.4\|$
C	(.51.5.5)	x_2	$\|.5-.7\|$	$\overline{x_2}$	$\|.5-.3\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.5-1\|$	0	$\|.5-0\|$
	(1.511)	$x_1x_3x_4$	$\|.7-.6\|$	$\overline{x_1x_3x_4}$	$\|.7-.4\|$
S	(.5.511)	x_3x_4	$\|.7-.7\|$	$\overline{x_3x_4}$	$\|.7-.3\|$
	(.5.5.51)	x_4	$\|.7-.8\|$	$\overline{x_4}$	$\|.7-.2\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.7-1\|$	0	$\|.7-0\|$
Y	(0.5.51)	$\overline{x_1}x_4$	$\|.4-.6\|$	$\overline{\overline{x_1}x_4}$	$\|.4-.4\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.4-1\|$	0	$\|.4-0\|$
	(.5000)	$\overline{x_2}\,\overline{x_3}\,\overline{x_4}$	$\|.3-.6\|$	$\overline{\overline{x_2}\,\overline{x_3}\,\overline{x_4}}$	$\|.3-.4\|$
D	(.5.5.50)	$\overline{x_4}$	$\|.3-.7\|$	x_4	$\|.3-.3\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.3-1\|$	0	$\|.3-0\|$
L	(1111)	$x_1x_2x_3x_4$	$\|.8-.8\|$	$\overline{x_1x_2x_3x_4}$	$\|.8-.2\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.8-1\|$	0	$\|.8-0\|$
	(1111)	$x_1x_2x_3x_4$	$\|.6-.6\|$	$\overline{x_1x_2x_3x_4}$	$\|.6-.4\|$
B	(1.5.5.5)	x_1	$\|.6-.8\|$	$\overline{x_1}$	$\|.6-.2\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.6-1\|$	0	$\|.6-0\|$
F	(1.51.5)	x_1x_3	$\|.4-.6\|$	$\overline{x_1x_3}$	$\|.4-.4\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.4-1\|$	0	$\|.4-0\|$
	(1111)	$x_1x_2x_3x_4$	$\|.5-.6\|$	$\overline{x_1x_2x_3x_4}$	$\|.5-.4\|$
H	(.5.511)	x_3x_4	$\|.5-.7\|$	$\overline{x_3x_4}$	$\|.5-.3\|$
	(.5.5.51)	x_4	$\|.5-8\|$	$\overline{x_4}$	$\|.5-2\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.5-1\|$	0	$\|.5-0\|$
M	(10.51)	$x_1\overline{x_2}x_4$	$\|.4-.6\|$	$\overline{x_1\overline{x_2}x_4}$	$\|.4-.4\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.4-1\|$	0	$\|.4-0\|$
	(0.5.50)	$\overline{x_1}\,\overline{x_4}$	$\|.3-6\|$	$\overline{\overline{x_1}\,\overline{x_4}}$	$\|.3-0\|$
Y	(.5.5.50)	x_4	$\|.3-.7\|$	$\overline{x_4}$	$\|.3-.3\|$
	(.5.5.5.5)	1	$\|.3-1\|$	0	$\|.3-0\|$

論理式 f_{cd} は，「打撃力があり (x_1)，かつ，投手力があるか (x_3)，または，投手力があり (x_3)，かつ，監督がよければ (x_4)，優勝するだろう」と読める．これを次のように展開すると，

$$f_{cd} = x_3(x_1 \vee x_4)$$

x_3(投手力) が最も優勝の可能性に大きく影響していることがわかる．実際，このサンプルの被験者によると，他の要素よりも投手力を重要視しているそうであり，本アルゴリズムによるモデリングが被験者の知識を十分反映したものであると言える．

最後に，こうして導かれた論理式を再びもとのサンプルに対して適用した結果を表 6 に示す．$f_{cc} = f_{cd}$ であること，誤差の総和が D^* と等しくなっていることを確認できる．被験者が野球の知識がない場合には，よくわからないために 0.5 付近の評価値が多くなり論理式が一意に定まらないか，あるいは，矛盾を引き起こし，モデリングの誤差 D^* が大きくなることが予想される．

5 おわりに

ファジィ論理関数のあてはめによる評価のモデリングを行なうアルゴリズム FFSF を提案した．プロ野球の優勝可能性評価を例にと

表 1: サンプル評価値と量子化集合

Teams	評価項目				評価値	量子化集合
	x_1	x_2	x_3	x_4	f_0	
T	.5	.6	.8	.6	.5	(.5111),(.5.51.5),(.5.5.5.5)
G	.6	.6	.7	.7	.7	(1111), (.5.511), (.5.5.5.5)
C	.5	.7	.6	.6	.5	(.5111), (.51.5.5), (.5.5.5.5)
S	.6	.5	.7	.8	.7	(1.511), (.5.511), (.5.5.51), (.5.5.5.5)
Y	.4	.5	.5	.6	.4	(0.5.51), (.5.5.5.5)
D	.5	.4	.4	.3	.3	(.5000), (.5.5.50), (.5.5.5.5)
L	.8	.8	.8	.8	.8	(1111), (.5.5.5.5)
B	.8	.6	.6	.6	.6	(1111), (1.5.5.5), (.5.5.5.5)
F	.6	.5	.6	.5	.4	(1.51.5), (.5.5.5.5)
H	.6	.6	.7	.8	.5	(1111), (.5.511), (.5.5.51), (.5.5.5.5)
M	.6	.4	.5	.6	.4	(10.51), (.5.5.5.5)
X	.4	.5	.5	.3	.3	(0.5.50), (.5.5.50), (.5.5.5.5)

表 3: 最小距離のファジィ論理関数 f^*

$x_2\backslash$	x_1	0			0.5			1		
	$x_4\backslash x_3$	0	.5	1	0	.5	1	0	.5	1
0	0	0	0	0	0			0	.5	1
	.5		.5			.5			.5	1
	1			1			1		.5	1
.5	0	0	0	0		.5				1
	.5		.5			.5	.5		.5	1
	1		.5	1		.5	1			1
1	0	0	0	0						1
	.5		.5	.5		.5				1
	1			1			1			1

表 4: 悲観的なファジィ論理関数 f_{cd}

$x_2\backslash$	x_1	0			0.5			1		
	$x_4\backslash x_3$	0	.5	1	0	.5	1	0	.5	1
0	0	0	0	0	0	.5	0	0	.5	1
	.5	0	.5	.5	0	.5	.5	0	.5	1
	1	0	.5	1	0	.5	1	0	.5	1
.5	0	0	0	0	0	.5	0	0	.5	1
	.5	0	.5	.5	0	.5	.5	0	.5	1
	1	0	.5	1	0	.5	1	0	.5	1
1	0	0	0	0	0	.5	0	0	.5	1
	.5	0	.5	.5	0	.5	.5	0	.5	1
	1	0	.5	1	0	.5	1	0	.5	1

り，モデリングの妥当性を検討した．

実際の評価としては，max,min,1- だけからなるファジィ論理式は，大雑把過ぎるかもしれないが，その評価のプロセスを決定している論理が明らかになることは，有用であると考える．また，このアルゴリズムは，多変数からなる大規模な問題についても効率的に働くため，これまで系が複雑過ぎて取り扱うことの出来なかった複雑な問題に対しての適用が期待される．

表 5: 楽観的なファジィ論理関数 f_{cc}

$x_2\backslash$	x_1	0			0.5			1		
	$x_4\backslash x_3$	0	.5	1	0	.5	1	0	.5	1
0	0	0	0	0	0	.5	.5	0	.5	1
	.5	0	.5	.5	0	.5	.5	0	.5	1
	1	0	.5	1	0	.5	1	0	.5	1
.5	0	0	0	0	.5	.5	.5	.5	.5	1
	.5	.5	.5	.5	.5	.5	.5	.5	.5	1
	1	.5	.5	1	.5	.5	1	.5	.5	1
1	0	0	0	0	.5	.5	.5	1	1	1
	.5	.5	.5	.5	.5	.5	.5	1	1	1
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

表 6: サンプルとの誤差

	f_{cd}	f_{cc}	f_0	$D_{f_{cd}}$
T	.6	.6	.5	.1
G	.7	.7	.7	0
C	.6	.6	.5	.1
S	.7	.7	.7	0
Y	.5	.5	.4	.1
D	.4	.4	.3	.1
L	.8	.8	.8	0
B	.6	.6	.6	0
F	.6	.6	.4	.2
H	.7	.7	.5	.2
M	.5	.5	.4	.1
X	.4	.4	.3	.1

参考文献

[1] 向殿: Fuzzy 論理関数の代数構造とその最簡形式及び既約形式, 信学論 (D),58-D,12(1975)

[2] Kikuchi H., (1993) "Fitting Fuzzy Switching Functions to Uncertain Knowledge," *Proc. IEEE International Conference on Fuzzy Systems 1993*, IEEE (to be appeared)

[3] Kikuchi H., (1991) "Necessary and Sufficient Conditions for Restrictions to Be Fuzzy Switching Functions," *Proc. the International Fuzzy Engineering Symposium' 91*, vol.1, pp.91-102.

[4] Kikuchi H., Morishita T. and Mukaidono M., (1992) "Restrictions of P-Fuzzy Switching Functions ," *Proc. IEEE International Conference on Fuzzy Systems 1992*, IEEE, pp.169-176

[5] K.A.Ross and C.R.B.Wright, (1988) *Discrete Mathematics*, Prentice-Hall

TB4-1

電子回路(プリント板)の故障評価法へのファジィ理論の応用

An Application Study of Fuzzy Inference on Failure Estimation of a printed Circuit

小川幸成　柿本真　村田忠
Yukinari OGAWA　Makoto KAKIMOTO　Tadashi MURATA

琉球大学工学部
Faculty of Engineering, Ryukyu University

Abstract: This paper discribes an application of fuzzy inference for a trouble-shooting on an electronic circuit (printed circuit). In this study, FMEA table which is one of reliability design technigue is used in order to collect some technical information. Fuzzy inference with some If-Then rules is used to resarch a failure part on the printed circuit. The failure part with a certainty factor(CF value) could be found through this inference method.

1. はじめに

エキスパートシステムは、従来のデータ処理 (data processing)から発展してきたもので、人間がおこなっている情報処理のいくつかの側面をできる限り機械化しようという絶え間ない試みの結果生まれたきたものである。こうしたことを達成するためには、それに必要なデータと処理手順をコンピュータシステム上に表現しなければならない。[1)]

本論文では、電子回路の故障診断を行う。まず、研究対象の電子回路についての専門家の知識や経験の情報を、FMEA表[2)]に整理する。それを用いて故障部品や故障の原因を見つけだす支援となるエキスパートシステムを構築する。

2. 診断支援用エキスパートシステム[3)]

エキスパートシステムは、専門家に代わって非専門家の仕事を支援したり、専門家自身の仕事を支援するために活用される。前者は能力を補うことが主な目的であり、後者は生産性や品質を高めることが主な目的である。前者の典型は、医学診断支援システムにみられるように、その分野についての非専門家の意志決定を、専門家の代わりに支援するためのシステムであり、後者の典型は、機器やシステムの設計や計画などの作業を支援するように働くシステムである。

このようなエキスパートシステムの対象問題は、医学診断、機器やシステムの故障診断、法律相談、政策決定、性能判定、能力評価などのような分析型問題と、CAD、システム設計、プログラム設計、VLSI設計、薬品設計などのような合成型問題とに大別される。前者は、与えられたデータの分析に基づいて想定される仮説の中から最も可能性の高いものを選択するという問題であり、後者は、与えられた要求を最もよく満たすようなシステムを部品の合成によって生成するという問題である。両者は対象的問題であるが、共通な点は、いずれもその問題領域のエキスパートの知的能力を必要とすることである。

2.1 ファジィ理論によるエキスパートシステム

前述のファジィ理論を、エキスパートシステムの推論の際に適用しようというのが本報告の目的の一つである。

次の①~④は、本研究でおこなってきたことの大まかな手順である。

① 専門家の知識を収集し、それをFMEA表に整理する。
② それをもとにしてプロダクションルールでルールを構築していく。
③ そのルールを用いてファジィ推論を行い、推論結果を導く。
④ その推論結果と実際の測定値との比較を行い、比較検討する。

ここで①②は、エキスパートシステムを構築するためにおこなうことであり、③は、問題を解決するためにおこなうことである。④は、今後の問題点などを探るためにおこなうことである。

3. データベース

3.1 データベース(data base)[4)]

データベースとは、推論に直接関係する事実および仮説を管理する機能のことである。つまり、推論の結果はここに反映され、システムの性格や能力に大きく影響する。本研究でのデータベースは、推論をおこなう際に必要なＦＭＥＡ表などである。

3.2 ＦＭＥＡ表によるデータ収集[2)]

3.2.1 ＦＭＥＡ(Failure Mode and Effects Analysis：故障モード影響解析)

今までは、でき上がった製品に様々な試験をおこない性能を確認した後、市場に出荷していた。高い信頼性を保証するためには非常に数多くのサンプルをテストしなければならず、時間的およびコスト的に限界がある。例えば、資金面や時間などの問題などである。しかも、いかに数多くのテストをおこなっても発生する故障すべてが発生するとは限らない。そこに故障が発生してはじめて不具合情報を技術部門のフィードバックして信頼性改善をおこなえるのである。しかしこれでは信頼性の向上のためには多くの時間と資金を要することになり、ななかなか設計者が考えるような製品の高い信頼性を得られない。そこで、早急に信頼性の高い実製品を作りだすために、前もって故障を想定し対策を立てておく必要がある。それがＦＭＥＡ技法である。

ＪＩＳ信頼性用語でＦＭＥＡは、「設計の不完全や、潜在的な欠点を見出すために、構成要素の故障モードと、その上位アイテムへの影響を解析する技法」と説明されている。ＦＭＥＡは、システムや機器の設計上の重要な設計技法であり、信頼性の予測、評価および保全性上、人間の引き起こす故障や、性能上の不具合を事前に予想し、その予防策を立てておくものである。

ＦＭＥＡを実行した場合の効果を次に挙げる。

① 機器やシステムで発生する故障が予想できる。
② 前もって是正措置が取れ、故障が予防できる。
③ 高い頻度で発生し、性能や機能に重大な影響を与える故障がわかり、何を優先的に是正すべきかがわかる。
④ 故障モードを列挙することにより、機器の機能が浮き彫りにされる。
⑤ 回路や機構の設計者が材料や部品や、または、デザイナーやユーザの意見を聞き、相互の緊密化と勉強になる。これが技術力として蓄積される。

3.2.2 ＦＭＥＡ表の作成

機器やシステムで使用する部品について、専門家からの情報を項目ごとに表にまとめたものがＦＭＥＡ表である。次にＦＭＥＡ表に記入するそれぞれの項目について説明する。

(1) 番　　号　：システムを機能によって分類し、番号をつけ、その番号を記入する。
(2) 対象品目　：ユニットや構成部品の品目番号と品目名を記入する。
(3) 機　　能　：システムを機能によって分類し、その機能名称を記入する。
(4) 故障モード：断線、短絡、折損、摩耗、劣化などの故障モード（故障状態の形式）を記入する。
(5) 推定原因　：故障のメカニズム（物理的、化学的、機械的、電気的、人間的原因などで、機器が故障を起こす仕組みのこと）に注目し、故障の推定原因を記入する。
(6) 影　　響　：故障が生じた場合、どの範囲にどのような影響を与えるかを当該アイテムの上位レベルについて記入する。
(7) 故障検知法：ユニットや構成部品などが故障した場合どのような方法でそれを検知するかを記入する。
(8) 補償手段　：故障が発生する場合、修理が可能かどうか、またその予防対策などにより任務を達成する手段があれば記入する。
(9) 故障等級　：故障による影響の大きさを総合的に判断してその重要度をランク付けし、対策の実施順を決める基準にする。その基準は、表4および表4に示す。
(10) 記　　事　：設計審査（ＤＲ）会での検討結果などを記入する。

4. 故障原因と推定法

4.1 研究対象の電子回路

本研究の対象とする電子回路を図１に示す。この回路は温度の変化によりモータが回転する回路で、サーミスタ、抵抗、オペアンプで構成されている。

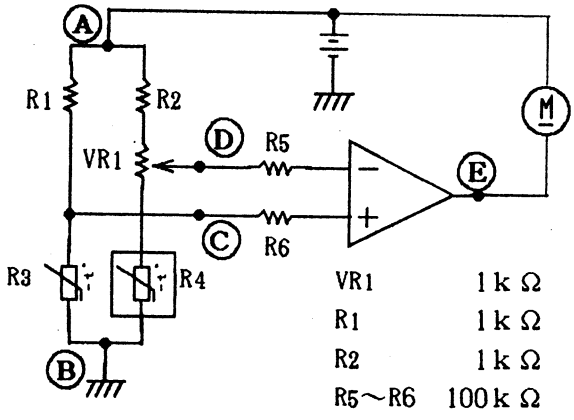


図１　研究対象の電子回路図

4.2 電子回路のＦＭＥＡ表

図１の電子回路について、ＦＭＥＡ表を作成する。その際、サブシステムをブリッジ部、増幅部に分け、それぞれ表１、表２に示す。

表1　ブリッジ部のFMEA表

システム　インテリジェントモータ　　FMEA表　　日付　5年3月　日
サブシステム　ブリッジ部　　（故障モード影響解析）　　作成者　　承認者

番号	対象品目	機能	故障モード	推定原因	影響 サブシステム	影響 システム	故障検知法	補償手段	故障等級	記事
R1 R2	抵抗器	ブリッジの構成	抵抗値の変化（劣化） 断線 短絡	表面の汚れ	ブリッジの不平衡	モータの□転制御不安定	抵抗値の測定 電圧測定		（Ⅲ），（4）	
R3 R4	サーミスタ	抵抗値の変化による信号出力	断線	劣化	信号出力不能	モータの□転制御不能	抵抗値の測定		（Ⅱ），（2）	
VR1	可変抵抗器	ブリッジ出力の0点の調整	断線	劣化	固上	固上	固上		（Ⅲ），（2）	

表2　増幅部のFMEA表

システム　インテリジェントモータ　　FMEA表　　日付　5年3月　日
サブシステム　増幅部　　（故障モード影響解析）　　作成者　　承認者

番号	対象品目	機能	故障モード	推定原因	影響 サブシステム	影響 システム	故障検知法	補償手段	故障等級	記事
R5 R6	抵抗器	ブリッジの出力信号の安定化	抵抗値の変化（劣化） 断線 短絡	表面の汚れ	出力信号不安定	モータの□転制御不安定	抵抗値の測定 電圧測定		（Ⅲ），（4）	
	増幅器	信号の増幅	増幅率の減少 増幅率の時間的変動 ノイズの過大	内部□路の劣化 外来ノイズ 振動	出力過少	モータ□転せず □転数上がらず	電圧測定		（Ⅱ），（2）	
	モータ	□転	断線 異音	過大電流 ベアリングの不良		モータ□転せず □転数上がらず			（Ⅰ），（3）	

表3　任務達成に重点をおいた評価基準

故障等級	基準	記事
（Ⅰ）致命故障	任務放棄、人命の損失	設計変更が必要
（Ⅱ）重大故障	任務の重大な部分の達成不可能	設計の再検討が必要 設計変更もありうる
（Ⅲ）軽微故障	任務の一部が達成不可能	設計変更はほとんど不必要
（Ⅳ）微小故障	影響はほとんどない	設計変更は不必要

次の表3,4に故障等級の基準を示す。[2)]

表4　発生頻度による評価基準

等級	基準
(1)	非常にしばしば発生する
(2)	ごく普通に発生する
(3)	少ないが発生しうる
(4)	めったに発生しない

4.3　電子回路のファジィルール

ルールを作成するには、まず使用している部品の故障率を知る必要がある。表5にその故障率を示す。[2)]

表5　部品故障率表

No.	部品名	部品タイプ	障率 $\lambda_G(10^{-6})$
R1,R2 R5～R6	抵抗器	RC型	0.0025
R3,R4	サーミスタ	PB-41E	1.9960
VR1	変抵抗器	RV型	0.1200
	増幅器	LF356N	0.0140
	モータ	A22C-05	15.0000

表５の故障率表を考慮して、ルールを作成していく。
まず、図１の各テストポイント間の電圧値を前件部とし、モータ等の主要部品が故障している確率を後件部とする。
前件部は測定ポイントの電圧が、規定電圧と比較されて、図２のように区分した。
入力値は式(1)によって計算する。

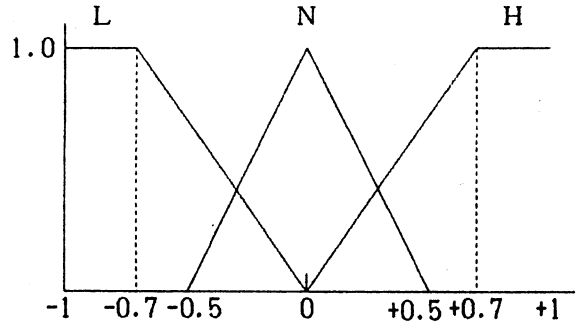


図２　前件部のメンバーシップ関数形状

図２で；　　L：低い電圧
N：正常電圧
H：高い電圧

$$\text{ノルマライズされた電圧} = \frac{(\text{実測電圧} - \text{規定電圧})}{\text{規定電圧}} \qquad (1)$$

次に後件部ではモータ等の主要部品の故障している確率が図３のようなメンバーシップ関数で与えられる。

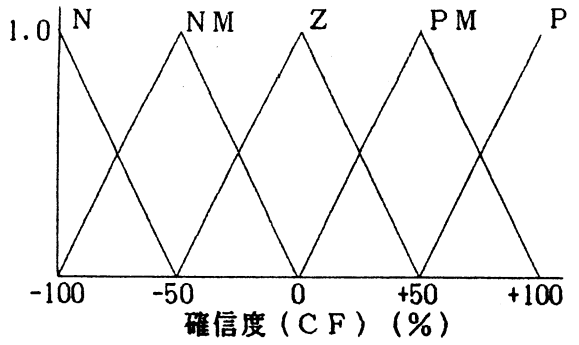


図３　後件部のメンバーシップ関数形状

図４で；　　N　：故　障
NM：ほぼ故障
Z　：不　明
PM：ほぼ正常
P　：正　常

表６に図２、３、を用いて作成したルール例を示す。

5. 故障部品の推定と実際との比較

5.1 故障部品の推定のまとめ

表６に示したルールを用いて、ファジィ推論演算の結果の一例を表７に示す。

表６　故障推定についてのルール表（例）

ルール番号	前件部				後件部			
	A-B	C-D	A-E	B-C	電源	センサ	アンプ	モータ
1	L	L	L	L	N	N	Z	Z
2	N	H	N	N	Z	N	Z	N
3	N	N	H	N	Z	Z	N	N
4	N	L	L	L	NM	Z	N	Z
5	H	H	H	H	N	PM	Z	N

故障現象：温度が急変（信号）したのに
モータが回転しない。

表７　推定結果

入力情報	電　源	センサ	アンプ	モータ	備　考
ややＬ	CF60%で ほぼ故障	CF30%で ほぼ故障	不　明	CF30%で ほぼ故障	電源の故障 確率が最も高い
ややＨ	CF30%で ほぼ故障	CF30%で ほぼ故障	CF80%で 故障	CF30%で ほぼ故障	モータの故障 確率が最も高い

6. まとめ

本報告では、「電子回路の数カ所の電圧のデータから、故障している部品を推定する」という研究をおこなってきた。そして、次のような知見を得た。

(1) 故障推定ルールに故障に確信度(ＣＦ値)を用いて推定演算を行った。
(2) 出力故障（モータ回転せず）の推定において、故障部位（部品）を高いＣＦ値で検出できることが認められた。
(3) 故障の推定部品と実際の故障部品を比較し、ほぼ良好な合致性が認められた。

今後の課題としては、次のことがあげられる。

推定ルールを多くし、かつ後件部の合成方法を検討することにより、故障部品について推定と実際との合致性を高めて行きたい。

参考文献

(1) Ｊ.Ｌ.アルティ・Ｍ.Ｊ.クームス：エキスパートシステム,啓学出版,1987
(2) 越川・植草・村田：実務にすぐ役立つ信頼性技術,日刊工業新聞社，1982
(3) 上野晴樹・小山照夫：エキスパートシステム,オーム社,1988
(4) 上野晴樹：知識工学入門,オーム社,1985

問い合わせ先：〒903-01
沖縄県中頭郡西原町字千原１番地
琉球大学 工学部
機械工学科
村田　忠
TEL 098-895-2221（内2719）

TB4-2

再検索機能を持つファジィ・データ検索システム

Fuzzy Date Retrieval Systems with Self-Adjustment

中島　信之
Nobuyuki Nakajima
富山大学経済学部
Toyama University

般若　裕子
Yuko Hannya
富山大学経済学部
Toyama University

醍醐　元正
Motomasa Daigo
和歌山県立医科大学
Wakayama Mdedical College

1．はじめに

前回のシンポジウムにおいて，顧客の満足度を考慮したファジィデータ検索システムについての発表をおこなった([1])が，そこで検討課題としてあげた

「検索物件が多すぎたり少なすぎたりしたばあいに，希望条件に自動的に変更を加え，検索物件数を適正なものにする」

ことを中心に改良を試みた([2])．その後さらに部分的な改良ではあるが，

1)中古車の例で，４つの特性のうち，走行距離を装備に変更した．

2)プログラム言語をBASICからC++に変更した．その結果，検索時間が飛躍的に短縮した．

3)システム全体あるいはプログラム中に発見された若干の誤りを正した．

などの改良をおこなった．以上について報告する．

2．満足度を考慮したファジィデータ検索システム

データ検索とは，通常，かくかくしかじかの条件を満たすデータをさがしてほしいという利用者の要求にしたがって，該当するデータをデータベースの中から見つけてくる作業のことをいう．本論文でわれわれがあつかうデータ検索はこれと少し違っている．顧客の要求する条件にもとづいて検索をおこなう点では同じだが，条件に該当するものを検索することを目的とするのではなく，顧客が最終的に満足できるような物件を見つけ出すことを目的としている．

われわれの検索システムでは，顧客の申告する希望条件は必ずしも正確ではないとの立場をとる．ひとつには希望条件が主観的あいまいさを含んでいるからであり，第２に，顧客の真の希望と異なる条件を希望として申告する傾向があるからである．このため，申告された条件を完全に満たす物件が見つかったとしても，それが顧客に十分な満足度を与えるかというと，そうとは限らないのである．

以上の立場をもう少しくわしく述べると，つぎのようになる([2])．

ⓐ実際の物件にあたっているうちに，しばしば条件は変更される．いろいろ見ているうちに，条件を満たしていないが気に入った物件が見つかったので変更という場合もあるだろうし，また最初は相場をよく知らないまま申告したが，その後相場に合わせて条件を修正するという場合もあろう．

ⓑ顧客は本当に希望する条件をそのまま申告するとは限らない．例えば，予算（予定金額）をそのまま申告すると，たいていの場合予算をオーバーした品物を「買わされてしまう」結果になることをわれわれは経験的に知っているので，いくらかサバを読んで申告する傾向がある．

ⓒ希望条件は，キリのいい数値を目安として選ぶことが多く，したがってそれを少々たりとも越えてはいけないという絶対的な限界とはいえない．

以上の３つの前提は，個々の特性の条件からみていえることだが，これに加えて，

ⓓ複数の特性を全体として評価するとき，例えば，

「少数の項目（特性値）について，条件を少しばかりオーバーしていても，残りの項目が満足できるならば，全体としてはじゅうぶん満足である」

というように，個々の項目の満足度は他の項目の満足度に依存しており，個々の項目だけでは決まらない条件の境界のあいまいがある．

われわれは，こういった不正確・あいまいな条件にもとづいて，顧客に満足を与える物件を検索するために，各項目ごとの満足度を求め，それらをファジィ推論によって総合満足度を求めることとした．

[問題設定]

1)**商品特性**：ある商品種Ｘは，その特性の集まり

$$x = (x_1, x_2, \cdots, x_k)$$

によって表される．

2)**物件リスト**：商品リスト内には，Ｎ個の物件

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ik}), \quad i=1,2,\ldots,N$$

が格納されている．

3)**希望の申告**：顧客は希望する物件を，その特性値についての条件値を

$$C=(C_1, C_2, \cdots, C_k)$$

と申告する．

ここで，C_jは第j番目の特性値に関する条件値であって，数値の小さい方が望ましい特性値については，C_j以下（$x_j \leqq C_j$）を，ぎゃくに数値の大きい方が望ましい特性値のばあいは，C_j以上（$x_j \geqq C_j$）を，また離散的な特性値については，$x_j=C_j$を表すものとする．

4)物件の検索：顧客の申告した希望条件

$$C=(C_1, C_2, \cdots, C_k)$$

と，物件iの特性

$$x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ik})$$

を比較して各項目ごとの満足度を求め，それらを総合して，総合満足度が高い物件を提示する．

例1．本発表では，これまでと同じく「中古車の検索システム」を例にしているので，これからそれについて述べる．中古車の特性について，

（価格，年式，装備，色）

の４つに注目する．これらのうち，価格は数値が小さい（安い）ほど望ましい特性で，年式は大きい（新しい）ほどよい．また，色や装備は離散的な特性である．

これから，各物件のある特性に関する満足度を求め方を，小さい方が望ましい特性値Xを例に示す．顧客の申告条件値はCであるとする．すなわち，

$$x \leqq C \qquad (1)$$

とする．ひとはつねに真の条件値よりいくらか低く申告するものという前提から，Cに対して２つの境界値，真の条件値c_0と限界値c_Lが定まる．すなわち，

$$C \leqq c_0 < c_L$$

なるc_0とc_Lが定まり，特性値xに関しては

$x \leqq c_0$ ならば真の条件を満たしており，

$x > c_L$ ならばこの商品は対象外である

と考える．

ところで，c_0以下ならば100パーセント満足で，c_Lを越えると満足度は０になるので，満足度を表すファジィ集合Sを，これらの境界値によって，例えば三角型のファジィ集合

$$S(x)=\mu_S((x-c_0)/(c_L-c_0)) \qquad (2)$$

というように定めることができる．ただし，

$$\mu_S(t)=\begin{cases} 1, & t \leqq 0 \\ 1-t, & 0 \leqq t \leqq 1 \\ 0, & 1 \leqq t \end{cases}$$

である．

例２．特性Xを価格,条件を「C＝100万円以下」とする．

もし，２万円程度の超過までは問題がなく，10万円以上の超過は限界を越えている，と感じられるならば，

$$c_0=102, \quad c_L=110$$

とおける．こう決めると,例えば107万円の物件の満足度は

$$S(107)=\mu_S((107-102)/(110-102))$$
$$=\mu_S(.625)=.375$$

と計算される．

このようにして求められた，物件xのk個の特性値に関する満足度を

$$(S_1(x_1), S_2(x_2), \cdots, S_k(x_k))$$

と書く．これら項目ごとの満足度をファジィ推論法によって総合し，総合満足度を求める．

下の表１で示すのは推論ルールの１例で，「中古車検索システム」に用いたものである．ルールのIF部の入力は項目数と項目ごとの満足度の２変数で，THEN部の出力変数は総合満足度である．入出力を結ぶファジィ関係としてマムダニの含意を採用し，出力値（総合評価値）の決定はMin-Max-重心法による．

表１は「中古車検索システム」のために，k＝４として作られたルールである．もし，kが変わればルールの数を変えることも必要だろうし，ルールの内容に変更を加えることも必要になるであろう．

表１．総合満足度決定のルール

ルール１…IF非常に多くの項目について満足度が非常に高ければ，THEN総合満足度は非常に高い．

ルール２…IF半分くらいの項目について満足度が１でかつ残りの項目の満足度が高ければ，THEN総合満足度は非常に高い．

ルール３…IF多くの項目について満足度が高ければ，THEN総合満足度は高い．

ルール４…IF半分くらいの項目について満足度が非常に高く残りの項目の満足度が非常に高くなければ，THEN総合満足度は高い．

ルール５…IF半分くらいの項目について満足度が高く残りの項目の満足度が高くなければ，THEN総合満足度はやや高めである．

ルール６…IF半分くらいの項目について満足度が低く残りの項目の満足度が低くなければ，THEN総合満足度はやや低めである．

ルール７…IF多くの項目について満足度が低ければ，THEN総合満足度は低い．

ルール８…IF非常に多くの項目について満足度が非常に低ければ，THEN総合満足度は非常に低い．

ルール９…IF半分くらいの項目について満足度が非常に高く残りの項目の満足度が非常に低くなければ，THEN総合満足度は低い．

ルール10…IF半分くらいの項目について満足度が０で残りの項目の満足度が０でなければ，THEN総合満足度は非常に低い．

表１における項目数，項目ごとの満足度および総合満足度の各ファジィラベルのファジィ集合を決め方，総合評価値の求め方については前回報告した．

３．再検索機能

この検索システムの目的は，あくまで，顧客の満足を最大にする物件を見つけてくることにある．

顧客の満足を得るためには，①顧客の申告した条件に字面にではなく，その暗示するところに忠実であることがたいせつであるが，それと同時に，②顧客が自らの意志で選択したと感じられることもたいせつである．

こういう点から，われわれは，顧客が満足を感じるであろう可能性の高い物件を全て，しかも選択が困難にならない範囲の件数で提供すること，を重要と考える．じっさい，われわれが全体を見わたして的確な判断がくだせる個数は７ないし８個，多くてせいぜい10個程度といわれており，提示件数が多すぎると選択がやりにくくなるものである．

したがって，われわれとしては，第１回の検索で該当件数が多すぎるときにはこれを減らし，逆に少なすぎるときには増やすような方向で，第２回の検索をやることを考えた．

すなわち，初めの検索で該当件数が多く，しかも全体として総合満足度が高いときには，顧客の申告した条件が低すぎると考えられるので，これをいくらか強めて該当物件をしぼるように修正して再検索する．逆に少なすぎるときは，顧客の条件が過大であるということなので，条件をゆるめて再検索する．

そのため，われわれは，第１回の検索結果から，再検索をおこなうべきか否かの判断，また再検索をする際の条件の変更を，ファジィ推論によって決めることとした．今回の応用例で採用した推論ルールは表２のとおりである．

表２．条件変更のルール

ルール１…IF該当件数が非常に多くかつその満足度が全体的に高ければ，THEN希望条件を強める
ルール２…IF該当件数が非常に多くかつその満足度が全体的に高くなければ，THEN希望条件を少し強める
ルール３…IF該当件数が多くかつその満足度が全体的にやや高ければ，THEN希望条件をやや強める
ルール４…IF該当件数が少なくかつその満足度が全体的に低ければ，THEN希望条件を少し弱める
ルール５…IF該当件数がほとんどなければ，THEN希望条件を弱める

また，該当件数と総合満足度についてのファジィラベルのファジィ集合は，

非常に多い：　△（20，25，∞）
多い：　⏢（8，15，20，25）
少ない：　△（0，4，8）
ほとんどない：　△（0，0，4）

で与える．ここで，△（ａ，ｂ，ｃ）は，ｂを頂点とし，ａ，ｃをそれぞれ両端とする三角型のメンバーシップ関数を，⏢（ａ，ｂ，ｃ，ｄ）はａで０から立ち上がり，ｂからｃの間で１，ｄで０になる台形型のメンバーシップ関数を表す．

また，例えば，ルール１の「全体的に高い」は，総合順位iの⏢(9，11，12，14）のグレードと，満足度のグレード△（.7，.8，∞）とのΛ（Min）をとり，iに関するMaxとして定める．

入力画面を図１に，第１回目の検索結果と再検索したときの結果を図２と図３に示す（次ページ）．

場合によっては，再検索の結果でもなお該当物件が多すぎたりあるいは少なすぎるということは起こる．しかしそういうときは，もともとの希望条件が，相場からあまりにもかけ離れていたことが原因であろうとみなせるので，顧客に条件の再検討を願うこととして，再々検索は考えない．

４．その他の改良について

1)すでに，２節，例１に示したとおり，中古車の特性の１つを

走行距離　→　装備

に変更した．変更の理由は，第１に，走行距離は年式におおまかに比例し，また価格にも反映しているので，独立した特性とするには不十分であること，第２に，中古車に関する情報として走行距離は必ずしも重要視されていないこと，の２点である．

装備については

(AC，PS，PW，CS)

の４種に注目した．ここで，ACはエアコン，PSはパワーステアリング，PWはパワーウィンドー，CSはカーステレオを表す．これらの装備に関して

(AC＝7，PS＝3，PW＝1，CS＝5)

なる重みづけを与え，基本的には，希望に対する搭載装備の得点の重み付き平均値をもって装備に関する満足度とした．

2)プログラム言語をBASICからC++に変更した．その結果，処理時間が飛躍的に短縮し，これまで処理時間の関係で敬し遠ざけていた新たな処理をおこなうことも可能になった．

特性間に，例えば，

価格＞装備＞年式＞色

という**優先順位**をつけたり，あるいは，価格に関して

「100万円以上は絶対に出せない」

というような絶対条件を設定するというようなことなどが考えられる.

さらに，あらかじめ「相場」を入力しておき，相場からあまりにもかけ離れているときには，希望条件を相場に合わせて自動修正することも今後の課題としてあろう.

また，入出力画面も改めた.

このほか，もとのシステムでは，処理時間短縮のため省略していたいくつかの簡便法を正規なものに改めた.

参考文献

[1] 般若　裕子，中島　信之，満足度を考慮したデータ検索システム，第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.341-344，1992

[2] 中島　信之，般若　裕子，顧客の満足度を考慮したデータ検索システム，第２回ファジィワークショップ講演論文集，pp.57-65，1992

[問い合わせ先]
〒930 富山市五福3190
富山大学経済学部経営学科
中島　信之
TEL 0764-41-1271 (ex.2685)
FAX 0764-33-8744

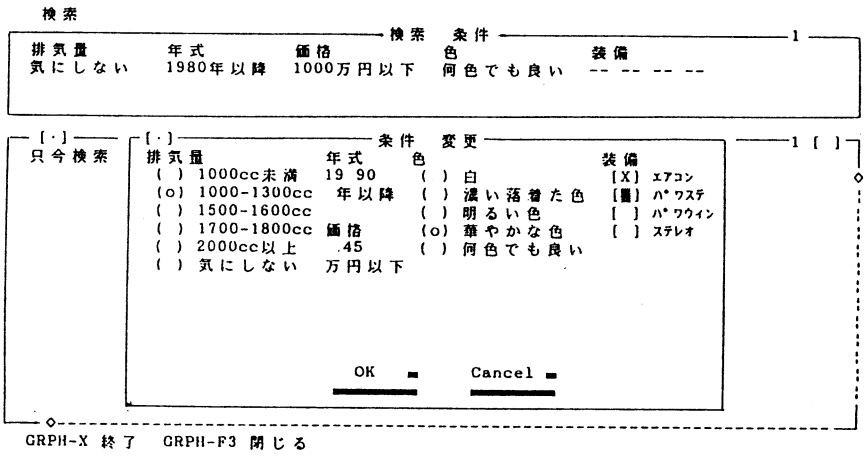


図１．入力中の画面

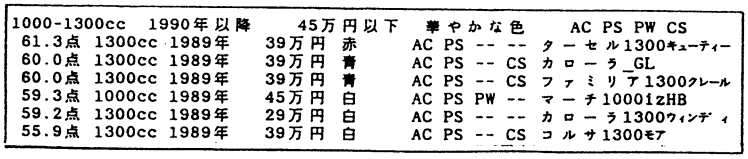


図２．第１回の検索結果--50点以上を表示

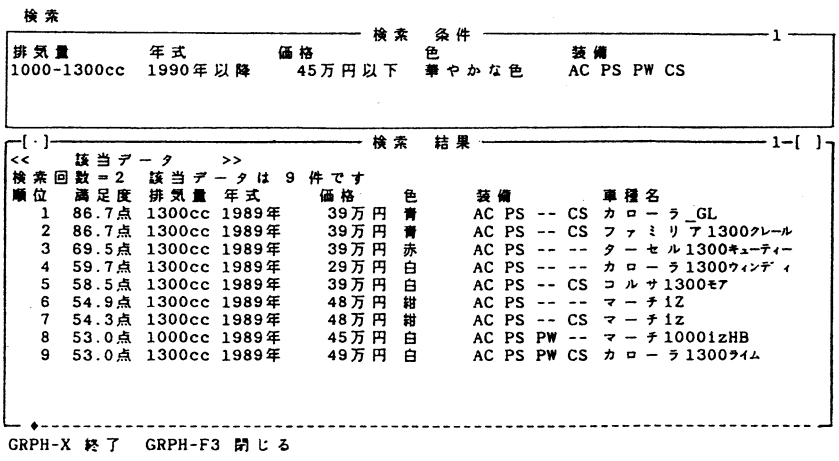


図３．第２回の検索結果

TB5-1

ファジィ心臓弁膜症診断システム

Application of A Fuzzy Diagnosis Method To Valvular Heart Disease

鳶 敏和 Toshikazu Tobi — ダイダン株式会社 技術研究所 Technical Research Laboratory.DAI-DAN Co..Ltd.

渡辺浩之 Hiroyuki Watanabe — ノースカロライナ大学コンピュータ・サイエンス学科 Department of Computer Science.University of North Carolina

ウィリアム J. ヤコウェンコ William J. Yakowenko — ノースカロライナ大学コンピュータ・サイエンス学科 Department of Computer Science.University of North Carolina

ヨン ミー キム Yong-Mi Kim — メリーランド大学コンピュータ・サイエンス学科 Department of Computer Science.University of Maryland

安倍次郎 Jiro Anbe — 帝京大学医学部 第二外科 2nd Department of Surgery.Teikyo University School of Medicine

Abstruct We have applied the diagnosis method proposed by D.Norris, B.W.Pilsworth and J.F.Baldwin to the diagnosis of valvular heart diseases. This method uses concepts from fuzzy set theory and consists of two independent methods: discrimination analysis and connectivity analysis.

We performed the experiments in order to evaluate effectiveness of the proposed diagnosis methods. Also, we extended the original method to handle partial manifestation of symptoms and severity of diseases by using fuzzy sets. In addition, we introduced the concept of prototypicalness of patients with a particular disease to improve the performance of the diagnosis. The results of the experiments are very promising for the discrimination analysis. In the best case, we achieved a rate of true positive diagnosis of 81% while maintaining a rate of false positive diagnosis at the low level of 10%[3]. The connectivity diagnosis method proposed by D.Norris, et al.[1] produced disappointing results in our experiments. In exploring the reasons for this, we designed a new algorithm which is both more intuitive and more effective. We report the quantitative results of the experiments.

Keywords: diagnosis, fuzzy set theory, valvular heart disease, prototypical index.

1.はじめに

D.Norrisらは、過去の事例を表にした記録に基づく診断法を提案した[1]。診断法には、その記録表の解釈にファジィ集合論の着想が使われている。さらに、それを急性腹部疾患の診断に用いた報告では、中堅臨床医の能力よりも優れているという。しかし、その結果は、診断能力の臨床医との量的な比較を行ったわけでも、量的なデータの用意をしたわけでもなく、性質上の解説を与えたに過ぎない。

われわれは、かれらの診断法の有効性を量的に評価することに興味を抱いた。ただし、最終的な目的の１つは、建築設備分野の設備保全システム（設備機器の故障診断）に有効な診断法を決めることである[2]。実験では、ファジィ集合論によって、疾患の激しさや症状の現れの一部分をうまく処理する独自手法を原型の診断法から拡張した。また、診断性能を改善するために、特有の疾患をもっている患者に対して、模範性の概念を導入した。この概念は、診断能力の改善の他、効果的な訓練データの選定に使った。

さて、われわれは、かれらの診断法の量的な評価を得るため、心臓弁膜症を診断する実験を行った。選定した理由は、かなり詳しいデータが利用できるからである。実験の結果からは、区別解析が非常に有望である[3,4]。この実験では、連結性解析による診断法は、期待はずれの結果をもたらした。だが、この理由を探求している中で、より多くの直観力のある、かつ効果的である、新しい演算法を設計した。本文では、連結性解析におけるファジィ拡張、新しい演算法、心臓弁膜症診断の量的な結果等を報告する。

2.診断法

原型の診断法は、区別解析および連結性解析の２つの独立した部分から成っている。この項では、連結性解析からのファジィ拡張や新しい演算法の部分を簡潔に論評する。

2.1.D.Norrisらの連結性解析の原型

原型の診断法では、特有の疾患をもっている患者らの訓練データの集合から1対の知識ベースを生成する。知識ベースは、肯定的な連結の知識ベース$\{P_{D_j}\}$と否定的な連結の知識ベース$\{N_{D_j}\}$である。P_{D_j}は、疾患d_j上の集合対$\{(Q_i,e_i)\}_j$で表され、表4の肯定的な候補表における第i番目の連結値e_iと症状の群Q_iを意味する。一方のN_{D_j}は、$\{(R_i,f_i)\}_j$で表され、否定的な候補表における第i番目の連結値f_iと症状の群R_iを意味する。疾患別の1対の連結表は、例えば、表2の肯定的な連結表のような、表1の列に相当するいくつかの症状パターンにおける任意の２つの症状間の連結値の集合で構成される。連結値は、Atkinの連結性理論[5]の拡張演算で求める。ここで、d_jに属する第k番目の症状パターンの症状s_iの現れa_iを$x_{Incidence}(i,j)_k$で定義する。これは、肯定的な連結表の作成要素を表す。また、否定的な連結表の作成要素は、式1の演算結果$x_{Complement}(i,j)_k$である。

$$x_{Complement}(i,j)_k=1-x_{Incidence}(i,j)_k \cdots \text{式1}$$

診断は、1対の知識ベースに関して、患者の症状パターンのパターンマッチのようなもので、各患者を診断する。双方は、ファジィ集合の所属度で取り扱われる。その結果は、平均化である。最終的な診断は、解の候補から選ぶ。

疾患別の解の候補は、観測された症状パターンにおける関係のある症状の項目数の、知識ベース上の各連結値における症状の項目数に対する割合の重み付き計算結果を、疾患名とともに提案する。関係のある症状は、各連結値、あるいは肯定的および否定的な連結の知識ベースで異なる。

2.1.1.診断の対象

知識ベース作成の資料は、過去の記録表を用いる。表1は、疾患の群$D=\{d_j\}$上の第1番目の疾患d_1をもつ患者

の群P^1 = $\{p_k^1 | k=1,\cdots,10\}$が提示する症状パターンの群$T^1=\{t_k^1 | k=1,\cdots,10\}$と症状の群$S=\{s_i | i=1,\cdots,3\}$の関係を表している。症状$s_i$の現れ$a_i$は、[0,1]区間の1つの数値で$s_i$の確からしさの度合を表す。患者$p_5$の例は、症状パターン$t_5=\{0.8,0.6,0.1\}$を提示している。

	p_1^1	p_2^1	p_3^1	p_4^1	p_5^1	p_6^1	p_7^1	p_8^1	p_9^1	p_{10}^1
s_1	0.9	0.8	0.4	0.9	0.8	1.0	0.7	0.8	0.7	0.8
s_2	0.6	0.8	0.7	0.4	0.6	0.9	0.3	0.7	0.4	0.6
s_3	0.2	0.2	0.1	0.2	0.1	0.5	0.2	0.3	0.1	0.1

表1.d_1に関する過去の記録データ

2.1.2.連結値

s_iおよびs_jの2症状間の連結値は、式2で求める。

$e_{ij}=\{\Sigma_k \mathrm{Min}(a_i,a_j)\}/\{\Sigma_k \mathrm{Max}(a_i,a_j)\}$…式2

ここで、kが第k番目の症状パターンを、a_iが第i番目の症状s_iの現れを、a_jが第j番目の症状s_jの現れを意味する。連結値e_{ij}は、連結の次元数を示している。

2つの連結表は、症状の発生ベクトルの類似点を測定することで、生成される。患者らが提示した各症状は、特徴を説明する影響力をもっている。これらの影響力は、お互いに比較される。その類似度、すなわち連結値は、発生頻度を少しも考慮に入れていない。2つの症状が全く同じ患者らの集合から提示されるならば、それらの類似度は1.00である。たとえ訓練データが大きくても、これらの症状の群は珍しい。訓練データにおける症状の群は、各部分集合が連鎖を通して、類似の一定の量Lについて、完全に接続される。表2では、表1の疾患d_1に関する肯定的な連結表を表している。類似の一定量Lは、0.05である。連結値の見出しは、第1番目の1.00から第21番目の0.00である。

s_1	s_2	s_3	
1.00	0.70	0.25	s_1
	1.00	0.35	s_2
		1.00	s_3

表2.肯定的な連結表

全症状は、第1～6番目の連結値1.00～0.75で自己連結している。また、s_1およびs_2は、第7～13番目の連結値0.70～0.40で相互連結している。さらに、s_3は、第7～13番目の連結値0.70～0.40で自己連結している。加えるに、s_2およびs_3は、第14番目の連結値0.35で相互連結している。なお、s_1は、既にs_2と相互連結している。すなわち、全症状は、第14番目の連結値0.35で相互連結する。最後に全症状は、第15～21番目の連結値0.30～0.00で相互連結している。否定的な連結表の説明は、割愛する。

2.1.3.連結の知識ベース

肯定的および否定的な連結の知識ベースは、$\{P_{Dj}\}$および$\{N_{Dj}\}$で表され、疾患別の集合対の集合で構成される。表3は、表1の疾患d_1に関する過去の記録データから得られた肯定的な準備表を表している。連結値0.00では、全ての症状の影響力は、お互いに一致する。ただ1つの部分集合は、症状の群の全体から形成される。類似のますます増加する段階では、より低い段階から束縛するものは、より小さく、より少ない構成要素にばらばらに分解される。

連結値		症状の群Q_l
e_1	1.00	$\{s_1\},\{s_2\},\{s_3\}$
e_7	0.70	$\{s_1,s_2\},\{s_3\}$
e_{14}	0.35	$\{s_1,s_2,s_3\}$

表3.肯定的な準備表

知識ベース作成の候補は、準備表の各連結値を下から上へ辿るとき、すぐ下の連結値で選択された症状の群の中から、最大の部分集合で、しかも2つ以上の要素を含む症状の群を選び出していく。表4は、肯定的な候補表を表す。

連結値		症状の群Q_l
e_7	0.70	$\{s_1,s_2\}$
e_{14}	0.35	$\{s_1,s_2,s_3\}$

表4.肯定的な候補表

連結値は、0.00で始まっている。候補表の中には、つぎのより高い連結値に向かって、唯一の最も大きい部分集合が保存される。その結果は、頂上に向かって、最も小さい部分集合をもつマウンテンビークが形成される。最終的な知識ベースは、各連結値に対して、ただ1つの相互結合する（連鎖の）集合を選び出す。疾患d_j上の決定する集合対の集合P_{Dj}は、$\{(Q_l,e_l)\}_j$で表される。なお、P_{Dj}は、$\{P_l | l=1,\cdots,21\}_j$でも表せる。例えば、$P_{D1}$の第14番目の集合対$P_{14}$の連結値$e_{14}$は、0.35が与えられる。また、$P_{D1}$の$P_{14}$の症状の群$Q_{14}$は、$\{s_1,s_2,s_3\}$で表される。2つの候補表のうちの1つは、疾患の肯定的な証拠を表す。また、一方の表は、疾患の否定的な証拠を表す。

2.1.4.診断

観測された症状パターンの中で、関係のある症状の群を$_{Observed}S$で定義する。$_{Observed}S$は、[0,1]区間の1つの数値で得られた症状の現れa_iを、しきい値処理することによって、{0,1}に変換し、その結果の要素が1である症状の群を意味する。力強い診断は、大量の肯定的な証拠と小量の否定的な証拠の双方が一致している結果である。

肯定的な連結性解析手段による加重平均π_jと否定的な連結性解析手段による加重平均ν_jは、式3,4で求める。

$\pi_j=\{\Sigma_l e_l \cdot p(Q_l | {}_{Observed}S)\}/\{\Sigma_l e_l\}$ …式3

$\nu_j=\{\Sigma_l f_l \cdot p(R_l | {}_{Observed}S)\}/\{\Sigma_l f_l\}$ …式4

ここで、jがDの第j番目を、lが連結値の第l番目を意味する。また、$p(Q_l | {}_{Observed}S)$は、Q_lの症状の項目数に対する$_{Observed}S$の中で、Q_lに関係のある症状の項目数の割合を意味する。d_jに関する指標δ_jは、式5のπ_jとν_jの組み合せ計算で求められる。すなわち、診断解の候補は、D上の分配$\{\delta_j\}$なる集合で得られる。

$\delta_j=\{x_{Large}(\pi_j)+x_{Small}(\nu_j)\}/2$ …式5

ファジィ集合LargeおよびSmallは、$x:[0,1]\rightarrow[0,1]$なるメンバーシップ（所属度）関数によって、それぞれをx_{Large}（式6）、x_{Small}（式7）で特性付けている。

$x_{Large}(\pi_j)=\pi_j^{1/2}$ …式6

$x_{Small}(\nu_j)=1-\nu_j^{1/2}$ …式7

解の候補は、いづれの疾患についても[0,1]区間上のある値をとる。直観では、1は疾患の徴候がかなり強い。逆に、0は疾患の徴候がかなり弱い。0.5は、中立である。

2.2.ファジィ拡張

原型の診断法では、症状の現れは、[0,1]区間の1つの数値をしきい値処理することによって、{0,1}の2値に変換している。われわれは、あいまいな症状の現れを、その強さに応じて、[0,1]区間上の実数値で表す拡張をした。

例えば、S_iが症状s_iを提示する患者の群を表すものとすると、患者p_kが提示するs_iの現れの強さが中間程度であれば、式8のように、その強さは0.5で表現する。

$\mu_{Si}(p_k)=0.5$ …式8

μ_{Si}は、ファジィ集合S_iを特性付ける所属度関数を表す。さらに、症状表現および診断計算法は、あいまいな症状の現れに適応させるため、修飾する必要がある。原型で

は、患者p_kが提示する症状パターンt_k（$_{observed}S$）$=\{s_1, s_2\}$を式9のように、{0,1}で表した。一方、ファジィ拡張では、t_kは式10のような実数値で表される。

$$t_k = \{ \underset{s_1}{1} \quad \underset{s_2}{1} \quad \underset{s_3}{0} \} \quad \cdots式9$$

$$t_k = \{ \underset{s_1}{1} \quad \underset{s_2}{0.8} \quad \underset{s_3}{0} \} \quad \cdots式10$$

ある症状の現れは、所属度関数μt_kで与えられる。例えば、症状s_2の現れは、$\mu t_k(s_2)=0.8$である。血圧(AOs)の例では、《正常=100以上150mmHg未満》、《低い=100mmHg未満》および《高い=150mmHg以上》で、範囲付けられる。症状パターンは、式11の３つの値で作成される。

$$t_k = \{ \underset{AOs\text{-}low}{0.9} \quad \underset{AOs\text{-}normal}{0.2} \quad \underset{AOs\text{-}high}{0} \} \quad \cdots式11$$

一方、診断計算法は、式3,4の$p(Q_i|_{observed}S)$および$p(R_i|_{observed}S)$の算出に手を加える必要がある。例えば、割合$p(Q_i|_{observed}S)$は、しきい値0ならば、式12で算出される。|X|は、集合Xの要素数を導く。すなわち、$_{observed}S$は、しきい値0で、症状の群Sに等しい。

$$p(Q_i|_{observed}S)=\Sigma_i \{|s_i \cap Q_i|\}/|Q_i| \quad \cdots式12$$

症状s_iの現れa_iを考慮したS上のファジィ集合Aを式13で定義する。したがって、式12は、式14で表される。

$$A=\{(s_i,a_i)|i=1,\cdots,3\} \quad \cdots式13$$

$$p(Q_i|A)=\Sigma_i [a_i \cdot \{|s_i \cap Q_i|\}]/|Q_i| \quad \cdots式14$$

2.3.原型の問題点

連結性解析には、２つの基本的な問題が内在している。

最初の問題は、症状の発生ベクトルの類似点の測定によって、症状の群を疾患別の症候群にまとめることが非常に優れた指標ではないことである。これは、ノイズに影響を受け易い。例えば、２つ以上の疾患をもつ患者が提示する症状パターンは、各疾患について、症状の群を典型的に提示するであろう。それは、ある疾患が原因した症状の群を自動的に決定するための単純な内容ではない。さらに、連結値の計算には、発生の頻度が少しも考慮されていない。

２つ目の問題は、ある疾患が２つ以上の症候群をもっているかもしれないのに、ただ１つの、しかも単峰のマウンテンピークによって、全てがコード化されることである。

2.4.新しい演算法

１つの直観的な試みは、症状の発生ベクトルの類似点を測定するだけでなく、症状の発生頻度もまた、症状間で比較することである。これは、ある疾患以外の他の全ての疾患の存在によって、発生するノイズの影響を除去できる。

また、最終的な知識ベースには、全ての部分集合を保存しておく。すなわち、これによって、たくさんのマウンテンピークが形成されたままの状態が保存される。そのことで、１つの症候群以外の全ての症候群を無視する問題が除去できる。当然、診断の強さは最も高いピークにかかる。

3.患者記録

実験に用いた過去の記録は、1985年4月から1991年10月までの6年半の間、帝京大学医学部第2外科で診断された患者が選ばれた。患者の総数は、89人であった。心臓弁膜症の患者は、表5の８つの弁疾患が診断された。

疾患	数
1.僧帽弁狭窄症(MS)	37
2.僧帽弁閉鎖不全症(MR)	49
3.大動脈弁狭窄症(AS)	21
4.大動脈弁閉鎖不全症(AR)	52
5.肺動脈弁狭窄症(PS)	8
6.肺動脈弁閉鎖不全症(PR)	1
7.三尖弁狭窄症(TS)	0
8.三尖弁閉鎖不全症(TR)	15

表5.疾患別の患者の分布

病歴分析の結果によれば、PRは1症例のみで、TSは1症例もなかった。したがって、その２つの疾患は、診断実験に用いなかった。

疾患の総数は、延べ183件あった。心臓外科医の検討の結果、47種類の異なる症状の項目から疾患同志を区別する上で、最も重要な19項目を選び出した。

それらの19症状項目は、表6のように、３つの群へ分類された。

第3群の平均右房圧(RAm)から大動脈拡張期圧(AOd)までの11症状項目は、心臓カテーテル検査で得られる。

ファジィ表現は、第3群の症状の項目にだけ適用できる。他の症状は、項目の中のいくつかの分類（個別的な値）の中からふさわしい１つが与えられる。

表6.診断に用いた症状の項目

第1群(2症状項目)
- A.心雑音
  - 1.心雑音の性状(feature)
  - 2.心雑音の最強点(PMI)

第2群(4症状項目)
- A.胸部X線写真
  - 3.肺野
  - 4.心陰影
- B.心エコー図
  - 5.弁の硬化・肥厚及び狭窄
  - 6.弁閉鎖不全

第3群(13症状項目)
- A.心臓カテーテル検査
  - 7.平均右房圧(RAm)
  - 8.右室収縮期圧(RVs)
  - 9.右室拡張期圧(RVd)
  - 10.肺動脈収縮期圧(PAs)
  - 11.肺動脈拡張期圧(PAd)
  - 12.肺動脈平均圧(PAm)
  - 13.肺毛細血管嗅入圧(PCWP)
  - 14.左室収縮期圧(LVs)
  - 15.左室拡張期終末圧(LVed)
  - 16.大動脈収縮期圧(AOs)
  - 17.大動脈拡張期圧(AOd)
- B.心機能
  - 18.心係数(CI)
  - 19.左室駆出分画(LVEF)

4.データの選定

89人の患者データは、訓練データおよび試験データに分類される。訓練データは、2.項で議論した連結の知識ベースの生成に用いられる。また、残った患者データは、試験データに使われる。訓練データの選定法の１つは、確定した記録の中から年代順に選ぶことである。ただし、訓練データには、６つの疾患が含まれている必要がある。全ての疾患は、年代順に最初の24患者例に表されている。他の方法は、何かの基準に基づく訓練データを選ぶことである。

5.模範性の測定

訓練データの中で、ある患者記録がたった１つの疾患をもっているなら、その疾患が観測された全ての症状の根源であることは明らかである。訓練データにそのような模範的な記録だけが存在するなら、理想的である。だが、そんな記録は、全ての疾患に利用できることはめったにない。

5.1.使用法

この問題に対処するために、実験では、模範的指標(PI: prototypical index)を導入した。PIは、おのおのの患者記録および疾患について、計算する。ある記録がいかに模範的であるかを測定することは、訓練データの適切な選択を自動化する、模範的でないデータに基づいた診断結果に対する信頼度を低くするという２つの意味をもっている。

第１の条件は、各疾患に対して、最も高いPI値を有する記録をただ単に選択するだけで達成される。方法には、各疾患について、ある一定数の記録を対象に、あるしきい値を超えるPI値をもつ全ての記録を選んだり、上位５つの記録やそれらの中からあるしきい値を超える３つまでを選ぶなどの組み合せのいづれかが選択できる。簡単のため、実験では、各疾患について、上位から４つの記録を選んだ。

第２の条件は、ある疾患に対する元の診断結果に、その疾患に関する訓練データのPIの平均値を掛けることで、各疾患の診断の強度を調整する。診断の強度は、診断結果の0.5からの距離をいう。実際の計算は、0への調整や負値の増加を防ぐため、式15の変換を行わなければならない。ここで、δ_jがd_jの元の診断結果を、δ'_jが変換結果を、PI_jがd_jに関する訓練データのPIの平均値を表す。

$$\delta'_j=(\delta_j-0.5)\cdot PI_j+0.5 \quad \cdots式15$$

5.2.疾患の激しさ

MRおよびAR以外の疾患では、その疾患の激しさが低い程度、普通の程度および激しいレベルが与えられる。また、MRおよびARは、より激しいレベルが附加されるが、このレベルはたった１人に現れたに過ぎず、激しいレベルへ併合した。その表現には、表7の数に関するコード化を用いた。

コード	激しさ
0	現れない
1	低い程度
2	普通の程度
3	激しい
4	より激しい

表7.疾患の現れ

例えば、低い程度のMSと激しいレベルのARは、このコード化を使って、式16で表される。さらに、ある患者の疾患の現れは、低い程度や普通の程度、あるいは普通の程度や激しいレベルのような、２つのレベル間における中間の病状で分類される。2.5の中間の数値は、式17で表される。

$$\begin{array}{lccccccc} & MS & MR & AS & AR & PS & TR & \\ t_1^d=\{ & 1 & 0 & 0 & 3 & 0 & 0 & \} \end{array} \cdots式16$$

$$\begin{array}{lccccccc} & MS & MR & AS & AR & PS & TR & \\ t_2^d=\{ & 0 & 2.5 & 0 & 3 & 0 & 0 & \} \end{array} \cdots式17$$

ARに関する訓練データ t_2^dは、t_1^dよりノイズを多くもつ。PIは、ファジィ化する前の疾患の激しさの生の値を基に、その現れの程度を[0,1]区間の１つの数値で表した。

5.3.計算

検査する疾患に対して、ある患者記録がいかに模範的データであるかの度合は、式18の２つの要因の積で求める。

$$PI=f_1\cdot f_2 \quad \cdots式18$$

f_1は、ある疾患の現れの強い度合を表現している。一方、f_2は、他の全ての疾患の現れの弱い度合を表すとともに、記録にどのくらいノイズが存在するかを表すものである。ここで、3のレベルの激しさをもつ疾患から計算したf_1の値を$f_1(3)$で、5の完全なノイズから計算したf_2の値を$f_2(5)$で表す。なお、f_1およびf_2の計算法やPIの有効性は、5th BMFSA文献[3]を参照されたい。

6.実験結果

実験では、異なる訓練データの使用、異なる症状の群の使用、ファジィ表現や非ファジィ化した症状および疾患の選択等、いくつものパラメータを変化させた。また、報告は主な結果に過ぎないが、可能な限り性能改善を行った。

6.1.訓練データ

年代上で選んだデータ（年代データ）は、年代順の最初の24患者例で、MSが13症例、MRが9症例、ASが4症例、ARが16症例、PSが1症例およびTRが3症例の合計46症例の疾患の現れをもっている。一方、特別に選び出されたデータ（模範データ）は、PI値にしたがい、各疾患について、模範的な４つの記録が選び出される。模範データもまた24患者例で、MSが8症例、MRも8症例、ASが4症例、ARが10症例、PSが4症例およびTRが4症例の合計38症例の疾患の現れをもっている。両例では、試験データを65患者例もつ。

6.2.統計手続き

患者は、最大４つの疾患をもち得る。それは、何個の疾患を考慮すべきかの決定に問題がある。診断は、ある患者がn個の疾患をもっているなら、あるしきい値以上の、いくら多くてもn個の疾患を可能性の値の順番に選び出す。その疾患が患者のもつ疾患の１つかどうかを、判定する。

6.3.結果

新しい演算法は、原型の連結性解析による診断法の期待外れの結果がきっかけで、開発された。実験では、原型の診断法と新しい演算法を対比して、いろんな訓練データに関する診断レートの比較を行った。原型の診断法では、真の明確な診断レート（TP）は30～55%を、偽の明確な診断レート（FP）は19～28%を達成した。一方、新しい演算法では、TPは47～70%を、FPは17～25%を生み出した。さらに、模範データの使用やPIによる最終的な診断の調整の結果によれば、TPは60～70%に、FPは17～20%に向上した。

7.おわりに

われわれは、D.Norrisらが提案した診断法の連結性解析の部分に関して、多くの実験を行った。ここでは、独自手法、すなわち症状の現れのファジィ処理や疾患の激しさのファジィ表現を紹介した。おのおのの疾患に対する模範性の概念や模範的指標(PI:prototypical index)は、訓練データの選択や最終的な診断の調整のために用いた[3,4]。なお、両方のPIの使用は、診断の遂行能力を改善させた。

標準的に医師は、このような条件の下、70%以上のレベルで正確な診断を生み出すことを期待する。実験では、原型の診断法と新しい演算法を対比して、様々な訓練データに関する診断レートの比較を行った。実験の量的な評価から原型の診断法では、真の明確な診断レート（TP）は30～55%を、偽の明確な診断レート（FP）は19～28%を達成した。一方、新しい演算法では、最適な設定の下、模範データの使用やPI調整の結果によれば、TPは60～70%に、FPは17～20%に向上した。だが、結果は、期待通りではない。

今後は、さらに進んで、もう少し大量の訓練データや試験データによる連結性解析の分析や診断能力の改善を行いたい。また、もう１つの診断法である区別解析は、空調設備自動診断のような、他の分野に適用するつもりである。

参考文献

[1] Norris,D.,et al."Medical Diagnosis from Patient Records - A Method Using Fuzzy Discrimination and Connectivity Analysis,"Fuzzy Sets & Systems, 23,pp.73-87,1987.

[2] 渡辺浩之,蒿敏和,"設備保全システム構築へのアプローチ,"平成3年度電気設備学会研究発表会,pp.27-30, 1991.

[3] 渡辺浩之,W.J.Yakowenko,Yong-Mi Kim,安倍次郎,蒿敏和,"Application of a Fuzzy Diagnosis Method to Valvular Heart Disease,"バイオメディカル・ファジィシステム研究会（BMFSA）第5回年次大会,pp. 79-89,1993.

[4] 蒿敏和,渡辺浩之,W.J.Yakowenko,Yong-Mi Kim,安倍次郎,"ファジィ区別解析の心臓弁膜症診断への適用," 第3回ノンエンジニアリング・ファジィワークショップ講演論文集,pp.77-80,1993.

[5] R.Atkin,"Mathematical Structure in Human Affairs,"Crane,Russak and Co,New York,1974.

問い合わせ先：　〒354 埼玉県入間郡三芳町北永井390
ダイダン株式会社技術研究所　蒿敏和
TEL.0492-58-1511　FAX.0492-58-7601

TB5-2

ニューラルネットワークとファジィを用いた牛枝肉格付システム

The System of Discrimination by Neuro-Fuzzy Techniques

後藤　啓一*　黒沢　正明**　高木　敏幸*　中西　祥八郎*
Kei-ichi GOTOH　Masa-aki KUROSAWA　Toshiyuki TAKAGI　Shohachiro NAKANISHI

* 東海大学　工学部
Faculty of Engineering, Tokai University

** 東芝エンジニアリング（株）
Toshiba Engineering Corporation

Abstract:The gades of beefs in Japan are authorized by Japan Meat Grading Association. The beefs are clssified into some grades by two kinds of factors such as a yield of salable beefs and meat quality. It is diffcult that build a automatic system clssfying beef of grades by imageprocessing techniques, because beef grading depends on human sence of experts. In this paper, the authors propose a system which automatically classify the beefs into some grades by fuzzy inference and neural networks.

Keywords:　エキスパートシステム，画像処理，推論，ニューラルネットワーク

1．はじめに

牛枝肉の格付業務は、公正な取引と流通の円滑化、適正な価格の形成、そして肉牛生産の合理化等を目的として行われている[1][2]。実際の牛枝肉の等級判定は、枝肉を切開し、格付員が目視などにより測定を行い、歩留等級と肉質等級の２つの要素から総合的に評価される。歩留等級は、切開面におけるロース芯の面積、皮下脂肪の面積等を定規やプレートで測定し、ランク付けしたものである。これに対し、肉質等級は、「肉色」、「脂肪色」、「脂肪交雑」、「締まり・きめ」の４項目につて判定を行うが、肉色、脂肪色、脂肪交雑については基準規格見本と実際の牛枝肉とを各々照合比較し、評価を行っている。

肉質等級における脂肪交雑の程度や肉色および脂肪色は、基準規格見本との照合を行うが、どの等級見本に近いかは格付員の目視に頼るため経験や感などの要素が大きく関わっている。また、作業環境の改善や近年の需要量の増大に伴い、敏速で客観的な等級判別の自動化が要望されてきているが、画像処理技術などを用いて格付員の豊富な知識や経験を内包した柔軟な視覚処理を行わせることは、非常に困難であった。

そこで本稿では、格付員が基準規格見本と比較して等級判別を行っている脂肪交雑、肉色、脂肪色の３項目の特徴をファジィ推論[3]を用いて人の感覚に近い視覚処理を実現することにより牛枝肉画像の特徴を抽出し、誤差逆伝播法を採用した階層型ネットワークとパターンマッチングなどの応用において有用である、対向伝搬ネットワーク（Counter Propagation Network:ＣＰＮ）を組み合わせたハイブリッド・ニューラルネットワーク[4]（Hybrid Neural Network:ＨＮＮ）を用いて、牛枝肉の等級判別を行うシステムを構築する。

2．肉質等級判別の現状

現在、牛枝肉の等級は、歩留等級と肉質等級の２つの等級から総合的に評価される。歩留等級は、枝肉の切開面におけるロース芯の面積、バラの厚さ、皮下脂肪の厚さから歩留基準値を算出し、その数値を基にランク付けしたものである。これに対し肉質等級は、脂肪交雑、肉色、脂肪色、締まり・きめから等級判別される。

脂肪交雑の判別方法は、シリコン樹皮で作成された、ロース芯内の脂肪の分布密度が高くなる程度を表した１２段階調を示す牛脂肪交雑基準（Beef Marbling Standard:ＢＭＳ）を用いて行う。

肉色および脂肪色の判定には、それぞれ７段階の牛肉色基準（Beef Color Standard:ＢＣＳ）および牛脂肪色基準（Beef Fat Standard:ＢＦＳ）が用意されており、規格に対応するものを目測で判別している。

締まり・きめに関しては基準見本はなく、経験的な判断を含めて目視により５段階に判別する。

最終的な肉質等級判別は、これら３項目の基準から各項目ごとに判定を行い、表１を基に５段階からなる等級に統一される。

表１　評価基準と等級の関係

	等　級	ＢＭＳ
5	かなり良いもの	No.8～No.12
4	やや良いもの	No.5～No.7
3	標準のもの	No.3～No.4
2	標準に準ずるもの	No.2
1	劣るもの	No.1

等　級	ＢＣＳ	ＢＦＳ
5	No. 3～No. 5	No. 1～No. 4
4	No. 2～No. 6	No. 1～No. 5
3	No. 1～No. 6	No. 1～No. 6
2	No. 1～No. 7	No. 1～No. 7
1	No. 1～No. 7以外	No. 1～No. 7以外

表１で示されるように肉質等級は評価基準が数値ではなく言語で表現されている。このため判別が非常に難しく、格付員の経験や主観に任せられている。

３．牛枝肉格付システム

３－１．システム構成

本稿は、肉質等級を判別する３項目の基準「脂肪交雑」、「肉色」、「脂肪色」を格付員の格付した結果と同様な結果が得るようなシステムを構成する。図１にシステムの概略図を示す。

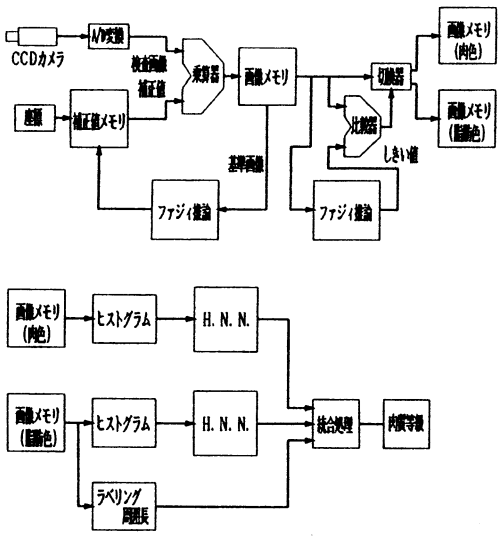


図１　システムの概略図

牛枝肉のロース芯の画像を画像入力装置を用いて取り込む。次に、この入力画像の一定領域に対してシェーディング補正を行い、肉色および脂肪色の２色分離[5、6]を行い、肉色画像、脂肪色画像を得る。次に、分離後の各画像のＲＧＢそれぞれのヒストグラムを算出し、それらのＲ，Ｇ，Ｂヒストグラムから特徴量を抽出する。この特徴量からＨＮＮを用いて肉色および脂肪色を７段階に判定する。脂肪交雑は脂肪画像から脂肪部分の周囲長および面積の画素数を基に１２段階の判定を行う。

３－２．画像入力装置

画像入力装置には、ＣＣＤカメラとリング型ファイバー照明を使用している。ＣＣＤカメラはリング型ファイバー照明の中心軸上に固定し被写体とリング型ファイバー照明とは近接してなるべく均一な輝度になるようにしている。

また、実験装置としては、被写体であるロース肉の中心部分の直径約３０㎜の領域を画像として入力する。

３－３．シェーディング補正

本システムで用いた照明装置は、画像を取り込む部分が円筒状になっているリング型ファイバーを用いている。そのために外観からの照明の影響は受けにくいが、得られた入力画像は画像の中心の輝度が一番高く中心から離れるに従い輝度が低く輝度むら（シェーディング）を生じる。そのため、正確な肉色と脂肪色の分離と精度の高い特徴量を抽出することが困難である。そこで、シェーディングの領域を均一の輝度に補正するシェーディング補正[6]を行う。

校正板を用いて基準画像をあらかじめ入力し、画像の中心部分から補正領域について、各画素におけるシェーディング量を算出する。入力画像のＸ軸およびＹ軸の座標点を入力変数としてファジィ推論を用い、その座標点のＲ，Ｇ，Ｂそれぞれの輝度値を推論する。本システムではファジィ推論の後件部を１つの実数値とした簡略ファジィ推論を用いている。

後件部の実数値は、Ｘ座標およびＹ座標を一定の間隔に分割したときの交点のＲ，Ｇ，Ｂそれぞれの値を用いている。この簡略ファジィ推論を用いて条件部の適応度合より基準画像の各画素における補正量を算出し、牛枝肉の入力画像の補正領域について各画素のＲＧＢ値に乗算することによりシェーディング補正を行う。

本手法は、従来の手法である基準画像に対して目標値との差もしくは変換率を全領域算出し、被写体の画像に対して対応する位置に加算（乗算）を行い補正する方法に比べ、少ないデータで各画素におけるシェーディング量を容易に得ることができる。また、入力画像にノイズが混入していてもその影響を受けにくいという特徴がある。

３－４．肉色および脂肪色の分離

肉色および脂肪色の２項目の特徴をそれぞれ正確に抽出するためには、正確な色彩分離が必要となる。本システムでは２色分離を行うために、後件部の実数値を最急降下法により逐次改善する１入力１出力の学習型簡略ファジィ推論を用いている。入力変数は、シェーディング補正領域のＲ，Ｇ，Ｂそれぞれの値を平均した値であり、ルール結論部は肉色と脂肪色に分離するためのしきい値である[6]。

本システムは、画像ごとに異なった２色分離しきい値を持つ画像データを対象にしているため、画像ごとに適したしきい値を自動的に算出している。

３－５．肉色、脂肪色および脂肪交雑の特徴抽出

肉色と脂肪色を分離した画像から、各画像ごとにＲ，Ｇ，Ｂそれぞれのヒストグラムを算出する。牛肉の表面は均一ではないためシェーディング補正後も単一色とはならず、Ｒ，Ｇ，Ｂの各値は幅を持った頻度分布となる。そこで、分布を表すパラメータとして、Ｒ，Ｇ，Ｂごとにヒストグラムから平均値、最頻値、最大値、最小値の４項目を肉色および脂肪色の特徴量として算出する。図２にＲのヒストグラムを示す。

図２に示しているのは、ＲのヒストグラムであるがこれをＲ，Ｇ，Ｂそれぞれについてヒストグラムを算出する。また、図の横軸をＲ，Ｇ，Ｂそれぞれの値、縦軸をシェーディング補正を行った領域における対応する画素数を示している。また、最大値および最小値には、ノイズが混入されていることを考慮して、しきい値を設け、１０画素以上の出現頻度に対して最大値および最小値を求めている。この４項目は、肉色および脂肪色のＲ，Ｇ，Ｂそれぞれのヒストグラムの幅、分布位置、形状を概ね正確にとらえることができる。これらのＲ，Ｇ，Ｂごとの４項目を肉色およ

び脂肪色を判別する上での特徴量としてとらえ、ＨＮＮを用いて判別する。

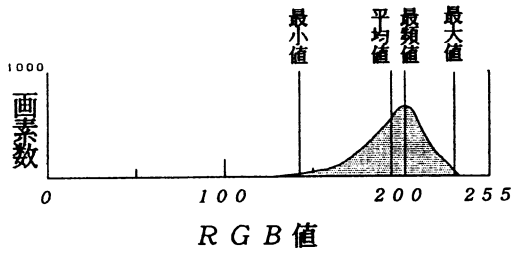


図２　ＲＧＢヒストグラム

また、脂肪交雑に関しては、脂肪色画像に対して、脂肪全体の面積および周囲長を求めて特徴量とした。

３－６．ハイブリッド・ニューラルネットワーク

ＨＮＮは、図４に示すように、中間層を分割した階層型ＮＮにＣＰＮを組み合わせたものである。ＣＰＮとは、図３に示すように入力層、競合層およびグロスバーグ層の３層から構成されている。

このＣＰＮは、対象パターンの中で類似した特徴を持つパターンを同じカテゴリーに分類する能力を持っている。

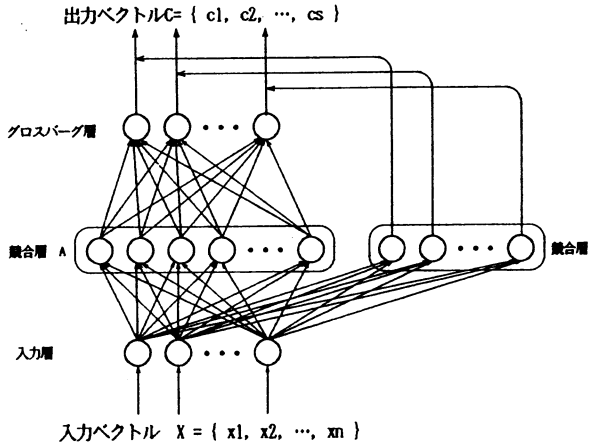


図３　ＣＰＮの概略図

学習により生成される分類カテゴリー数は、競合層のユニット数に依存する。そこで、対象パターン数と比較し十分に多く設定して置く必要がある。これは、対象パターン数に対して少ない分類カテゴリー数を競合層で設定した場合、１つのユニットに対する負担が増大するためパターン分類能力が低下するためである。しかし、生成される分類カテゴリー数は競合層のユニット数に対応して増加するためシステム全体の規模が大きくなりすぎてしまう。ＣＰＮのカテゴリー分類能力は非常に高く生成カテゴリー数は可能な限り少ない方がよい。そこで、グロスバーグ層を用いて学習を行うことで生成カテゴリー数を任意に設定する。

図４に示すように、中間層を分割した階層型ＮＮとＣＰＮは入力層を共有している。階層型ＮＮの第一中間層の分割数はＣＰＮによって分類されるカテゴリー数に対応している。各分割されたグループのユニット数は任意に設定することができる。本システムでは、分割されたグループのユニット数は入力層のユニット数に対応している。ＨＮＮに入力されたパターンがＣＰＮによってカテゴリー分類されたとき、分類カテゴリーに対応する中間層グループのみが使用され、そのグループのユニットに付随するウェイトが更新される。従って、中間層を分割したことによりパターンの特徴を効果的に学習する仕組みになっている。

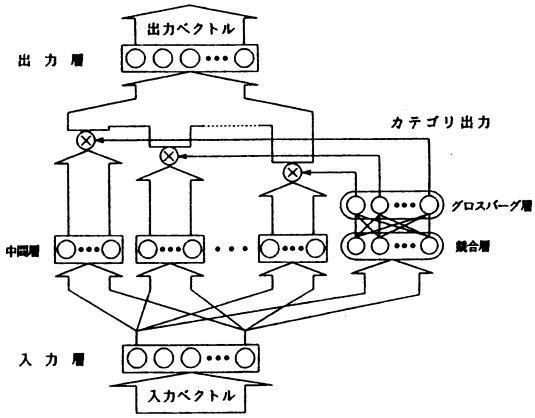


図４　ＨＮＮの概略図

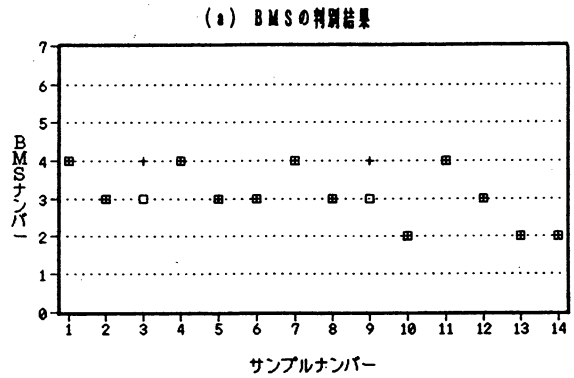
ＣＰＮのカテゴリー出力をベクトルＣ＝（$c^1, c^2, \cdots, c^s$）とする。ベクトルＣの各ユニットは｛０／１｝の２値で表現し、活性化したユニットのみが１となる。また、ＣＰＮからのカテゴリー出力はＮＮの第一中間層のグループにそれぞれ対応している。中間層の第ｋグループの第ｊユニットをu_j^k（k=1, 2, ···, s, j=1, 2, ···, t）、ｐ番目の入力パターンベクトルをX^p＝（$x_1^p, x_2^p, \cdots, x_n^p$），（p=1, 2, ···, m）とする。このときのユニットu_j^kは次式で表される。

$$o^k_j = c^k * (W^k_{ij} * x^p_i) \qquad (9)$$
$$p=1,2,\cdots,m,\ i=1,2,\cdots,n$$

ただし、c^kはＣＰＮの出力、W^k_{ij}は入力層の第ｉユニットと中間層の第ｋグループの第ｊユニットの間のウェイトである。入力層と中間層の各グループのユニット間のウェイトの更新は、次式に示す学習係数η^kおよび慣性係数α^kを用いる。

$$\eta^k = c^k * \eta\ ,\ \alpha^k = c^k * \alpha \qquad (10)$$

ただし、η、αはそれぞれ学習係数および慣性係数の初期値である。中間層と出力層の間のウェイトの更新は通常のＢＰ法と同様に行う。そして、従来のＢＰ法と比較すると収束が速く、追加学習ができ、近似識別能力が優れていることを確認した。



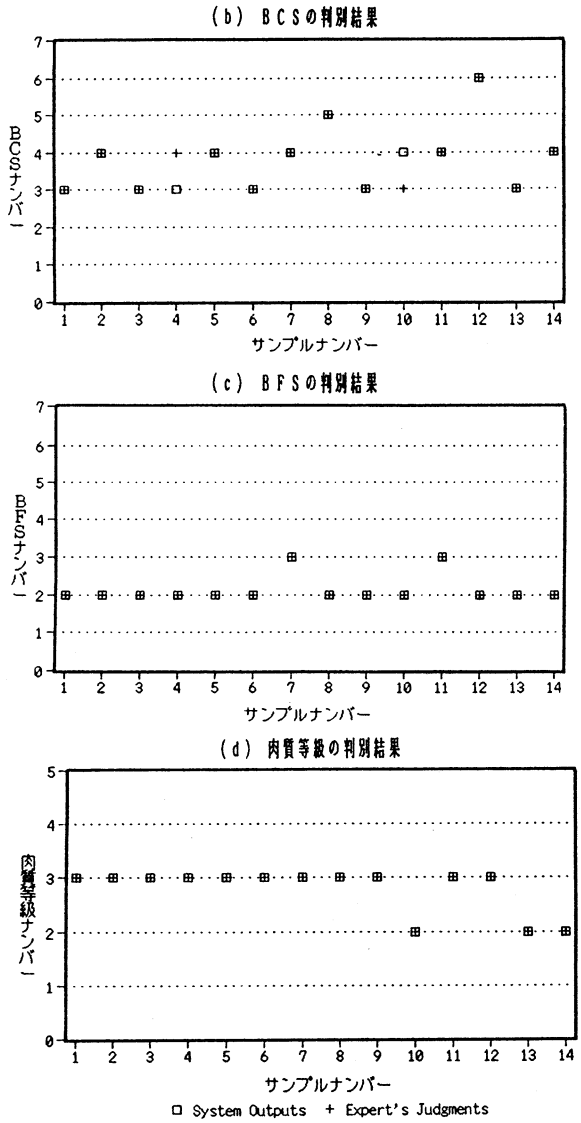


図５　判別結果

表２　格付員の評価との一致度

	格付員との一致度
BMS	85 %
BCS	85 %
BFS	100 %
肉質等級	100 %

４．実験結果

本システムで用いた牛枝肉のサンプル数は３４頭であり、そのうち同定用に２０サンプル、評価用に１４サンプル用いた。そして、格付員が実際に格付けした結果とシステムの出力結果を比較し評価を行った。

肉色および脂肪色は、ＨＮＮからの出力で評価を行い脂肪交雑は補正領域の脂肪の周囲長および面積から評価を行った。その結果を図５に示す。

図５（ａ）は、脂肪交雑の出力結果と格付員の格付けした結果を比較したものであり、（ｂ）および（ｃ）は肉色および脂肪色のＨＮＮによる判別結果と格付員の格付けした結果を比較したものでる。また、（ｄ）はこれら３項目を総合的に評価した肉質等級である。そして、ＢＭＳ、ＢＣＳおよびＢＦＳと格付員の格付けした結果との一致度を表２に示す。

表２からわかるように格付員の格付けした結果に対し、実験システムとして十分に良好な結果が得られた。

５．まとめ

本稿では、従来の画像処理システムにファジィ推論を用いることで人の感覚に近い処理を実現することができ、また、ニューラルネットワークを用いることで画像の特徴量を学習し、比較照合することができた。

前処理部分にファジィ推論を用いたシェーディング補正とファジィ推論を用いた２色データ分離を行うことで、滑らかなシェーディング補正を行い、等級ごとに人の感覚に近い処理を行うことでしきい値を決定し、肉色画像と脂肪色画像とに分離を行った。

前処理後の画像から特徴抽出を行い、各画像のＲ，Ｇ，Ｂそれぞれのヒストグラムから４項目を抽出し、ＨＮＮを用いてＢＣＳおよびＢＦＳを７段階評価した。また、脂肪交雑は脂肪画像から周囲長および面積を算出し、ＢＭＳを１２段階評価した。その結果、格付員の格付けしたものに対し十分に適したものが得られ、本システムの有用性が確かめられた。

今後は本手法を実システムに登載し、システム実現に向けて検討するものである。

参考文献

[1] 小堤恭平 ： 牛肉の品質評価に関する研究、日本食品工業学会誌　第３６巻　第１０号　別冊
[2] 日本食肉格付協会 ： 新しい牛枝肉取引規格
[3] 渡辺、市橋 ： 簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御、日本ファジィ学会誌、Vol.2, No.3, pp.157-165 (1990)
[4] T.Takagi, T.Okamoto, M.Kurosawa, S.Nakanishi:"On Error Back Propagation Algorithm Incorporating Counter Propagation Networks", Proceeding of the Korea-Japan Joint Conference on Fuzzy Systems and Engineering, PP.157-160 (1992)
[5] 黒沢、後藤、高木、中西 ： ファジィ推論を用いたシェーディング補正、第９回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (1993)
[6] 黒沢、後藤、高木、中西 ： ファジィ推論を用いたカラー画像データの分離、第９回ファジィシステムシンポジウム講演論文集
日本ファジィ学会誌 (1993)

［問い合わせ先］
〒259-12 神奈川県平塚市北金目１１１７
東海大学　工学部　電気工学科
電気第１１研究室　後藤　啓一
TEL 0463-58-1211 EXT.4025
FAX 0463-58-1812
E-Mail gotoh@cc.u-tokai.ac.jp

TB5-3

色彩感覚に関するエキスパートシステム

An expert system regarding the sence of color

高橋和浩　　菅野直敏
Kazuhiro Takahashi　Naotoshi Sugano

玉川大学　工学部
Faculty of Engineering Tamagawa University

Abstract: Human sence for color is vague and is based on subjective expression. The relationship between the color and imaginable word for it (and vice versa) is complex. It is difficult to construct the bidirectional expert system regarding the sence of color. Therefore we considered an expert system with fuzzy rule. The relationship was simulated by our system and it was possible to express quantitatively.

1. はじめに

私たちを取り巻く環境には様々な色彩が利用され、機能している。　色彩から受けるイメージを上手に利用することにより、同じものでも色合いを変えることによって自由にそのイメージや印象をコントロールすることが可能である。　このように色彩は人の感性に対して大きな影響力を持っているだけでなく、色彩が私たちの心理に与える影響は案外大きなものである。　また、現実世界の事象によって色彩とイメージは密接に関係しており、時代や風土・文化など、これらのものを背景にして人の色彩感覚は形成されるものと思われる。　このように環境の影響を受けて形成される色彩感覚は人によって少しづつ異なってくるため、微妙なニュアンスの違いはあるが、赤ならば赤についての一貫した概念というものがそこには存在する。　こうした共通概念は先に上げたイメージのコントロールに役立つだけでなく、色彩の人に対する影響の大きさから色彩調節をすることによって心身の健康維持や仕事の能率を上げることにも役立つ。　色彩の影響とは、多分に心理的なものである。　従ってそれを制御するためには色彩が果たす役割について知らなくてはならない。　これらのことを踏まえて、統合された色彩感覚を知ることは環境の改善に大きな役割を果たすものと期待することができる。

そこで、本研究では、私たちの目が色彩を捉えるまでのプロセスを説明し、これに基づくシステムにファジィ理論を応用して、色彩とそれから受けるイメージとの関係を調べるために色彩感覚に関する簡単なシミュレーションができるシステムの構築を行った。

2. 色の知覚プロセス

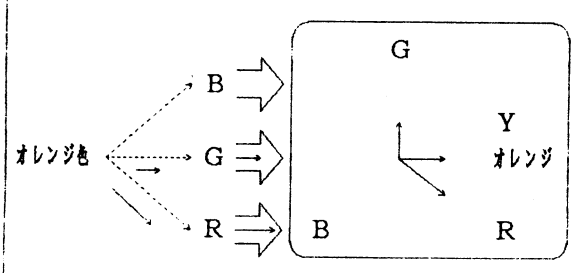
私たちの目でみて判断できる色彩は一般に７５０万とも１０００万とも言われている。このように多種多様な色彩を私たちの目は巧みにとらえ判断することができる。　普通、人は外界からの刺激や情報を受けとるときに、その刺激や情報を感覚器を通して様々な感覚情報としてとらえる。　色刺激の場合も同様で、この場合視覚は光の知覚に対応する感覚器官である目によって情報伝達が行われる。

人の網膜には、すい状体(cone)とかん状体(rod) と呼ばれる視細胞があり、明暗や色みに反応し様々な現象を引き起こすことが知られている。　すい状体は比較的明るいとこ

ろで作用し、色彩やものの形などに主に反応を示す細胞である。　一方、かん状体は暗いところで作用し、主に明暗を感じ取る役目を果たす。[1]

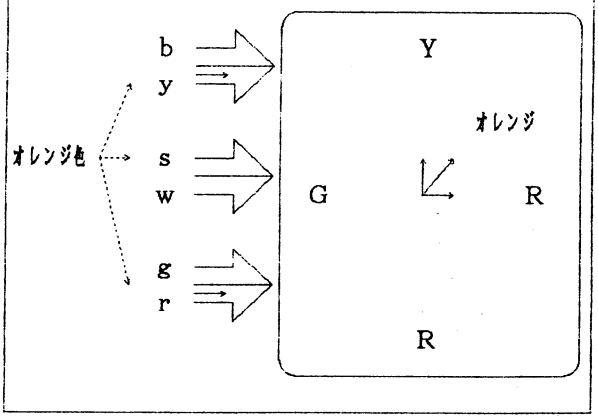
色の知覚プロセスには、ヤングーヘルムホルツの３原色説と、ヘリングの反対色説があり、さらにこの２つの説を統合した形でフォン・クリスによって提唱された段階説というものがある。　現在では、段階説が定説とされているようである。[2]　段階説は、網膜の段階では３原色説に従い、網膜から少し入ったところでは反対色説に従う、というものである。　３原色説は、先の色みに反応するすい状体には赤(R)、緑(G)、青紫(B)の色彩に特に反応する３種類のものがあり、ほかの全ての色彩はこの３種類の反応の混合作用によって生じる、としたものである。(Fig.2-1)

Fig.2-1 ３原色説による知覚プロセス



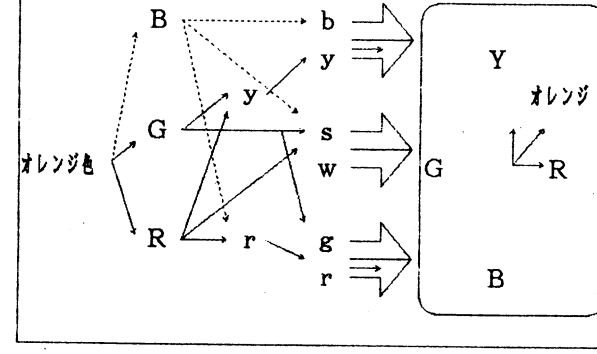
また、反対色説は、３種類のすい状体の働きがそれぞれ赤と緑に反応するもの、白と黒に反応するもの、青と黄色に反応するものとして補色関係にあるものが１対になるように分けられている。(Fig.2-2)

Fig.2-2 反対色説による知覚プロセス



以上２つの説を統合した形のものが段階説である。　段階説では、３原色説から反対色説に情報を伝達する際に、両者の間に新たにｒとｙの受容器が導入されている。(Fig.2-3)

Fig.2-3 段階説による知覚プロセス



3．システムの概要

本研究で構築したシステムでは、色の知覚プロセスにおける３原色説の部分の実現を行った。　このシステムは色彩を入力するとその色彩に関するイメージをファッション用語を用いて各イメージの適合度という形で出力するものである。　また、逆にファッション用語を入力することで、そのイメージにあった色彩をサンプルとして出力することができる。　このためには、あらかじめ処理の対象となる色彩感覚に関するデータを用意する必要がある。　この色彩感覚データについては、既存の色彩サンプルについて利用者のイメージを入力していく方法を取っている。

色彩の入力

色彩の入力に関しては、３原色法に基づきＲ、Ｇ、Ｂの各要素の合成によって色彩を入力する方法を取る。　本研究では３原色の合成に加法の混色法を用いている。[3]　例えば、紫系統の色が欲しい場合、赤と青の要素を増やし、緑の要素を減らすことによって得られる。

適合度の算出

入力された色彩が、各イメージとどの程度関連があるかを示す適合度を算出する。
適合度を算出する方法として、イメージデー

タをもとに作成したルールデータを利用する方法を導入した。　ここで、イメージデータとは、あらかじめ利用者に入力してもらった色彩データを指し、色彩サンプルに対して各イメージが、＜適＞＜やや適＞＜不適＞のどれにあたるかが記憶されている。　また、ルールデータとは、作成されたイメージデータをもとに色彩とイメージとの関係をルール化したものである。

例えば、

（ＲＧＢ）＝（１５，０，０）
（１５，３，０）
（１５，０，３）

といった色彩サンプルに対し、利用者がどれもカジュアルと答えたとすると、カジュアルについて

if { Ｒ．かなり多い / Ｇ．少ない / Ｂ．少ない } then カジュアル

というルールが一つ出来上がる。　このようにして作成したルールデータをもとに適合度の算出を行う。　まず、ＲＧＢそれぞれに対しFig.3-1 に示すようなメンバシップ関数（以下ＭＦとする）を定義する。[4]

Fig.3-1 メンバシップ関数(MF)の定義

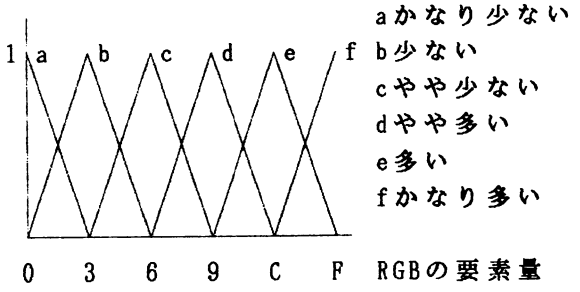
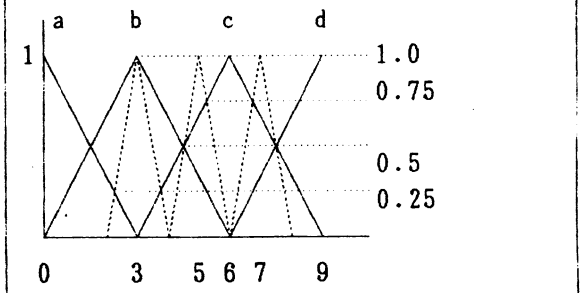


Fig.3-1 に示したようなＭＦを用いて、入力された色彩を分解して捉える。

（ＲＧＢ）＝（７５３）の入力を例に取り、Fig.3-2 にその分解の様子を示す。　入力する色彩はＲＧＢの各要素に分解して考え、それぞれの入力に一定の幅を持たせたファジィ入力とする。　図では、入力した色彩情報が、Ｒの入力は評価のファジィ集合Ｃと0.75の適合があり、さらにＤと0.5 の適合がある。これをほかの要素についても行うと、次に示すような結果を得る。

入力　：適合の見られるＭＦ
Ｒ（７）＝（c 0.75, d 0.5）
Ｇ（５）＝（c 0.75, b 0.5）
Ｂ（３）＝（a 0.25, b 1.0, c 0.25）

Fig.3-2 入力した色彩の解釈
入力（ＲＧＢ）＝（７５３）



各要素において適合の見られるＭＦを組み合わせて、前件部を作る。　この例では、前件部は12種類考えられる。　この前件部とルールデータをもとに、それぞれの後件部にあたるイメージを検索する。　最終的には、適合の見られるイメージの中での最大値を取り、そのイメージの適合度とする。　この例では、エレガントが0.5 、ナチュラルが0.75という結果を得る。　この様子をFig.3-3 に示す。

Fig.3-3 メンバシップ関数の組み合わせと適合度の出力

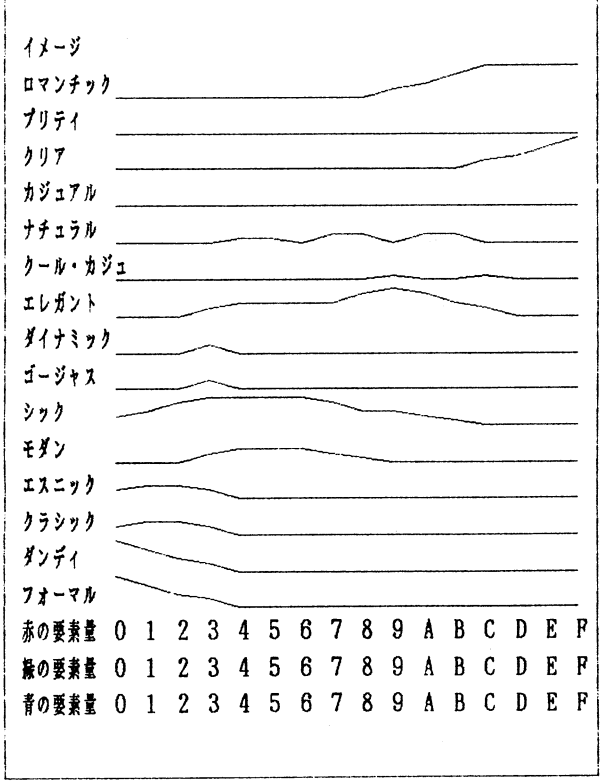
(cba)=(0.75,0.5 ,0.25)=0.25→E(0.25)
(cbb)=(0.75,0.5 ,1.0)=0.5 →E(0.5)
(cbc)=(0.75,0.5 ,0.25)=0.25→E(0.25)
(cca)=(0.75,0.75,0.25)=0.25→E(0.25)
(ccb)=(0.75,0.75,1.0)=0.75→N(0.75)
(ccc)=(0.75,0.75,0.25)=0.25→N(0.25)
(dba)=(0.5 ,0.5 ,0.25)=0.25→E(0.25)
(dbb)=(0.5 ,0.5 ,1.0)=0.5 →E(0.5)
(dbc)=(0.5 ,0.5 ,0.25)=0.25→N(0.25)
(dca)=(0.5 ,0.75,0.25)=0.25→N(0.25)
(dcb)=(0.5 ,0.75,1.0)=0.5 →N(0.5)
(dcc)=(0.5 ,0.75,0.25)=0.25→N(0.25)

⇒ E(0.5),N(0.75)

4．実験結果

以上までの計算方法を用いて、色彩を順次変化させながら入力を行い、それに伴って変化するイメージの様子についてFig.4-1 に示す。

Fig.4-1 黒から白へのグラデーションを入力したときのイメージの変化



図は、黒から白への明度変化を示しており、各要素が強くなるに従って、色彩は白へ近づく。　入力した色彩が白へ近づくとともに、イメージも重厚なものから明るいイメージへと変化しているのが見受けられる。　まず、黒い色はダンディやフォーマルといった男性的で落ち着いたイメージが強く、白い色はロマンチックやクリアといった、やさしく・清らかなイメージが強くなる。

5．まとめ

以上、本システムの開発によって、人の感性の一つである色彩感覚を定量的に表現することが可能になった。　ファジィ理論を利用することで、必要とするデータ数が、扱う色彩4096色に対して、そのうちの18.5% の色彩サンプル、 216色のデータによって残りの色彩についても処理が可能である。　また、ルールデータの導入によって、色彩の入力だけでなく、イメージの入力があったときにも入力されたイメージを後件部に持つルールを検索することで、色彩サンプルを出力することが可能となった。　ルール化の手法に関しては、まだ変更の余地があるので今後の課題としたい。

参考文献

1．星宮　望　/ 生体情報工学
　塚田　稔
　石井 直宏
　井出　英人　(森北出版/1990)
2．川上 元郎 / 色のおはなし　(日本規格協会/1992)
3．ヨハネス・バウリーク / 色彩の理論
　冨田 正利 訳
　斎藤 美穂 訳　(美術出版社/1991)
4．菅野 道夫 / ファジィ理論の展開　(サイエンス社/1991)

問い合わせ先

〒194
東京都町田市玉川学園6－1－1
玉川大学工学部電子工学科
電子回路工学研究室（335教室）
菅野直敏
高橋和浩
Tel. 0427-28-3451
Fax. 0427-28-3597

TB6-1

オフィスのフロアゾーニング支援システムに関する一考察
ー修正案提示による知識獲得支援システム (II) ー

A Study on Zoning Support System for Offices on one Floor
-Knowledge Acquisition Support System with a Presentation of Modifications(II)-

則竹茂年 Shigetoshi NORITAKE
古橋 武 Takeshi FURUHASHI
内川 嘉樹 Yoshiki UCHIKAWA

名古屋大学工学部
Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract : For allocating room-units of an office on a floor, such complex factors as relative distances from windows / entrance, correlation ships among room-units should be considered. It is necessary to acquire experts' knowledge. The authors have proposed a knowledge acquisition support system with a presentation of suggestions for modifying pre-input knowledge. This paper presents a new method of an automatic placement with a new notions of degree of belonging and degree of fixation for each room-unit. This paper also describes a basic study on knowledge acquisition for zoning of an office on a floor. Simulations are carried out to show the feasibility of the proposed method.

1 はじめに

オフィスのスペースプランニングにおけるフロアゾーニングは、窓や入口等の相対的位置関係、部門どうしの相関等種々の要因を考慮して各部門ユニットの概略配置を決定する問題[1] [2] である。配置問題に関する研究はこれまでにも種々なされている。[3] ~ [5] フロアゾーニングの問題は、文献[4]のプリント基板自動配置、文献[5]の計算機室レイアウトと同様に自由度の大きな問題であり、エキスパートの専門的知識に大きく依存する。これらの問題の自動化を実現するには、専門家からの知識獲得手法の確立が重要である。しかし、専門家は問題の解法を無意識に体得していたり、あいまいなままの知識として持っていることが多く、専門家からの知識獲得は汎用的な手法のない難しい問題である。これまでに様々な知識獲得の手法が提案され、精力的に研究されているが、いまだ十分に実用的なツールは見当たらない。

滝・寺崎は帰納的推論と対話型知識獲得支援システムを融合した提案誘導型知識獲得支援システムを提案している[6]。専門家から知識を自動獲得することは近い将来の実現が困難であると考えられ、このシステムが知識獲得の現実的なアプローチであると思われる。しかし、帰納的推論に適した推論法がまだなく、実用的なシステムの実現はまだ見られない。

筆者らは、生産現場の作業着手手順決定問題を例にとり、ファジィ推論によりあらかじめ入力した専門家の知識の修正案を提示する知識獲得支援システムを提案した。[7]

本論文ではオフィスのフロアゾーニング支援システムに関する基礎的な検討を行う。本論文では配置スペース全体をファジィ分割し、そのファジィ部分領域に部門ユニットの所属する度合により部門ユニットの概略配置を行い、さらに部門ユニットの固定度合により部門ユニットどうしの重なりを解消することで、フロアゾーニングの自動化を試みる。さらに文献 [7] の修正案提示による知識獲得支援システムを適用し、所属度度合、固定度合、部門ユニットどうしの相関の度合などの配置ルールを専門家から抽出することを試みる。

2 オフィスのフロアゾーニング

ワンフロアーのオフィスを設計する際に、どの部門ユニットを何処に配置するか、空間の区分けをする問題を考える。各部門ユニットの配置位置を決定する要因としては、南側の窓、フロアの出入口、空調設備、各部門ユニットどうしの相関等の種々の要因が考えられる。応接室などの接客を行う部門ユニットは日のあたる窓の近くが好ましいが、計算機室は直接日が入らず、空調のよい所が望まれる。受付や人の出入りの多い営業部や広報部などは入口付近に配置すべきであるが、機密性の高い社長室や経理部などは入口から離れて奥まったところに配置されるのがよい。さらに社長室・秘書室のように相関の強い部門ユニットどうしは近くに配置されるべきである。これらの要因を全て統括的に考慮し、各部門ユニットの配置位置を決定することはかなり手間がかかる。現状ではフロアゾーニングの自動化は難しく、専門家の手作業で行なわれている。そこで、フロアゾーニングを自動化する手法の開発が待たれている。

3 修正案提示による知識獲得支援システム

文献 [7] の修正案提示による知識獲得支援システムは、専門家の修正結果をもとにルールの修正案を推論し、専門家に提示することでより正確で潜在的な知識を専門家から獲得する。専門家の知識は矛盾や冗長性が多く、曖昧で複雑である。そのため、正確な知識を抽出するのは困難である。本システムは実際の処理結果を専門家に提示し、その処理結果に対し専門家が行った修正を解析するので、専門家にとって知識の変更が容易である。

以下に、修正案提示による知識獲得支援システムの基本的な流れを示す。

Step1: 専門家がルールの概略を入力する。
Step2: 入力された概略ルールをもとに各部門ユニットの自動配置を行い、その結果を表示する。
Step3: 示された結果を見て専門家が気に入らない所を修正する。
Step4: 専門家が行った修正結果から先に入力したルールの修正案

を推論し専門家に提示する。
Step5: 専門家は提案内容を参考にルールの変更をする。
Step6: 変更されたルールをもとに自動配置をやり直す。
以上の操作を専門家が満足する配置結果が得られるまで繰り返す。

本論文では部門ユニットの自動配置を (1) 部門ユニットの面積を考慮しない概略配置と、(2) 部門ユニットに面積を持たせることにより生じる各部門ユニットどうしの重なりの解消の 2 段階に分けて行う。(1) の段階ではファジィ分割された配置スペースへの部門ユニットの所属度合を、また、(2) では部門ユニットの固定度合を獲得すべき知識とし、それぞれの段階ごとに上記のシステムにより知識獲得を行う。

4 自動配置

前述のごとく部門ユニットの自動配置を 2 段階に分けて行うが、専門家からの知識獲得を考えると、段階ごとに配置結果を専門家に提示し、専門家に修正を促すことが有効となる。以下、それぞれの段階について、知識獲得の手法も併せて説明する。

4.1 希望配置位置の計算

各部門ユニットごとにフロアの配置スペース上の縦方向、横方向の配置位置を計算し、それらの交点をその部門ユニットの希望配置位置とする。配置スペース全体に対し、縦・横方向をファジィ分割する。ここでは簡単のために窓と出入口の二つの要因についてのみ考慮する。配置スペースをファジィ分割した例を図 1 に示す。

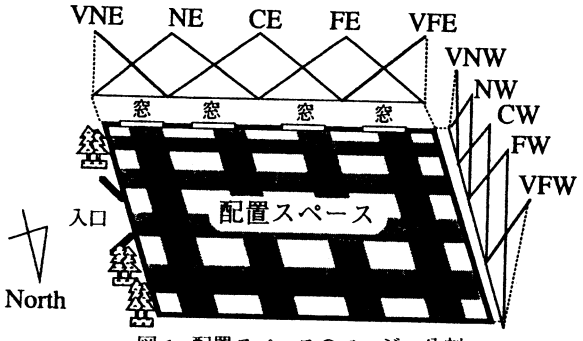


図 1: 配置スペースのファジィ分割

図 1 の各メンバシップ関数のラベルは VNE:「入口にとても近い。」、NE:「入口に近い。」、CE:「入口に対し中央。」、FW:「窓から遠い。」、VFW:「窓からとても遠い。」などである。配置ルールはファジィ分割された各領域に部門ユニットが所属する度合 (区間 [0,1] の値) で記述する。図 2 に配置ルールの例を示す。

ルールの記述

【入口方向に関するルール】

応接室は入口にとても近い。	····所属度 0.27
応接室は入口に近い。	····所属度 0.49
応接室は入口に対し中央。	····所属度 0.17
応接室は入口から遠い。	····所属度 0.07
応接室は入口からとても遠い。	····所属度 0.0

図 2: 配置ルール例

次に配置ルールから希望配置位置を求める方法を述べる。各領域のメンバシップ関数にそれぞれの所属度合を掛け、それらの図形の和-重心を求め、希望配置位置とする。(以後、この作業を希望配置位置計算と呼ぶ。)

本システムでは部門ユニットどうしの相関の強さ (区間 [-1.0,1.0] の値) で希望配置位置を補正する。今、ユニット間の相関が 1.0 の時はそれらの部門ユニットは隣接するように配置位置を近づける。また、相関が -1.0 の時はどちらかの部門ユニットが配置スペースの端に位置するまで配置位置を遠ざける。相関が $-1.0 \sim 1.0$ の間の値をとる場合は、相関が正 (負) の値の時に相関の大きさに比例して両ユニットの配置位置を近づけ (遠ざけ) る。ユニット間の配置位置を補正する際、移動する両部門ユニットの移動量はそれぞれ後述する固定度合の大きさに反比例させる。

実際に希望配置位置を求めた簡単な例を図 3 に示す。

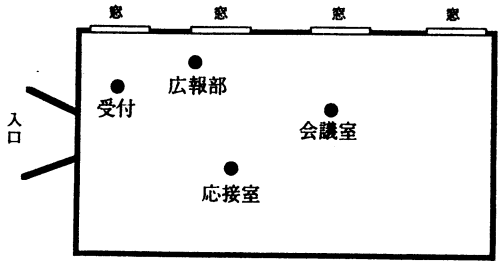


図 3: 希望配置位置の計算結果

この段階では各部門ユニットは面積のない点として扱われているので、希望配置位置は他の部門ユニットとの重なりの影響を受けない。

4.2 希望配置位置の修正

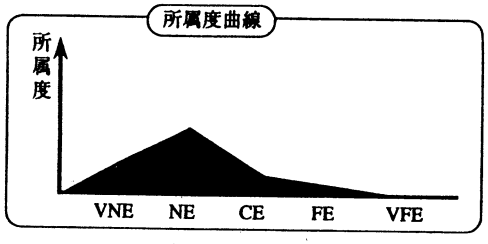


図 4: 所属度曲線

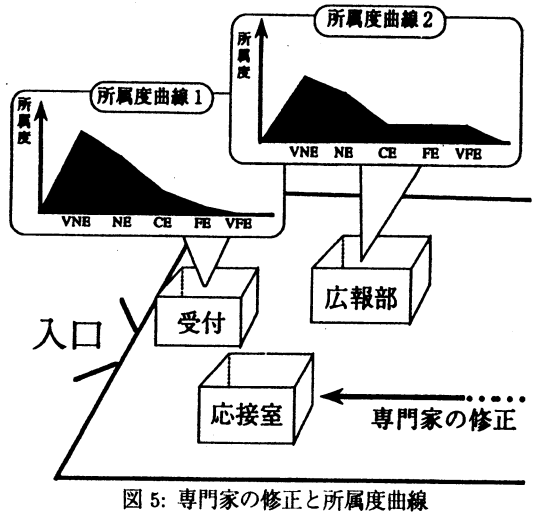


図 5: 専門家の修正と所属度曲線

各部門ユニットの配置ルールを視覚的に理解しやすくするため、図 4 に示す所属度曲線を定義する。この曲線は横軸に各メンバシップのラベルをとり、縦軸にその領域に属する所属度をプロットして直線で結んだものである。

希望配置位置の計算結果を提示した段階で専門家に配置結果の修正を促す。本システムでは専門家が一つの修正を行う度に、気にかけた部門ユニットの有無を専門家に尋ねる。もしあれば、どの部門ユニットかを尋ねその部門ユニットとの相関の修正を専門家に促す。そのような部門ユニットが存在しないならば、修正の原因を重心位置の相違に絞り修正案の推論を行う。

今、専門家が提示された希望配置結果を見て応接室の位置を図5のように変更したとする。入口方向で考えると応接室は受付と広報部の間に位置することになる。受付と広報部の所属度曲線を取り出し、それぞれ図5の所属度曲線1、所属度曲線2とする。比較のため所属度曲線1、2の縦軸の値は総和が1となるように規格化しておく。所属度曲線1、2の縦軸の値を応接室との距離の逆比で内分して新たな所属度曲線を得る。この所属度曲線と応接室の所属度曲線をそれぞれの縦軸の値の総和が1となるように規格化する。両者を比較し、縦軸の差を配置ルールの修正案として提示する。専門家の一連の修正が終了した後に、以上の修正案を専門家に提示して専門家に配置ルールの修正を促す。提示された修正案の例を図6に示す。各ルールの修正内容と変更量が提示されている。変更量は専門家が具体的に配置ルールの所属度や部門ユニットの相関の値を更新する時に、どのくらい更新するかを決める指針として提示されている。

本システムでは配置ルールの修正後、再度、希望配置位置計算を行い専門家に結果を提示する。専門家が希望配置結果に満足するまで以上の操作を繰り返す。

修正案1:【応接室に関するルール】

- 「入口にとても近い。」への所属度を上げてください。
  ····変更量 0.320
- 「入口に近い。」への所属度を下げてください。
  ····変更量 0.195
- 「入口に対し中央。」への所属度を下げてください。
  ····変更量 0.055
- 「入口から遠い。」への所属度を下げてください。
  ····変更量 0.070

図 6: 提示された修正案

4.3 部門ユニットの重なりの解消

前節で求めた各部門ユニットの希望配置位置を示す点を中心に、その部門ユニットの面積に相当する大きさの円を配置する。各部門ユニットの面積はあらかじめ専門家が概略値を入力してあるものとする。ここで、各部門ユニットを円で表すことで、後の設計に自由度を残すことができる。

前節までの段階では面積を考慮にいれないで希望配置位置を決定したので、各点を大きさをもった円にすると他の部門ユニットとの重なりが生じる。そこで、以下の手法で重なりを解消する。

a. 固定度合の算出 本論文では各部門ユニットがその希望位置に存在していてほしい度合として固定度合を定義する。部門ユニットどうしの重なりが生じた場合、固定度合の大きい部門ユニットが固定度合の小さい部門ユニットを押し出すことで重なりを解消する。固定度合は以下の式で定める。

$$\text{固定度合} = w_G / \Sigma(w_i \times r_i) \qquad (1)$$

ここで、w_G、w_i はそれぞれ重心位置の最近傍の所属度、各ファジィ部分領域の所属度、r_i は所属度曲線の重心位置と各ファジィ部分領域の中心位置との距離である。

(1) 式によれば所属度が重心付近に集まっているほど固定度合が大きくなり、また所属度が各領域に分散しているほど、固定度合が小さくなる。

b. エネルギ関数 部門ユニットどうしの重なりを解消する際、全ての部門ユニットの希望配置位置からの移動量と重なりの度合および各ユニットの相関を考慮してエネルギEを以下のように定める。

$$\begin{aligned} E &= W_1 \times \Sigma(f_i \times \delta_i) \\ &\quad + W_2 \times \Sigma \max(0, 1 - \tfrac{d_{ij}}{r_i + r_j}) \\ &\quad + W_3 \times \Sigma(C_{ij} \times d_{ij}) \end{aligned} \qquad (2)$$

ここで、f_iは前節で求めた部門ユニット i の固定度合、δ_iは部門ユニット i の希望位置からの移動量、d_{ij}は部門ユニット i と部門ユニット jの間の距離、r_i、r_jはそれぞれ部門ユニット i、jの円の半径、C_{ij}は部門ユニット i と部門ユニット jの間の相関の強さを示す。第1項は部門ユニットの移動量に関する項であり、固定度合が大きい部門ユニットほど移動量を小さくする。第2項は部門ユニットの重なりに関する項である。各ユニットの希望配置位置を中心とし、円の直径を台とするメンバシップ関数を定義する。部門ユニットの重なり度合は、このメンバシップ関数の重なりで定義する。第3項は部門ユニットどうしの相関に関する項であり、相関が強い部門ユニットどうしを近づける。各項の係数 W_1、W_2、W_3は各項に対する重視度であり、任意に設定できる。配置位置の補正は、各部門ユニットをランダムに移動させてエネルギEが小さくなる時に限りその移動を実行することで行う。補正結果が満足できなければ、初期状態にもどり、満足できるまで再度繰り返す。オペレータが介入することで補正結果の評価を行う。

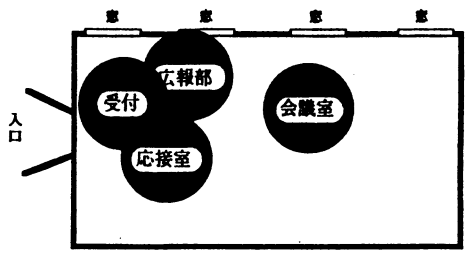


図7(a) 各部門ユニットに面積を持たせた例

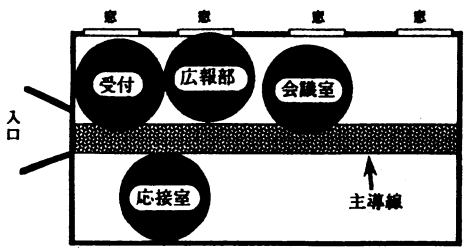


図7(b) 部門ユニットの重なりを解消した例

図 7: 部門ユニットの重なり解消

c. 主導線 各部門ユニットの面積を考慮する際に、出入口からフロアの奥まで人が往来できる廊下(以下、主導線と呼ぶ)を考慮できることが望ましい。本研究では部門ユニットの重なりを解消する際に主導線を一つの部門ユニットとして導入し、併せて重なりの解消を行う。図7は図4の希望配置位置の計算結果に面積を持たせ(図7(a))、その重なりの解消を行った例(図7(b))を示す。

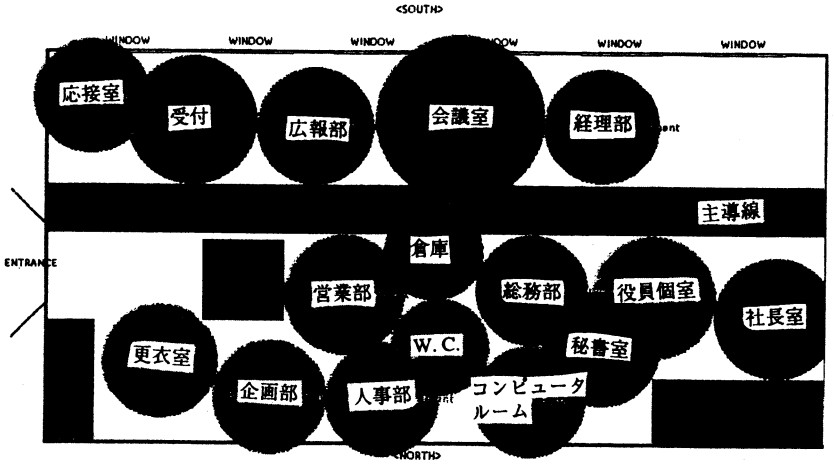


図 8: シミュレーション結果

d. シミュレーテッドアニーリングの導入 本研究では初期配置からエネルギ E の減少する方向にランダムに配置位置を補正する。そのため、初期配置によっては何度繰り返しても局所的な配置(以後、局所解と呼ぶ)に陥り、満足な結果が得られないことがある。本システムでは局所解回避のためにシミュレーテッドアニーリングを用意している。重なり解消の操作を何度繰り返しても満足な結果が得られない時は、シミュレーテッドアニーリングを用いて再度重なり解消の操作をやり直す。

4.4 固定度合の修正

重なり解消の操作では、固定度合が小さい部門ユニットほど他の部門ユニットに押されて希望位置からの移動量が多くなる。重なり解消後に専門家がある部門ユニットの位置を修正した場合、その部門ユニットの修正前後の位置を比較し、その部門ユニットが修正後に希望位置に近づいた(遠のいた)場合、その部門ユニットの固定度合を上げる(下げる)ことを考える。

具体的には、修正した部門ユニットの所属度曲線を取り出し、固定度合を上げる場合、希望配置位置計算における重心位置に最も近いファジィ部分領域の所属度が 1.0 、それ以外の領域の所属度が 0.0 である所属度曲線を作る。また、固定度合を下げる場合、希望配置位置計算における重心位置に最も近いファジィ分割領域の所属度が 0.0 、それ以外の領域の所属度が 1.0 である所属度曲線を作る。この所属度曲線と部門ユニットの所属度曲線を比較し、縦軸の差を配置ルールの修正案として提示する。

4.5 部門ユニットの相関の修正

4.2 節の希望配置位置の修正時と同様に部門ユニットどうしの相関の影響についても修正案の推論を行う。専門家が配置位置を修正するごとに気にかけた部門ユニットの有無を尋ねる。そして、専門家が修正した部門ユニットとそれに影響を与えた部門ユニットとの修正前後の距離を求める。修正後に距離が小さく(大きく)なっている時は両ユニット間の相関を上げる(下げる)旨の修正案を提示する。同時に、距離の変化分に相当する値も変更量として同時に提示する。

5 応用

本手法は配置スペースに凹凸があり、さらに柱が任意の場所にあらかじめ設置されている場合でも有効である。概略配置では、柱や凹部分を無視して配置位置を決定し、重なりを解消する時にこれらの柱や凹部分を固定度合が無限大の部門ユニットと見なして、重なりを解消する。図 8 は実際にフロアゾーニングを行った結果である。本手法は種々の配置スペースの制約に柔軟に対応できる。

6 おわりに

本論文ではオフィスのフロアゾーニング支援システムに関する基礎的な検討を行った。

本論文では問題をかなり簡略化して検証を行ったが、今後はより実用的な条件を取入れ、扱うルールの数を増やして、本システムの実用性を高めていきたい。また、今回はワンフロアのオフィスのフロアゾーニングを検討したが、今後は数階立てのオフィスビルにおけるフロアゾーニングを試みていきたい。

参考文献

[1] 日本ファシリティマネジメント協会 編:「ファシリティマネジメントの実際」, 丸善, 1991
[2] 長町 編:「快適科学」, 海文堂, 1992
[3] 白石, 酒見:「自動レイアウトアルゴリズム」, 人工知能学会誌, Vol.8, No.2, 1993
[4] 大石, 他:「プリント基板自動配置への知識利用」, 情報処理学会設計自動化研究会, 46-9, 1989
[5] 特集:「計算機室のレイアウト」, 人工知能学会誌, Vol.7, No.4, 1992
[6] 滝, 寺崎:「提案誘導型知識獲得支援システム」, 人工知能学会誌, Vol.6, No.5, pp.725–733, 1991
[7] 則竹, 古橋, 内川:「修正案提示による知識獲得支援システムの一提案とその作業着手手順決定問題への応用」, 日本ファジィ学会誌, Vol.5, No.1 pp.103–106, 1993
[8] 喜多:「Hopfield 型ニューラルネットワークとシミュレーテッドアニーリング」, 人工知能学会誌, Vol.7, No.6 pp.970–979, 1992

[問い合わせ先]
〒 464-01 名古屋市 千種区 不老町
名古屋大学 工学部 電子機械工学科 第一講座
則竹 茂年
(TEL)052-781-5111 (内線 2792)
(FAX)052-781-9263

TB6-2

事例ベース推論に基づくプラン生成システム
A Case-Based Planning System

柴垣 ゆかり　　國藤 進
Yukari SHIBAGAKI　　Susumu KUNIFUJI

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
Japan Advanced Institute of Science and Technology, Hokuriku

Abstract

In this paper, we propose a Case-Based Planning System for tour routes. First of all, the system retrieves certain plans which fit with a user's requests from a tour routes case-base. To select the satisfying plans, we use the similarity between a case and the user's requests. The similarity is calculated based on relative sigma-count of a fuzzy set *Importance* and a fuzzy set *Evaluation*. The fuzzy set *Importance* represents which subject is important for the user, and fuzzy set *Evaluation* represents how much a user's requests are satisfied by the cases in each subject. The user can request the change of plans which the system generated if he is not satisfied. The system modifies the plans by using a fuzzy set *Recommendation* which is extracted from an expert planner.

1 はじめに

現在，エキスパートシステムに代表される知識システムの問題解決方式として，専門家の経験的知識をルールで表現するルールベース推論 (Rule-Based Reasoning: RBR) が広く用いられている．しかし，経験的知識は，専門家が無意識に用いていたり，あいまいであったりするために，明確に整理することが難しいものが多い．また，明確化できるものでもルール形式での記述に適さないものがある．近年，この問題に対処する新たな枠組みとして，事例ベース推論 (Case-Based Reasoning: CBR) が注目されている [1]-[4]．CBR とは，与えられた問題に類似する事例を検索利用して，問題を解決する推論をいう．

本稿では，パックツアーを事例として利用する観光プラン生成システムについて提案する．パックツアーは，それ自体専門家が生成した観光プランである．これを事例として格納しておき，ユーザの希望を満たすプランをその中から検索することにより，専門家の観光プラン生成知識を反映することができる．

CBR では問題に最も良く照合する事例を検索するうえで，類似性の定義が適切かどうかが重要なポイントとなる．観光プラン生成問題では，ユーザの希望は厳密ではなく，あいまいで主観的である．本システムでは事例検索部にファジィ理論を適用し，ユーザの希望と事例との類似度を，ユーザの希望条件に対する主観的重要度を表す重要度ファジィ集合と，希望条件に基づき事例を評価した評価値を表す事例評価ファジィ集合の，相対シグマ・カウント (relative sigma-count) によって求める．

2 観光プラン生成問題

観光プラン生成問題とは，観光プランに対する希望条件を入力とし，ユーザの希望を満足するモデル的な推奨観光プランを出力することである．

観光プランを生成するには，一つ一つの観光地やホテルに関する情報よりも，サンプルとなるプランがいくつか提示されることの方が有用である．計画問題においては，最適解ではなく準最適解が求まればよい場合が多く，観光プラン生成問題においても同様に，ユーザの希望が満足される準最適解のプランが生成できれば良い．そこで，パックツアーを事例として CBR を適用し，専門家が推奨するプランを検索して，ユーザの希望に沿う準最適解のプランを複数出力する．

観光プランへの希望は多種多様で個々のユーザごとに異なっており，さらにその希望はあいまいで主観的である．各ユーザに応じた事例を検索するためには，あいまい性を表現でき，かつユーザごとに異なる類似性の尺度が必要となる．

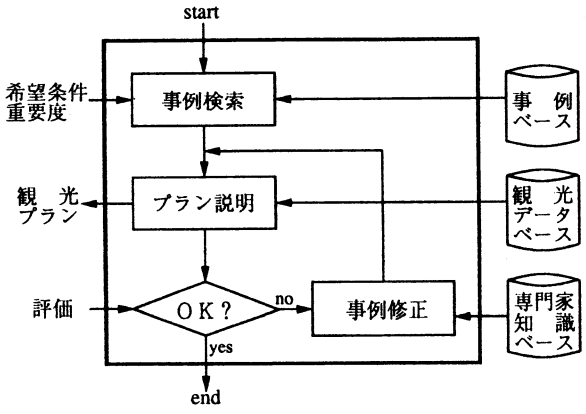


図 1: モジュール構成

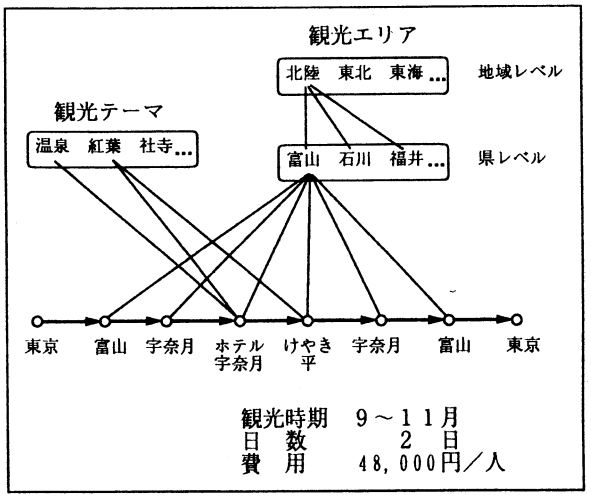


図 2: 事例の表現

3 システムの概要

3.1 モジュール構成

本システムは，事例検索部，プラン説明部，事例修正部と，知識ベース (事例ベース，観光データベース，専門家知識ベース) から構成される (図 1).

まず，ユーザは観光プランに対する希望を入力し，システムはユーザの希望を満たす観光プランの事例を，事例ベースから検索する．事例検索時には，ユーザの希望条件に対する主観的重要度を表す重要度ファジィ集合と，希望条件に基づき事例を評価した評価値を表す事例評価ファジィ集合の，相対シグマ・カウントによって，ユーザの希望と事例との類似度を決める．このように検索された事例に，観光データベースの観光資源に関する説明を付与して出力する．ここでいう観光資源とは，例えば名所や社寺，ホテルなど観光の対象になるものを指す．出力プランはユーザによって評価され，もし満足できない場合には専門家知識ベースと修正ルールを使って，事例修正を行なう．専門家知識ベースには，個々の観光資源に対する専門家の主観的評価が推奨度ファジィ集合として表現され格納されている．ユーザがシステムの提示する観光プランに満足するまで，事例検索・事例修正を行う．事例検索，事例修正については，次章以降で詳述する．

3.2 知識ベース

事例ベース

事例ベースには，旅行パンフレットにあるようなパックツアーを格納する．観光経路中の観光資源がどの観光テーマであるか，また県レベルではどこに属し，その上位の地域レベルではどこに相当するかという情報がリンクされている．個々の事例は，これらの情報や観光時期，日数などを属性とするフレーム形式で表現する (図 2).

観光データベース

観光データベースには，個々の観光資源に関する説明をテキスト形式で格納する．

専門家知識ベース

専門家知識ベースには，例えば「ホテル宇奈月は，とてもお薦めである」「ホテルけやき平は，まあまあよい」というような個々の観光資源に対する専門家の主観的評価を推奨度ファジィ集合で表現したものを格納する．

4 事例検索

事例検索では，ユーザが入力した希望条件に類似するプランを，事例ベースから検索することを行なう．このとき，ユーザの希望条件と事例の類似度を決める尺度として，重要度ファジィ集合と希望条件に対する事例評価ファジィ集合との適合度を表す相対シグマ・カウントを用いる [5] [6].

4.1 希望条件の入力

本システムでは，希望条件を図 3に示すような形式で入力する．希望条件のうち，観光テーマと観光エリアは複数指定可能で，観光エリアは地域レベル，あるいは県レベルのどちらかで指定する．また，観光時期，日数，費用は,「11月頃」や「大体5万円」というファジィな入力をすることができる．

さらに，観光プランにおいてユーザが何を重要視するかを希望条件項目ごとに重要度で表現するものとし，高い，普通，低いの3段階で入力する．

希望条件項目	希　　望	重要度
S 1 観光時期	11月　日から　日　まで 日ごろ 上旬 中旬 下旬	高い 普通 低い
S 2 * 観光テーマ	温泉　紅葉　社寺　海　山...	高い 普通 低い
S 3 * 観光エリア	地域レベル　北陸　東北　東海... 県レベル　富山　石川　福井...	高い 普通 低い
S 4 日　数	絶対 大体　2日 週　以内	高い 普通 低い
S 5 費　用	絶対 大体　50,000円／人　以内	高い 普通 低い

＊：複数指定可能

図 3: 希望条件

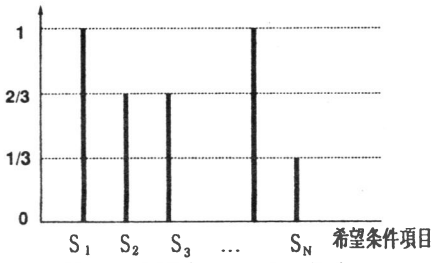


図 4: 重要度ファジィ集合 I

4.2　重要度ファジィ集合

希望条件項目ごとにユーザが入力した3段階の重要度（高い，普通，低い）の指定により，全体集合 $\mathcal{S} = \{S_1, S_2, \ldots, S_N\}$ 上の重要度ファジィ集合 Iを構成する(図 4)．ファジィ集合 Iは，希望条件項目 S_nについて次のようなグレードをとるものとする．

重要度	グレード
高い	$\mu_I(S_n) = 1$
普通	$\mu_I(S_n) = 2/3$
低い	$\mu_I(S_n) = 1/3$

4.3　事例評価ファジィ集合

事例評価ファジィ集合 Eは，希望条件項目 $\{S_1, S_2, \ldots, S_N\}$ ごとに各項目に応じたファジィ集合を生成し，それぞれの集合上でのグレードを決定することによって求める．

観光テーマと観光エリアでは，まず事例がどのテーマやエリアを表しているかというファジィ集合を求める．これは，事例中の観光資源の滞在時間から求める．例えば，県レベルの観光エリアは，

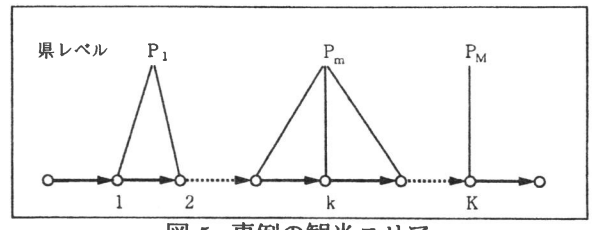


図 5: 事例の観光エリア

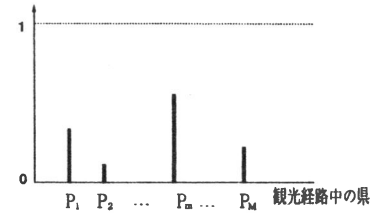


図 6: 観光エリアのファジィ集合

$1 \cdots k \cdots K$　：事例の観光資源
t_k　：場所 kの滞在時間
$P_1 \cdots P_m \cdots P_M$　：観光経路中の県

とすると，事例 (図 5) が P_m 県のものであるというグレード $\mu_{観光エリア}(P_m)$ は，次式によって求める．

$$\mu_{観光エリア}(P_m) = \frac{\sum_{k \in P_m} t_k}{\sum_{k=1}^{K} t_k}$$

このようにして，事例の観光エリアを表すファジィ集合を生成する (図 6)．次に，ユーザの希望条件を事例がどの程度満たしているかを評価するために，事例評価グレードを求める．希望条件項目 S_nの事例評価グレードは，観光テーマと観光エリアについては複数指定できるので，希望条件 a，b があるとき，次のように求める．

$S_n = a$ のとき
$$\mu_E(S_n) = \mu_{S_n}(a)$$

$S_n = a$ かつ b のとき
$$\mu_E(S_n) = \mu_{S_n}(a) \wedge \mu_{S_n}(b)$$

$S_n = a$ または b のとき
$$\mu_E(S_n) = \mu_{S_n}(a) \vee \mu_{S_n}(b)$$

観光時期，日数，費用では，入力された希望条件を表すファジィ集合をシステムが生成し，そのファジィ集合での事例のグレードを事例評価グレードとする．例えば費用の場合，図 7 のようなファジィ集合をシステムが生成し，「大体 5 万円」という入力に対し 4 万円の事例があると，その事例評価グレードは 0.5 になる．

このように，すべての希望条件項目 $\{S_1, S_2, \ldots, S_N\}$ を評価してグレードを決定し，全体集合 $\mathcal{S}$ 上の事例評価ファジィ集合 E を求める (図 8)．

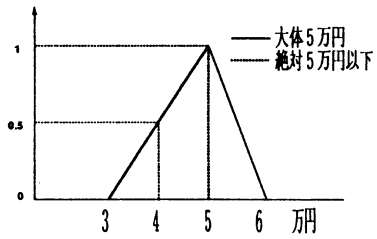


図 7: 費用のファジィ集合

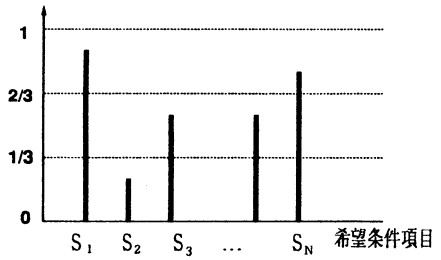


図 8: 事例評価ファジィ集合 E

4.4 類似度

ユーザの希望と事例との類似度は，ユーザが重要であるとみなしている希望条件項目を事例が満足している度合と考えることができる．そこで，重要度ファジィ集合 Iと事例評価ファジィ集合 Eの相対シグマ・カウント [5] を用いて，類似度 s を以下のように定義する．

$$s = \frac{\Sigma Count(I \cap E)}{\Sigma Count(I)} = \frac{\sum_{n=1}^{N} \mu_I(S_n) \wedge \mu_E(S_n)}{\sum_{n=1}^{N} \mu_I(S_n)}$$

この類似度 s が，あらかじめ設定した閾値を越える事例を検索結果とし，これに観光データベースからの説明を付与して出力する．閾値を越える事例が得られない場合には，重要度ファジィ集合のグレードを緩和し再び事例検索を行う．

5 事例修正

ユーザは，システムが出力した観光プランに修正を要請できる．システムは，ユーザの要請に従って事例修正を行う．

「高岡大仏は行きたくない」というような個々の観光資源に不満足な場合には，専門家知識ベースの推奨度を使って事例修正を行なう．不満足な観光資源を入力すると，専門家の推奨度の高い代替観光資源をいくつか検索し，観光データベースの説明を付与して提示する．ユーザが提示された代替観光資源から自分の行きたい観光資源を選択すると，日数，費用の計算を行なって再提示する．

満足でない部分がプランの観光時期や日数，費用の場合は，観光経路全体に修正が必要になる．この場合は，例えば「if 日数を短くする then プランから専門家の推奨度の低い観光地を削除する」というような修正ルールを使って修正する．

6 おわりに

パックツアーを事例として利用する観光プラン生成 CBR システムについて提案した．パックツアーは，それ自体専門家が生成した観光プランである．これを事例として格納しておき，ユーザの希望を満たすプランをその中から検索することにより，専門家のプラン生成知識を反映することができる．ユーザの希望と事例の類似度を，重要度ファジィ集合と事例評価ファジィ集合の相対シグマ・カウントによって求めることによって，個々のユーザごとに異なるあいまいで主観的な希望に応えることができる．

今後は，本システムを構築し，評価する予定である．

参考文献

[1] 特集：事例ベース推論，人工知能学会誌，Vol.7, No.4, pp.559-607(1992)

[2] 特集：事例ベース推論と類推，情報処理学会研究会報告，Vol.91，No.16(91-AI-75)，pp.29-155(1991)

[3] 小林重信：計画問題と人工知能：概観，人工知能学会誌，Vol.7，No.6，pp.965-979(1992)

[4] 小林康弘:事例ベース推論，人工知能学会誌，Vol.8, No.1，pp.26-36(1993)

[5] 馬野元秀：ファジィ集合に基づく自然言語の意味表現，情報処理，Vol.34，No.1，pp.21-28(1993)

[6] 向殿政男：ファジィ理論の基礎概念と情報処理への応用，情報処理，Vol.34，No.1，pp.12-20(1993)

[7] 水本：ファジィ理論とその応用，サイエンス社 (1988)

[問い合わせ先]
〒 923-12 石川県能美郡辰口町旭台 15
北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
國藤研究室　柴垣ゆかり
TEL:0761-51-1111(内線 1366)
FAX:0761-51-1341
e-mail:yukari@jaist-east.ac.jp

TB6-3

チューニング機構を持つあいまい推論環境FINESTの背景，目的とそのイメージ
Background, Purpose and Goal of Fuzzy Inference Tool : FINEST

田野　俊一　　三好　力　　加藤　康記　　ティエリ　アルヌ
Shun'ichi TANO　Tsutomu MIYOSHI　Yasunori KATO　Thierry ARNOULD
国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

Abstract. In this paper, we show the background, purpose and user interface of FINEST, which is short for Fuzzy Inference Environment Software with Tuning, to clarify the overall image of the system. Special features are (1) improved generalized modus ponens, (2) mechanism which can tune the inference method and (3) software environment for debugging and tuning. FINEST can be used as a tool for quantification of the meaning of natural language sentences as well as a tool for fuzzy modeling and fuzzy control. We are now developing the system and are going to demonstrate the effectiveness by real applications.

1．はじめに

現在，ファジィ工学研究所では、FINEST (Fuzzy Inference Environment Software with Tuning)と呼ぶチューニング機構を持つあいまい推論のためのソフトウエア環境の開発を進めている。本報では、FINESTの開発に至った背景、目的、特徴、ツールのイメージ、および利用形態を示し、FINESTの全体像を明らかにする。

2．目的と背景

あいまいさが本質的に重要な役割を果たす１つの領域として、自然言語がある。我々の最終的な目的は、ことば（自然言語や記号）で表された知識に内在するあいまいさの処理法／利用方法を明らかにすることである。

そこで、我々は、" IF x is F and/or y is G THEN x is H"のルール形式を用いたあいまい推論（Generalized Modus Ponens）のためのソフトウエア環境の開発を目標として研究を行っている。

本研究の第１の背景は、自然言語においてもＩＦ－ＴＨＥＮ－形式のルールは最も基本的な知識表現であるということである。つまり、自然言語の意味処理の基本は推論であり、この基盤に対応する "IF x is F and/or y is G THEN x is H"のルールを用いたGeneralized modus ponens[1]を、まず整備する必要があると考えたからである。

現在、あいまい理論は制御分野においてファジィ制御として数多く適用されており、これは、あいまいな言葉で表された制御則を解釈実行するシステムとして解釈することができる。しかし、そこでのあいまいな言葉の解釈は、１段の前向き推論という従来ＡＩで行われている多段の知識処理と比べると狭い範囲で行われていることが多い。もちろん、現在提案されているGeneralized modus ponensやその利用手法が自然言語の意味処理方式としてそのまま使えるのであればこの研究は不必要であるが、実際はそうではない。これがつぎに述べる第２の要因である。

第２の背景は、国際ファジィ工学研究所での前半３年間のＤＳＳプロジェクトおよびＦＥＳプロジェクトの研究成果に起因している。ＤＳＳプロジェクトでは、あいまい理論の知的情報処理分野への適用可能性の検証のために、ＦＥＳプロジェクトで開発したＬＩＦＥ　ＦＥＳｈｅｌｌ[6]を用い、外国為替予測システムＦＯＲＥＸ[4,5]の開発を行った。このシステムはファジィ集合、ファジィ論理、ファジィ測度／積分等さまざまなあいまい理論を適用し、その有効性の実証を目指した。この結果、上述のさまざまなあいまい理論が実システムへ適用可能であることを実証した。つまり、エキスパートの話すあいまいな言葉がうまく取り扱える可能性が明らかになった。これは、単に、"高い", "大きい" などのあいまいな述語だけでなく、あるときは論理和に近くなったり、あるときは相乗性を持つ "かつ" や、あるときは論理的なNot A or Bを意味し、あるときは、The more A , The more Bを意味するルール表現などの自然言語の持つ構造的なあいまいな意味も取り扱える可能性が明らかになったのである。

すなわち、従来、あいまいな述語のみを対象としてファジィ理論の適用を進めてきたのに対し、あいまいな推論の仕方まで適用対象を広げることにより、自然言語の意味をより適切に表現し処理することが可能となる。このあいまいな推論の仕方とは、And/Or/Aggregation方法、Implication方法、Combination方法などであり、従来のあいまい理論の対象領域である。

しかしながら、ＦＯＲＥＸの開発経験は、このような可能性を示唆したものの、同時に現在の手法の問題点も明らかにした。例えば、Andには相乗性があることが多いがそれを扱う方法がない、ルールによってはGradual性を持つことがあるが、一般に提案されているgradual rule ではうまく扱えない場合がある[2, 3]、たくさんのパラメータがあってチューニングが難しいなどである。

このような背景により、generalized modus ponensを基本とした前向き／後向き推論機構有し、推論方式自身もチューニングできる機構を有するソフトウエア環境の提供を目的とし、研究・開発を進めている。

3．FINESTの特徴

FINESTの特徴は
（１）改良されたGeneralized modus ponens
（２）推論方式自身もチューニングする機構
（３）デバッグ,チューニングが可能なソフトウエア環境
の３つに分類でき、それらの関係は図１のようになる。

上記（１）のあいまい推論(Generalized modus ponens)自身の特徴として、(a) 相乗性や相殺性を有する結合演算子、(b) パラメータ化されたImplication方法、(c) あいまいさの減少がありうるCombination方法、(d) Generalized modus ponens に基づく後向き推論方法がある。これらの研究テーマは、図においてルール形式に直接結合して示されている。

上記（２）のチューニング機構は、（１）の特徴を取り込む形で拡張されている。すなわち、相乗性や相殺性を有する結合演算子は、相乗性の強さや範囲等のパラメータを持つように定義されており、チューニング機構は、これらのパラメータもチューニングできるように設計されている。これは、Implication方法、Combination方法

も同様である。つまり、チューニングターゲットには、従来のファジィ述語に加えて、改良されたGeneralized modus ponensのさまざまな推論パラメータも含まれている。

上記（3）のソフトウエア環境は、改良されたGeneralized modus ponensを用いた前向き推論／後向き推論およびチューニング機構が効率的に使えるように設計されている。

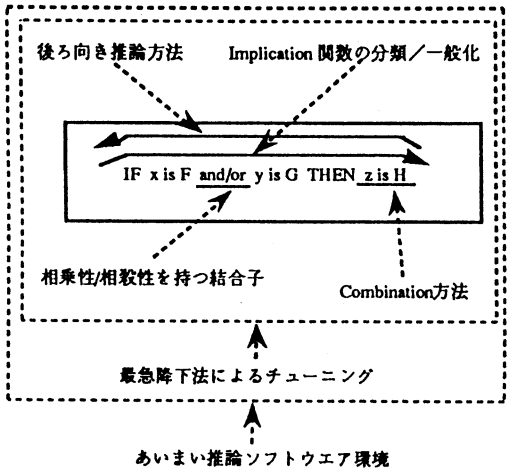


図1　FINESTの特徴

以下、各特徴について説明する。

相乗性／相殺性を有する結合演算子[7]

単に"If X and Y Then Z"と表現した場合、多くの場合そこに表れる"and"の意味はあいまいである。厳格なandかもしれないし、弱いandかもしれない。外国為替予測システムＦＯＲＥＸの開発過程では、"and"に相乗性がある場合が頻出した。

そこで、従来の論理積(T-norm), 論理和(T-conorm)に、相乗性の性質を付加し新たな結合演算子とした。この演算子は、相乗性の強さや、相乗性が表れる範囲等のパラメータにより特徴付けられている。つまり、相乗性の強さを0にすると、従来の論理積(T-norm),論理和(T-conorm)と同じ性質を持つことになる。さらに、同種の性質である相殺性も相乗性の特殊ケースとして表すことができる。

Implication方法

ファジィ理論には多種多様なImplication 関数が存在しているが、実応用の場面においてそのImplication 関数の選択が困難であるという問題点がある。

あいまい推論のよさは、Implication 関数を適切に選択すれば、非ファジィ理論では対応できないさまざまな推論形態が実現できることにある。例えば、前述のグラジュアルルールがその例である。

Implication 関数の一般化（パラメータ化）を行い、パラメータの値を変化させることにより、推論の性質が変化するようにすれば、推論方式の選択を容易化することが可能となる。例えば、パラメータを持つT-norm, T-conorm でImplication 関数を表現することにより、Implication関数のパラメータ化が可能である。

Combination方法[8]

コンビネーションとは、複数の推論過程により類似の結論が導かれた場合、その結論を結合つまりコンバインする方法である。現在、多くのシステムでは、ｍａｘでコンバインする例が多いが、ｍａｘでコンバインすると、あいまいさが一様に増加してしまう。つまり、あいまい推論を続ければ続けるほど答えがあいまいになってしまう。

そこで、ファジィ集合が平衡点Ｅを境に、肯定的な信念、否定的な信念を表すとした意味論をベースに、導出過程（証拠）の依存関係のストカスティックルールによる表現を導入することにより、あいまいさの減少がありうるCombination関数となっている。

後向き推論方法[9]

後向き推論は、知識処理において必須の推論方式であるが、現在あいまい推論の後向き推論の定式化が遅れている。基本的に、あいまい後向き推論は、ファジィ関係式の解法と見なすことができるが、その解は一意ではなく、また、解が存在しないことが多く、その結果ルールの前向き推論における適用と異なり、後向きには適用できないルールが多くなってしまうという問題点がある。ここでは、minimum specificityによる解の選択と近似的な解法を基本にして後向き推論方法を定式化した。

チューニング方法[10]

あいまい推論ではあいまい述語（温度が高いなど）のチューニングはすでに行われている。しかし、これまで説明してきたように、推論方式や結合演算子の性質も重要なチューニングファクタである。ところが、従来の手法では、推論の誤りをあいまい述語におしつけており、推論方式や結合演算子の性質は固定されている。

ここでは、推論の計算フローをネットワークに展開し、ニューラルネットワークのバックプロパゲーション法に類した方法により、各推論処理のパラメータを学習する方式を採用している。これにより、推論方式や結合演算子の性質（パラメータ）も学習することが可能となると同時に、ルールを用いて表現されていない関数についてもその導関数が与えられていればルールと同様に内部パラメータの学習が可能となっている。

あいまい推論ソフトウエア環境

あいまい推論ソフトウエア環境の第一の利用形態は従来のＫＥツールと同様に、使いやすいビジュアルインタフェースを持ったツールである。このツールは、上記ので検討した推論機構(Inference Engine)やチューニング機構(NN-Tuner)、汎用のデバッグ機構(Debugger)を有する。また、このツールは、知識ベースや学習データの管理も行う。ユーザインタフェースは次章に示す。

第2の利用法は、ソフトウエア部品としての利用である。ツールとしての利用は、開発段階では有用であるが、実際のシステムに必要なのは、ツールを構成する部分的なソフトウエアである。そこで、ツールを部品としても利用できるようなソフトウエア構造を持つように、オブジェクト指向言語であるＣ＋＋、ＣＬＯＳの特徴を活用して、あいまい推論ソフトウエア環境の設計を行っている。

4．FINESTのイメージ

4．1 知識ソース

知識ソースは、以下の3種類に分類できる。

（1）ワーキングメモリ

ワーキングメモリは対象世界の状態や、推論の途中結果等をデータとして保持している。これはルールユニット内に格納されているルールによって参照・更新されるほか、他のユニットがその内容を読み込んだり、あるいはそこへ書き出す場合もある。ワーキンメモリの要素は、"x is A" の形式で表わされる。xは属性名を意味し、Aはその属性値を意味する。属性値としては、数値、文字列に加えてファジィ集合や言語ラベルが使える。例えば、"temperature is 22.5", "height is tall" では、temparature、heightが属性名、22.5, tall が属性値である。"tall"は、ファジィ述語で定義された言語ラベルである。

（2）ユニット

ユニットとは、入力と出力のインターフェースが明確に定められている知識ソースを意味する。入力インタフェースからデータが入力されると、推論もしくはそれに相当するなんらかの動作を行って新たなデータを出力イ

ンタフェースから出力する。ユニットにはルールユニット、ファンクションユニット、エクスターナルユニット、コンポジットユニットの４種類がある。

ルールユニット

ルールユニットには１つまたは複数のルールが格納されており、入力インタフェースから入ってきた事実にルールを適用することで推論を行う。推論が終了すると、出力インタフェースから推論結果を出力する。

ルール型知識は、"If x is A and/or y is B Then z is C"の形式で表現される。ここで、x, y, zは属性名、A, B, Cは属性値である。これらの属性名、属性値の型（ファジィラベル等）もこのユニット内で定義する。

また、ルールを用いた推論方法の指定も、ユニット内で定義する。例えば、条件項の結合演算子（T-norm, T-conormに相当するもの）、Implication関数、Combination演算子のパラメータなどを指定しておく必要がある。

ファンクションユニット

ファンクションユニットはルールユニットと異なり、データの処理方法がルールでなくＬＩＳＰの関数で直接記述されている。つまり、入力インタフェースから入ってきたデータを引数として関数を評価し、その評価値を出力インタフェースから出力する。このファンクションユニットも内部にパラメータを持つことも可能であり、その導関数が与えられれば、チューニング対象となる。

このファンクションユニットは、すでに動作がアルゴリズミックに分かっているプロセスの記述や、defuzzification を行う関数の記述に用いる。

エクスターナルユニット

ＵＮＩＸの実行形式のファイルのファイル名が格納されており、このユニットが使用されるときはそれがＵＮＩＸのプロセスとして起動されている。入力インタフェースから入ってきたデータはこのプロセスに渡される。そしてこのプロセスが吐き出したデータが出力インターフェースから出力される。これは、既存のシステムとの結合に用いられる。本ユニットはチューニング対象にはならない。

コンポジットユニット

ユニットは互いに結合することができる。ユニットを結合してできたものもまたユニットであり、これをコンポジットユニットと呼ぶ。これにより、段階的、階層的なシステムの構築が可能となる。

（3）チューニングデータセット

ファジィ述語及び各種演算子をチューニングするときに用いる入出力のデータの組を集めて一つのデータセットにしたものである。

4．2　機能

（1）編集機能

知識ソース名の入力・編集のようにキーボードからの操作が不可欠なものを除き、大部分の編集作業（ユニットの結合、ワーキングメモリの指定、ファジィ述語の編集等）はマウスのドラッグによるグラフィカルで直感的な操作で行える。

ルールはテキストで編集するのが通常であるが、チューニング機能利用時では、グラフィック表示されたルール木のかたちのものを編集する方が好ましい。そこで本システムではテキストとグラフィック（ルール木）の両方で編集可能となっている。

（2）推論機能

ルールユニットはワーキングメモリとリンクすることにより、前向き及び後向き推論を行うことができる。

知識ソースの種類		内容	定義すべき情報
ワーキングメモリ		ワーキングメモリは対象世界の状態や、推論の途中結果等をデータとして保持している。	属性名 値 ファジィ述語
ユニット	ルールユニット	ルールユニットには１つまたは複数のルールが格納されており、入力インタフェースから入ってきたデータにルールを適用することで推論を行う。推論が終了すると、出力インタフェースから推論結果を出力する。	ルール 属性名 入力 ファジィ述語 出力 推論処理方法（相乗性、推論、コンビネーション等）
	ファンクションユニット	ファンクションユニットにはＬＩＳＰの関数が格納されている。	関数 入力 パラメータ 出力 微分式
	エクスターナルユニット	外部のＵＮＩＸプロセスを１つのユニットとして扱う。	入力 出力 外部プロセス名
	コンポジットユニット	ユニットを結合してできたものもまたユニットとみなすことができる。	入力 出力 ユニット間の結合関係
チューニングデータセット		チューニングするための教師データ。	入力項目、出力項目 属性名 値 ファジィ述語

図２　FINESTが扱う知識ソース

これ以外のユニットは、入力用ワーキングメモリ及び出力用ワーキングメモリをリンクすることで、入力用ワーキングメモリの内容を読み込み、結果を出力用ワーキングメモリに吐き出すという動作を行うことができる。本システムにおいては便宜上これらも推論と呼んでいる。

（3）チューニング機能

ルールユニット（ファジィ述語、演算子、推論方法）及びファンクションユニット（導関数の与えられたパラメータ）、およびこれらを構成要素として持つコンポジットユニットはチューニングすることができる。

まず、ユーザは、チューニングするユニットとチューニング方式を指定する。ユニットを構成する部分的なユニットごとにチューニングすることも可能である。

チューニング方式とは、教師データの有無、チューニング回数等である。さらに細かく、どのパラメータをチューニングするかも指定できる。例えば、ファジィ結合子だけをチューニング対象とし、ファジィ述語はチューニング対象から外すことも可能である。

4．3　ユーザインタフェース

ワーキングメモリ、ユニット、チューニングデータセットは、アプリケーションを作るとき基本となる知識ソースであり、ユーザが本システムで行うほとんどの操作はこれらの知識ソースに対する操作とみなすことができる。したがって、ユーザはまずこれらをルートウィンドウのワークスペースの上に作成してから、これらに対する操作を行うという順序で作業を進める。

図３はコンポジットユニット１の定義画面の例である。

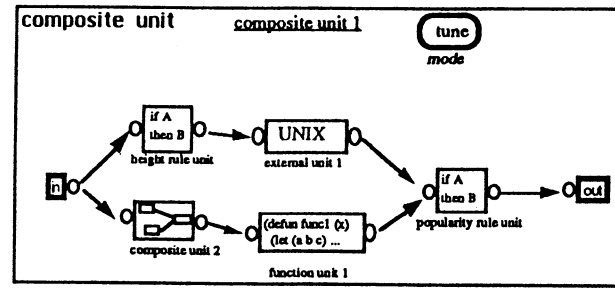


図３　コンポジットユニットの表示例

このコンポジットユニットは、ルールユニット（height rule unitとpopularity rule unit）、エクスターナルユニット

1、ファンクションユニット1およびコンポジットユニット2より構成されている。このコンポジットユニット2の内部はさらにこのような構造を持つユニットとして定義されている。

この画面により、各ユニットの結合状態、ユニットの種類、入出力データなどが分かるようになっており、同時にこの画面上で、ユニットの結合状態を編集することができる。

図3の構成要素であるユニットをクリックすると1段階詳細な情報が表示される。例えば、コンポジットユニット2をクリックすれば、図3に類したネットワークが再度表示され、ルールユニットをクリックすると、図4に示すようにルールのネットワーク表現が表れる。

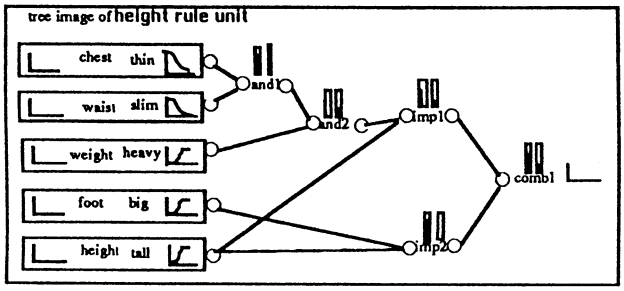


図4　ルールユニットの表示例

エクスターナルユニットをクリックすると、ＬＩＳＰ関数とその入出力変数が表示される。

ユニットの表示画面で、チューニングを行うことができる。例えば、もし、図3において、ＩＮとＯＵＴのチューニングデータがあれば、ルールユニット1、2とファンクションユニットがチューニングされる（エクスターナルユニットは学習されない）。チューニングすべきパラメータも指定可能である。

図5にチューニング実行時の画面例を示す。ルールユニットのファジィ述語とImplication1関数がチューニングされている。

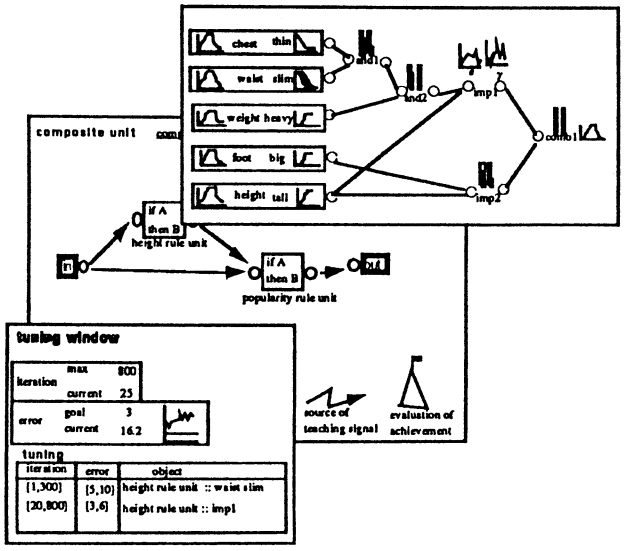


図5　チューニング時の画面例

5．FINESTの利用形態

（1）ファジィモデリング、ファジィコントロール

ファジィルールによるシステムモデルの作成や、ファジィコントローラの開発に用いることができる。本システムでは、（コンポジット）ユニットの導入により、階層的なファジィシステムの表現が可能となっている。また、エクスターナルユニット、ファンクションユニットの導入により他システムへのファジィシステムの埋め込み、または、その逆が可能となっている。さらに、ニューニング機構は、部分的、あるいは全体的なチューニングが可能となっているため、表現だけでなく構築においても段階的、階層的に行うことができる。

（2）自然言語の意味の定量化

FINESTはファジィルールで表された言葉の定量化ツールとしてみなすことができる。つまり、FINESTでは、チューニング対象を、AndやImplicationにまで拡大しており、教師データが与えられると、これらのパラメータを自動的にチューニングする。つまり、本システムを用いれば、このルールに表れる"And"は、とても強い相乗性を持っている、この"Or"は弱い相殺性を持っている、このルールは、"The more..., the more..."の関係を持っているなどの性質を明らかにすることができる。これは、自然言語の意味の定量化を行っていると解釈できる。もちろん従来のシステムでもファジィ述語の学習が可能であるので、"大きい"や"高い"などの自然言語の定量化を行っていたと言えるが、本システムでは、推論の方法に関係する自然言語の意味までその定量化の範囲が拡大されている。

今後、研究・開発を進めるとともに、具体的なアプリケーションへの適用を通して有効性を検証する。

参考文献

[1] R.R. Yager et al. (ed) : Fuzzy Sets and Applications: Selected Papers by L.A. Zadeh, John Willy & Sons (1988).

[2] D. Dubois and H. Prade: Gradual Inference Rules in Approximate Reasoning, Information Science, Vol.61, pp.103-122 (1992).

[3] Y. Katoh, H. Yuize, M. Yoneda, K. Takahashi, S. Tano, T. Yagyu, M. Grabish and S. Fukami: Gradual Rules in a Decision Support System for Foreign Exchange Trading, Int'l Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks, pp.625-628 (1992).

[4] H. Yuize, T. Yagyu, M. Yoneda, Y. Katoh, S. Tano, M. Grabish and S. Fukami: Decision Support System for Foreign Exchange Trading - Practical Implementation - , International Fuzzy Engineering Symposium '91, pp.971-982 (1991).

[5] S. Tano, H. Yuize, T. Yagyu, M. Yoneda, Y. Katoh, M. Grabish and S. Fukami: FOREX: Foreign Exchange Trade Support Expert System, International Fuzzy Engineering Symposium '91, pp.1114-1115 (1991).

[6] T. Miyoshi, H. Koyama, S. Fukami, and M. Umano : Overview of LIFE FEShell, Joint Hungarian-Japanese Symposium on Fuzzy Systems and Applications, Budapest, Hungary, pp.127-130 (1991).

[7] 加藤, T. Arnould, 三好, 田野：ルール前件部における相関関係の処理方式，第9回ファジィシステムシンポジウム (1983).

[8] S. Tano, T. Arnould, Y. Kato and T. Miyoshi : Fuzziness reduction method for a combination function, IFSA-93 (to appear).

[9] T. Arnould, 田野, 加藤, 三好：ファジィ関係式のあいまい後向き推論への適用，第9回ファジィシステムシンポジウム (1983).

[10] 三好, 田野, 加藤, T. Arnould：ファジィプロダクションルールの演算子による自動チューニング，第9回ファジィシステムシンポジウム (1983).

[問い合わせ先] 田野　俊一 (tano@fuzzy.or.jp)
〒231 横浜市中区山下町89-1 シイベルヘグナービル３Ｆ
国際ファジィ工学研究所
TEL: 045-212-8251, FAX: 045-212-8255

TB7-1

デザイナの感性を活かすアパレルCADに関する基礎的研究
A Basic Study on Apparel CAD Incorporating Designer's Image

楊 旭華* 古橋 武* 尾崎 孝良** 大野 隆広** 内川 嘉樹*
Xuhua Yang Takeshi Furuhashi Takayoshi Ozaki Ohno Takahiro Yoshiki Uchikawa
*名古屋大学工学部 **テクノロジーソフトウェア協同組合
Faculty of Engineering, Nagoya University Technology Software Co-operation

Abstract: Changing of size from an original design to another, incorporating designer's image, which is called Grading, turns out to be the bottle-neck of apparel CAD. So far, in apparel CAD, spline interpolation has been generally used. But the rules of grading, as an expert would do, are difficult to obtain, since the grading is nonlinear to size ; and even if the new dots obtained, the tremor and deviation occur in spline interpolation.

This paper presents a new grading method using a fuzzy neural network which has been regarded as an effective way to identify nonlinear mappings. This paper also propose a method of initial allocation of membership functions for realizing smooth and precise curves.

1．はじめに

アパレル生産工程において、デザイナの感性を保持したまま、顧客の体型に応じてオリジナルデザインのサイズ変更（グレーディング）を行うことは、自動化の大きな障害となっている。従来のアパレルCADでは、デザイナの描いた基本ラインからいくつかの座標点を抽出し、座標変換によりサイズ変更を行い、得られた座標点をスプライン補間して、サイズの異なるラインを得ている。しかし、身体の各部位は均等に変化するわけではないので、座標点の変換を行うことは非常に困難である。また、座標点が得られたとしても、これらの点のスプライン補間を行う段階でラインの振動、ずれが発生するので、CADによる自動化は困難である。

本稿ではファジィニューラルネットワーク(FNN)[4]をグレーディングに適用することを提案する。また、FNNの初期設定として前件部メンバシップ関数を学習パターンの曲率に応じて、台集合上に非等間隔に配置する方法を提案し、滑らかで精度のよい曲線近似を実現する。FNNの学習機能によりデザイナの描いたラインを学習することで、感性を活かしたグレーディングの自動化を行うことができる。

2．グレーディング

グレーディングとは、図1に示すようにオリジナルパターンに基づいて新規サイズのパターンを作ることである。エキスパートは経験に基づいてオリジナルデザインの美感を損なわないように新しい線を引く。アパレルCADでは、このグレーディングを図2に示すCADシステムにより実現する。オペレータはディジタイザにより型紙データを入力する、パーソナルコンピュータはこのオリジナルデータを基に顧客のサイズに応じてグレーディングを行い、その結果をプロッタに出力する。

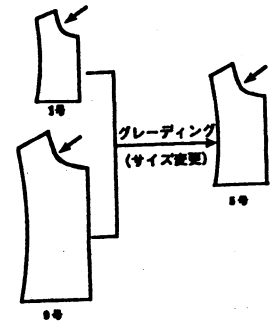


図1 グレーディング

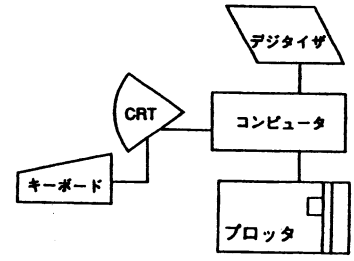


図2 アパレルCADシステム

グレーディングにおいて、衿ぐり、袖ぐり（図1の矢印部分）などの曲線はサイズに対して非線形であるために、グレーディングの自動化を困難にしている。

3．従来手法

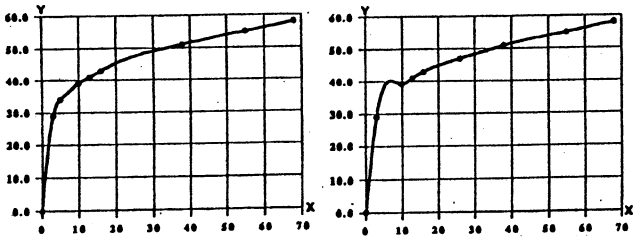
従来法によりグレーディングの自動化を試みる。基準となるサイズ間は線形補間によることとする。この時新たなサイズの曲線は、複数の基準サイズの点列間を線形補間して得られた点列をスプライン関数により近似して得られる。この近似手法には、内挿法と近似法がある[1]。内挿法は与えられた座標点をすべて通るように曲線を描く手法であり、近似法は与えられた座標点列の形を近似する滑らかな曲線を描く手法である。

(1) 内挿法による曲線表現

内挿法は、与えられた座標点を全て通るような補間手法であるため、オリジナル曲線を忠実に再現することが期待される。Cubicスプラインは補間した曲線の歪みエネルギーが小さく、振動の少ない曲線を描くことができ、試験データの補間などに良く用いられている。しかし、この補間法によっても、振動を全くなくすことは難しく、また、節点位置によって、補間結果は大きく異なる（図3）。節点の設定には、経験が要る。節点の調整によって振動を避けることはできるが、一つの節点の調整の影響は曲線全体に及ぶので調整に多大な時間を必要とする[2]。従って、グレーディングに使用することは難しい。

(2)近似法による曲線表現

従来のアパレルCADのグレーディングでは、曲線の滑らかさを保証するため近似法（Bezierスプライン補間など）を用いることが多かった。しかし、この手法によると図4に示すように描かれた曲線が望ましい線からはずれてしまい、オリジナルデザインの感性を保持することができない。図4では、1号、9号のオリジナル曲線から点列を得て、それら点列の線形補間により新たに5号の点列を得た後にBezierスプラインによりそれら点列の近似を行っている。この近似法では、図5のように与えられた座標点は単なる指標として使われているだけなので、端点の以外の点を通らない。この特徴により近似法は曲線の調整が容易となり、対話機能による自由曲線設計に有効である。しかし、グレーディングの際には、曲線のずれを予測できないので、デザイナの感性との対応を維持できなくなる。



(a) 良い節点　　(b) 良くない節点

図3 Cubic splineで描いた曲線

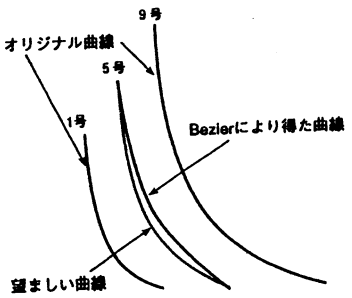


図4 Bezierによるグレーディング結果

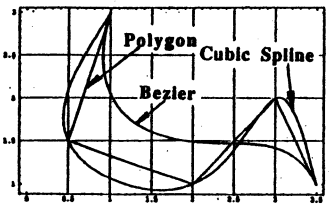


図5 Bezierで描く曲線

4．提案手法

グレーディングのポイントは“オリジナルデザインの感性を保持したまま[3]”ということである。この評価基準は、数学的に表現することが困難である。

本報告ではファジィニューラルネットワーク(Fuzzy Neural Network: FNN)[4]によるグレーディング手法を提案する。FNNはニューラルネットワークの学習機能により非線形関数を近似することができ、また、ファジィ推論の構造を持つので、ネットワークの規模などに対する指針を得易い。

本報告で用いたFNNは、文献[4]で提案された、後件部が定数で表される簡略化ファジィ推論をバックプロパゲーション(Back-Propagation：BP)モデルで実現したものである（図6）。

簡略化ファジ推論は、$x1,x2$を入力、yを出力とする2入力1出力の場合次のように表される。

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y=f_i \quad i=(1,2,\cdots n) \tag{1}$$

$$\mu_i = A_{i1}(x_1)A_{i2}(x_2) \tag{2}$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} = \sum_{i=1}^{n} \widehat{\mu_i} f_i \qquad \widehat{\mu_i} = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \tag{3}$$

ここで、R^iはi番目のファジィルール、A_{i1},A_{i2}はファジィ変数、f_iは定数、nはルール数、μ_iはR^iの前件部の適合度、$\widehat{\mu_i}$はその総和が1となるように規格化されたμ_i、y^*は推論値である。図中の丸および四角形はネットワークを構成するユニットを表し、ユニット間の記号w_c, w_g, w_fおよび1、-1は結合荷重を意味する。

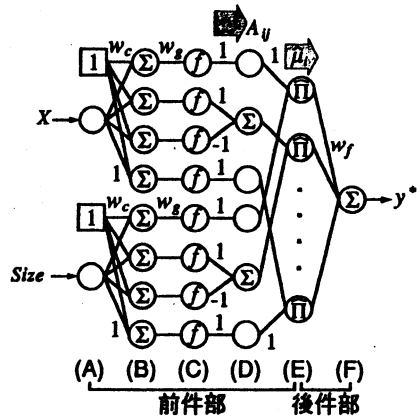


図6 ファジィニューラルネットワーク

このFNNは、(1)～(3)式の計算過程をニューラルネットワークの構造によって表現し、結合荷重を簡略化ファジィ推論で同定すべきパラメータに対応付け、BP法により更新する、また、前件部メンバシップ関数は、w_g,w_cに適当な値を与えることにより、台集合上であらかじめ等間隔配置するものである。

本報告では、このFNNを用いて、グレーディングを行う際に比較的難しいと言われている衿ぐりのラインを学習させた。FNNの入力はx座標とサイズ、出力はy座標とした。初期状態のメンバシップ関数が5つの場合を図7、7つの場合を図8に示す。教師信号は1号、9号、15号の3つの曲線とした。図中に教師信号は点列を直線補間して示す。また、教師信号を伴わないFNNの出力曲線が2つ描かれているが、これらはFNNによるグレーディング結果の例である。図に示すように、メンバシップ関数を台集合上で等間隔に配置して学習を開始した。メンバシップ関数を大きく調整することにより、教師信号の多数のデータにFNNの出力はフィットし、曲線を近似することが出来でいる。

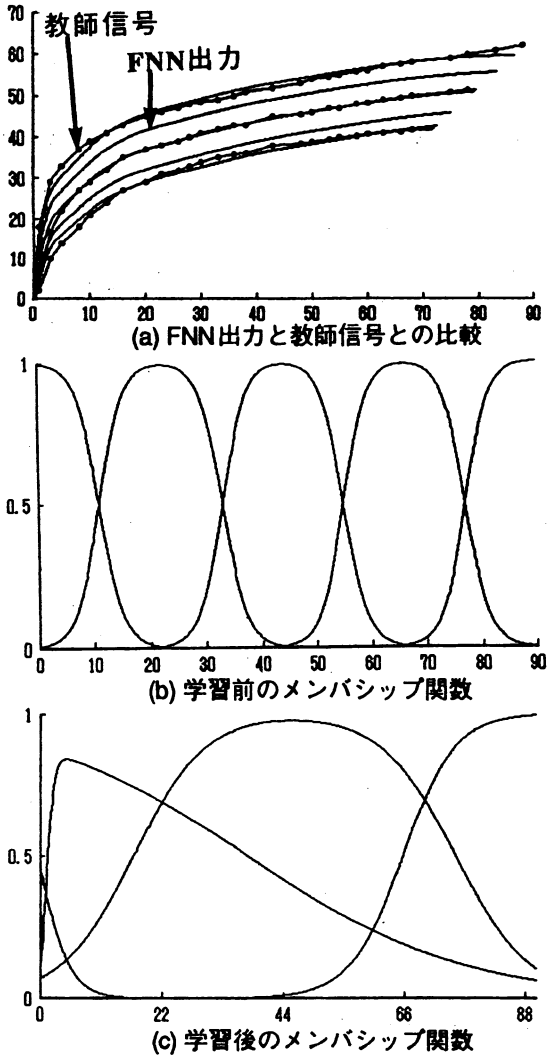


図7　FNNによる学習結果（等間隔）

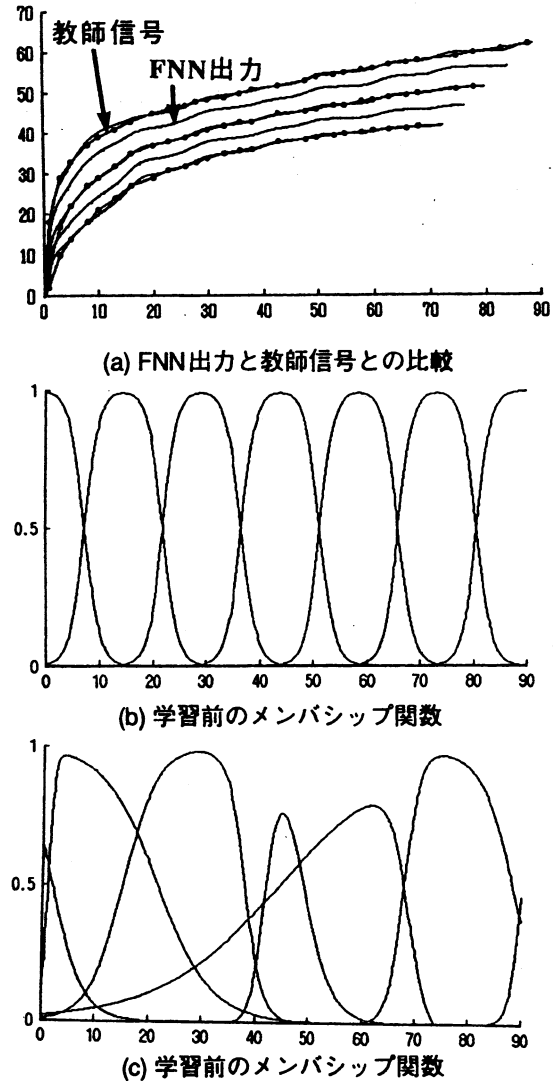


図8　FNNによる学習結果（等間隔）

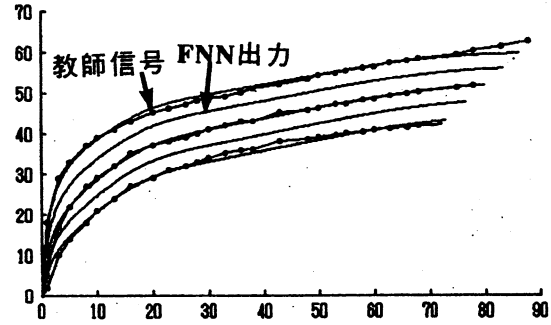
メンバシップ関数の初期配置は関数近似の結果に大きな影響を及ぼす。メンバシップ関数の数が少なければ、曲率の小さな部分はよく表現出来る。しかし、曲率の大きな所では誤差が大きくなってしまう。それに対して、メンバシップ関数の数を増やすと、曲率の大きな部分はよく近似出来るが、曲率の小さな部分において、振動が発生してしている。ネットワークの規模と学習との関係はニューラルネットワークにおける重要な課題である。本報告では、FNNにより曲線近似を行う際に、オリジナル曲線の曲率変化を判断することにより、メンバシップ関数をあらかじめ非等間隔に配置する手法を提案する。曲線の曲率を教師信号データを用いて式(4)の二階差分で近似的に計算する。

$$f(q_i, q_{i+1}, q_{i+2}) = \frac{f(q_{i+2}) - f(q_{i+1})}{(q_{i+2} - q_{i+1})(q_{i+2} - q_i)} - \frac{f(q_{i+1}) - f(q_i)}{(q_{i+2} - q_i)(q_{i+1} - q_i)} \quad (4)$$

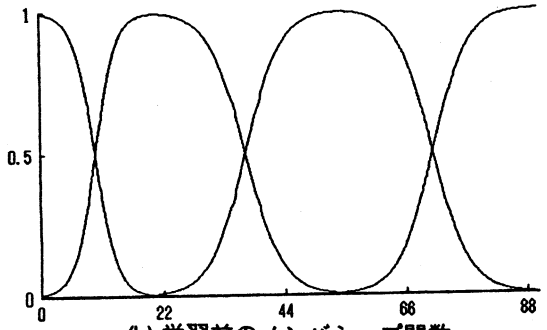
式中、q_i, q_{i+1}, q_{i+2}は、教師信号のx座標、$f(q_i)$、

$f(q_{i+1})$、 $f(q_{i+2})$は対応するy座標である。

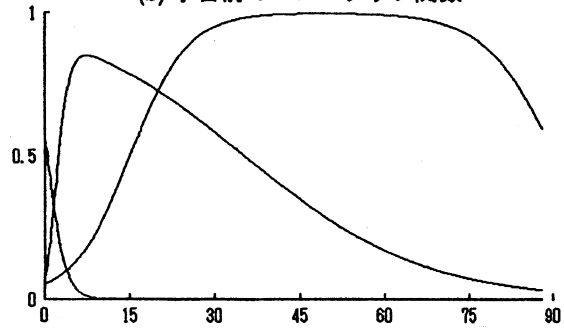
隣り合う点の曲率を比較することにより曲率変化の大きいところにおいて、メンバシップ関数を増やし、曲率変化が小さければはメンバシップ関数を減らす。この様な前処理を行うことにより、曲線を滑らかでかつ精度よく近似出来る（図9）。図9では教師信号の曲率の大きな左端部分でメンバシップ関数の間隔を狭めている。得られた曲線は精度で図7の結果より優れ、滑らかさで図8のそれより優れている。



(a) FNN出力と教師信号との比較



(b) 学習前のメンバシップ関数



(c) 学習後のメンバシップ関数

図9 FNNによる学習結果（非等間隔）

5、評価

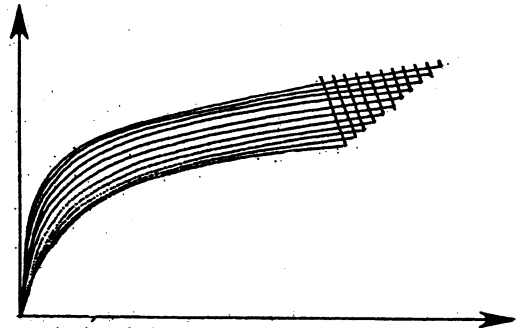
デザイナが実際にグレーディングを行ったパターンを用いて実験を行った。FNNの学習信号はその中のS、M、Lサイズの三本線である。FNNによるグレーディング結果とデザイナのグレーディング結果を図10に示す。

FNNによるグレーディングの結果と実際デザイナによりグレーディングされたパターンは比較的よくに一致してる。このFNNをCADシステムに組み込み、グレーディングを行った結果を図11に示す。

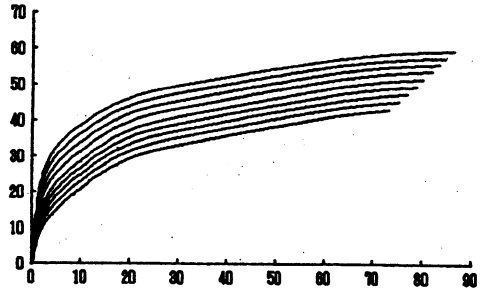
6. まとめ

本論文では、ファジニューラルネットワークを用いてグレーディングを行う手法を提案した。また、ファジィニュラルネットワークの前件部メンバシップ関数の数を、学習パターンに応じて自動的に決められるシステムを構築した。

今回FNNの出力はパターンのy座標であるので、異なるパターンごとにあらかじめ学習する必要がある。本システムの機能をより向上させるために、FNNによりグレーディングの一般的なルールを抽出することを進めて行きたい。



（a）デザイナによるグレーディング



（b）FNNによるグレーディング

図10 シミュレーション結果

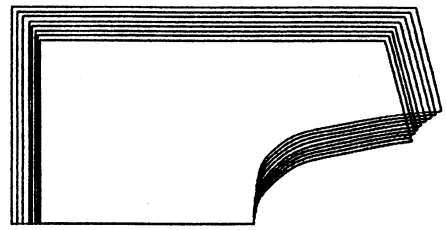


図11 衿ぐりグレーディング

参考文献

[1] 山口 富士夫 編著 「CAD/CAM入門」，工業調査会，1982

[2] 桜井 明 監修 「パソコンによるスプライン関数」，東京電 機大学，1989年

[3] 文化服装学院 編 「婦人服(4)」，文化出版社，1991年

[4] 堀川、古橋、内川：「ファジィニューラルネットワーク の構 成法と学習法」日本ファジィ学会誌，Vol.4,No.5,pp.906~928,(1992)

[問い合わせ先]
〒464-01 名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科
内川研究室
楊 旭華
Tel. 052-781-5111
Fax. 052-781-9263
E-mail : Yang @Uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

TB7-2

ファジィエキスパートシステムによるプリント基板上の概略配置に関する研究

A Study on Rough Placement of Parts on Printed Circuit Board using a Fuzzy Expert System

行松 徹* 古橋 武* 内川 嘉樹* 田中 克典**
Toru YUKIMATSU Takeshi FURUHASHI Yoshiki UCHIKAWA Katsunori TANAKA

*名古屋大学 工学部
Nagoya University

** (株) 中部日立エレクトリック
Chubu Hitachi Electric Co., Ltd.

Abstract: For computer aided design (CAD) / design automation (DA) for printed circuit board (PCB), automatic placement of parts has been a difficult problem. It has been pointed out to be necessary for realizing good placement to grasp not only structures but also functions of the circuit.

This paper describes a method of rough placement on PCB using fuzzy reasoning. This paper also presents a new representing method of parts blocks distinguished by signals flowing in the circuit. The feasibility of the method is verified using an actual PCB.

1.はじめに

プリント基板のCAD/DAの分野では、実装設計（部品配置と配線設計）が非常に大きな問題となっている。特に、部品配置に対してはほとんど人手に頼って設計している状態である。年々大規模化・高機能化するプリント基板の設計において、実装設計の自動化の要求が高まっている。

LSIの実装設計においては、ゲートアレイや標準セル方式により自動配置が実現しやすく、企業や大学での研究が進んでいる。しかし、プリント基板上における部品配置問題では、極端に大きさの異なる部品を、さまざまな制約条件を満たしながら配置しなくてはならない。また、配置結果は、基板全体の見通しがよく、その後の配線がうまくいくことなど、定量化の難しいもしくはコストのかかる評価を満足しなくてはならない。このため、LSI設計において開発された階層的配置手法[6][7]や効率的な配置改善手法などをプリント基板の部品配置に適用するのは難しい。

よい配置を実現するためには、回路の構造面だけでなく機能面をも把握し、階層的に配置を決定する必要があると言われている[4][5]。部品配置の専門家はまず、各機能ブロック間の信号の流れを基板上にイメージして、機能ブロックのだいたいの位置を決めていると考えられる。その後、各ブロックに含まれる部品の性質や大きさを考慮しつつ、機能ブロックの存在範囲を確定させながら、各部品の詳細な配置を決定していく。このような配置をコンピュータで実現させることを考えると、ボトムアップ的な要求に柔軟に対応できる概略配置が必要であると思われる。

本研究では、部品の配置範囲を曖昧に表現する概略配置手法について検討する。本手法ではメインとなる信号の流れにより主要部品とその他の部品を選別、主要部品ごとに部品のグループ化を行う。本稿では、この部品ブロックを基板上に配置するにあたって、各ブロックの配置範囲を曖昧に表すために、新しい部品ブロックの表現方法を提案する。概略配置はこの部品ブロックをブロックの大きさや信号の流れを考慮しつつ行う。配置位置の評価には、順序構造モデルによるファジィ推論[1][2]を用いる。実際のプリント基板を用いて本手法の有効性を検証する。

2.システムの概略

本研究では、配置する部品の集合をいくつかの部分集合に分割し、その各部分集合に配置場所を割り当てる作業を概略配置と呼ぶ。そして各部品の厳密な配置位置・方向を決定する作業を詳細配置と呼ぶ。Fig.1に本研究の部品配置システムの概略を示す。まず、回路における主要な信号線

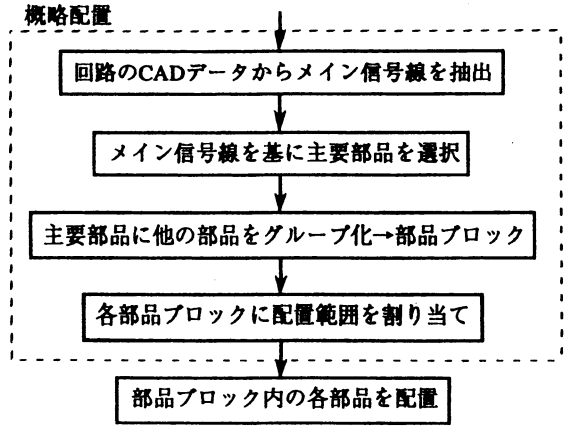


Fig.1 配置の手順

を基に、主要部品を抽出する。その主要部品に対してその他の部品を加えてグループ化することにより、部品ブロックを生成する。こうして生成された部品ブロックに対して、基板上で配置範囲を割り当てる。以上が概略配置である。実際にはその後、各ブロックごとにブロック内の各部品に対し、詳細な配置位置・方向を決定する。

3.概略配置

よい概略配置を行うためには、基板上の信号の流れに着目する必要がある。つまり、対象となる回路のブロック図のようなものを考慮した配置である。もし、ブロック図のデータが回路データや部品データと対応した形でCAD上に存在するならば、それを用いることが可能である。しかし、そのためにはブロック図のデータの作成に新たな労力を必要としてしまう。そこで回路のCADデータから、この信号の流れを抽出することになる。回路のCADデータからメインとなる信号線を抽出し、その信号線の接続状況を考慮することにより、機能ごとのブロックを生成できる。

具体的には、CADデータ内の信号線名が類似している信号線を同類の信号線とみなし、同類の信号線が所定の本数以上存在すれば、メインの信号とみなす。本数の基準はCADシステムの使用者によって設定される。機能ブロックは、メイン信号のやりとりが行われる部分と考えられる。そこで、メイン信号が接続されている部品を主要部品とし、主要部品ごとにその他の部品をグループ化して、部品ブロックを生成する。今回は、このグループ化に、シミュレーテッドアニーリング（SA）[8]を用い、ブロック間をまたがって接続される信号線が最少となるように探索した。

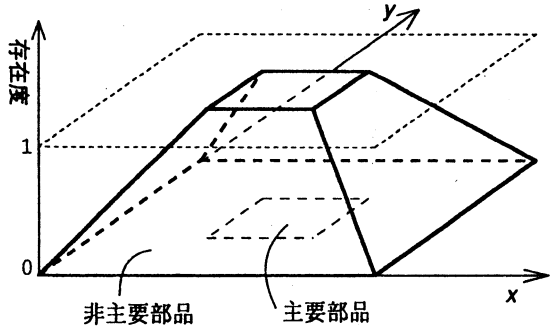


Fig.2　部品ブロック

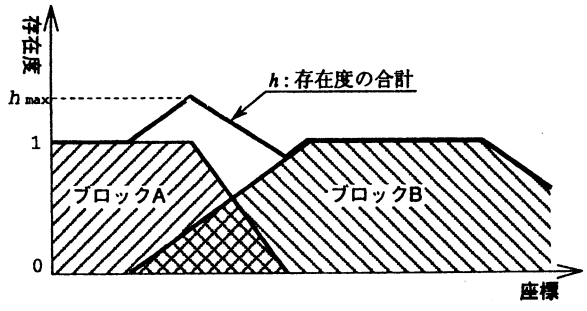


Fig.3　ブロックの重なり

4.部品ブロック

各部品ブロックの占有面積（配置範囲）を決めなくてはならないが、概略配置においてそれは厳密である必要はない。しかし、そのブロックに属する部品が配置できる面積は確保しなければならない。また、一般に主要部品は大きいので概略配置といえどもそのだいたいの形状は、考慮しなくてはならない。そこで、主要部品の形状を考慮し、部品ブロックの配置範囲を曖昧に表すために、新しい部品ブロックの表現方法を提案する(Fig.2)。各部品ブロックは１つの主要部品を含み、その主要部品の周辺にそのブロックの他の部品が存在すると考える。すると、主要部品から離れるに従い部品の存在するであろう度合が低くなるはずである。そこで、部品が存在する場所を１、無い場所を０とし、曖昧な部分にはその間の値を取るようにすれば、Fig.2のように部品ブロックを表すことができる。つまり、存在度１の部分が主要部品である。これは、部品が存在しているというメンバーシップ関数とみることができる。今回は簡単のため台形型で表現することにした。存在度を領域で積分した結果が、そのブロックに含まれる全部品の配置に必要な面積となるように、この関数を形成する。

部品の存在の曖昧な部分は、必ずしも部品が存在しないので、この表現による部品ブロックは、ある程度の重なりを許容できる。例えば、Fig.3のようにブロックが重なっている場合を考える。存在度の足し合わせがその場所における部品の存在度hと考えると、合計が２で部品が重なっている状態、１と２の間が重なりつつある状態とみなせる。但し、０と１の間も部品が重なっている可能性は否定できない。このため存在度hは部品の重なり度合とも考えられる。こうして、ブロックの重なりの程度を評価できる。

5.部品ブロックの配置

今回は各ブロックをプリント基板上に配置する方法として、ブロックを１個づつ配置していく方法を採用した。つまり既配置部品に対して、接続本数の多いブロックを選択し、そのブロックを配置する作業を繰り返す。一番最初に配置される部品は、あらかじめ位置が指定されている外部コネクタ類である。この手法では、全体的視野からの配置評価が行われない欠点がある。しかし、概略配置では、配置対象が大きく、その数が少ないので比較的有効な手法といえるであろう。今後、配置位置の修正などにも取り組む予定である。

各ブロックの配置の評価にはファジィ推論システムを導入した。今回は、入力値に、部品間のメイン信号の配線長、メイン信号線同士の交差数、そして、ブロック同士の重なり度合を用いた。概略配置において信号の交差が多くなると、基板上の見通しが悪くなり、実際の配線が長くなってしまう。各判定パラメータのメンバーシップ関数をFig.4に示す。評価ルールは、(a)配線長が短かいほど、(b)配線どうしの交差点数が少ないほど、(c)部品ブロックの重なりが少

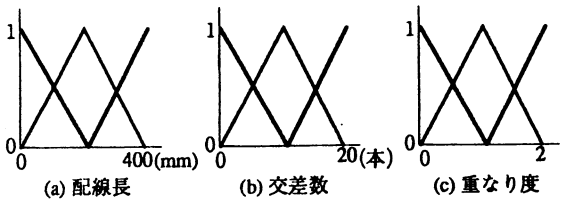


Fig.4　メンバーシップ関数

ないほど評価値が高くなるように設定する。ファジィ推論の手法としては順序構造モデル[1][2]を適用した。従来ではファジィ推論規則は、次のように記述されていた。

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y^i \text{ is } B_i \quad (i = 1,2,\cdots,n) \tag{1}$$

推論値は例えばモーメント法[3]を用いた場合、

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i c_i S_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i S_i} \tag{2}$$

となる。ここで、R^iはi番目のファジィ推論規則、A_{i1}, A_{i2}, B_iはファジィ変数、yは推論値、μ_iはR^iの前件部適合度、c_i, S_iはそれぞれファジィ変数B_iに対応するメンバーシップ関数の中心位置および面積である。

この推論方法では、l入力のシステムにおいて、入力がl次元空間となり、人間が推論規則をイメージすることが困難となり、専門家から推論規則を聞き出すのに多大な労力を要する。

大西の提案した順序構造モデルによるファジィ推論法[1]では、後件部の重心演算にモーメント法を用いた場合、次のようになる。

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ then } y^i \text{ is } B_i$$
$$R^j: \text{If } x_2 \text{ is } A_{j2} \text{ then } y^j \text{ is } B_j \quad (i, j = 1,2,\cdots,n) \tag{3}$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{n} \omega_i \mu_i c_i S_i + \sum_{j=1}^{n} \omega_j \mu_j c_j S_j}{\sum_{i=1}^{n} \omega_i \mu_i S_i + \sum_{j=1}^{n} \omega_j \mu_j S_j} \tag{4}$$

ここで、R^iは入力x_1に対するi番目のファジィ推論規則、R^jは入力x_2に対するj番目のファジィ推論規則、ω_iはR_iの重視度、他の記号は(1)(2)式に準ずる。この推論法では、入力変数の数に関係なく各入力ごとに推論を行い、それらのルールの重視度に従って各推論結果を評価し、全体の推論値が得られる。推論ルールは入力変数ごとに考慮すればよいので、人間が推論規則をイメージすることが容易となる。概略配置においても今後考慮するパラメータが増えた場合にこの推論法が有効である。Fig.4(a)(b)(c)のそれぞれのルールでは、各パラメータの評価が悪いルールほど重視度ωを大きくして、パラメータ間の評価のばらつきを押えるようにしている。

この推論法を用いて、プリント基板上に均等に仕切られた各グリッド座標ごとにブロックの配置評価を行い、評価値が最大の座標にその部品を配置する。

6.具体例

実際のプリント基板上の回路に対して、自動概略配置を試みた。Fig.5にそのプリント基板（専門家が配置したもの）を示す。この回路のCADデータから、メインの信号線を抽出した。この場合、同類信号線数が8本以上のものをメイン信号線とみなしたところ、データバス、アドレスバスなど、233本中166本15種類の信号線がメイン信号として抽出された。以下、メイン信号をまとめたものをバスと呼ぶ。次にバスが接続されている部品を抽出したところ、Fig.5の実線で描かれた12個の部品（A～L）が抽出され、これらの部品を主要部品とした。次に主要部品以外の部品を各主要部品とともにグループ化し、ブロックの形成を行う。ブロック間にまたがる信号線が最少となるようにシミュレーテッドアニーリングを用いて探索したところ、279本で収束した。結果をFig.5に示す。a,b,c,…の記号の部品はそれぞれ主要部品A,B,C,…のブロックに属している。部品総数125個中、大きさを持たない（足が1本の）部品75個を除く50個について表示した。ブロック間の信号線が、総信号線数に対して多いのは、1本の信号線が、いくつものブロック間にまたがっているからである。また、どちらのブロックに属しても合計の信号線数が変らない部品が多々あるので、探索の結果は何通りもできるが、いずれも279本で収束し全体的な傾向に変りはなかった。Fig.5の基板上で各ブロックがかなり入り組んで配置されているのは、この基板の部品密度が比較的低いので、配線長を短くするより、部品を揃えて並べるべきだとするルールが強く働いたためと思われる。

5章のアルゴリズムによる配置結果をFig.6に示す。A～Lのブロックに対して、内側の長方形が主要部品、外側の長方形がFig.2の部品ブロックの底面である。部品間を結ぶ線の太さは、その結線数を表している。但し、3つ以上の部

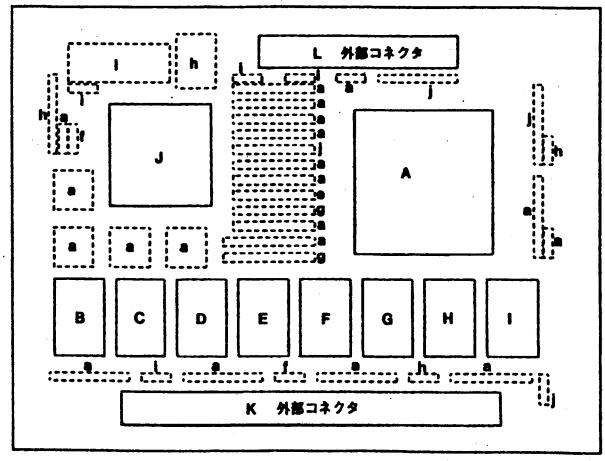


Fig.5　プリント基板の例

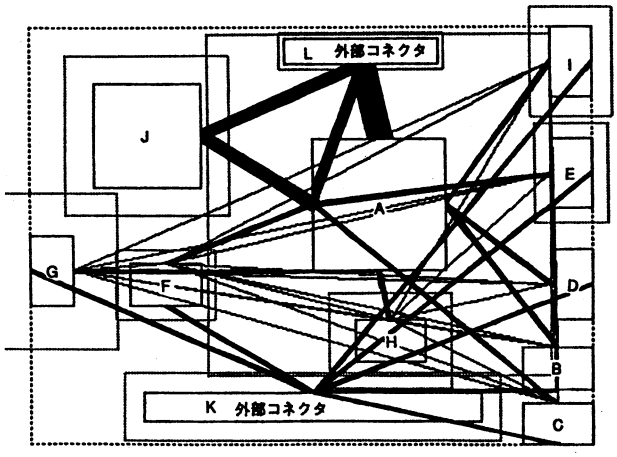


Fig.6 配置例

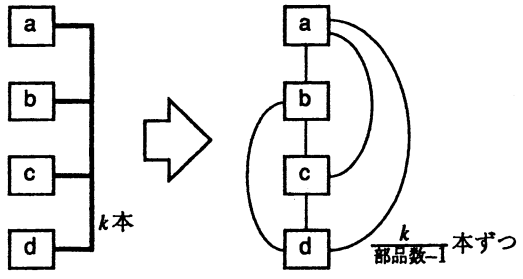


Fig.7 結線数の例

品に接続している信号線の数は、Fig.7に示す方法で2部品間の信号線数に変換している[9]。同型部品B～Iを揃えて配置するというルールがないので、その部分が専門家の配置と大きく異った。しかし、信号の流れがスムーズで、部品の配置場所が確保されている概略配置を得ることができた。

7.まとめと今後の課題

本報告では、ファジィ推論を用いたプリント基板上の部品概略配置の手法を検討し、新しい部品ブロックの表現法を提案した。今回は、非常に単純な方法を用いたため、整然とした配置にはならなかった。しかし、信号の流れを考慮し、部品の配置面積を確保した概略配置を行うことができた。今後は、詳細配置に耐え得る概略配置を行うために、Fig.8に示す概略配置システムを構築していく予定である。また、配置結果の良否判定方法の検討を行うと共に、専門家の知識を獲得・実現しやすいシステムに発展させていく。

謝辞

本研究を進めるにあたり、（株）日立製作所旭工場DA応用設計部山田則男氏、西田稔氏、堅田敏幸氏、日立中部ソフトウェア（株）設計開発技術本部松田好久氏に多大なる協力をいただいた。ここに感謝します。

＜参考文献＞

[1] 大西：制御規則の順序構造モデルによるファジィ推論方法；日本ファジィ学会誌,Vol.2,No.4, pp.125-132, 1990

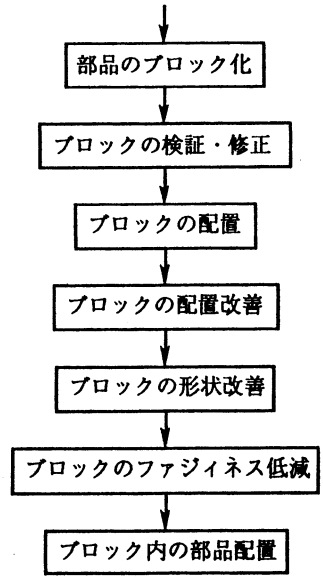


Fig.8 配置手順

[2] 内藤、古橋、内川：可変順序構造モデルによるファジィ推論とその作業着手手順決定への応用；日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.4, pp.777-786, 1991

[3] 佐野、川辺：ファジィ制御の高速化とその応用；電機学会産業計測制御；産業システム情報化合同研究会, IIC-90-3, pp.19-27, 1990

[4] 小田原、後藤 監修：最新プリント配線板のＣＡＤ；ミマツデータシステム, 1989

[5] 大岩、吉村、土田、植村、青江：プリント基板自動配置への知識利用；情報処理学会研究会報告, 89-DA-46, pp.65-72, 1989

[6] 粟島、金子、戸川、佐藤、大附：配置問題に対する分枝限定法の階層的適用とその評価；情報処理学会研究会報告, 92-DA-62, pp.179-184, 1992

[7] 荒川、小川：４分割初期配置手法；情報処理学会研究会報告, 92-DA-62, pp.185-190, 1992

[8] 喜多：Hopfield型ニューラルネットワークとシミュレーテッドアニーリング；人工知能学会誌, Vol.7, No.6, pp.970-979, 1992

[9] Schuler , Ulrich：CLUSTERING AND LINEAR PLACEMENT；Proc. 9th ACM/IEEE Design Automation Workshop, pp.50-56, 1972

［問い合わせ先］

〒464-01 名古屋市千種区不老町

名古屋大学工学部電子機械工学科第一講座

行松 徹

Tel: 052-781-5111 ex.2793

Fax: 052-781-9263

e-mail: yuki@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

TB7-3

ファジィ・エキスパート・システムによる財務分析システムの構築

Building of Financial Analysis System by Fuzzy Expert System

金子　隆臣
Takaomi KANEKO
九州東海大学
Kyushu Tokai Univ.

竹中　久美子
Kumiko TAKENAKA
国際協力事業団
Japan International Cooperation Agency

古波蔵　由美
Yumi KOHAKURA
国際協力事業団
Japan International Cooperation Agency

Abstract: The purpose of this study is to design a model for management financial analysis system by expert system based on fuzzy theory, that is fuzzy expert system. Financial analysis system by fuzzy expert system represents a new challenge for computer technology experts, management science specialists, and organizational theorists. This paper examines the topics on a integrated financial analysis system by expert system based on fuzzy theory. The major emphasis is on the models for management financial analysis model and the approach for expert system using fuzzy theory. A practical example is given. Throughout the paper, financial analysis system for management consultations is stressed.

1．はじめに

企業戦略の優劣が企業の業績に大きく影響する時代になった現在、多くの企業が目指しているのは、経営戦略をサポートできるシステムの構築である。一方、厳しい経営環境を勝ち抜くためには、企業経営者に卓越した問題発見能力、洞察力、判断力が要求されており、そのための経営に利用可能な情報技術は急速に進歩している。しかし、この情報技術をどのようにして企業戦略立案のプロセスに適用していくかという設計論については、まだないのが実情である。少なくとも今までの日常業務のシステム設計の方法論とは異なる方法論が必要な筈であり、そこにファジイ理論やＡＩ、エキスパート・システムを活用して、企業の経営意思決定支援システムの構築方法を試みる必要性がある。

そこで、経営情報システムの究極の夢である意思決定支援システムに近ずく技術として人工知能が脚光を浴びているが、そのためには、知識獲得支援システム、知識データベースの確立を図らなければならない。さらに、経営上の不確かな意思、行動、目標、制約、決定、評価、診断などに、曖昧さを表現しうる論理的な新しいツールとしてのファジィ集合の概念を用い、さらに熟練者の知識や専門家の深い経験をコンピュータに覚え込ませてこれを活用するエキスパート・システムを使ってファジィ・エキスパート・システムによる財務分析システムの構築を試みることは、知識工学システムの中で、実際に現場で実用化されているシステムがまだ少ない現状において、専門レベルの能力により近い内容を持つシステムの構築と同時に、あいまいさを適切に処理するファジイ・エキスパート・システムの開発が要請されているゆえんでもある。

我々の研究テーマとしては、大別して３つある。第１は知識工学の財務分析への応用、すなわち、財務分析ドメインにおける知識獲得と知識データベースの確立であり、第２は財務分析ドメインへ新しいツールとしてのファジィ集合の概念を用いることであり、第３はそれらの総合としてのファジィ・エキスパート・システムによる財務分析システムの構築を試みることである。

2．ファジイ診断法と知識工学の財務分析への応用

経営ドメインにおけるファジイ集合の応用としては、計画、評価、診断などの分野が考えられる。評価の問題は特に意思決定問題と密接な関係があり、意思決定＝評価であるといっても過言ではないが、その意思決定を下す際の前提段階として診断、分析がある。経営ドメインにおけるこの分野の研究で、現場で実用化されている例はまだ少ない。そこで我々としては、病気診断などで使われている医療診断の例を使って経営ドメインに応用することを試みる。

知識工学システムと言われるものは、"ＩＦ Ａ THEN Ｂ"の形で記述される知識の集まりと、その知識を活用する手続きにあたる推論のメカニズムの２つの部分からなる。ある分野での熟練者の知識を"ＩＦ Ａ THEN Ｂ"の形で表現することができるならば、企業診断や財務分析の分野にもこれを活用することができる筈である。

ここで、"ＩＦ Ａ THEN Ｂ"において、ＡやＢがファジイ命題であったり、さらに"ＩＦ Ａ THEN Ｂ"そのものの真実性が完全でないような場合がある。かかる場合に対処できうるものとして、Ｋ．Ｐ．Ａｄｌａｓｓｎｉｇらが開発したあいまいさを含めたまま診断を行うＣＡＤＩＡＧ（Ｃｏｍｐｕｔｅｒ Ａｓｓｉｓｔｅｄ Ｍｅｄｉｃａｌ Ｄｉａｇｎｏｓｉｓ）というエキスパート・システムがある。そこでは、Ｓ：症状、徴候および検査結果など、Ｄ：病名または診断、ＳＣ：症状の結合、ＩＣ：中間結合、の４つの項目が考えられている。今、φでｕｎｋｎｏｗｎ、または未決定を意味することにし、Ｔを次式のように定める。Ｔ＝［０，１］φ（２，１）さらに、それぞれの症状Ｓは、このＴの中に値を持つμｓによって特徴付けられその大きさは症状が現れている度合と理解する。

ファジイ集合の診断への応用にあたっては、その重点は診断のプロセスに生ずる曖昧さをどう扱うかという点にある。診断に必要な知識や論理そのものはそれぞれの分野での専門的研究の成果に従うべきである。

いま、次のような項目間にファジイ関係を考える。病状－病名（ＳＤ）、症状結合－病名｛（ＳＣ）Ｄ｝、症状－症状（ＳＳ）、および病名－病名（ＤＤ）。各要素間の関係の深さは頻度と確認の強さという２つの側面から与える。例えば、ＳＤを作成するには症状－病名に関する知識を、ＩＦ Ａ THEN Ｂ ＷＩＴＨ （０，Ｃ）（２，２）という形で記述する。但し、Ａは症状、Ｂは診断に関する記述であり、０とＣに関しては言語的表現を使っても良いが最終的には代表数値を用いて様々なファジイ関係を構成しておく。患者に関するデータが与えられて診断をするには、これらのファジイ関係とファジイ・データを合成すれば良く、まさに、Ｚａｄｅｈによる推論の合成則を使って、疾病の確定（ｃｏｎｆｉｒｍａｔｉｏｎ）あるいは否認（ｅｘｃｌｕｓｉｏｎ）を行うことができる。

3．エキスパート・システムによる財務分析システムの構築

「エキスパート・システム」は、「知識ベータ・システム」とも呼ばれるが、人間の知識や専門的判断力をプログラムとして組み込んだコンピュータ・システムと考えられる。このように知識を取り扱うことから、このシステムは処理手順と数値データなどを基本とした通常のコンピュータ・ソフトウェアとは異なったものとなる。つまり、エキスパート・システムは、高度に専門的な領域に関する特定の知識にもとづき推論や判断によって問題を解いたり、アドバイスを出力するコンピュータシステムである。

本研究では、このエキスパート・システムを使って財務分析システムの構築を試みるが、学習研究を含めて、まだ研究段階のシステムが多い中、我々は事例データから分類型知識を抽出する「ルール・インダクション（誘導）」システムを活用して、ドメイン・エキスパートの判断事例やデータから経験則を抽出する“事例型”知識獲得支援システムの構築を試みる。その際、事例として何を採用し、これからどのように知識を抽出するかによって、この分野には様々なバリエーションがあるので、財務分析問題についての意思統一を図らなければならない。

エキスパートシステムを構築するには、まず知識を表現する方法、次に知識を獲得する方法、そしてこの知識を伝達する方法の３つが大切であるが、我々は特に財務分析問題解決のための、知識を表現する方法を、次にその知識を獲得する方法、およびその実践について考察する。

第１に、知識の表現であるが、実生活において人間の知識を必要とし、それによって解決すべきものを「課題」と呼び、この課題を構成する要素として、課題に影響を及ぼす要因である複数の「属性」と、その課題で発生する「結果」（結論）とが考えられる。財務分析ドメインにおける知識の表現としては、企業の財政状態などを分析するために必要な専門家の知識を「課題」として、この課題を構成する要素を、課題に影響を及ぼす原因である複数の「属性」と、その課題で発生する「結果」（結論）とに分類する。

次に、知識の獲得であるが、多くのエキスパートシステム構築ツールでは、ユーザーは課題に関するすべてのルールを明確に定義して入力しなければならない。専門知識は一般にはコンピュータに理解できるような明確に定義されたルールという形ではなく、むしろ正しい判断例（経験則）の集積という形で専門家に把握されている傾向がある。このため明確なルールを入力するということは専門家にとって困難で、またコンピュータ・エンジニアとの相当期間の作業と労力とが必要とされ、またこのようにして完成した知識ベースの維持・更新にも大変な労力が必要となるのが通例である。さらに専門分野によっては、かなり直感的な判断力に基ずく場合もあって、そのような場合には、ルールが存在することさえ認識されていないことも有り得る。

知識の獲得に際しては「ルール誘導」機能により、その課題の答え（結果）を与えるルールを「決定木」の形で現す。特に「課題の定義」つまり「課題をどのように表現するか」はエキスパートから知識を獲得するための大切な鍵であり、また正確なルールを作る上での鍵でもあるので、この知識獲得法とその実践にここでの研究の重点を置いている。

4．財務分析の意義とそのシステムの内容

4．1　財務分析の意義

企業活動の究極の目的は、利潤の追求である。企業の経営者はこの目的を追求するため、正確かつ迅速な意思決定をしなければならない。そのためには、企業の現在の経営状況を的確に掴み、将来に対する対策を具体的に打ち出していく必要がある。経営状況の把握の際、ただ抽象的な情報を、あれこれ無秩序に求めていたのでは、かえって過剰な情報で混乱が増すばかりである。そのため、客観的に、正確かつ確実に裏づけされた財務諸表のような体型的な情報源を分析、加工し、今まで見えなかった情報を見つけ出すことが求められる。

そのために会社の経営成績、業績を示す損益計算書（Ｐ／Ｌ）、財政状態を表す貸借対照表（Ｂ／Ｓ）等の財務諸表の数字を基本として、経営の長所、短所や改善すべき点などを数字的に捉えるべきである。それは例えていうならば、人間が病気を早期発見し、早期治療ができるように定期的に健康診断をするのと同じである。つまり、財務分析によって、その会社の健康状態や成長性が分かる。正しい分析、加工をすることによって数字は新しい意味をもち、これからの経営活動の舵取りについて貴重な示唆を与えてくれる。これが財務分析の意義であると言える。

これを実現するために、企業の現在の財務状況を把握する必要がある。財務分析は、収益性、効率性、生産性、安全性、流動性、成長性、そして会社の規模や能力などの面から、多角的、多面的に企業の経営状態や財政状態を明確にする。特に基本的な分析の体型として、収益性分析、安全性分析、生産性分析、成長性分析等があげられる。収益性分析とは、投下資本と利益を総合して「会社の儲ける力はどのくらいか」をみるものであり、これに対して安全性分析は「つぶれる心配はないか、お金は円滑にまわるか」を分析する。また生産性分析は「どれだけの投資でどれだけの生産ができるか」の分析、そして成長性分析は「会社全体の伸びる力はどうか」を評価する。財務分析を行って算出されたデータの意味を知るためには会計学に対する知識・経験が必要となるが、全ての経営者がデータの意味を理解し、将来の意思決定に役立てることができるかは疑問である。

そこで経営者（意思決定者）が意思決定を行う際に、熟練者の知識や専門家の経験をコンピュータに覚え込ませて、これを活用するエキスパートシステムによってより適切な答えを導き、会社の経営上の問題点を探り出すための財務分析のエキスパート・システムの構築が必要となる。しかも、そこには財務分析特有の曖昧さが存在するので、ファジィ理論の経営分野への導入の必要性が叫ばれるわけである。

4．2　財務分析の内容

診断型エキスパート・システムを構築するにあたって、まず財務分析システムの内容は規模、収益性・生産性・効率性・安定性および流動性をそれぞれ同業種・同規模の平均値から判断し、評価する。それぞれについては以下のようになっている。

Ⅰ．規模　売上高・売上総利益・使用総資本・資本金・従業員数を常用対数化して使用する。

Ⅱ．収益性　売上高経常利益率・売上高利益率・売上高販管費率・使用総資本利益率・自己資本利益率および使用総資本経常利益率によって評価する。

Ⅲ．効率性　資本効率を現す使用総資本回転率を中心に売上債権回転日数・買入債務回転日数・棚卸資産回転率および固定資産回転率により評価する。

Ⅳ．生産性　従業員を基礎とした商売の効率を、１人当たり売上高・１人当たり利益・労働生産性・労働分配率によって評価する。

Ⅴ．安定性　当座比率・固定長期適合率・負債比率・自己資本比率および借入金依存率と言ったもっぱら財務構造を表す比率によって評価する。

Ⅵ．流動性　経常収支比率を中心に流動比率・流動資産回転率・売上債権対買入債務比率・当座比率といった資金繰り

状況から評価する。

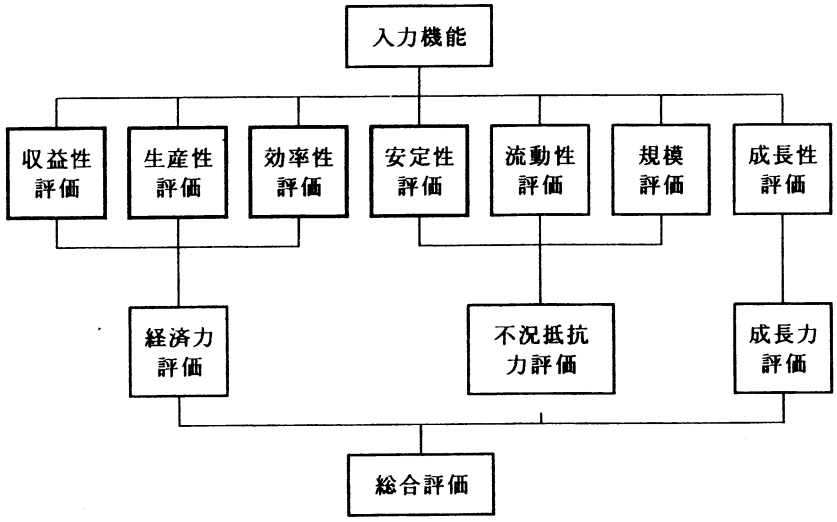
Ⅶ．成長力　増収率・経常増益率・増益率・償却前利益増加率により評価する。

4．3　総合評価

以上の評価はそれぞれ属性値として、何らかのルールで評価され、属性は副課題として後方連接する。つまり、第1の副課題の経済力のルールは、3個の属性、収益性・生産性・効率性からなっていて、それぞれの諸比率から属性値を求める。第2の副課題の不況抵抗力のルールは3個の属性、安定性・流動性・規模からなっていて、それぞれの諸比率から属性値を求める。第3の副課題の成長力のルールは1個の属性成長性からなっていて、それぞれの諸比率から属性値を求める。このようにして、属性は副課題として後方連接していく。

主課題の企業評価のルールとしては、3個の属性、経済力・不況抵抗力・成長力に集約し、それぞれの属性値をファジィ理論のルールに基づき結果を出す。このようにして、経済力＝収益性＋効率性＋生産性、不況抵抗力＝流動性＋安定性＋規模、として成長性と併せて3つに分類し、それらを各々総合した結果を総合評価として表す。

以下に、本論で我々が構築する財務分析システムのフローチャートを示す。



5．ファジィ・エキスパート・システム・シエル　ＦＬＯＰＳ

5．1　ＦＬＯＰＳの内容

我々は、本論で財務分析システムを構築するにあたって、ファジイ・エキスパートシステムの構築支援ツールであるファジィ・エキスパート・システム・シエルＦＬＯＰＳを活用しようと考えているが、ＦＬＯＰＳ（Ｆｕｚｚｙ　Ｌｏｇｉｃ　Ｐｒｏｄｕｃｔｉｏｎ　Ｓｙｓｔｅｍ）は、１９８６年にアメリカのＫＥＭＰ－ＣＡＲＲＡＷＡＹ心臓研究所のＷｉｌｌｉａｍ　Ｍ．Ｓｉｌｅｒ博士によって開発された。

ファジイエキスパートシステムは、ファジイ論理と推論を用いることによって曖昧または不正確な情報を容易に扱うことができるし、矛盾した情報を容易に扱うことができる。ＦＬＯＰＳでは、メンバーシップ関数をファジイ数で表す。

従来の2値倫理の場合に命題の真理値の評価について1と0（真と偽）しかないことに対し、ファジイ論理の場合には、ファジイ命題の真理値の評価は多値であり、その真理値の分布はメンバーシップ関数で表す。デフォルトとして釣鐘形のファジイ数が使われている。特別指定により三角形型ファジイ数が使える。ファジイ数は中心値と絶対不確実性と相対不確実性（中心値からの比率）で与えられる。例えば、ファジイ数の1は、（1，0.5，0）で表す。これによって、従来の理論を使用しているシステムよりも、われわれ人間の考え方により近い形で推論することが可能である。

ＦＬＯＰＳの推論エンジンは、カーネギーメロン大学のＣｈａｒｌｅｓ　Ｆｏｒｇｙ教授によって開発されたＯＰＳ５システムに基づいており、さらにファジイ論理、ファジイ集合およびファジイ推論の基本概念を用いて、全面的に拡張したファジイ推論エンジンである。人間には、基本的に異なる2つの推論のタイプがある。その1つは前提から論理的に結論を出す演繹的な推論であり、もう1つは数多くの矛盾した事実から、何らかの真実を出すために、それらの事実を一度に考えて見るという帰納的な推論である。これらの2つの推論タイプは、よくわれわれの左脳と右脳に例えられる。左脳は理論的であり、かつ演繹であり、右脳は推論的であり、かつ帰納的である。

ＦＬＯＰＳは、演繹理論に基づく逐次システムと帰納理論に基づく並列システムを提供しており、ユーザーが解決したい問題の性質によって選択することができる。並列推論方式は、プロダクションシステムの典型的な問題であるオーバーヘッドを大幅に省くことができ、逐次推論方式に比べて約6倍の推論速度を実現している。

ＦＬＯＰＳのルール発火制御にはブロック化の機能がある。これにより、推論の単位を小さくまとめた1つのブロックとして定義して実行することができる。このようなブロックは、手続き型言語のように処理の条件によって自由に組み合わせて、制御することができる。これは、小さなモデルを徐々に大きくする場合、いくつかの小さいモジュールによって全体のシステムを構成するような場合に、非常に有効である。

プロダクションシステムのルール発火制御は、競合解消アルゴリズムにより処理される。通常使われる競合解消アルゴリズムは、ＯＰＳ５で使われるＭＥＡ競合解消アルゴリズムとＲＥＴＥ競合解消アリゴリズムがある。

ＭＥＡアルゴリズムは、データの新しさとルールの複雑さにより、いくつかの競合するルールの複雑さにより、いくつかの競合するルールのインスタンシェーションから発火できるルールを選ぶものである。ＲＥＴＥアルゴリズムは、ルール前件部の節とデータの間の部分的にマッチングした部分を探索することを行うルール競合解消アルゴリズムである。

ＦＬＯＰＳは、逐次推論においてファジイルール競合解消アルゴリズム（修正したＭＥＡアルゴリズム）およびＲＥＴ

Eアルゴリズムを使っている。並列推論においてファジイ弱単調理論に基づく真理値保全システム（ｔｒｕｔｈ　ｍａｉｎｔｅｎａｎｃｅ　ｓｙｓｔｅｍ）を使って面守りの競合解消を自動的に行う。ＦＬＯＰＳの競合解消アルゴリズムは、ルール自身の確信度とルールに使われるデータの確信度及びそれらの間の比較演算の確信度の総合的な評価によって発火の順序をつける。

ＦＬＯＰＳでは、エキスパートの知識データベースからルールを生成するためのルールとしてメタルールがあり、最も強力な機能といえる。ここでいうメタルールは、通常ＡＩで使われる意味とは異なったものである。つまり、２つか３つのメタルールから多数のルールが作成されることもでき、プログラマがルールを書いたり、デバッグしたりすることが非常に容易となる。

ＦＬＯＰＳはプログラム間データ交換のために、カーネギーメロン大学が提案した黒板システムモデルを採用している。黒板システムを使うことによって各プログラムの間で、柔軟な共通のフォーマットでデータの交換を行うことができ、手続き型言語プログラムと容易につなぐことができる。

５．２　ＦＬＯＰＳのプログラム構造

ＦＬＯＰＳはＦＯＲＴＲＡＮ，ＢＡＳＩＣ、ＰＡＳＣＡＬやＣのような手続き型言語でなく、非手続きデータ駆動型言語である。ＦＬＯＰＳのプログラムは、宣言部、ルール部、入力部の３つの部分から構成されている。宣言部では、作業要素のテンプレートを宣言し、それらの属性（ＣまたはＰＡＳＣＡＬでの変数に類似する）を定義する。属性は、整数、浮動小数点、ファジイ集合、ファジイ数の型がある。ＦＬＯＰＳでは、宣言を行うためにｌｉｔｅｒａｌｉｚｅというコマンドを使う。例えば、ｄａｔａという作業記憶要素のテンプレートを宣言し、その中の属性ｘ（浮動小数点数）とファジイ集合ｄｉｓｔを定義している。

```
literlize data
    x flt
dist fzset( SHORT MEDIUM LONG );
```

５．３　確信度

ＦＬＯＰＳにおいてはすべての単一値データに確信度がつけられている。つまり、データにおける確信度は、文字列、整数、浮動小数点型の属性の確信度がある。ルールの前件部には、属性値と他のデータ間の比較演算が含まれるときに、比較演算子自身にはデータ間の比較演算によって、確信度が決定される。これらの比較演算は簡単なブール等価性（例えばａｔｌｒ＝１０）、数値ブール不等（例えばａｔｌｒ＜３）あるいはファジイ等価やファジイ不等（例えばｆｚｎｌ～＜４）である。ブール比較では、いつも０あるいは１０００の値を確信度として戻す。ファジイ比較では、１，１０００あるいは中間の任意の数値を戻してやる。ルールに関して、次の確信度がある。前件部確信度は、前件部中のすべてのデータ確信度と比較演算確信度のファジイＡＮＤ（最小値）で与えられる。もし、前件部確信度が現在のルール発火しきい値を越えたら、このルールは発火可能であると見なし、発火可能な候補とする。すべてのデータと比較演算が最大確信度を持つとき、ルール自身に設定された確信度を事前ルール確信度という（ただ単にルール確信度ともいう）。この値は、ルールが書かれるときに割り当てられる。

５．４　演繹推論に基ずく逐次システム

曖昧さを取り扱うとき、すべての可能性がファジイ集合のメンバーの形で表される。それぞれの可能性が持っている確信度がファジイ集合の対応するメンバーのメンバーシップとして与えられる。矛盾性も完全に同じ方法で扱われる。つまり、単に２つの可能性を両方とも含むようにファジイ集合の形ですべての可能性を考慮することを保証するために、逐次にルールを発火させる演繹推論システムでは、特別なルール発火制御が必要である。曖昧さが存在する場合の基本的な問題は、一般的にいえば、２つ以上のルールを同時に発火させることが必要となる。

６．考察と残された課題

今回作成するシステムは、コンピュータを使い企業の財務分析においての財務諸表を使った企業診断をするものである。しかも従来のソフトではなく独自のシステム、つまりエキスパートシステムを使い診断させる。ある問題が発生した場合、その判断が容易にできるものならば、わざわざエキスパートを使うことはない。もともと企業診断は収益性、安全性、生産性、成長性等のいろいろな項目から専門的知識により判断を下さねばならないが、利用者のすべてが専門的知識を持ち合わせているとは限らない。そこでわれわれは専門的知識を持たない利用者でもこのシステムによって下された診断を使って企業の財務分析を行いよりよい方向への転換に役立つためのシステムの構築を試みる。そのため、公認会計士の長年の経験に基づく診断の重みづけを取り入れることを試みる。今後、実際に企業の経営診断に役立つものに仕上げるためには、専門家の明確な判断例を取り入れ、更にどのような業種にも対応できるようなシステムにすることが必要である。また今回は診断型エキスパートシステムを構築するが、企業の財務分析、診断だけにとどまらず、具体的な改善点を専門的立場から意見を与えてくれる意思決定支援システムに取り組みたいと思う。

参考文献：

1)W.F.Hamilton & M.A.Moaes,"An optimization model for Corporate Financial Planning",Operations Research, 21,1973. 2)H.A.Simon,"The new science of management decision", rev. ed. Prentice-Hall,1987. 3)R.DAVIS,"Knowledge-based systems in Artificial Intelligence,McGraw-Hill,1982. 4)L.A.Zadeh,"Fuzzy sets.Information and Control8,pp.338-353,1965. 5)W.Siler & H.Ying,"Fuzzy Control Theory,The Linear Case,Fuzzy Sets and Systems 33,pp.275290,1989. 6)C.V.Negoita,"Expert Systems and Fuzzy systems,Benjamin Cummings,Menlo Park,California,1986.7)塚本弥八郎稿,Fuzzy診断法, ｵﾍﾟﾚｰｼｮﾝｽﾞ・ﾘｻｰﾁ,No.26.pp.698-704,1988. 8)寺野寿郎,浅居喜代治,菅野道夫共編,ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑ入門(塚本弥八郎著,9章「診断」,pp.139-148)ｵｰﾑ社,1988.9)水本雅晴著,ﾌｧｼﾞｨ理論とその応用,ｻｲｴﾝｽ社,1988.10)栗山仙之助著,経営情報ｼｽﾃﾑ研究,日本経営出版会,1990. 11)門田安弘著,DSS会計の理論と実際 ,第三出版,1989. 12)J.Ross Quinlan,"The effect of nois on concept learning,第一ｺﾝﾋﾟｭｰﾀﾘｿｰｽ研究開発本部訳,概念学習へのﾉｲｽﾞの影響,pp.2-1613)前田哲司著,日本経済新聞社「日経経営指標」14)青木茂男,松本雅男著,「最新経営分析」千倉書房,198415)和田木松太郎著,「財務管理」泉文堂,1979 16)西澤脩著,「財務管理」,泉文堂,1984 17)青木茂男著,「現代企業診断全集(第3巻)財務診断」ﾋﾞｼﾞﾈｽ教育出版社,19786 18)ｻﾝﾜ・等松青木監査法人,企業診断・評価の実務-財務調査の方法とその活用」中央経済社,1988 19)村松司叙著,「財務管理入門」,同文館,1984 20)近畿情報処理技術士会編,「ｴｷｽﾊﾟｰﾄｼｽﾃﾑ入門」 21)催林著「ﾌｧｼﾞｨｴｷｽﾊﾟｰﾄｼｽﾃﾑ・ｼｪﾙFLOPS」ｺﾝﾋﾟｭｰﾄﾛｰﾙ35 ,pp.64-70,ｺﾛﾅ社,1991.21)W.M.Siler,催林訳,広田薫監修「ﾌｧｼﾞｨ・ｴｷｽﾊﾟｰﾄｼｽﾃﾑ」電気書院,1990

問い合わせ先：熊本市渡鹿9-1-1 TEL096(382)1141内線1820

TC1-1

長期短期記憶の概念に基づいたファジィニューラルネットワークの構造学習とその言語モデリングへの応用

Structural Learning of Fuzzy Neural Networks Based on the Concept of LTM and STM And Its Application to Linguistic Modeling

長屋敬一
Keiichi Nagaya
NKK(日本鋼管株式会社)　制御技術部
NKK Corporation
Electrical & Control Engineering Department

Abstract

In former times, the following has been stated; one of the features of fuzzy approximate reasoning was to use it for man-machine interface efficiency. As to neural networks, the learning function was strong point.
In this paper, fuzzy neural network (FNN) framework is assumed to possess the ability to abstract patterns from given input-output data and then transform them to logical rules. For this purpose, structural learning of FNNs based on the concept of LTM and STM is suggested here. This learning method is composed of two phases, LTM learning and STM learning. LTM learning is to learn a presented set of given input-output data repeatly, and compose the minimum structure of FNN at the same time. STM learning is to learn the relation among inputs and outputs by logical Indications.
Furthermore, the rules in the "learned" FNN using this method were transformed to linguistics.

1　はじめに

ファジィ推論の最大の特徴は人間とのインターフェース性の良さにあり，ニューラルネットワークの特徴はその学習機能にあることは周知のとおりである．以前より双方の特徴を活かした複合システムを構築する試みが行なわれてきた[1]．しかし与えられた入出力データに対する同定精度の良否やそれに要した学習時間，もしくはその学習時に使用した最適化法の種類に話題の中心があり，システムの構造をどのようにすればよいのか，またはその構造からどのような情報を得ることができるのかという問題に立ち入った研究は少ない．本研究ではファジィニューラルネットワーク(FNN)[2]は与えられたデータから内在するパターンを抽出し，それをルールとして論理形式で表現可能な枠組みと考え，その構造を規定する学習法を提案する．提案する学習方法は，操り返し学習を行うことによって，与えられた入出力データの写像関係を満たす最小の構造を実現する長期記憶学習と，論理形式で入出力関係の一端を提示することによりその関係だけは即座に覚える短期記憶学習の2つのフェーズよりなる．
またネットワーク構造によって表象されているルールに対し，言語化を行う方法について述べる．

2　ファジィニューラルネットワーク

可学習でなおかつ同定されたシステムの構造が簡単に読み取れるような枠組みを考えるならば，ニューラルネットワーク形式でファジィ推論を表現することが妥当であろう．Fig.1にその様子を示し，以下これをファジィニューラルネットワーク(FNN)と呼ぶ．FNNはファジィ推論の中でも簡略化ファジィ推論をニューラルネットワーク的に考えたモデルである．簡略化ファジィ推論は，ルール後件部をファジィ集合で表わすことをやめ，シングルトンと呼ばれる定数で表現したもので，制御に適用するという立場から考えれば，そのパフォーマンスは通常のファジィ推論(Mamdaniの方法)と全く同等であり，なおかつ計算時間は大幅に短縮される．

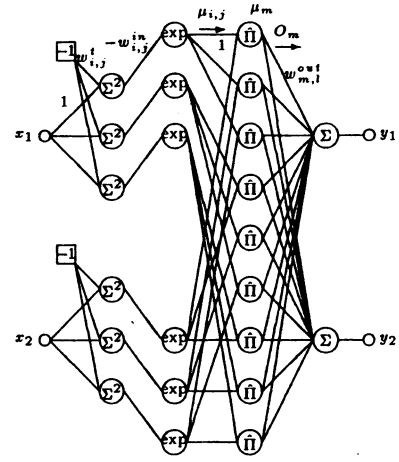


Fig.1 Structure of FNN

2.1　ファジィニューラルネットワークの構造

Fig.1は2入力2出力で，入力変数の定義域(台集合)がそれぞれ3つのファジィ集合に分割されているFNNを示している．従ってルールは最大9つ存在する．w^{in}, w^tは各前件部のメンバーシップ関数の調整パラメータであり，よってメンバーシップ関数は次式のようになる．w^{out}は後件部のシングルトンの値である．

$$\mu(x) = e^{-w^{in}(x-w^t)^2} \tag{1}$$

また$\hat{\Pi}$は単なる積算ではない．かわりに一般にファジィ推論において出力値を求める際，以下のような重心計算を行うので

$$y^* = \frac{\sum_{m=1}^{n_R} \mu_m y_m}{\sum_{m=1}^{n_R} \mu_m} \tag{2}$$

この式を元に

$$\hat{\Pi}: \begin{cases} \mu_m = \prod_{i=1}^{n_x} \mu_i \\ O_m = \dfrac{\mu_m}{\sum_{k=1}^{n_R} \mu_k} \end{cases} \tag{3}$$

という処理を行うことにする．ただしμ_mは m 番目のルールの帰属度を示す．

3 ファジィニューラルネットワークの構造学習

3.1 長期記憶学習

ここでいう長期記憶学習とは，一切事前情報が記憶されていない状態から FNN に学習させることを指す．このような白紙の状態から学習を行うとき，一般に事前に適切なネットワークの大きさを決めることは難しい．この問題を解決するため，ここでは構造同定とパラメータ同定を同時に行うことを考える．そこで FNN の学習方法は以下のような拘束条件付き最小化問題として定式化する．

$$f = -\sum_{i,j} w_{i,j}^{in} + \sum_{m,l} |w_{m,l}^{out}| \quad \longrightarrow MIN$$

$$subject \quad to \quad h = \left\{ \sum_l (y_l - t_l)^2 \right\}^{\frac{1}{2}} = 0 \tag{4}$$

ここでt_lとは，l番目の出力変数に対する教師信号である．この定式化は，入出力 2 乗誤差 0 を実現するネットワークの中で，最小規模のネットワークを実現することを意味する．つまり必要なルールだけを自動的に抽出できるようにすることがこのような定式化をした目的である．よって学習以前に決めたネットワークの初期構成 (レイヤーの数．つまり FNN の場合はルール数) は，学習の進み具合とともに変化して行くので，同定されたシステムの良否には関係なくなる．この学習方法は基本的に削除的な性質を有しているが，新しい学習パターンを提示することにより新たなルールを生成することも可能である．この制約条件付き最小化問題を，ペナルティ乗数法によって解くために拡張ラグランジェ関数を以下のように (4) に基づいて決める．以下，式を明解にするため $w_{i,j}^{in}, w_{i,j}^{t}, w_{m,l}^{out}$ を総称し wとすると，

$$\begin{aligned} L(w,\lambda,\nu) &= f(w) + \lambda h(w) + \nu \frac{1}{2} h^2(w) \\ &= -\sum_{i,j} w_{i,j}^{in} + \sum_{m,l} |w_{m,l}^{out}| \\ &\quad + \lambda \left\{ \sum_l (y_l - t_l)^2 \right\}^{\frac{1}{2}} + \nu \frac{1}{2} \sum_l (y_l - t_l)^2 \end{aligned} \tag{5}$$

ペナルティ乗数法のアルゴリズムを以下に示す．

1. $\lambda_0, \nu_0, \gamma \geq 1 \quad 0 < \beta < 1 \quad k = 0$ とする．
2. 拡張ラグランジェ関数 $L(w,\lambda,\nu)$ を最小化する．その関数が最小値をとる wが求まり，$h(w) \simeq 0$ ならば終了．
3. $\lambda_{k+1} = \lambda_k + \nu_k h(w)$ として，もし k=0 だったら 5. に行く．
4. $|h_k(w)| < \beta |h_{k-1}(w)|$ だったら，$\nu_{k+1} = \gamma \nu_k$そうでなければ$\nu_{k+1} = \nu_k$
5. $k = k+1$ として 2. に行く．

つまり，λやνを徐々に大きくして行くことによって，拘束条件を満たすように最小化を行うことになる．2. の最小化を行うに当たり，拡張ラグランジェ関数の偏微分を行う．

$$\frac{\partial L}{\partial w} = \frac{\partial f}{\partial w} + \lambda \frac{\partial h}{\partial w} + \frac{\nu}{2} \frac{\partial h^2}{\partial w} \tag{6}$$

まず (6) 式において $w = w_{m,l}^{out}$とすると，(6) 式の右辺の 1 項目は，

$$\frac{\partial f}{\partial w_{m,l}^{out}} = sgn(w_{m,l}^{out}) \tag{7}$$

$sgn(w_{m,l}^{out})$ は符号関数で，$w_{m,k}^{out}$が正の時は 1，負の時は-1，0 の時は 0 を出力するものである．次に先に右辺 3 項目を行うことにすると，

$$\begin{aligned} \frac{\nu}{2} \frac{\partial h^2}{\partial w_{m,l}^{out}} &= \frac{\nu}{2} \frac{\partial h^2}{\partial y_l} \frac{\partial y_l}{\partial w_{m,l}^{out}} \\ &= \nu (y_l - t_l) O_m \\ &= \nu \delta_l O_m \end{aligned} \tag{8}$$

右辺 2 項目は，

$$\begin{aligned} \lambda \frac{\partial h}{\partial w_{m,l}^{out}} &= \frac{\lambda}{2} \left\{ \sum_l (y_l - t_l)^2 \right\}^{-\frac{1}{2}} \frac{\partial h^2}{\partial w_{m,l}^{out}} \\ &= \lambda \left\{ \sum_l (y_l - t_l)^2 \right\}^{-\frac{1}{2}} (y_l - t_l) O_m \end{aligned} \tag{9}$$

$E' = (h^2)^{-\frac{1}{2}}$とおくと

$$\lambda \frac{\partial h}{\partial w_{m,l}^{out}} = \lambda E' \delta_l O_m \tag{10}$$

よって最終的な結果は，

$$\frac{\partial L}{\partial w_{m,l}^{out}} = sgn(w_{m,l}^{out}) + \delta_l O_m (\lambda E' + \nu) \tag{11}$$

次に $w = w_{i,j}^{in}$とする．(6) 式の第 3 項目より計算すると

$$\begin{aligned} \frac{\nu}{2} \frac{\partial h^2}{\partial w_{i,j}^{in}} &= \frac{\nu}{2} \left\{ \sum_m \left(\sum_l \frac{\partial h^2}{\partial y_l} \frac{\partial y_l}{\partial O_m} \frac{\partial O_m}{\partial \mu_m} \right) \frac{\partial \mu_m}{\partial \mu_{i,j}} \right\} \frac{\partial \mu_{i,j}}{\partial w_{i,j}^{in}} \\ &= \nu \left\{ \sum_m \left(\sum_l (y_l - t_l) w_{m,l}^{out} \frac{\left(\sum_{k=1}^{n_R} \mu_k \right) - \mu_m}{\left(\sum_{k=1}^{n_R} \mu_k \right)^2} \right) \prod_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{n_x} \mu_{k,j} \right\} \\ &\quad \left\{ -(x_i - w_{i,j}^t)^2 e^{-w_{i,j}^{in}(x_i - w_{i,j}^t)^2} \right\} \\ &= \nu \sigma_{i,j} \mu'(w_{i,j}^{in}) \end{aligned} \tag{12}$$

ただし$\mu'(w_{i,j}^{in})$ とは (1) 式を $w_{i,j}^{in}$で偏微分したものを指す．また第 2 項は (10) 式と同様にして，

$$\lambda \frac{\partial h}{\partial w_{i,j}^{in}} = \lambda E' \sigma_{i,j} \mu'(w_{i,j}^{in}) \tag{13}$$

となり，最終的には

$$\frac{\partial L}{\partial w_{i,j}^{in}} = -1.0 + \sigma_{i,j}\mu'(w_{i,j}^{in})(\lambda E' + \nu) \tag{14}$$

である．$w_{i,j}^{t}$については，

$$\frac{\partial L}{\partial w_{i,j}^{t}} = \sigma_{i,j}\mu'(w_{i,j}^{t})(\lambda E' + \nu) \tag{15}$$

である．ただし$\mu'(w_{i,j}^{t}) = 2w_{i,j}^{in}(x_i - w_{i,j}^{t})\exp\{-w_{i,j}^{in}(x_i - w_{i,j}^{t})^2\}$である．

最急降下法は，その名のとおり最急降下方向に直線探索を繰り返しながら極小値を探索していく方式だが，解空間内における探索の様子はジグザグしており無駄が多い．ここでは通常のニューラルネットワークでも使用されるモーメント法を用いる．これにより，無駄の少ない共役方向への探索が期待できる．よって全てのwの修正量Δwは，

$$\Delta w = -\eta\frac{\partial L}{\partial w} + \alpha\Delta w \tag{16}$$

とする．ここで，nは現時刻を表わす．そしてηは学習率を，αは前回の修正量の影響度を表わす．

(11) 式中1項目にある$sgn(w_{m,l}^{out})$により各$w_{m,l}^{out}$に0へ引き戻す方向の力が常に働いていること，そして同様に (14) 式中1項目の-1.0により$w_{i,j}^{in}$には常に大きな値を取る方向に力が働いていることを，ここでは忘却と呼ぶことにする [3]．本学習を行うことによって，最終的に$w_{i,j}^{in}$が非常に大きな値を取るようになり，そして$w_{k,l}^{out}$が0になれば，その部分は不必要なものとして削除されたことを意味する．

ペナルティ乗数法は深い多重ループとなるのでそれを嫌うようであれば，ペナルティ法を用いて以下のようにラグランジェ関数を定義し，学習課程に拘束条件部の係数λを指数的に増大させることによって，1つのループで上記の拘束条件付き最小化問題を解くことも可能である．

$$\begin{aligned} L(w,\lambda) &= f(w) + \lambda h^2(w) \\ &= -\sum_{i,j} w_{i,j}^{in} + \sum_{m,l}|w_{m,l}^{out}| + \frac{\lambda}{2}\sum_{l}(y_l - t_l)^2 \end{aligned} \tag{17}$$

$$\lambda^n = e^{an} \qquad (n = 0, \ldots) \tag{18}$$

ここでnは繰り返し回数であり，aはλを徐々に大きくしていく際のパラメータである．本評価関数におけるΔwの$\frac{\partial L}{\partial w}$は上記各式の1項目3項目の和となる．

知識を繰り返し学習することによってそれを体得し，さらに忘却によってそれらが整理され，その結果与えられた入出力データ内に存在するパターンがルールという形式で構造として現われる．そのような課程を模擬したところが長期記憶学習と名付けた理由である．

3.2 短期記憶学習

基本的に長期記憶学習は，与えられた入出力データの2乗誤差を少なくするように学習して行くので，すべての与えられた入出力データに対し均等に誤差がなくなることになる．つまり入出力データ内に存在するノイズを低減し学習する効果があるといえる．しかしデータ全体という単位で見るとノイズに見えてしまうデータ対も，実は意味のある例外的な状態を示している場合が考えられる．そのような場合，FNNであればファジィ推論がファジィ論理で構成されているメリットをいかし，その例外的な状態をＩＦ～ＴＨＥＮ形式で表現し，ネットワーク内に簡単に埋め込み追加することができる．FNN上での短期記憶学習は以下のようなステップで行うことにする．

1. 学習したいデータ対をピックアップする．
2. データ対を入力側出力側に分け，入力側に対し出力側に含意が成り立っているとし，以下の例に従ってＩＦ～ＴＨＥＮ形式に書き下す．よってFNNのノードをルール1つ分増やす．

   ex.) $x_1 = 2$, $x_2 = 3$, $y_1 = 4$, $y_2 = 6$ というデータ対があるとき，変数x側を入力変数，y側を出力変数として
   IF $x_1 = \tilde{2}$ and $x_2 = \tilde{3}$ THEN $y_1 = \tilde{4}$ and $y_2 = \tilde{6}$
3. $\tilde{2},\tilde{3}$をファジィ数と考え，w^{in}, w^{t}を決める．ただし基本的に例外的なルールを記述するのが目的なので，最初はw^{in}は比較的大きな値にする．
4. データ対の出力$\tilde{4},\tilde{6}$をそのままシングルトンとしてファジィルールの後件部に加えることにし，w^{out}とする．

このようにすることで，とにかく今すぐ覚えたい入出力関係を簡単に学習させることができる．人間が短期記憶を行う場合に，論理的に知識を考えて覚え込むことを考えれば，この方式は自然であるといえる．システム内に事前に自然言語によってラベリングされたファジィ集合を定義しておくと，それらをもとにし，言語指示による学習を同様の手法により行うことも可能である．

短期記憶学習を行なった後再度長期記憶学習を行うことによって，以前より学習済みのルールが短期記憶学習によって得たルールを包含していたとしても自然に淘汰されるので，余計なルールが増加し過ぎてしまうことはない．ただし，意図的に追加された意味あるルールは忘却されては困るので，忘却の対象にならないように固定しておく必要がある．これは人間が指定するより方法はないであろう．

4 言語モデル

ファジィ推論モデルが上述した方法により同定されたあと，それを言語に変換することにより同定されたシステムの振舞がさらに理解しやすいものとなる [4]．FNNによって同定されたモデルは，ファジィナンバーモデルなので，ルール中のファジィナンバーにラベリングを施すことにより，言語によるシステムの振舞の記述が可能となる．ファジィ集合で表わされた言語変数は主に形容詞，副詞を表現するものである．形容詞や副詞を本質的に考えた場合，それらは絶対的な量を表わしている言葉ではなく，比較論的な立場に基づいた相対的な量を表わすことが多い．よって，同一台集合上に定義されたファジィ集合間の関係を主体に，それぞれのファジィ集合に言語によるラベリングを行うほうが自然のように思える．よってここでは，同一台集合上に定義されたファジィ集合間の関係と，システム内に事前に定義されている自然言語によってラベリングされたファジィ集合 (事前知識) とのマッチングに基づいたファジィナンバーの自然言語によるラベリングの方法について述べる．

4.1 仮説検証言語ラベリング

本方法は同一台集合上に定義されているファジィ集合間の関係を考慮するため，まず台集合の大小によりファジィ集合の順序を決定し，それに基づいて仮のラベルを各ファジィナンバーに付ける．そしてそれを検証しながら人間の感覚に合うよう整合を取る際に事前知識とのマッチングを使用する．アルゴリズムを以下に示す．

1. 台集合上におけるファジィ分割数に合わせて，以下のように仮のラベルを各ファジィナンバーに付ける．

2分割	→	**B,S**
3分割	→	**B,M,S**
4分割	→	**B,MB,MS,S**
5分割	→	**B,MB,M,MS,S**
⋮	⋮	⋮

2. 上記仮説では各ファジィナンバーの順序関係を明白にしただけなので，下表 (例) に基づき各変数に対応した呼称に変更する．

Fuzzy Label	流量	温度	圧力	速度	高さ	左右
Big	大	高	高	高	高	右
Middle	中	中	中	中	中	中
Small	小	低	低	低	低	左

3. 事前知識側の同じ台集合の同じラベル名のついたファジィ集合との相似度を，次式によって各々求める．

$$S(\mathbf{A},\mathbf{B}) = \| \mathbf{A} \cap \mathbf{B} \| / \| \mathbf{A} \cup \mathbf{B} \| \qquad (19)$$

ただし，$\mathbf{A}$ は被検証側のファジィ集合，$\mathbf{B}$ は事前知識側のファジィ集合である．なお $\| \cdot \|$ はファジィ集合の面積を表わす．

4. 以下のような組み合わせ最適化問題を解く．

$$f = \sum_{j=1}^{n_d} z_j + \sum_{j=1}^{n_d} \{S(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}_{k_j}) \cdot (1.0 - z_j)\} \longrightarrow MAX$$

$$subject\ \ to \quad 1 \le k_j \le n_K$$

$$k_j \neq \forall k_{j+n} \ \ (n \neq 0,\ 1 \le j+n \le n_d)$$

$$k_j : \text{非負整数} \qquad (20)$$

however

$$z_j = \begin{cases} 1.0, & \text{for } S(\mathbf{A}_j, \mathbf{B}_{k_j}) \ge \epsilon \text{ and } j = k_j \\ 0.0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

n_K : 事前知識のファジィ集合の全数

この定式化は，仮説からの変更部分を最小にし，なおかつ (19) 式によるマッチング値を最大とするようなラベルの組み合わせを，同一台集合上に同じラベル名が存在することなく求めることを意味している．なお変数 k_j は被検証側のファジィ集合と同一の台集合上に定義された事前知識におけるファジィ集合の添え字である．事前知識中のファジィ集合の並び方は，ラベリングの対象になっている変数のファジィ分割数によって変わり，まず 1. の仮説と同じ順番にラベリングされたファジィ集合が並んだあと，それ以外のファジィ集合が並ぶものとする．

基本的に，仮説によってラベリングされたファジィナンバーと事前知識側の同じラベル名のついたファジィ集合との相似度がϵ以上であれば，たとえそれ以上のマッチング値が得られる他のラベル名が存在しても仮説側のレベル名を優先することになる．上記組み合わせ最適化におけるラベル名の候補は，事前知識として定義されたファジィ集合とそれに基づいた言語ヘッジ [5] に従ったメンバーシップ関数の変形を行なったファジィ集合のラベルを使用するものとする．(20) 式は整数計画問題として定式化されている．よって分岐限定法などを使えば有効な解を得ることができる．

5 結論

よりよいマン・マシン・インターフェースを構築するには，人間の情報処理機能の一部を人工的に実現する必要があり，そのためにはパターンとシンボルとの統合を可能とすることは欠かすことのできない技術であると考える．FNN と本学習法を利用すればデータに内在するパターンをルールという形式で抽出しそれを言語化することができる．また反対に言語によってシステムに入出力の教示を行うことも可能となる．よって本手法がパターンとシンボルとの統合に対するひとつのアプローチとして有効であることを示した．今後はより高度な論理表現を行なえるネットワーク構造の構築と，プラントの運転ルールの抽出などへ適用を行う予定である．

本研究を遂行するにあたり，貴重なご意見を頂いた国際ファジィ工学研究所所長の寺野寿郎教授に感謝いたします．

参考文献

[1] 特集論文：ファジィ・ニューラルネットワークとその応用，日本ファジィ学会誌，4, 5, pp.892〜995, 1992

[2] 堀川，古橋，内川：ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法，日本ファジィ学会誌，4, 5, pp.906〜928, 1992

[3] 石川：忘却を用いたコネクショニストモデルの構造学習アルゴリズム，人工知能学会誌，5, 5, pp.595〜603, 1990

[4] 安川，菅野：言語モデリング，数理科学，333, march, pp.52〜58, 1991

[5] L.A.Zadeh : A-Fuzzy-Set-Theoretic Interpretation of Linguistic Hedges, Journal of Cybernetics, 2, 3, pp.4〜34, 1972

問い合わせ先

〒230 横浜市鶴見区末広町 2-1
NKK 総合エンジニアリング事業部
制御技術部 計算機システム設計室
長屋敬一
TEL : 045-505-7730

TC1-2

ニューラルネットワークによる概念形成に関する一考察

A Study of Concept Formation by means of Neural Network

吉村 朋朗 Tomoaki YOSHIMURA
大里 有生 Ario OHSATO
長岡科学技術大学 Nagaoka University of Technology

Abstract: In this paper, it is assumed that a concept is characterized as a fuzzy set which is defined in the set of senses associated with stimuli. The concept formation-model is discussed from the standpoints of neural network which makes it possible to form the basic concept on the basis of externally stimulated senses and their relativities.

1 はじめに

概念に対する定義は論理学[1]や認識論[2]、哲学[3]や心理学[2]など、それを取り扱う学術分野やその論者によって異なり、明確な定義がないのが現状である。

知識情報処理の分野における概念表現には、意味ネットワーク[4]や構造記述[5]、ファジイ連想推論システム[6]などがある。これらの概念表現は、フレームやレイヤなどの階層的な表現、またはフレームの間にis aなどの言語的な関係表現を持つ。そのためこれらの表現を用いて概念の獲得、形成を考えたとき、既存の知識、構造として階層や様々な関係枝を必要とする。

この報告では外界から得られる感覚を全て並列に考え、事前の知識を持たない始源的な構造による概念形成のモデルを考える。そして、そのシミュレーションによる概念形成とその結果について考察する。

2 概念形成モデル

2．1 概念の表現

2．1．1 感覚による概念の構成

子供に林檎を教えるとき、林檎の実やその絵を見せて「りんご」という名前を繰り返し言うだろう。子供の方は色や形、名前を同時に覚える。そして、その後に「りんご」と聞いた時に赤い色や丸い形などの幾つかの感覚を想起する。このとき子供が林檎の概念を持っていると考える。ここでは、こういう経験による概念形成のモデルについて考える。そのための用語の定義を次に示す。

感覚I_i:与えられた刺激により想起するもので、名前N_iと強さu_iを持つ。($i=0,1,\cdots,n$ 感覚の個数:$n+1$)

表記:$I_i\#u_i/N_i$ (#は意味的な等値関係を示す) (1)

刺激S_i:外界から感覚に対して与えられる情報。ある刺激S_iは特定の感覚I_iに対してのみ与えられ、S_iを強さx_iと感覚の名前N_iの順序対で表す。

表記:$S_i\#(x_i,N_i)$ ((,) は順序対である) (2)

感覚の強さ(確かさ)u_i:想起された感覚の強さの差を定量的に比較するために数的に表したもので、刺激S_iによりその値が決まる。

概念の名辞I_0:概念の名前であり概念を代表的に表す。感覚の一つであり、特にI_0と書く。

概念C:名辞I_0と、I_0により想起される感覚I_i($i=1,2,\cdots,n$)のファジイ集合[7]の形で表現する。概念を想起する時、名辞I_0の感覚の確かさu_0は常に1とする。

表記:$C\#\{1/N_0+\cdots+u_n/N_n\}$ (+はor結合と考える) (3)

例[林檎]#{1/'りんご'+0.8/(赤い)+0.4/(丸い)}

([]は概念、''は名辞、()は感覚の名前)

概念形成:概念の想起を前提として、外界からの刺激S_iにより想起される幾つかの感覚I_i($i=0,1,\cdots,n$)の相互関係を決定することを概念の形成と呼ぶ。

2．1．2 刺激の強さと感覚の強さの関係

刺激というのは例えば光や温度など人間に与えられる情報であり、人間はその刺激を「明るい」や「熱い」などの感覚に変換して捉えている。この時、刺激の強さx_iにより人間の感じる「明るい」などの感覚I_iの強さu_iも変わる。このx_iとu_iの変換を関数と考える。

この関数は刺激や感覚によって違うものであると考えられるが、ここでは個々の関数に関しては議論せず、次の①～④を満たす全ての感覚について共通の関数fとする。

① $u_i=f(x_i)$ (4)

② $0\leq f(x_i)\leq 1$ (5)

③ $f(x_1)>f(x_2)$ if $x_1>x_2$ (6)

④ $f(0)=0$ (7)

2．2 概念の想起

2．2．1 感覚の想起

ある感覚I_iの確かさu_iは、外部と他の感覚I_jから受ける刺激により決まると考える。またI_iとI_jの間の関係強度をR_{ij}とし、数値で表す。他の感覚I_jからI_iへの刺激はこの関係強度R_{ij}と他の感覚の確かさu_jによって決まると考える。これを外部からの刺激x_iと合わせて考え、(4)式は、

$$u_i=f\left(\sum_{j=0}^{n}K_{ji}+x_i\right) \quad (8)$$

$$K_{ji}=g(R_{ji},u_j) \quad (9)$$

感覚I_0～I_nが相互に想起し合う事によって感覚I_iが呼び起こされる。これとx_iによる想起とを合わせて(8)式は、

$$u_i=f(\sum_{j=0}^{n}K_{ji}+x_i)=f(\sum_{j=0}^{n}g(R_{ji},u_j)+x_i)$$
$$=f(\sum_{j=0}^{n}g(R_{ji},\sum_{h=0}^{n}g(R_{hj},u_h)+x_j)+x_i) \quad (10)$$
$$(i,j=0,1,\cdots,n)$$

となる。(10)式右辺のように関数fの中は関数gの多重な表現になる。この多重性は無限に続き、便宜的に(11)式のように示す。

$$\sum_{j=0}^{n}g(R_{ji},\sum_{h=0}^{n}g(R_{hj},(\sum_{k=0}^{n}g(R_{kh},\cdots)+x_j)+x_i=X_i \quad (11)$$

ここで、X_iを感覚I_iに与えられる全刺激と呼ぶ。

2．2．2　関係強度R_{ij}の性質

関係強度R_{ij}はI_iとI_jに同時に刺激が与えられたときに増加し、次の①～④の性質と、それを満たす関数h,h'により特性づけられるものとする。(12),(13),(14)式のJ_{ij}を関係強度R_{ij}の活性化エネルギーと呼ぶ。関数hは活性化エネルギーJ_{ij}により関係強度R_{ij}を、関数h'はu_i,u_jにより活性化エネルギーJ_{ij}を決定する関数である。(12)式は離散時刻t+1におけるR_{ij}が時刻tにおけるR_{ij}によって更新されるということを示している。

① $R_{ij}(t+1)=h(R_{ij}(t),J_{ij})$ (12)
$J_{ij}=h'(u_i,u_j)=h'(u_j,u_i)$ (13)
② $h(R_{ij}(t),J_1)>h(R_{ij}(t),J_2)$ if $J_1>J_2$ (14)
③ $0\leqq R_{ij}\leqq 1$ (15)
④ $R_{ij}(t+1)\geqq R_{ij}(t)$ (16)

2．2．3　概念の拡大

外部からの刺激群により同時に同一ネットワーク上の互いに独立な概念$C_1\#\{1/N_{10}+u_{11}/N_{11}+\cdots+u_{1n}/N_{1n}\}$と概念$C_2\#\{1/N_{20}+u_{21}/N_{21}+\cdots+u_{2m}/N_{2m}\}$が想起されたとする。

ここで概念C_1とC_2が互いに独立であるというのは、C_1に含まれる全ての感覚とC_2に含まれる全ての感覚の間で同一のものが存在しないことを言い、(17)式を満たす。

$C_1\wedge C_2=\phi$　　(ϕは空集合である)　(17)

この想起により、C_1,C_2に含まれる全ての感覚間の関係強度が更新される。その後に概念C_1の名辞I_{10}によって呼び起こされる概念C_1'は、各々の感覚の確かさu_{11}～u_{1n},u_{20}～u_{2m}にダッシュ記号を付してその変化を表し、

$$C_1'=\{1/N_{10}+\cdots+u_{1n}'/N_{1n}\}+\{u_{20}'/N_{20}+\cdots+u_{2m}'/N_{2m}\}$$
$$=\{1/N_{10}+\cdots+u_{1n}'/N_{1n}+u_{20}'/N_{20}+\cdots+u_{2m}'/N_{2m}\} \quad (18)$$

と書く。このとき概念C_1は概念C_1'に拡大されたと考える。

3　概念形成ニューラルネットワーク

3．1　ネットワーク構造

概念形成モデルを個々の感覚とその関係に分けて考え、ニューラルネットワーク上で概念形成のシミュレーションを行う。ネットワーク構造は、名辞や感覚を示す感覚ユニットI_iと感覚ユニット間の関係強度R_{ij}によって構成され、対称相互結合型ニューラルネットワーク[8]となる。

3．2　入力される刺激

ネットワークに入力される刺激は次の①，②を満たす。

①刺激は単語(名前N_i)とその強さx_iの形を取る(x_i,N_i)。
今回のネットワークでは感覚器を設定していないので、刺激は全て感覚の名前で入力される。
②与えられる情報は全て正しいものとする。

3．3　関数の仮定

このシミュレーションでは、(4),(9),(12),(13)の関数f,g,h,h'を各々(19),(20),(21),(22)式で規定される関数とする。(20),(21)式のα,βは定数で、後に説明する。
式中の×は代数積である。

$f(x)\triangleq 2/(1+\exp(-x))-1$ (19)
$g(x,y)\triangleq \alpha\times x\times y$ (20)
$h(x,y)\triangleq x+\beta\times y\times(1-x)$ (21)
$h'(x,y)\triangleq x\times y$ (22)

3．4　概念形成アルゴリズム

3．4．1　概念形成規則

ネットワークを構成する感覚ユニットの数をn+1個、感覚ユニットI_iの出力値をu_i($0\leqq i\leqq n$)、感覚ユニットI_i,I_j間の関係強度をR_{ij}($0\leqq i,j\leqq n$)とする。

(8)(9)(19)(20)式より、I_iの出力値u_iは(23)(24)式で規定される。(24)式は(11)式を書きかえたものである。u_iはI_iに関係を持つI_jの確かさu_jと、その感覚ユニットとの間の関係強度R_{ji}により決定される。

$$u_i=2/\{1+\exp(-X_i)\} \quad (23)$$
$$X_i=\sum_{j=0}^{n}\{\alpha\times R_{ji}\times u_j\}+x_i \quad (24)$$

ここでαを伝達係数($0\leqq\alpha\leqq 1$)と呼び、これによって感覚ユニットの刺激の伝達の距離を調節できる。x_iは外部からI_iへの刺激の強さである。
各関係強度の更新は(12)(13)(21)(22)式より

$R_{ij}'(t+1)=R_{ij}(t)+\beta\times J_{ij}\times(1-R_{ij}(t))$ (25)
$J_{ij}=u_i\times u_j$ (26)

となり、各感覚ユニットI_i,I_jの間の関係強度R_{ij}'は各感覚ユニットの確かさu_i,u_jで決まる。βはR_{ij}'の活性化係数($0<\beta\leqq 1$)であり、これによりR_{ij}'の増加の度合いが調節できる。$(1-R_{ij})$は結合強度の増加をその大きさに比して抑制し、R_{ij}'の上限を決定するものである。R_{ij}'は関係の出現頻度により増加される。このことによりある感覚ユニット間の関係強度は、個々の刺激群から直接に得られる値よりも大きくなる。(25)式左辺でR_{ij}'にダッシュ記号を付しているのは次に説明する時間的減衰によっ

て離散時刻t+1のR_{ij}が最終的に決定されるからである。

過去の刺激による関係と新しい刺激による関係とを差別化するため、関係強度の時間的減衰を(27)で規定する。

$$R_{ij}(t+1)=\tau R_{ij}'(t+1) \qquad (27)$$

ここでτは減衰係数($0<\tau\leqq 1$)である。

3．4．2　概念形成手順

実際の概念形成の手順は次の①～④通りで、図1～4はその時のシステムの状況を示す。また図1はすでにI_0, I_1, I_2に関して関係を得た後の状態であり、各感覚ユニットI_iの相互間の関係強度R_{ij}が既に存在する。刺激の伝達は全ての感覚間で同期的に行われる。

①外部からの刺激S_iとして名辞や感覚の名前N_iを単語の形で、その強さx_iを数字で入力する。

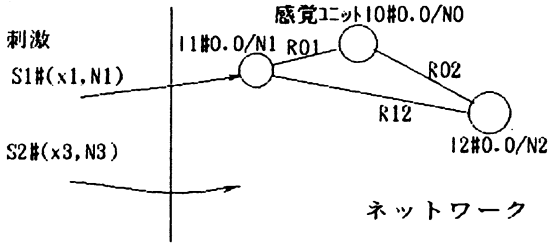


図1．外部からの刺激の入力

②(23),(24)式を用いて各感覚ユニットI_i間の刺激の伝達を相互に行い、各感覚ユニットの確かさu_iを安定させる。安定条件は各ユニットの確かさの変化の最大値が0.0001以下になることである。

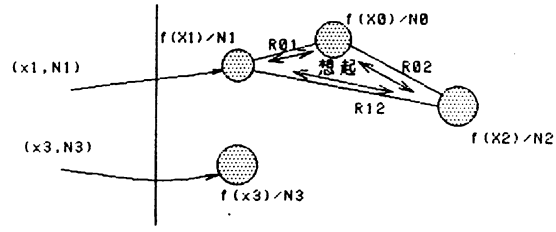


図2．各感覚ユニットの相互想起

③(22),(23)式を用いて各感覚ユニットI_iの確かさu_iに応じて関係強度R_{ij}を更新する。

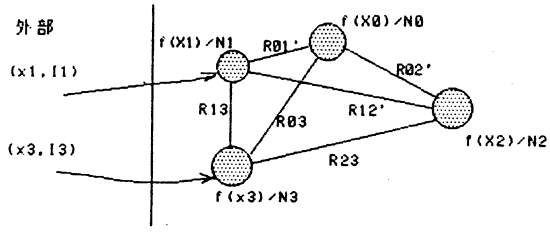


図3．各感覚ユニットの確かさによる関係強度の更新

④(27)式より関係強度を減衰させ、①から繰り返す。

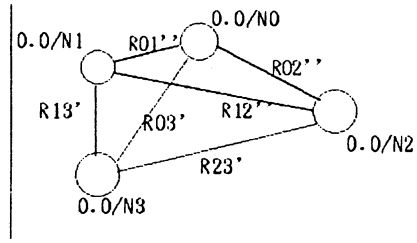


図4．新しい初期状態

3．5　概念の出力

概念の名辞N_0と強さx_0=10を情報として持つ刺激S_0をネットワークに与え、学習アルゴリズムの①～③の過程を用いて励起される各感覚ユニットI_iとその確かさu_iの集合をもってその概念を表す。尚x_0=10とする事によりu_0は小数点以下4位の精度で1となる。

4　概念形成例

4．1　概念形成例の目的

このシミュレーションにより、幾つもの情報によって正しく概念を形成していけるかを確かめるために、既知の概念をそれに関する正しい既知の情報から構成することを考える。

4．2　入力する刺激の設定

4．2．1　fruitの概念について

例としてfruitの概念を考える。fruitに関係する全ての感覚を考えると膨大な概念となるので、fruitの世界を図5のように規定する。もしこの世界で十分な経験（刺激）が得られるならば、この世界の全ての事物がfruitの概念として含まれるはずである。

```
fruit | apple | sweet, red  |
      | melon | sweet, green |
      | banana | sweet, yellow |
```

図5　fruitの世界

4．2．2　入力する刺激

刺激は図5のfruitの世界に住んでいる人間がその世界において経験をする、という形で与えられる。私達が経験として妥当だと思えないような刺激群、例えばfruitとredが同時に入力される事はない。また幾つかの情報群によってしか得られないような間接的な関係を持つように、入力する刺激群を選ぶ。これを満たす刺激群の一例をリスト1に示し、この刺激群をネットワークに与える。

リスト1の各1行は同時にネットワークに与えられる刺激群を意味し、6つの刺激群がある。この一行が入力される度に関係強度R_{ij}の更新を行い、概念を形成していく。全ての刺激の強さx_iを10としているのは、刺激の強さの違いによる概念形成結果の違いをなくし、情報の重

複性などの影響を見やすくするためである。

リスト１．刺激情報群

```
1.(10,apple)(10,sweet)(10,red)
2.(10,melon)(10,sweet)(10,green)
3.(10,banana)(10,sweet)(10,yellow)
4.(10,fruit)(10,apple)
5.(10,fruit)(10,mellon)
6.(10,fruit)(10,banana)
```

４．３　概念形成結果の評価

リスト１の刺激群が与えられた後に、fruitから想起されるfruitの概念と関係強度のマトリクスを図６に示す。各感覚はその確かさが大きい順に出力してある。パラメータは図６にもあるようにα=0.4, β=0.8, τ=1.0である。

```
n= 8  α=0.400  β=0.800  τ=1.000
{1.00/fruit+0.847/sweet+0.811/apple+0.810/melon+
 0.804/banana+0.777/red+0.771/green+0.763/yellow}
     app   swe   red   mel   gre   ban   yel   fru
app 1.000 0.970 0.936 0.807 0.700 0.784 0.678 0.954
swe 0.970 1.000 0.951 0.963 0.936 0.947 0.914 0.887
red 0.936 0.951 1.000 0.719 0.610 0.703 0.589 0.778
mel 0.807 0.963 0.719 1.000 0.930 0.787 0.683 0.932
gre 0.700 0.936 0.610 0.930 1.000 0.691 0.576 0.757
ban 0.784 0.947 0.703 0.787 0.691 1.000 0.919 0.891
yel 0.678 0.914 0.589 0.683 0.576 0.919 1.000 0.734
fru 0.954 0.887 0.778 0.932 0.757 0.891 0.734 1.000
```

図６　概念形成結果

図６を見ればfruitの世界の全ての事物がfruitの概念として想起されているのが分かる。これより直接に関係を示す刺激群がなくても、刺激群が真で十分であるならば、概念を形成できることが確かめられた。

またfruitとsweetの間の関係強度はfruitとredの間の関係強度に比して高い。これは刺激群により間接的な関係が示される頻度が高いためであり、これによりfruitとsweetの間の関係の強さが他に比べて顕著に現れる。

４．４　刺激群の入力順序を変えた場合

リスト１の刺激群を与える順序を変え、６番目から順に１番目まで刺激として与えた場合を図７に示す。

図７と図６のfruitの概念を比べた場合、各感覚の確かさが異なっている。これにより概念の形成は、刺激群が入力される順番の違い、つまり経験の仕方に関係することが分かる。しかし、どちらの結果でもapple, melon, bananaまたはred, green, yellowの各々３つの確かさはその他の感覚の確かさに比べて近く、fruitによる想起の強さはapple, melon, bananaの方がred, green, yellowより高いという結果は図６，７の両方に共通するものである。

これは入力の順序による確かさの違いよりも、刺激群により関係が直接的に示されるか、関係が示される頻度が高いかという経験の内容の方が想起に大きく影響するという事を表している。

```
n= 8  α=0.400  β=0.800  τ=1.000
{1.00/fruit+0.710/sweet+0.648/banana+0.642/melon+
 0.630/apple+0.538/yellow+0.536/green+0.521/red}
     fru   ban   mel   app   swe   yel   gre   red
fru 1.000 0.922 0.909 0.891 0.672 0.397 0.416 0.419
ban 0.922 1.000 0.591 0.570 0.919 0.850 0.426 0.409
mel 0.909 0.591 1.000 0.568 0.890 0.422 0.832 0.401
app 0.891 0.570 0.568 1.000 0.839 0.406 0.412 0.800
swe 0.672 0.919 0.890 0.839 1.000 0.899 0.865 0.800
yel 0.397 0.850 0.422 0.406 0.899 1.000 0.346 0.329
gre 0.416 0.426 0.832 0.412 0.865 0.346 1.000 0.325
red 0.419 0.409 0.401 0.800 0.800 0.329 0.325 1.000
```

図７　入力順を変えたときの概念fruit

５．　おわりに

この論文で概念形成の１つのモデルを示した。このモデルにおいて概念の形成は経験の仕方によって異なるが、それよりも経験の内容に大きく影響される事が判った。

このモデルは概念を感覚とその確かさのファジイ集合の形で捉え、そのメンバーシップ値を求める一つの発見的な手法として考えることも可能である。

またこのモデルは感覚の間の関係強度を、感覚の確かさの大きさと出現頻度という異なった二つの基準により決定していることから、二つの基準を合わせて関係強度を定量的に決定するネットワークとして考えられる。

今後の課題としては次の３つが考えられる。

1　実際のシステムに応用するとき全ての感覚を対等に考えられるように、関数fは各々の感覚について異なったものである必要がある。

2　競合的な関係を示すために、抑制的な結合とそのための入力について考慮する必要がある。

3　この概念形成は「相手の必要とする情報を出力する」という人間の行うような選択が行われていないので、出力の際に選択性を導入していく必要がある。

【参考文献】

(1)近藤洋逸，好並英司，「論理学概論」岩波書店(1964)
(2)佐伯胖，「認知心理学講座３」，東京大学出版会(1982)
(3)S.トーランス，「ＡＩと哲学」，産業図書(1975)
(4)白井良明，辻井潤一，「情報科学22人工知能」，岩波書店
(5)E.リッチ「人工知能Ⅱ」，マグロウヒルブック(1984)
(6)井村他，ファジイ連想推論システムとその応用，第８回ファジイシステムシンポジウム講演論文集，393/396
(7)L.A.Zadeh:Fuzzy Sets, Information and Control, 8, 338/353(1965)
(8)麻生英樹，「ニューラルネットワーク情報処理」，産業図書(1988)

[問い合わせ先]：〒940-21新潟県長岡市上富岡町1603-1
長岡技術科学大学工学部
計画・経営系　大里研究室
吉村 朋朗 TEL 0258-46-6000(内3152)

TC1-3

ファジィ入出力データを用いたファジィニューラルネットの学習

Learning of Fuzzy Neural Networks from Fuzzy Input-Output Data

石渕 久生, 權 奇澤, 田中 英夫
Hisao ISHIBUCHI, Kitaek KWON, Hideo TANAKA

大阪府立大学工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

Abstract: In this paper, we discuss the learning of fuzzy neural networks from fuzzy input-output data. First we define an architecture of fuzzy neural networks, which have fuzzy weights and fuzzy biases, for input vectors of fuzzy numbers. Next we define a cost function using the fuzzy actual output from the neural network and the corresponding fuzzy target output. The cost function is defined for h-level sets. Last we derive a learning algorithm from the cost function.

Keyword: fuzzy neural networks, fuzzy weights, fuzzy inputs, fuzzy targets.

1. はじめに

ファジィ理論とニューラルネットとの融合に関して，現在，種々の研究が行われている．例えば，石渕ら[1,2]では，実数入力ベクトルをファジィ数に写像するようなファジィシステムをモデル化するために，ファジィ数結合強度やファジィ数しきい値を持つニューラルネットが提案されている．本研究では，このようなファジィニューラルネットに対し，ファジィ数入出力データを用いた学習アルゴリズムを導出する．

本研究では，まず，ファジィ数ベクトルが入力された場合に対し，ファジィ数結合強度およびファジィ数しきい値を持つニューラルネットの入出力関係を定義する．次に，ニューラルネットからのファジィ数出力値とファジィ数教師信号を用いてコスト関数を定義し，ＢＰアルゴリズム[3]と同様の学習アルゴリズムを導出する．

2. ニューラルネットの構造

2.1 ファジィ数入出力データ

ｎ入力１出力システムの入出力関係について，ｍ個のファジィ数入出力データが次のように与えられているとする．

$$(X_p,\ T_p),\quad p=1,2,\cdots,m \tag{1}$$

ここで，入力ベクトルX_pはｎ次元ファジィ数ベクトル$(X_{p1}, X_{p2},\cdots,X_{pn})$であり，$T_p$はファジィ数教師信号である．

2.2 ファジィ数結合強度とファジィ数しきい値

三角型ファジィ数Ａを，その左端a^Lと中心a^Cおよび右端a^Uにより，$A=(a^L, a^C, a^U)$と表記し，次のメンバーシップ関数で定義する．

$$\mu_A(x)=\begin{cases}0, & x<a^L\\ (x-a^L)/(a^C-a^L), & a^L\leqq x\leqq a^C\\ (a^U-x)/(a^U-a^C), & a^C<x\leqq a^U\\ 0, & a^U<x\end{cases} \tag{2}$$

すなわち，三角型ファジィ数$A=(a^L, a^C, a^U)$のメンバーシップ値は，開区間(a^L, a^U)で正となり，中心a^Cで１となる．

本研究では，対称三角型ファジィ数として与えられるファジィ数結合強度とファジィ数しきい値を，それぞれ，次のように表記することにする．

$$W=(w^L, w^C, w^U),\quad \Theta=(\theta^L, \theta^C, \theta^U) \tag{3}$$

ここで，

$$w^C=(w^L+w^U)/2,\qquad \theta^C=(\theta^L+\theta^U)/2 \tag{4}$$

である．

2.3 ファジィニューラルネットからの入出力関係

ニューラルネットの構造は，入力層にｎ個，中間層にn_2個，出力層に１個のユニットを持つ３層型とする．また，全ての結合強度およびしきい値が対称三角型ファジィ数として与えられているとする．このようなニューラルネットに，ｎ次元ファジィ数入力ベクトル$X_p=(X_{p1}, X_{p2},\cdots, X_{pn})$が入力された場合での各ユニットの入出力関係を，次のように定義する．

入力層：$O_{pi}=X_{pi},\ i=1,2,\cdots,n$ (5)

中間層：$O_{pj}=f(Net_{pj}),\ j=1,2,\cdots,n_2,$ (6)

$$Net_{pj}=\sum_{i=1}^{n} W_{ji}O_{pi}+\Theta_j,\ j=1,2,\cdots,n_2 \tag{7}$$

出力層：$O_p = f(Net_p)$, (8)

$$Net_p = \sum_{j=1}^{n_2} W_j O_{pj} + \Theta \quad (9)$$

ここで，W_{ji}, W_j, Θ_j, Θ, O_{pi}, X_{pi}, O_{pj}, O_p, Net_{pj} およびNet_pは全てファジィ数である．また，

$$f(x) = 1/\{1+\exp(-x)\} \quad (10)$$

であり，$X_{pi} \geqq 0$とする．

式(5)-(9)の入出力関係は拡張原理により定義されているが，具体的にファジィ数の入出力関係を計算する場合では，レベル集合ごとの区間演算が用いられる．ファジィ数Aのhレベル集合は，次のように定義される．

$$[A]_h = \{x : \mu_A(x) \geqq h\}, \quad 0 < h \leqq 1 \quad (11)$$

特にファジィ数Aが対称三角型ファジィ数である場合では，そのhレベル集合($0<h\leqq 1$)は，次のように計算される．

$$[A]_h = [[A]_h^L, [A]_h^U] \quad (12)$$
$$[A]_h^L = a^L + h(a^U - a^L)/2 \quad (13)$$
$$[A]_h^U = a^U - h(a^U - a^L)/2 \quad (14)$$

式(5)-(9)によるニューラルネットの入出力関係をhレベル集合に関して書けば，次のようになる．

入力層：$[O_{pi}]_h = [X_{pi}]_h$, $i=1,2,\cdots,n$ (15)

ここで，$[X_{pi}]_h = [[X_{pi}]_h^L, [X_{pi}]_h^U]$

中間層：$[O_{pj}]_h = [[O_{pj}]_h^L, [O_{pj}]_h^U]$

$$= f([Net_{pj}]_h)$$
$$= [f([Net_{pj}]_h^L), f([Net_{pj}]_h^U)], \quad j=1,2,\cdots,n_2 \quad (16)$$

$$[Net_{pj}]_h^L = \sum_{\substack{i=1 \\ [W_{ji}]_h^L \geqq 0}}^{n} [W_{ji}]_h^L [O_{pi}]_h^L + \sum_{\substack{i=1 \\ [W_{ji}]_h^L < 0}}^{n} [W_{ji}]_h^L [O_{pi}]_h^U + [\Theta_j]_h^L \quad (17)$$

$$[Net_{pj}]_h^U = \sum_{\substack{i=1 \\ [W_{ji}]_h^U \geqq 0}}^{n} [W_{ji}]_h^U [O_{pi}]_h^U + \sum_{\substack{i=1 \\ [W_{ji}]_h^U < 0}}^{n} [W_{ji}]_h^U [O_{pi}]_h^L + [\Theta_j]_h^U \quad (18)$$

出力層：$[O_p]_h = [[O_p]_h^L, [O_p]_h^U]$

$$= f([Net_p]_h)$$
$$= [f([Net_p]_h^L), f([Net_p]_h^U)] \quad (19)$$

$$[Net_p]_h^L = \sum_{\substack{j=1 \\ [W_j]_h^L \geqq 0}}^{n_2} [W_j]_h^L [O_{pj}]_h^L + \sum_{\substack{j=1 \\ [W_j]_h^L < 0}}^{n_2} [W_j]_h^L [O_{pj}]_h^U + [\Theta]_h^L \quad (20)$$

$$[Net_p]_h^U = \sum_{\substack{j=1 \\ [W_j]_h^U \geqq 0}}^{n_2} [W_j]_h^U [O_{pj}]_h^U + \sum_{\substack{j=1 \\ [W_j]_h^U < 0}}^{n_2} [W_j]_h^U [O_{pj}]_h^L + [\Theta]_h^U \quad (21)$$

3．ニューラルネットの学習

3.1 コスト関数の定義

ファジィ数出力値とファジィ数教師信号のレベル集合に対してコスト関数の定義を行う．すなわち，ファジィ数出力値O_pのhレベル集合$[O_p]_h = [[O_p]_h^L, [O_p]_h^U]$とファジィ数教師信号$T_p$のhレベル集合$[T_p]_h = [[T_p]_h^L, [T_p]_h^U]$を用いて，学習において最小化されるコスト関数を次のように定義する．

$$e_{ph} = e_{ph}^L + e_{ph}^U \quad (22)$$

ここで，

$$e_{ph}^L = ([T_p]_h^L - [O_p]_h^L)^2/2 \quad (23)$$
$$e_{ph}^U = ([T_p]_h^U - [O_p]_h^U)^2/2 \quad (24)$$

である．p番目の学習用データに対するコスト関数は，レベル集合に対するコスト関数e_{ph}の和をとることにより，次のように定義される．

$$e_p = \sum_h h \cdot e_{ph} \quad (25)$$

3.2 学習アルゴリズムの導出

まず，式(22)により定義されたhレベル集合に対するコスト関数e_{ph}を用いて，中間層と出力層との間のファジィ数結合強度W_jに対する修正量を求める．ファジィ数結合強度W_jの下限(w_j^L)と上限(w_j^U)に対し，それぞれ，修正量を次のように設定する．

$$\Delta w_j^L(t+1) = -\eta h(\partial e_{ph}/\partial w_j^L) + \alpha \Delta w_j^L(t) \quad (26)$$
$$\Delta w_j^U(t+1) = -\eta h(\partial e_{ph}/\partial w_j^U) + \alpha \Delta w_j^U(t) \quad (27)$$

ここで，ηは学習率，αは慣性項係数，tは結合強度の修正回数である．$\partial e_{ph}/\partial w_j^L$および$\partial e_{ph}/\partial w_j^U$は，式(19)-(21)および式(12)-(14)を考慮することにより，通常のBPネットワークと同様にして式(22)のコスト関数から導出することができる．具体的には，$\partial e_{ph}/\partial w_j^L$および$\partial e_{ph}/\partial w_j^U$は次のようになる．

(1) $\partial e_{ph}/\partial w_j^L$ の導出

① $[W_j]_h^L \geqq 0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_j^L = \frac{\partial e_{ph}^L}{\partial w_j^L} + \frac{\partial e_{ph}^U}{\partial w_j^L}$$
$$= \frac{\partial}{\partial [O_p]_h^L} \{([T_p]_h^L - [O_p]_h^L)^2/2\}$$

$$\cdot\frac{\partial[O_p]_h^L}{\partial[Net_p]_h^L}\quad\frac{\partial[Net_p]_h^L}{\partial[W_j]_h^L}\quad\frac{\partial[W_j]_h^L}{\partial w_j^L}$$

$$+\frac{\partial}{\partial[O_p]_h^U}\{([T_p]_h^U-[O_p]_h^U)^2/2\}$$

$$\cdot\frac{\partial[O_p]_h^U}{\partial[Net_p]_h^U}\quad\frac{\partial[Net_p]_h^U}{\partial[W_j]_h^U}\quad\frac{\partial[W_j]_h^U}{\partial w_j^L}$$

$$=-\delta_{ph}^L[O_{pj}]_h^L(1-h/2)$$
$$-\delta_{ph}^U[O_{pj}]_h^U h/2 \qquad (28)$$

ただし，$\delta_{ph}^L=([T_p]_h^L-[O_p]_h^L)[O_p]_h^L(1-[O_p]_h^L)$ (29)

$$\delta_{ph}^U=([T_p]_h^U-[O_p]_h^U)[O_p]_h^U(1-[O_p]_h^U) \qquad (30)$$

② $[W_j]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_j^L=-\delta_{ph}^L[O_{pj}]_h^U(1-h/2)$$
$$-\delta_{ph}^U[O_{pj}]_h^L h/2 \qquad (31)$$

③ $[W_j]_h^L<0$ かつ $[W_j]_h^U\geqq 0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_j^L=-\delta_{ph}^L[O_{pj}]_h^U(1-h/2)$$
$$-\delta_{ph}^U[O_{pj}]_h^U h/2 \qquad (32)$$

(2) $\partial e_{ph}/\partial w_j^U$ の導出

① $[W_j]_h^L\geqq 0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_j^U=-\delta_{ph}^L[O_{pj}]_h^L h/2$$
$$-\delta_{ph}^U[O_{pj}]_h^U(1-h/2) \qquad (33)$$

② $[W_j]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_j^U=-\delta_{ph}^L[O_{pj}]_h^U h/2$$
$$-\delta_{ph}^U[O_{pj}]_h^L(1-h/2) \qquad (34)$$

③ $[W_j]_h^L<0$ かつ $[W_j]_h^U\geqq 0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_j^U=-\delta_{ph}^L[O_{pj}]_h^U h/2$$
$$-\delta_{ph}^U[O_{pj}]_h^U(1-h/2) \qquad (35)$$

式(26),(27)を用いて，ファジィ数結合強度W_jの下限(w_j^L)と上限(w_j^U)を次のように修正する．

$$w_j^L(t+1)=w_j^L(t)+\Delta w_j^L(t+1) \qquad (36)$$
$$w_j^U(t+1)=w_j^U(t)+\Delta w_j^U(t+1) \qquad (37)$$

このような修正により，ファジィ数結合強度W_jの下限(w_j^L)と上限(w_j^U)との逆転が起こる場合を考慮し，修正後のファジィ数結合強度W_jを次のように設定する．

$$W_j(t+1)=(w_j^L,\ (w_j^L+w_j^U)/2,\ w_j^U) \qquad (38)$$

ここで，

$$w_j^L=\mathrm{Min}\{w_j^L(t+1),\ w_j^U(t+1)\} \qquad (39)$$
$$w_j^U=\mathrm{Max}\{w_j^L(t+1),\ w_j^U(t+1)\} \qquad (40)$$

である．ファジィ数しきい値Θの修正は，ファジィ数結合強度W_jの修正と全く同様に行うことができる．

次に，式(22)に定義されたhレベル集合に対するコスト関数e_{ph}を用いて，入力層ユニットと中間層ユニットとの間のファジィ数結合強度W_{ji}に対する修正量を求める．ファジィ数結合強度W_{ji}の下限(w_{ji}^L)と上限(w_{ji}^U)に対し，それぞれの修正量を次のように設定する．

$$\Delta w_{ji}^L(t+1)=-\eta h(\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L)+\alpha\Delta w_{ji}^L(t) \qquad (41)$$
$$\Delta w_{ji}^U(t+1)=-\eta h(\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U)+\alpha\Delta w_{ji}^U(t) \qquad (42)$$

ここで，$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L$および$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U$は，式(16)-(21)および式(12)-(14)を考慮することにより，通常のBPネットワークと同様にして式(22)のコスト関数から導出することができる．具体的には，$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L$および$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U$は次のようになる．

(1) $\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L$ の導出

① $[W_j]_h^L\geqq 0$ かつ $[W_{ji}]_h^L\geqq 0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L=\frac{\partial e_{ph}^L}{\partial w_{ji}^L}+\frac{\partial e_{ph}^U}{\partial w_{ji}^L}$$

$$=\frac{\partial e_{ph}^L}{\partial[Net_p]_h^L}\quad\frac{\partial[Net_p]_h^L}{\partial[O_{pj}]_h^L}\quad\frac{\partial[O_{pj}]_h^L}{\partial[Net_{pj}]_h^L}$$

$$\cdot\frac{\partial[Net_{pj}]_h^L}{\partial[W_{ji}]_h^L}\quad\frac{\partial[W_{ji}]_h^L}{\partial w_{ji}^L}$$

$$+\frac{\partial e_{ph}^U}{\partial[Net_p]_h^U}\quad\frac{\partial[Net_p]_h^U}{\partial[O_{pj}]_h^U}\quad\frac{\partial[O_{pj}]_h^U}{\partial[Net_{pj}]_h^U}$$

$$\cdot\frac{\partial[Net_{pj}]_h^U}{\partial[W_{ji}]_h^U}\quad\frac{\partial[W_{ji}]_h^U}{\partial w_{ji}^L}$$

$$=-\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^L(1-h/2)$$
$$-\delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 \qquad (43)$$

② $[W_j]_h^L\geqq 0$ かつ $[W_{ji}]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L=-\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2)$$
$$-\delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^L h/2 \qquad (44)$$

③ $[W_j]_h^L\geqq 0$ かつ $[W_{ji}]_h^L<0\leqq[W_{ji}]_h^U$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L=-\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2)$$
$$-\delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 \qquad (45)$$

④ $[W_j]_h^U<0$ かつ $[W_{ji}]_h^L\geqq 0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L=-\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^U h/2$$
$$-\delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^L(1-h/2) \qquad (46)$$

⑤ $[W_j]_h^U<0$ かつ $[W_{ji}]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L=-\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^L h/2$$
$$-\delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)$$
$$\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) \qquad (47)$$

⑥ $[W_j]_h^U<0$ かつ $[W_{ji}]_h^L<0\leqq[W_{ji}]_h^U$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) \quad (48)$$

⑦ $[W_j]_h^L<0\leqq[W_j]_h^U$ かつ $[W_{ji}]_h^U\geqq0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 \quad (49)$$

⑧ $[W_j]_h^L<0\leqq[W_j]_h^U$ かつ $[W_{ji}]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^L = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^L h/2 - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^L h/2 \quad (50)$$

(2) $\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U$ の導出

① $[W_j]_h^L\geqq0$ かつ $[W_{ji}]_h^L\geqq0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)\cdot[O_{pi}]_h^L h/2 - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) \quad (51)$$

② $[W_j]_h^L\geqq0$ かつ $[W_{ji}]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^L(1-h/2) \quad (52)$$

③ $[W_j]_h^L\geqq0$ かつ $[W_{ji}]_h^L<0\leqq[W_{ji}]_h^U$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) \quad (53)$$

④ $[W_j]_h^U<0$ かつ $[W_{ji}]_h^L\geqq0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)\cdot[O_{pi}]_h^L h/2 \quad (54)$$

⑤ $[W_j]_h^U<0$ かつ $[W_{ji}]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^L(1-h/2) - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 \quad (55)$$

⑥ $[W_j]_h^U<0$ かつ $[W_{ji}]_h^L<0\leqq[W_{ji}]_h^U$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^L(1-[O_{pj}]_h^L)\cdot[O_{pi}]_h^U h/2 \quad (56)$$

⑦ $[W_j]_h^L<0\leqq[W_j]_h^U$ かつ $[W_{ji}]_h^U\geqq0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^U(1-h/2) \quad (57)$$

⑧ $[W_j]_h^L<0\leqq[W_j]_h^U$ かつ $[W_{ji}]_h^U<0$ のとき

$$\partial e_{ph}/\partial w_{ji}^U = -\delta_{ph}^L[W_j]_h^L[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^L(1-h/2) - \delta_{ph}^U[W_j]_h^U[O_{pj}]_h^U(1-[O_{pj}]_h^U)\cdot[O_{pi}]_h^L(1-h/2) \quad (58)$$

式(41),(42)を用いてファジィ数結合強度W_{ji}の下限(w_{ji}^L)と上限(w_{ji}^U)を次のように修正する.

$$w_{ji}^L(t+1) = w_{ji}^L(t)+\Delta w_{ji}^L(t+1) \quad (59)$$

$$w_{ji}^U(t+1) = w_{ji}^U(t)+\Delta w_{ji}^U(t+1) \quad (60)$$

このような修正により,ファジィ数結合強度W_{ji}の下限(w_{ji}^L)と上限(w_{ji}^U)の逆転が起こる場合を考慮し,修正後のファジィ数結合強度W_{ji}を次のように設定する.

$$W_{ji}(t+1) = (w_{ji}^L,\ (w_{ji}^L+w_{ji}^U)/2,\ w_{ji}^U) \quad (61)$$

ここで,

$$w_{ji}^L = \mathrm{Min}\{w_{ji}^L(t+1),\ w_{ji}^U(t+1)\} \quad (62)$$

$$w_{ji}^U = \mathrm{Max}\{w_{ji}^L(t+1),\ w_{ji}^U(t+1)\} \quad (63)$$

である.ファジィ数しきい値θ_jの修正は,ファジィ数結合強度W_{ji}の修正と全く同様に行うことができる.

4. おわりに

本研究では,ファジィ入出力データに対するファジィニューラルネットの学習アルゴリズムを導出した.このアルゴリズムは,ファジィ数ベクトルをファジィ数に写像する非線形関数を学習するために用いることができる.

参考文献

(1)石渕,岡田,田中:ファジィ数結合強度を持つファジィニューラルネット,システム制御情報学会論文誌,Vol.6, No.3, pp.137-148(1993)

(2)Ishibuchi,H., Tanaka,H. and Okada,H.: Fuzzy Neural Networks with Fuzzy Weights and Fuzzy Biases, Proc. ICNN (March 28-April 1, 1993, San Francisco)

(3)Rumelhart,D.E.,McClelland,J.L. and the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, Vol.1, MIT Press, Cambridge(1986)

連絡先

〒593 大阪府堺市学園町1－1
大阪府立大学工学部経営工学科
石渕 久生
☎ 0722-52-1161 (内)2377
FAX 0722-59-3340

TC2-1

ダイナミクスを持つ階層型ニューラルネットワークの安定性について

Stability Analysis of Neural Networks

Kazuo TANAKA and Manabu SANO

Department of Mechanical Systems Engineering
Kanazawa University
2-40-20 Kodatsuno Kanazawa 920 Japan
Tel. +81-762-61-2101 (ext. 405)
Fax. +81-762-63-3849

Abstract - This paper discusses stability of neural networks using stability conditions of fuzzy systems. The Parameter Region (PR) representation, which graphically shows location of fuzzy if-then rules in consequent parameters space, is proposed by introducing new concepts of *Edge Rule* (*Matrix*) and *Minimum Representation*. Stability criterion of neural networks is illustrated in terms of PR representation. Some properties for stability of neural networks are derived from the results of stability criterion.

1. Introduction

One of the most important concepts concerning the properties of dynamical system is stability. It is, however, difficult to analyze stability of nonlinear systems such as neural networks and fuzzy systems. Recently, Tanaka and Sugeno [1], [2] derived a stability theorem for fuzzy systems in accordance with the definition of stability in the sense of Lyapunov. The purpose of this paper is to discuss stability of neural networks using the Tanaka-Sugeno's Theorem. The stability analysis discussed in this paper can be applied not only to neural networks but also to other nonlinear systems if the nonlinear systems can be approximated by fuzzy systems.

2. Neural network

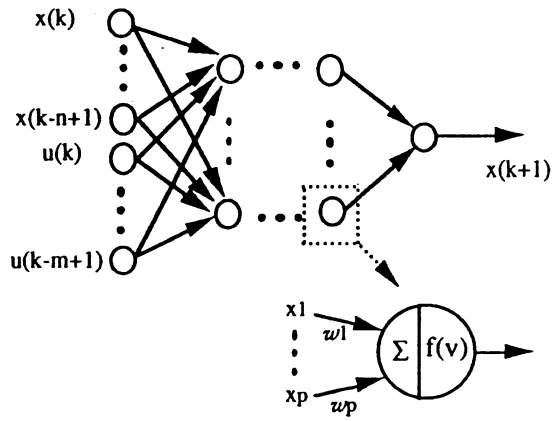


Fig.1 Neural network.

In this paper, we analyze stability of neural networks shown in Fig.1, where x(k) ~ x(k-n+1) are state variables, u(k) ~ u(k-m+1) are input variables and w_i's are connection weights.

Assume that all output functions f(v) of units in the neural network system are differentiable, f(0) = 0 and $f(v) \in [-1,1]$ for all v, where

$$v = \sum_{i=1}^{p} w_i x_i .$$

Moreover, assume that u(k)=u(k-1)= $\cdots$ =u(k-m+1)=0 because we analyze stability of the equilibrium of neural networks. In this paper, $f'(v) \equiv df(v)/dv$.

3. Tanaka-Sugeno's stability theorem

The fuzzy discrete free system, proposed by Takagi and Sugeno [3], can be described as follows.

$$x(k+1) = \sum_{i=1}^{r} w_i(k) A_i x(k) \Big/ \sum_{i=1}^{r} w_i(k), \qquad (1)$$

where

$$x^T(k) = [x(k), x(k-1), \cdots, x(k-n+1)],$$

$$A_i = \begin{bmatrix} a_{i1} & \cdots & a_{in-1} & a_{in} \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

where r is the number of rules, a_{i1} ~ a_{in} are consequent parameters, x(k) ~ x(k-n+1) are state variables and $w_i(k)$ is membership values of i-th rule.

Tanaka-Sugeno's stability theorem [2] for ensuring stability of Eq.(1) is given as follows.

[Theorem 3.1] - *The equilibrium of a fuzzy system described by Eq.(2) is asymptotically stable in the large if there exists a common positive definite matrix* **P** *such that*

$$A_i^T P A_i - P < 0 \qquad (2)$$

for i = 1, 2, $\cdots$, r.

In order to check stability of fuzzy systems, we must find a common **P** such that

$$A_i^T P A_i - P < 0$$

for all r. We have some studies [3], [4] for finding a common positive definite matrix **P**. Next, we propose a representation method of parameter region (PR) for Eq.(1). The PR representation graphically shows locations of fuzzy if-then rules in consequent parameters space. Let

us give two simple examples of PR representation.

[Example 3.1]

Let us consider the following fuzzy system (Fuzzy System 1).

Rule 1:IF x(k) is A_1 THEN x1(k+1)=0.1x(k)+0.1x(k-1)
Rule 2:IF x(k) is A_2 THEN x2(k+1)=0.3x(k)+0.1x(k-1)
Rule 3:IF x(k) is A_3 THEN x3(k+1)=0.1x(k)+0.3x(k-1)

We can obtain

$$A_1=\begin{bmatrix}0.1 & 0.1\\ 1 & 0\end{bmatrix},\quad A_2=\begin{bmatrix}0.3 & 0.1\\ 1 & 0\end{bmatrix},\quad A_3=\begin{bmatrix}0.1 & 0.3\\ 1 & 0\end{bmatrix}$$

from the consequent equations. Fig.2 shows PR of this fuzzy.

[Example 3.2]

Let us consider the following fuzzy system (Fuzzy System 2).

Rule 1:IF x(k) is B_1 THEN $x_1(k+1)=0.1x(k)+0.1x(k-1)$
Rule 2:IF x(k) is B_2 THEN $x_2(k+1)=0.3x(k)+0.1x(k-1)$
Rule 3:IF x(k) is B_3 THEN $x_3(k+1)=0.1x(k)+0.3x(k-1)$
Rule 4:IF x(k) is B_4 THEN $x_4(k+1)=0.2x(k)+0.2x(k-1)$
Rule 5:IF x(k) is B_5 THEN $x_5(k+1)=0.15x(k)+0.15x(k-1)$

We can obtain

$$A_1=\begin{bmatrix}0.1 & 0.1\\ 1 & 0\end{bmatrix},\quad A_2=\begin{bmatrix}0.3 & 0.1\\ 1 & 0\end{bmatrix},\quad A_3=\begin{bmatrix}0.1 & 0.3\\ 1 & 0\end{bmatrix},$$

$$A_4=\begin{bmatrix}0.2 & 0.2\\ 1 & 0\end{bmatrix},\quad A_5=\begin{bmatrix}0.15 & 0.15\\ 1 & 0\end{bmatrix}$$

from the consequent equations. Fig.3 shows PR of this fuzzy system.

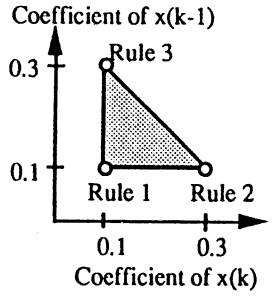


Fig.2 PR of Fuzzy System 1

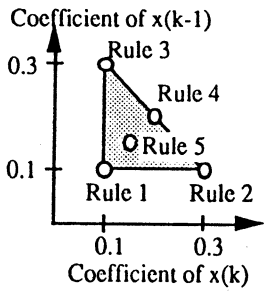


Fig.3 PR of Fuzzy System 2

We should notice a difference between PR of Fuzzy System 1 and that of Fuzzy System 2. In Fig.2, each plotted point corresponds to each edge of the parameter region. Conversely, in Fig.3, the parameter region constructed by the plotted points of Rule 1, Rule 2 and Rule 3 includes the plotted points of Rule 4 and Rule 5. Let us define ***Edge Rule*** (***Edge Matrix***) and ***Minimum Representation***.

[Definition 3.1 : *Edge Rule* and *Edge Matrix*]

Rule 1, Rule 2 and Rule 3 of Fuzzy System 1 or 2 in Examples 3.1 and 3.2, which correspond to edges of the PR respectively, are said to be ***Edge Rules***. The consequent matrices, A_1, A_2 and A_3, in ***Edge Rules*** are said to be ***Edge Matrices***.

[Definition 3.2 : *Minimum Representation*]

A fuzzy system which consists only of ***Edge Rules*** is said to be a ***Minimum Representation***.

Of course, Fuzzy System 1 is a ***Minimum Representation***. Fuzzy System 2 is not a ***Minimum Representation***. Next, we derive an important theorem for checking stability in the case of non-***Minimum Representation***.

[Theorem 3.3] - *Assume that* **P** *is a positive definite matrix. If*

$$A_i^T P A_i - P < 0$$

for i = 1, 2, ···, r, *then*

$$A^{*T} P A^{*} - P < 0,$$

where

$$A^{*}=\sum_{i=1}^{r} s_i A_i,\quad s_i \ge 0,\quad \sum_{i=1}^{r} s_i = 1.$$

(proof) The proof is omitted due to lack of space.

It is clear from Theorem 3.3 that A^* is not ***Edge Matrix***. Theorem 3.3 shows that stability of fuzzy systems can be checked by applying Tanaka-Sugeno's Theorem to a ***Minimum Representation*** of fuzzy systems. In Example 3.2, $A_4=0.5A_2+0.5A_3$ and $A_5=0.5A_1+0.25A_2+0.25A_3$. Therefore, a ***Minimum Representation*** of Fuzzy System 2 is equivalent to Fuzzy System 1. It is found from Theorem 3.3 that Fuzzy System 2 is stable if Fuzzy System 1 is stable.

4. Stability analysis of neural networks

It is necessary to represent dynamics of a neural network by a fuzzy system, Eq.(1), in order to analyze stability of neural networks using Tanaka-Sugeno's Theorem. In this section, we present a procedure for representing dynamics of a neural network system by a fuzzy system. The basic idea is to represent each output function, f(v), in each unit by a fuzzy system. Let us consider a simple neural network which consists of a single layer, that is,

$$v = w_1 x(k) + w_2 x(k-1),$$
$$x(k+1) = f(v),$$

where w_1 and w_2 are connection weights. Assume that the output function f(v) is a sigmoid function,

$$f(v) = 2/(1 + \exp(-v/q)) - 1,$$

where q is a parameter of the function. We should notice that the output, f(v), satisfies

$$g_1 v \le f(v) \le g_2 v,$$

where g_1 and g_2 are the minimum value and the maximum value of f'(v), that is,

$$g_1 = \min_v f'(v) = 0, \qquad g_2 = \max_v f'(v) = 0.5/q.$$

Therefore, this neural network can be represented by the following fuzzy system.

$$x(k+1) = f(v) = (w_1(k)\, g_1 + w_2(k)\, g_2)\, v / (w_1(k)+w_2(k))$$

$$= \sum_{i=1}^{2} w_i(k) g_i\{w_1 x(k) + w_2 x(k-1)\} \Big/ \sum_{i=1}^{2} w_i(k),$$

where w1(k), w2(k) $\in [0,1]$ for all k. w1(k) and w2(k) are regarded as membership values. The ***Edge Matrices*** are obtained as follows.

$$A_1 = \begin{bmatrix} g_1 w_1 & g_1 w_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad A_2 = \begin{bmatrix} g_2 w_1 & g_2 w_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

In this case, PR becomes a straight line. We can analyze stability of the simple neural network using the ***Edge Matrices*** and Theorem 3.3. If we can find a common positive definite matrix P such that

$$A_i^T P A_i - P < 0, \qquad i=1,2$$

this neural network is asymptotically stable in the large. We illustrate some examples of stability analysis based on this idea. The detail of these examples have been already given in [5].

[Example 4.1] [5]

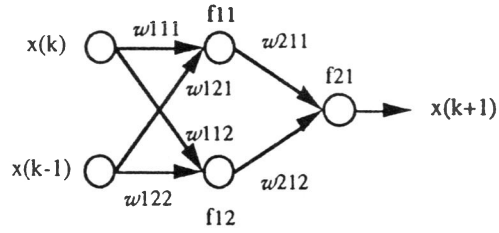


Fig.4 Three-layer neural network with two inputs.

Let us consider stability of a neural network shown in Fig.4. From Fig.4, we obtain

$v_{11} = w_{111}\, x(k) + w_{121}\, x(k-1)$,
$v_{12} = w_{112}\, x(k) + w_{122}\, x(k-1)$,
$v_{21} = w_{211}\, f_{11}(v_{11}) + w_{212}\, f_{12}(v_{12})$,
$x(k+1) = f_{21}(v_{21})$.

Next, we define

$f_{11}(v_{11}) = 2/(1 + \exp(-v_{11}/q_{11})) - 1$
$f_{12}(v_{12}) = 2/(1 + \exp(-v_{12}/q_{12})) - 1$
$f_{21}(v_{21}) = 2/(1 + \exp(-v_{21}/q_{21})) - 1$

as output functions of the units. Assume that

$w_{111} = 1$, $w_{112} = -1$, $w_{121} = -0.5$, $w_{111} = 1$,
$w_{122} = -0.5$, $w_{211} = 1$, $w_{212} = 1$,
$q_{11} = q_{12} = q_{21} = 0.25$ ($g_{112} = g_{122} = g_{212} = 2.0 = g_2$,
$g_{111} = g_{121} = g_{211} = 0 = g_1$).

We can obtain ***Edge Matrices*** as follows.

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -2.0 & -1.0 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 2.0 & -1.0 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_4 = \begin{bmatrix} 0 & -2.0 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

Fig.5 shows PR of this network. There does not exist a common positive definite matrix P since A_2, A_3 and A_4 are not stable matrices. Fig.6 shows behavior of this neural network. As shown in Fig.6, this system is not asymptotically stable in the large. In the case of unstable neural systems, behavior of neural networks becomes limit cycle due to saturation of output of units, that is, $f(v) \in [-1,1]$ for all v.

[Example 4.2] [5]

In Example 4.1, assume that $q_{11} = q_{12} = q_{21} = 0.5$ ($g_{112} = g_{122} = g_{212} = 1.0 = g_2$, $g_{111} = g_{121} = g_{211} = 0 = g_1$). Then, we can obtain the following ***Edge Matrices***.

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -1.0 & -0.5 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 1.0 & -0.5 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_4 = \begin{bmatrix} 0 & -1.0 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

Fig.5 shows PR of this network. It is found form Theorem 3.2 given in [5] that there does not exist a common positive definite matrix P since A_1A_2 is not a stable matrix. Fig.6 shows behavior of this network.

[Example 4.3] [5]

In Example 4.1, assume that $q_{11} = q_{12} = q_{21} = 0.75$ ($g_{112} = g_{122} = g_{212} = 0.67 = g_2$, $g_{111} = g_{121} = g_{211} = 0 = g_1$). Then, we can obtain the following ***Edge Matrices***.

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -0.44 & -0.22 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 0.44 & -0.22 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_4 = \begin{bmatrix} 0 & -0.44 \\ 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

Fig.5 shows PR of this network. If we select

$$P = \begin{bmatrix} 2.42 & -0.19 \\ -0.19 & 1.12 \end{bmatrix}$$

as a common positive definite matrix P, then $A_i^T P A_i - P < 0$ for $i = 1, \cdots, 4$. Therefore, this neural network system is stable. The P matrix was found by using the method proposed in [3]. Fig.6 shows behavior of this network.

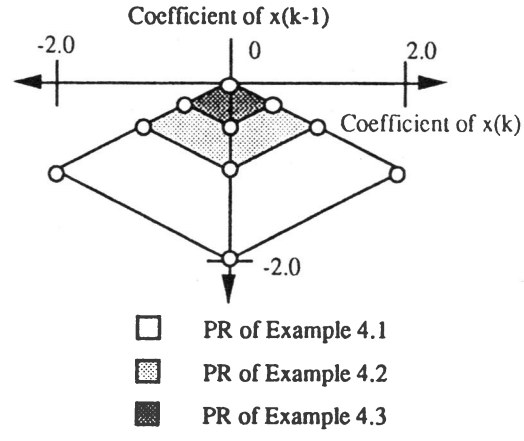


Fig.5 PR representation of Examples 4.1 , 4.2 and 4.3.

We can obtain some properties for stability of neural networks from Examples 4.1, 4.2 and 4.3.

[Property 1] - Stability of neural networks is strongly related to the connection weights and the maximal gradient values g_2 of sigmoid functions. The eigenvalues of ***Edge Matrices*** are closer to origin of z-plane when the connection weights or g_2 is closer to 0. As shown in Fig.6, therefore, the behavior of neural

networks becomes stable if g_2 is closer to 0.

[Property 2] - The situation where the connection weights or g_2 is closer to 0 means that the area of PR becomes smaller as shown in Fig.5. The area of PR is related to non-linearity represented by neural networks. Of course, non-linearity represented by neural networks is stronger when the area of PR becomes larger. Generally speaking, there is a contrary relation between guarantee of stability and degree of non-linearity (area of PR).

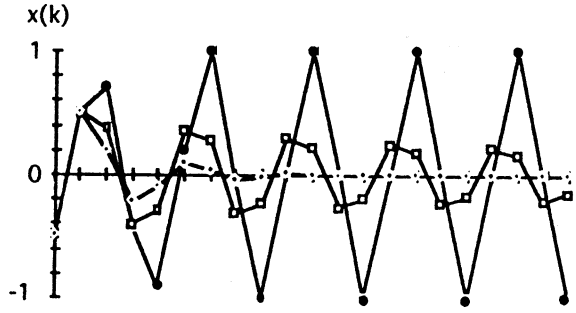


Fig.6 Behavior of neural networks.

[Example 4.4] [5]

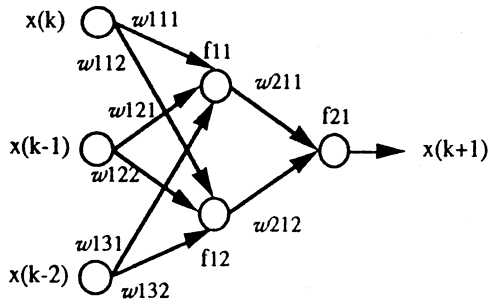


Fig.7 Three-layer neural network with three inputs.

Let us consider stability of a neural network shown in Fig.7. Assume that $w_{111} = w_{112} = w_{121} = 0.3$, $w_{122} = -0.3$, $w_{131} = 0.2$, $w_{132} = -0.2$, $w_{211} = w_{212} = 1$, and $q_{11} = q_{12} = q_{21} = 0.5$ ($g_{112} = g_{122} = g_{212} = 1.0 = g_2$, $g_{111} = g_{121} = g_{211} = 0 = g_1$).

We can obtain ***Edge Matrices*** as follows.

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1.0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} 0.3 & -0.3 & -0.2 \\ 1.0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.3 & 0.2 \\ 1.0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0 & 0 \end{bmatrix} \quad A_4 = \begin{bmatrix} 0.6 & 0 & 0 \\ 1.0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0 & 0 \end{bmatrix}$$

In this case, PR can be represented as a polyhedron since the number of state variables is 3. If we select

$$P = \begin{bmatrix} 4.20 & -0.24 & -0.29 \\ -0.24 & 2.72 & 0.31 \\ -0.29 & 0.31 & 1.17 \end{bmatrix}$$

as a common **P**, then

$$A_i^T P A_i - P < 0$$

for i=1,$\cdots$,4. Therefore, this neural network system is stable.

We can derive a property for stability by comparing Fig.4 with Fig.7.

[Property 3] - When the number of units in hidden layer or the number of layers does not change, the number of consequent matrices does not increase even if the number of state variables, that is, inputs of neural networks, increases. However, it exponentially increase if the number of units in hidden layer or the number of layers increases.

5. Conclusions

We have considered stability of neural networks using Tanaka-Sugeno's Theorem. The PR (Parameter Region) representation has been proposed by introducing new concepts of *Edge Rule* (*Matrix*) and *Minimum Representation*. Finally, we have illustrated stability criterion of some neural networks using the PR representation method and derived some properties for stability of neural networks. The stability analysis discussed in this paper can be applied not only to neural networks but also to other nonlinear systems if the nonlinear systems can be approximated by fuzzy systems.

References

[1]K.Tanaka and M.Sugeno:Stability Analysis of Fuzzy Systems using Lyapunov's Direct Method, proceedings of NAFIPS'90, pp.133-136 (1990).

[2]K.Tanaka and M.Sugeno:Stability and Design of Fuzzy Control Systems, FUZZY SETS AND SYSTEMS 45, no.2, pp.135-156 (1992),

[3]K.Tanaka and M.Sugeno:Stability Analysis of Fuzzy Systems Using Lyapunov's Direct Method and Construction Procedure for Lyapunov Functions, 6th Fuzzy System Symposium pp.353-356 (1990). (in Japanese)

[4]S.Kawamoto et al.:An Approach to Stability Analysis of Second Order Fuzzy Systems, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp.1427-1434 (1992).

[5]K.Tanaka and M. Sano:Stability Analysis of Neural Networks Using Stability Conditions of Fuzzy Systems, 2nd IEEE International Conference on Fuzzy Systems (1993).

TC2-2

ニューロファジィモデルにおける種々の自己増殖型アルゴリズム

Various Self-Generating Algorithm for Neuro Fuzzy Model with Radial Basis Function

片山 立 Ryu KATAYAMA　梶谷 雄治 Yuji KAJITANI　鍬田 海平 Kaihei KUWATA　渡辺 雅英 Masahide WATANABE　西田 行輝 Yukiteru NISHIDA

三洋電機㈱ 情報通信システム研究所
Information & Communication Systems Research Center, Sanyo Electric Co.,Ltd.

Abstract: In this paper, we analyze the learning ability of various self-generating algorithms for Neuro-Fuzzy Model with radial basis function. We consider the three methods such as the k-means clustering algorithm by J.Moody, the orthogonal least squares method by S.Chen, and the maximum absolute error selection (MAE) method by the authors. Firstly, we review these methods briefly, and then we compare the learning ability through several function approximation problems. From these numerical examples, we show that MAE method requires the least number of basis functions (rules or units in the hidden layer) to achieve the specified model error among these three methods.

1．はじめに

ラジアル基底関数(RBF,Radial Basis Function)[1]は入力空間内に局所的に配置された複数のユニット（基底関数）の線形結合によって任意関数を近似する非線形同定手法であり、そのfactorizableな性質から、シグモイド関数を単位ニューロンの伝達特性としてもつような多層型ニュールラルネットワーク[2]と比較して非常に高速な学習が可能である。このラジアル基底関数は基底関数を中間層ユニットの伝達関数とする３層のニューラルネットワーク[3,4]とも、また基底関数を前件部メンバシップ関数とするファジィモデル[5]ともみなすことができる。

このラジアル基底関数による非線形写像同定手法としてはいくつかの方法が提案されている[7]。Moody[3]らは、学習データからｎ個の基底関数の中心値をk-meansクラスタリング法によって求める方法を提案している。またChen[6]らはsubset regressionの立場から、Gram-Schmidtの直交化法を用いて、出力の説明に役だっている基底関数から順に選択するOLS法（orthogonal least squares method)を提案している。これらの方法は学習パラメータが基底関数の係数（ルール後件部の実数値）のみに限定されているため、いったん基底関数を選択すれば最小２乗法で最適パラメータを求めることができるが、一般に多くの基底関数を必要とする。

一方、基底関数の係数のみならず中心値と分布パラメータも学習させる方法は一般化ラジアル関数(ＧＲＢＦ)[4]とも呼ばれる。この場合、比較的少数の基底関数で必要なモデル精度を実現できる可能性がある。しかし誤差関数が決定パラメータ（特に中心値と幅）に関して非線形かつ大域的な凸性が保証されないので[4,7]、適切な基底関数の選択と初期配置が重要となる。この問題に対し、片山らは勾配法によるパラメータの学習によって誤差の減少率がある閾値以下になった段階で、推論誤差の最大値を与える学習データの入力値を中心値とするような新たな基底関数を逐次的に発生させる自己増殖型アルゴリズム[8~11]を提案した。

本研究ではこれらのk-meansクラスタリング法、OLS法および自己増殖型アルゴリズムを同一の関数近似問題に適用し、その学習能力や非線形関数近似能力を比較し、各手法の特徴を明らかにする。

2．ラジアル基底関数による同定問題の定式化

入力変数を$\underline{x}=(x_1,x_2,\cdots,x_m)\in R^m$,出力が$\underline{y}=(y_1,y_2,\cdots,y_s)\in R^s$であるような関数$\underline{y}=\underline{f}(\underline{x}):R^m\rightarrow R^s$をＮ個の入出力データの組

$$(\underline{x}^1,\underline{y}^1),\cdots,(\underline{x}^p,\underline{y}^p),\cdots,(\underline{x}^N,\underline{y}^N) \quad (1)$$

が与えられたもとで同定するものとする。ここで，s≧2の時，出力yの各成分は[-1,1]に含まれるよう正規化されているものとする。ラジアル基底関数においては は出力y_j,j=1,…,sは(2)式で与えられる。

$$y_j=\sum_{k=1}^{n} w_{jk}\cdot\mu_k(\underline{x},\underline{a}_k,\underline{b}_k)\ ,j=1,\cdots,s \quad (2)$$

ここでｎは基底関数数，$\underline{a}_k\in R^m$, $\underline{b}_k\in R^m$, k=1,,…,nはそれぞれラジアル基底関数の中心と分布の広がりを示すパラメータであり、w_{jk},k=1,…,n,j=1,…,sは重み係数である。さらに

$$\mu_k(\underline{x},\underline{a}_k,\underline{b}_k)=\prod_{i=1}^{m} A_{ik}(x_i,a_{ik},b_{ik}) \quad (3)$$

である。$A_{ik}(x_i,a_{ik},b_{ik})$の具体的な関数形としては種々のものがあるが[1,4,6,10]，ここではガウス基底関数

$$A_{ik}(x_i,a_{ik},b_{ik})=\exp(-(x_i-a_{ik})^2/b_{ik}) \quad (4)$$

を用いるものする。(2)式はファジィモデルとしても解釈することができ、この場合ｋ番目のルールは(5)式のように表現される。[5,9]

ルールｋ：

If $x_1=A_{1k}$ and … and $x_i=A_{ik}$ and … and $x_m=A_{mk}$
Then $y_1=w_{1k},y_2=w_{2k},\cdots,y_s=w_{sk}$,k=1,…,n　(5)

さて基底関数がｎ個の場合に学習の対象となる決定パラメータベクトル$\underline{a}^n\in R^{mn}$, $\underline{b}^n\in R^{mn}$,$\underline{w}^n\in R^{sn}$を以下のように定義する。

$$\begin{aligned}
&\underline{a}_k=(a_{1k},a_{2k},\cdots,a_{ik},\cdots,a_{mk})\in R^m\ ,\ k=1,\cdots,n\\
&\underline{a}^n=(\underline{a}_1,\underline{a}_2,\cdots,\underline{a}_k,\cdots,\underline{a}_n)\quad\in R^{mn}\\
&\underline{b}_k=(b_{1k},b_{2k},\cdots,b_{ik},\cdots,b_{mk})\in R^m\ ,\ k=1,\cdots,n\\
&\underline{b}^n=(\underline{b}_1,\underline{b}_2,\cdots,\underline{b}_k,\cdots,\underline{b}_n)\quad\in R^{mn}\\
&\underline{w}_k=(w_{1k},w_{2k},\cdots,w_{jk},\cdots,w_{sk})\in R^s\ ,\ k=1,\cdots,n\\
&\underline{w}^n=(\underline{w}_1,\underline{w}_2,\cdots,\underline{w}_k,\cdots,\underline{w}_n)\quad\in R^{sn}
\end{aligned} \quad (6)$$

この時，Ｎ個の入出力データの組(1)に対し，基底関数がｎ個の場合の同定問題Ｐ(n)は(7)式のように定式化される[8~11]。

同定問題P(n)：

$$\min_{(\underline{a}^n,\underline{b}^n,\underline{w}^n)} E_n(\underline{a}^n,\underline{b}^n,\underline{w}^n) = \frac{1}{2}\sum_{p=1}^{N}\sum_{j=1}^{s}(y_j^p - \bar{y}_j^p)^2$$

subj.to (2),(3),(4) (7)

ここでy_j^p,$\bar{y}_j^p$はそれぞれp番目の入力データ$\underline{x}^p$に対するj番目の出力データとラジアル基底関数による推論結果である。

3．ラジアル基底関数を用いた同定アルゴリズム

3．1 k-meansクラスタリング法による同定法

実現すべき誤差の許容値をεとするとき、k-meansクラスタリング法による同定法[3]を以下に示す。

【ステップ1】

n＝1とする。

【ステップ2】

n個の基底関数の中心値を選択するため、$\underline{x}$と$\underline{y}$の合成ベクトル $\underline{z}\equiv(\underline{x},\underline{y})\in R^{m+s}$を考え、(1)式のN個の学習データに対応した $\underline{z}^p\equiv(\underline{x}^p,\underline{y}^p)$,p=1,⋯,N をk-meansクラスタリング法[12]によってn個のクラスタに分割する。そのクラスタ重心を $\underline{z}^q\equiv(\underline{x}^q,\underline{y}^q)$,q=1,⋯,n とする。$\underline{x}^q$, q=1,⋯,n を中心とするn個の基底関数を選択する。学習パラメータは$(\underline{w}^n)$のみとし、中心値と幅は固定したもとで問題P(n)を勾配法または最小2乗法で解く。

【ステップ3】

$$E_n < \varepsilon \quad (8)$$

を満たせば終了。さもなくばn=n+1としてステップ2へ進む。

この方法はアルゴリズムが簡単であるが、一般に多くの基底関数を必要とする。[7]

3．2 orthogonal least squares 法

この節では記述を簡単にするため出力は1次元と仮定する。この時N個の学習データ(1)に対し、(2)式は行列形式で(9)式のように表現できる。

$$\underline{Y}=M\underline{w}+\underline{e} \quad (9)$$

ただし

$$\underline{Y}=(y^1,\cdots,y^p,\cdots,y^N)^T\in R^N \quad (10)$$

$$M=[\underline{\mu}^1,\cdots,\underline{\mu}^k,\cdots,\underline{\mu}^n]\in R^{N\times N} \quad (11)$$

$$\underline{\mu}^k=(\mu_k(\underline{x}^1,\underline{a}_k,b),\cdots,\mu_k(\underline{x}^p,\underline{a}_k,b),\cdots,\mu_k(\underline{x}^N,\underline{a}_k,b))^T \in R^N,\ \underline{a}_k=\underline{x}^k,\ k=1,\cdots,N \quad (12)$$

$$\underline{w}=(w_1,\cdots,w_k,\cdots,w_N)^T\in R^N \quad (13)$$

$$\underline{e}=(e_1,\cdots,e_p,\cdots,e_N)^T\in R^N \quad (14)$$

である。さて、Mの各列が互いに直交するようGram-Schmidtの直交化法を用いてMを(15)式のように変換する。

$$M=CA \quad (15)$$

$A\in R^{N\times N}$は対角成分が全て1の上三角行列，$C\in R^{N\times N}$は互いに直交する列ベクトル$\underline{c}_k\in R^N$を持ち(16)式を満たす。

$$C^TC=H \in R^{N\times N} \quad (16)$$

ここでHは対角成分を

$$h_k=\underline{c}_k^T\underline{c}_k,\ k=1,\cdots,N \quad (17)$$

とする対角行列である。この時(9),(15)式より

$$\underline{Y}=(MA^{-1})A\underline{w}+\underline{e}=C\underline{g}+\underline{e} \quad (18)$$

となる。ただし

$$A\underline{w}=\underline{g} \in R^N \quad (19)$$

である。これより

$$g_k=\underline{c}_k^T\underline{Y} / \underline{c}_k^T\underline{c}_k,\ k=1,\cdots,N \quad (20)$$

を得る。この時、(18)式の直交行列Cの列ベクトル$\underline{c}_k$, k=1,⋯,Nに対し，各$\underline{c}_k$に対応した出力2乗誤差の誤差低減率は(21)式で与えられる。[6]

$$[err]_k= g_k^2\underline{c}_k^T\underline{c}_k/\underline{Y}^T\underline{Y},\ k=1,\cdots,N \quad (21)$$

したがってOLS法では、まずN個の基底ベクトル$\underline{\mu}^k$をGram-Schmidtの直交化法を用いて直交化基底ベクトル$\underline{c}_k$に変換する。そして(21)式の$[err]_k$に対し

$$[err]_q = \max_{1\le k\le N}[err]_k \quad (22)$$

なるq番目の学習データの入力値 $\underline{x}^q=\underline{a}_q$を新規に発生させる基底関数の中心値とする。ただし(22)式においてはすでに選択した中心値は重複して選択しない。そして逐次的に基底関数を増加させながら、(8)式の終了条件が満足されるまで、この直交化操作と新規基底の選択操作を繰り返す[6]。

OLS法ではk-means法よりも少ない基底関数で関数近似が可能であると報告されている[6,7]が、学習パラメータが基底関数の係数のみなので，それでもかなり多くの基底関数を必要とする。また(12)式の幅bの値が基底関数の選択順や関数近似能力に深く関係しており、適切な設定法が課題となっている。これについては数値例のところで述べる。

3．3 最大絶対値誤差による自己増殖型アルゴリズム

基底関数の係数のみならず中心値と幅も学習させる最大絶対値誤差にもとづく自己増殖型アルゴリズム[8~11](MAE法,maximum absolute error selection method)は以下の2つの過程から構成される。

①基底関数数が固定されたもとでの勾配法によるパラメータの学習過程。

②パラメータの学習による誤差の減少率がある閾値以下になった段階で、推論誤差の最大絶対値を与える学習データの入力値を中心値とする新たな基底関数を逐次的に発生させる自己増殖過程。

新規基底関数は具体的には次のようにして選択する。基底関数がn個の時の勾配法による学習が終了した段階で、N個の学習データ(1)のうち推論誤差の絶対値が最大となる入出力データを$(\underline{x}^q,\underline{y}^q)$とする。すなわち

$$|y_h^q-\bar{y}_h^q| = \max_{1\le p\le N}\ \max_{1\le j\le s}|y_j^p-\bar{y}_j^p| \quad (23)$$

である。ただし(23)式においてすでに選択した中心値$\underline{x}^p$は重複して選択しないものとする。この時、(24)式にもとづいて(n+1)個めの基底を発生させる。

$$a_{i,n+1} = x_i^q \qquad i=1,\cdots,m \quad (24a)$$

$$b_{i,n+1} = b_0 \qquad i=1,\cdots,m \quad (24b)$$

$$w_{j,n+1} = y_j^q - \bar{y}_j^q \qquad j=1,\cdots,s \quad (24c)$$

ただしb_0はラジアル基底関数の分布パラメータの初期値としてあらかじめ与えられている定数である。

このアルゴリズムは、OLS法と同様に基底関数がn個の時の学習結果を基底関数が(n+1) 個の時の初期値に利用する逐次型アルゴリズムであり、これが収束速度の向上に寄与している。このような逐次型アルゴリズムが有効なのは、ラジアル基底関数がもともと中心値近傍の局所的な関数近似能力を有しているからと考えられる。

4．非線形関数同定問題による評価

4．1 1変数関数の同定

(25)式で定義される1変数関数の同定問題を考える。

$$y=\begin{cases}(0.8/\pi^2)|\sin(x)|, & -\pi\le x<0\\ (1/\pi^2)|\sin(5x)|, & 0<x\le\pi/5\end{cases} \quad (25)$$

学習データは区間$[-\pi,\pi/5]$に含まれるN=101個の点を用い、モデル誤差$\varepsilon=0.001$、勾配法による推論誤差減少率の閾値$\varepsilon_1=0.01$として3章で述べた3種類の同定法を適用した。

①新規基底関数の選択戦略について

OLS法とMAE法は、いずれも出力誤差の低減に役立つ順に基底関数の中心値を選択する逐次型アルゴリズムであるが、新規基底関数の選択戦略は(22)式と(23)式のように異なる。まずOLS法における基底関数の選択順を調べるために、基底関数の幅をb=0.1,b=0.01とした場合の第1番目の基底を選択する際の誤差低減率$[err]_k$と関数近似過程を、図1(a),(b)に示す。(a)では左のピークのほうが$[err]_k$の値が大きいのでまず左のピークの頂点に基底関数が生成されるが、(b)では$[err]_k$の最大値は右のピークの頂点となり、右のほうから基底関数が生成されている。このようにOLS法では基底の幅の値が基底の選択順に影響を与える。

一方、MAE法では明らかに右のピークのほうから第1番めの基底が生成される。

②基底関数数と収束速度の比較

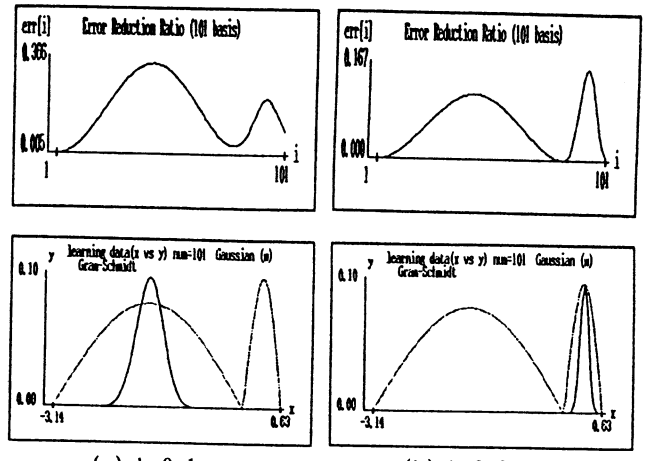
表1に3種類の方法による同定結果と約20MIPSのWSで実行した実行時間を示す。基底関数数が最も少ないのはMAE法（学習パラメータ：$(\underline{b}^*,\underline{w}^*)$）のn=11でこれが処理時間も53.7secと最も短い。学習パラメータが$(\underline{w}^*)$のみの場合には、幅を小さくするにつれてnが多くなる傾向にある。またこの時OLS法とMAE法はほぼ同じ基底関数数であるが、実行時間はMAE法のほうがはるかに短い。これはOLS法の基底選択アルゴリズムがMAE法と比較してかなり複雑であるためである。図2にOLS法($(\underline{w}^*)$,b=0.1)とMAE法($(\underline{b}^*,\underline{w}^*)$,b=0.1)の学習曲線を示す。OLS法では確実にE_nが減少しているが、ε=0.001の近傍で非常に多くの新規基底が発生されている。これは関数近似の最終段階で精密な近似が必要なのにもかかわらず、比較的大きな幅(b=0.1)の基底しか発生できないためであると考えられる。ちなみにOLS法のb=0.01の場合はn=27と、b=0.1の時のn=35と比較して少ない基底関数で収束している。このようにOLS法では適切な幅の設定が学習性能に大きく影響を与える。一方MAE法では、st=80前後のn=3から急速にE_nが減少し、n=11と最も少ない基底関数で収束している。またk-means法は基底関数を増加させるたびに最初からパラメータ学習を行うため、収束は一般に遅い。

表1　問題(25)の同定結果

手法	学習パラメータ $(\underline{a}^*,\underline{b}^*,\underline{w}^*)$	幅の初期値 binit	基底関数数 n	総学習回数 s t	実行時間 (sec)
k-means法	$(\underline{w}^*)$	0.1	14	243	267.3
	$(\underline{w}^*)$	0.01	32	106	175.3
	$(\underline{w}^*)$	0.005	36	98	174.9
OLS法	$(\underline{w}^*)$	0.1	35	140	253.8
	$(\underline{w}^*)$	0.01	27	84	144.3
	$(\underline{w}^*)$	0.005	40	129	302.2
最大絶対値誤差法	$(\underline{w}^*)$	0.1	18	73	80.4
	$(\underline{w}^*)$	0.01	26	64	84.7
	$(\underline{w}^*)$	0.005	41	112	225.5
	$(\underline{b}^*,\underline{w}^*)$	0.1	11	113	53.7
	$(\underline{a}^*,\underline{b}^*,\underline{w}^*)$	0.1	12	141	68.5

4．2　2入力1出力関数の同定

文献[8]の2入力1出力関数（図3）の同定問題を考える。入力領域$(x_1,x_2)\in[-1,2]\times[-1,2]$に含まれるN=441個の学習データを用い$\varepsilon$=0.2、$\varepsilon_1$=0.01、基底の幅の初期値b=0.05として3種類の同定法を適用した。表2に同定結果を示す。まず学習パラメータを$(\underline{w}^*)$のみとした



(a) b=0.1　　(b) b=0.01

図1　OLS法における基底選択順

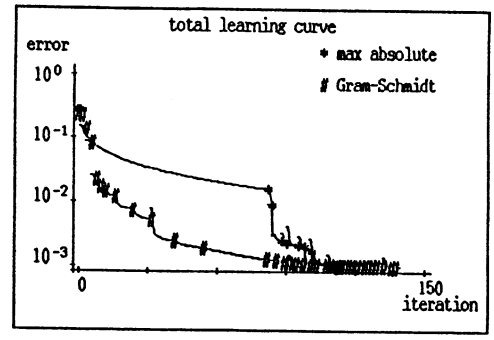


図2　OLS法とMAE法の学習曲線

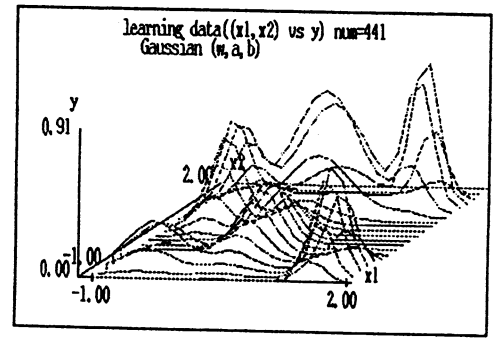


図3　2入力1出力関数の学習曲面

表2　同定結果

手法	学習パラメータ $(\underline{a}^*,\underline{b}^*,\underline{w}^*)$	幅の初期値 binit	基底関数数 n	総学習回数 s t	実行時間 (sec)
k-means法	$(\underline{w}^*)$	0.05	70	400	533.1
OLS法	$(\underline{w}^*)$	0.05	30	63	691.2
最大絶対値誤差法	$(\underline{w}^*)$	0.05	31	68	321.6
	$(\underline{a}^*,\underline{b}^*,\underline{w}^*)$	0.05	6	37	66.9

ときに最も基底関数が少ないのはOLS法のn=30であるがMAE法もそれとほぼ同等のn=31である。しかしながら実行時間は1変数関数の場合と同様にMAE法のほうがOLS法の1/2以下となっている。またk-means法では総学習回数st=400を越えてもE$_n$=0.348でE$_n$<0.2を満足できなかったので計算を打ち切った。さらにMAE法では学習パラメータを($\underline{a}^n$,$\underline{b}^n$,$\underline{w}^n$)としたときにわずかn=6でE$_n$<0.2を実現しており、OLS法の場合と比べて基底関数数で1/5、処理時間で約1/10を実現している。図4に3つの同定法による基底関数の分布を示す。

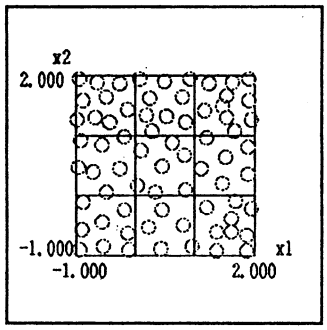


図4 (a) 基底関数の分布(k-means法)

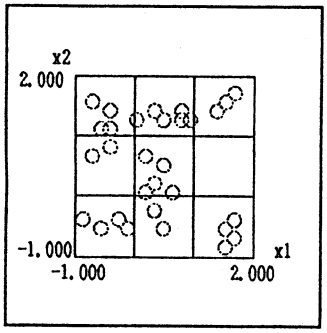


図4 (b) 基底関数の分布(OLS法)

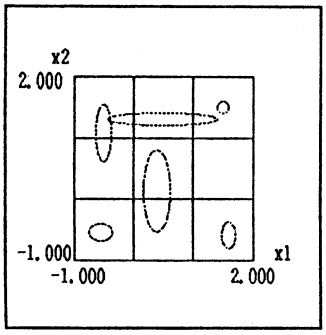


図4 (c) 基底関数の分布(MAE法,($\underline{a}^n$,$\underline{b}^n$,$\underline{w}^n$))

5. おわりに

本研究ではラジアル基底関数を用いた同定手法としてk-means法、OLS法およびMAE法の学習能力を比較した。k-means法は基本的にクラスタリングによるn個の中心値の選択とパラメータ学習による2パスのアルゴリズムなので、収束も遅く基底関数も多数必要とする。OLS法とMAE法はいずれも基底関数がn個の際の学習結果を(n+1)個の際の学習の初期値に反映する逐次型のアルゴリズムである。学習パラメータを基底関数の係数のみに限定した場合、OLS法とMAE法はほぼ同定度の基底関数数で収束するが、学習時間はMAE法のほうが約1/2程度であった。これはOLS法のほうがMAE法と比較して、かなり複雑な基底関数選択アルゴリズムを実行しているからと考えられる。基底関数の係数のみならず中心値や幅も学習させるMAE法が、所望の誤差を実現する基底関数の数や学習時間の点で最も優れていることをいくつかの数値例で示した。

【参考文献】

[1] M.J.D. Powell: Radial basis function approximations to polynomials,Proc. of 12th Biennial Numerical Analysis Conference,pp.223-241,1987.

[2] D.E.Rumelhart,G.E.Hinton,R.J.Williams:Learning internal representations by error propagation, Parallel Distributed Processing,pp.318-162, 1986.

[3] J.Moody,C.J.Darken: Fast Learning in Networks Locally-Tuned Processing Units, Neural Computations,1,pp.281-294,1989.

[4] T.Poggio,F.Girosi: A Theory of Networks for Approximation and Learning,A.I.Memo,No.1140, C.B.I.P. Paper,No.31,July,1989.

[5] 市橋: C^{m}級の階層型ファジィモデル,第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,pp.505-508, 1991.

[6] S.Chen,C.F.N.Cowan,P.M.Grant: Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks, IEEE Trans. on Neural Networks,vol.2,no.2,pp.302-309,1991.

[7] 酒井: システムモデリングの現状と展望,計測と制御,vol.31,no.1,pp.129-132,1992.

[8] 片山,鍬田,梶谷,西田: 自己増殖型C^{m}ファジィモデルとカオス時系列同定問題への応用,第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,pp.253-256, 1992.

[9] 片山,梶谷,鍬田,西田:自己増殖型ラジアル基底関数による非線形ダイナミカルシステムの同定と予測, 計測自動制御学会システム3部会合同シンポジウム講演論文集,pp.187-194,1992.

[10] 片山,梶谷,鍬田,西田:種々のラジアル基底関数における自己増殖型アルゴリズムと学習能力の比較, 日本機械学会第2回FANシンポジウム講演論文集,pp.267-272,1992.

[11] R.Katayama,Y.Kajitani,K.Kuwata,Y.Nishida:Self Generating Radial Basis Functions as Neuro-Fuzzy Model and its Applications to Nonlinear Prediction of Chaotic Time Series, FUZZ-IEEE '93,San Francisco,1993.

[12] 長尾:パターン情報処理,コロナ社,1983.

【問い合わせ先】

〒573 大阪府枚方市走谷1－18－13
三洋電機㈱情報通信システム研究所
コンピュータ研究部
片山 立 TEL (0720)41-7854
FAX (0720)41-1413
E-mail : katayama@hr.ic.rd.sanyo.co.jp

TC4-1

Kohonen型ニューラルネットワークを用いたファジィ推論の構成

Constitution of Fuzzy Inference by a Kohonen Network

石原　成浩、　　高木　敏幸、　　中西　祥八郎
Shigehiro ISHIHARA, Toshiyuki TAKAGI, Shohachiro NAKANISHI

東海大学工学部
Faculty of Engineering, TOKAI University

abstract: In fuzzy inference have one some problems that the fuzzy partitions and the number of inference rules increas when the objec－tive non-linear systems are composed of many inputs. So this paper proposes a mathod that tune up the membership function's normal points position in the antecedantpart of fuzzy rules by Kohonen network's because of make up the apropriate membership function's for input datas.

keywords: ファジィ推論 , Kohonen型ニューラルネットワーク , 前件部メンバーシップ関数

1．はじめに

ファジィ推論は、言語的記述や非線形な対象に対して良好な結果を得られることから制御の分野をはじめとして様々なところに応用されている。しかし、対象とされるモデルの入出力関係が複雑である場合、推論ルールの決定やメンバーシップ関数の調整に困難を有するためにその自動化が進められてきている。その方法として、ニューラルネットワークを用いてメンバーシップ関数の形状を決定するニューラルネット駆動型ファジィ推論[1]や最急降下法を用いてメンバーシップ関数のパラメータとルールを逐次改善してゆく方法[2][3]などがあり、その有用性が示されている。

しかし、これらの手法も、与えられた入出力データが一様に分布されていない場合はメンバーシップ関数の分割数が増加してしまう。そして、それに伴って推論ルール数も増加し、対象とは関係のない余分なルールを生成してしまう問題がある。従って、入力データの分布に適したファジィ分割領域が得られるように前件部メンバーシップ関数の形状を調整する必要がある。

そこで、本稿では、与えられた入力データの分布に適したファジィ分割領域を構成するために Kohonen型ニューラルネットワークを応用し、前件部メンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を調整する方法について提案する。

2．Kohonen型ニューラルネットワーク

Kohonen型ニューラルネットワークは自己組織化ネットワークであり、ランダムな出発点から位相地図を組織化できる特徴を持っている。つまり、大脳皮質の各感覚野の地図に近いモデルである。基本的な構造は入力層と競合層からなる二層の競合型ネットワークである。 式(1)に示す入力と重み間の距離が最小となるユニットが勝者となる。

$$d_{ij}^2=\sum_{j=1}^{n}(e_j-w_{ij})^2 \qquad (1)$$

ここで、式(1)よりd_{ij}は入力と重みとの距離を示す。e_jおよびw_{ij}はそれぞれ入力と重みを示す。 また、 j (1,2,･･･l)は入力層のユニット数、i(1,2,･･･m)は競合層のユニット番号である。 式(1) より求めた距離が最小となる競合層ユニットの近傍にあるユニットのみ重みが更新される。更新式を式(2)に示す。

$$w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)+\alpha(t)\cdot(e_j-w_{ij}(t)) \qquad (2)$$

式(2)より$w_{ij}(t)$および$w_{ij}(t+1)$は更新前と更新後の重みである。また、$\alpha(t)$は学習過程において減少する変数であり、学習終了時に0となる。 $\alpha(t)$の更新式を式(3)に示す。

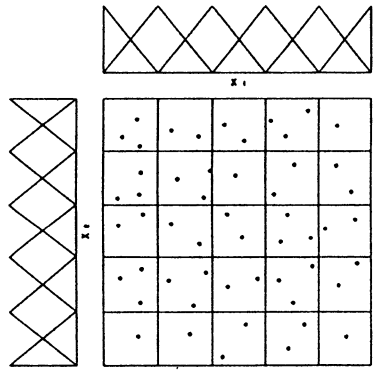
$$\alpha(t)=\alpha_0\cdot\left(1-\frac{t}{T}\right) \qquad (3)$$

式(3)よりtは現在の学習回数であり、Tは全体の学習回数である。α_0は$\alpha(t)$の初期値である。 これらの過程を繰り返すことにより自己組織化特徴地図が描かれる。

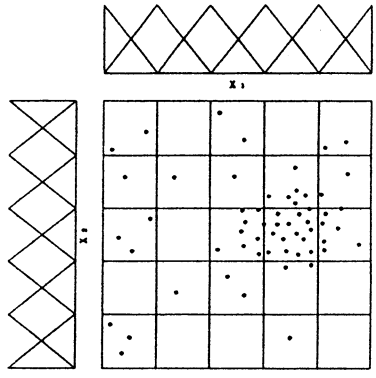
2．メンバーシップ関数の調整

ここでは、 2入力1出力系の簡略型ファジィモデルを考える。図1(a)では、ファジィ領域を等分割したファジィ空間に対して、 ある対象からの入出力データが一様に得られた状態を示している。 図に示すように各ファジィ分割領域には、 ある一定の入出力データが包含されていることがわかる。 このような分布を持つデータからファジィモデルを構成した場合、 同定に用いなっかた入出力データ （ 未学習のデータ） に対しても、 入力データを囲む推論規則の適合度と後件部の実数値から、 同定に用いた入出力データを十分に繁栄した出力値を得ることが期待できる。

しかし、 現実には対象からの入出力データが必ずしも十分に得られない場合の方が多い。 例えば 、 図1(b)に示すような、対象から得られた入出力データの分布が一様でない場合が考えられる。 図1 (b)に示すような入出力データの分布に対して、 これらのデータが非線形性を示すとき、 図1(a) に示すファジィ分割では、十分な近似精度を期待することはできない。 特に同定に用いられかった入出力データ（未学習のデータ）に関して、同定に用いた入出力データを繁栄した出力



(a)



(b)

図1　入出力データの分布

値を得ることができない。

そこで、与えられたデータの分布に従って、前件部のメンバーシップ関数を構成し、適切なファジィ分割領域を得る方法が考えることができる。

そこで、与えられた入力データが多く存在する部分についてファジィ分割領域を細かくし、少ない部分については，大きく分割する方法として本稿では、 Kohonen型ニューラルネットワークのユニットの重みの更新式を応用し、メンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を決定する。ここで用いる推論ルールは後件部を実数とする簡略型である。また、推論ルールを第k番目のルールとし、 入力を$x_i(1,2,\cdots,l)$、出力をyとするとファジィ推論ルールは次のように記述される。

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1j,k} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j,k} \text{ and, } \cdots, \text{and } x_l \text{ is } A_{lj,k} \text{ then } y \text{ is } w_k. \quad (4)$$

$A_{ij,k}$は入力x_iのファジィ集合、w_kは後件部の実数である。$i(1,2,\cdots,l)$は入力変数の次元を示し、 $j(1,2,\cdots,m)$はメンバーシップ関数の番号を示す。ファジィ集合$A_{ij,k}$のメンバーシップ関数を$A_{ij,k}(x_i)$とすると、本稿では式(5)に示す式を用いる。

$$A_{ij,k}(x_i)=\exp\left(-\frac{(x_i-a_{ij,k})^2}{g\cdot(a_{ij+1,k}-a_{ij,k})}\right) \quad (5)$$
$$: a_{ij,k}<x_i\leqq a_{ij+1,k}$$
$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

ここで式(5)より$a_{ij,k}$ はメンバーシップ関数のノーマルポイントとする。gはメンバーシップ関数の幅を調節する定数である。また、$(a_{ij+1,k}-a_{ij,k})$は隣合うメンバーシップ関数の幅を示す。 ここで入力データに適したファジィ分割領域を構成するためには、式(5)においてメンバーシップ関数の ノーマルポイントの位置を移動させる必要がある。　そこで、Kohonen 型ニューラルネットワーク に用いられるユニットの重みの更新式を適用し、式(6)に示す式を用いる。

$$a_{ij,k}(t+1)=a_{ij,k}(t)+\alpha(t)\cdot\mu_k \cdot \mathrm{sgn}(x_i-a_{ij,k})\cdot c_{ij,k} \quad (6)$$
$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

ここで式(6)より$\alpha(t)$は式(3)に示す学習過程において減少する変数である。μ_kは前件部メンバーシップ関数の適合度である。 ここで k番目のルールの適合度を代数積を用いて式(7)で与える。

$$\mu_k=A_{1j,k}(x_1)\cdot A_{2j,k}(x_2)\cdot\cdots\cdot A_{lj,k}(x_l) \quad (7)$$
$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

式(5)に用いられているsgn(z)は、zに対する正負の符号を示す。その条件式を式(8)に示す。

$$c_{ij,k}\begin{cases} a_{ij,k}-a_{ij-1,k} & : a_{ij,k}-x_i>0.0 \\ a_{ij+1,k}-a_{ij,k} & : a_{ij,k}-x_i\leqq 0.0 \end{cases} \quad (8)$$
$$(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m)$$

ここで、式(8)に示す$c_{ij,k}$は隣合うメンバーシップ関数の幅を示す。例えば入力変数x_iがノーマルポイント$a_{ij-1,k}$と$a_{ij,k}$の間に与えられた場合、このノーマルポイント間の幅と各ファジィ推論規則の適合度との積に従い図2に示すように $a_{ij,k}$はマイナスの方向へ移動する。

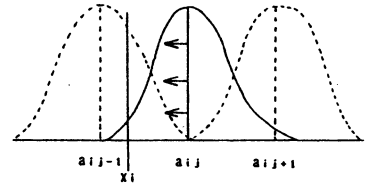


図2．ノーマルポイントの移動

また、x_iがノーマルポイント$a_{ij,k}$ と$a_{ij+1,k}$の間に与えられた場合は逆に、図3に示すように$a_{ij,k}$はプラスの方向へ移動する。

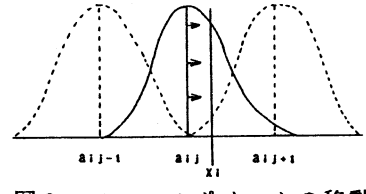


図3．ノーマルポイントの移動

(3)式に示す設定した学習回数Tまで、このような操作を全ての入力データに対して繰り返し行う。

4．異なった分布状態でのメンバーシップ関数

ここでは、実際に非一様な分布状態をもつ入力データを作成し、学習過程におけるメンバーシップ関数が

構成される過程を示す。ここで、入力変数は２変数とし、非一様な確率密度でデータを与え、▒▒の部分について入力データ全体の７０％の入力を与え、他の部分については３０％の入力データを与える。

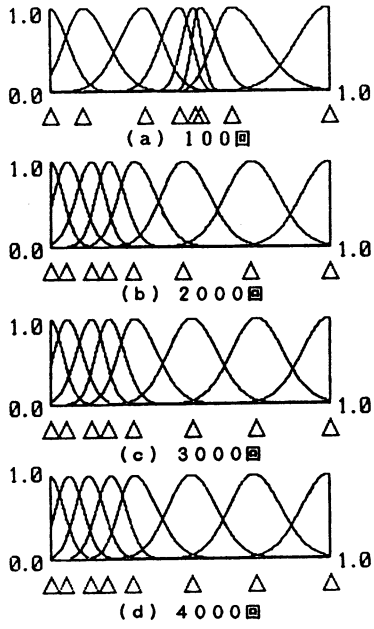


図４．各学習回数におけるメンバーシップ関数(x_1)

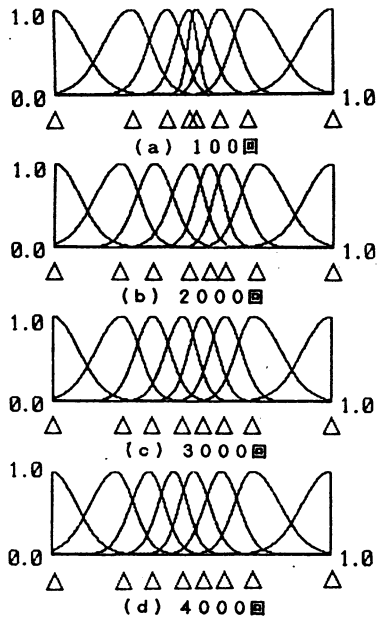


図５．各学習回数におけるメンバーシップ関数(x_2)

図４および図５は、学習回数を5000回としたとき、入力変数x_1, x_2に対する100回、2000回、3000回、4000回において構成されたメンバーシップ関数を表す。また、△はそれぞれのメンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を示す。図６は、5000回目に構成されたメンバーシップ関数である。

次に、二カ所の▒▒の部分について、それぞれの部分に入力データ全体の入力データを４０％づつを与える。他の部分については２０％の入力データを与える。

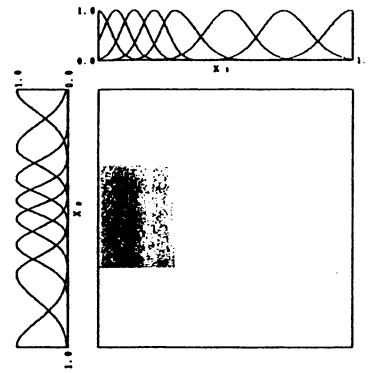


図６．入力データの分布とメンバーシップ関数

図７、８は、上と同様に入力変数x_1, x_2に対する各学習回数で構成されたメンバーシップ関数を表す。△はそれぞれのメンバーシップ関数のノーマルポイントの位置を示す。

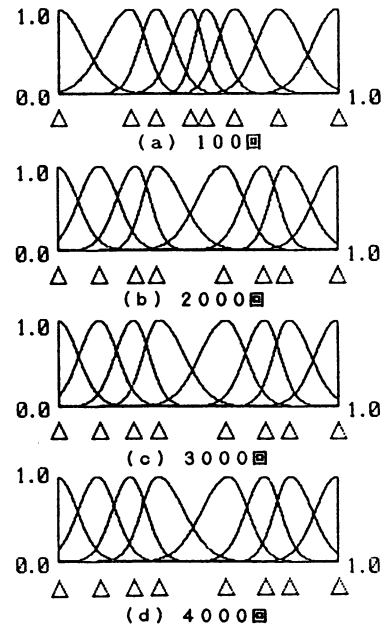


図７．各学習回数におけるメンバーシップ関数(x_1)

図９は、学習回数5000回目に構成されたメンバーシップ関数である。図６および図９に示すように構成されたファジィ分割領域は、入力データが密に分布している部分について細かく分割され、また、疎に分布されている部分については大まかに分割されている。これらの結果から，入力データの分布に従った前件部におけるメンバーシップ関数が構成された。

５．後件部同定方法

本提案手法は、前述の手法により前件部のメンバーシップ関数を構成する。そして、構成されたメンバーシップ関数に対して、後件部の同定を行う。

そこで、本稿で用いるファジィ推論は後件部を実数とする簡略型を用い、市橋らが提案した最急降下法により逐次後件部の値を改善する学習型簡略ファジィ推論を用いる。入力をx_i (i=1, 2, ･･･, l)とし、出力yを推論する第k番目のルールにおける後件部の実数値の値を

wkとすると第k番目のルールは式(4)で与えられる。

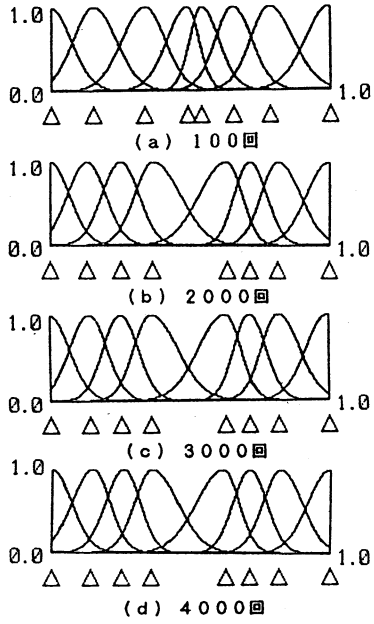


図8各学習回数におけるメンバーシップ関数(x_2)

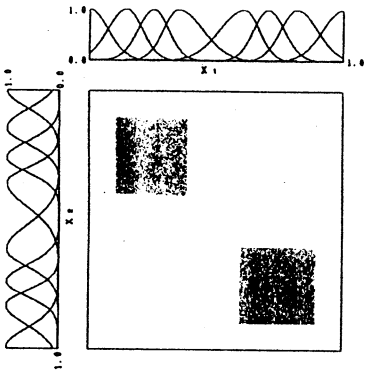


図9入力データの分布とメンバーシップ関数

また、前件部適合度は式(6)に示すものである。出力yは式(11)によって表される。

$$y=\sum_{k=1}^{k}\mu_k \cdot w_k \qquad (11)$$

最急降下法の学習則を式(13)に示す。式(13)よりyは実際の出力を示し、y^*は理想出力を示す。

$$\delta=y^*-y \qquad (13)$$

最急降下法に基ずく式(14)により後件部の実数値w_kの値が更新される。

$$w_k(t+1)=w_k(t)+\varepsilon \cdot \mu_k(t) \cdot \delta(t) \qquad (14)$$

式(14)よりεは学習係数を示し、$w_k(t)$および$w_k(t+1)$はそれぞれ更新前、更新後の後件部の値を示す。式(14)において学習を繰り返すことにより後件部の値であるw_kが理想出力y^*に近ずく。

6．数値実験

本稿では次に示す非線形関数の同定を行った。

$$y=(1.0+\exp((x_1+1.0)^{-1.0})-x_2^{0.5})^{2.0} \qquad (15)$$

ここでは、図6および図9と同じ非一様な分布状態の入力データを用いて同定を行い、メンバーシップ関数の分割数を等分割にした場合との比較を行う。ここで推論ルール数は全て同じとする。表1にその結果を示す。

表1

	誤差精度（%）	
	分布状態1	分布状態2
	ファジィ分割領域の個数（3×3）	ファジィ分割領域の個数（7×7）
等分割	2．76	0．20
本提案手法	1．62	0．18

表1に示されている入力データの分布状態1、2は、それぞれ図8と図10と同様な分布状態である．本提案手法の比較として、前件部のメンバーシップ関数を等分割にした場合を示す。表の数値は誤差精度を表している。この表が示しているように本稿で提案した手法は、分布状態1と2においてメンバーシップ関数を等分割にしたものに比べ、精度が良いことがわかる。

7．まとめ

本稿は、入力データの分布に適したファジィ分割領域を構成するため前件部メンバーシップ関数のノーマルポイントの位置の調整方法を提案した。また、得られたファジィ分割領域は、データが密に分布している部分に対して細かく分割され、疎に分布している部分は大まかに分割され、入力データの分布に適したファジィ分割領域が構成されたことがわかる。さらに同じルール数において本稿で提案した手法とメンバーシップ関数を等分割にした手法を用いて非線形関数の同定を行った結果、本手法は良好な精度が得られた。

参考文献

[1]林、野村、若見：ニューラルネット駆動型ファジィ推論による推論ルールの獲得，日本ファジィ学会誌，Vol1.2,No.4 pp.585-597,(1990)
[2]市橋、渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol 1.2,No.3 pp.157-165,(1990)
[3]荒木、野村、林、若見：ルールを遂次的に生成するファジィモデリングの一提案，日本ファジィ学会誌 Vol1.4,No.4 pp.723-732,(1992)
[4]市橋：ニューロ・ファジィによる一対比較の数量化法，日本ファジィ学会誌，Vol1.4,No.5 pp958-967 (1992)
[5]野村、林、若見：最急降下法によるファジィ推論の自動チュウニングと障害物回避への応用,第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.423-426(1990)
[6]石渕、野崎、田中：ファジィルールを用いたパターン識別,日本ファジィ学会誌，Vol1.5,No.1 pp74-84,(1993)
[7]桂井：ニューラルネットワークアーキテクチャ入門 森下出版株式会社,(1992)
[8]菅野：ファジィ制御,日刊工業新聞社,(1988)
[9]麻生：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書 (1991)

TC4-2

大小比較ネットワークを用いたファジィ・ニューラルネットによるｍｉｎ演算-台形型M.F.ファジィルールの同定

Identification of Min-operation Trapezoid M.F. Fuzzy Rules
by Fuzzy Structured Neural Networks using Value Comparator Subnets.

清水　透
Tohru SHIMIZU
NEC 機能エレクトロニクス研究所
NEC Functional Devices Research Laboratories

山本　茂史
Shigeshi YAMAMOTO
NEC 情報システム開発
NEC Scientific Information System Development,Ltd.

Abstract: This paper proposes new fuzzy structured neural networks using value comparator subnets. Value comparator subnets ,which are composed of sigmoid function-units, add-units and multiply-units, can approximate min-operation and max-operation. With a back-propagation algorithm, the neural networks can identify fuzzy rules, which use min-operation and trapezoid membership functions and center gravity method. The feasibility is examined using simple numerical data.

1．まえがき

最近、メンバーシップ関数（M.F.）をパラメータ（位置、幅、ガウス関数、シグモイド関数等）表現し、ファジィ推論システム全体の出力と、望ましい出力（教師信号）との差が小さくなるように、最急降下法等を用いて、パラメータを修正することで、ファジィルールを同定する研究が盛んに行われている[1]-[6]。それらの中で、パラメータを構造化ニューラルネットワークの重みに反映し、純粋なバックプロパゲーション法（BP法）による学習を行う手法は、システム全体で誤差情報の伝搬を可能としているが、その連続性から、M.F.は微分可能な連続関数で記述し、ルール前件部におけるand演算は代数積が用いられている[3]-[5]。（前田らは、BP学習法を特殊な場合として含む拡張BP法により、min-max重心法におけるM.F.の高速学習方式を報告しているが、M.F.形状のパラメータや、max,min演算の偏導関数の計算については解説されていない[6]。）一方、ファジィ演算ハードウェアが採用しているファジィ推論法は、汎用性の高い高価なものを除くと、価格と適応事例の実績から、M.F.は三角もしくは台形、ルール前件部におけるand演算はmin演算が多い。

今回、M.F.を台形型、and演算をminとしたファジィ構造化ニューラルネット（F.N.N.）において、BP学習の検討を行った。シグモイド関数の傾きを極端に大きくした0-1近似関数を用いて、従来のF.N.N.と同様の演算ユニットからなる大小比較ネットワークによりmin演算、max演算を実現し、BP学習を可能とした。本稿では、その報告を行う。

2．ファジィ推論手法

本手法が対応するファジィ推論は、M.F.は台形型、and演算はmin、後件部は実数の手法とする。

入力をx1,x2,･･･,xm、出力をｙとすると、r番目のファジィルールは、(2.1)式で表される。ただし、$Ar_1,Ar_2,\cdots,Ar_m$はM.F.、Wrは後件部実数である。
M.F.の形状は、rとjに対して完全に独立ではなく、異なるルールでも、同じ入力変数に対して同じファジィラベルであれば、同じものとする。

Rule r: If X1 is Ar_1, and X_2 is Ar_2,
　　･･･and X_j is Ar_j, ･･･ and X_m is Ar_m
　　then　$y = Wr$　　(2.1)
(r=1,2,･･･,N)

ここで、メンバーシップ関数$Ar_j(x)$は、(2.2)式、図１、２に示すように、直線と、0以下は0を、1以上は1を出力する関数Fl(x)（0-1フィルタ関数）で表す。

$$\begin{cases} y = a_{rj}\cdot x + b_{rj} \\ Fl(y) = \min(\max(y,0.0),1.0) \\ Ar_j(x) = Fl(y) \end{cases} \quad (2.2)$$

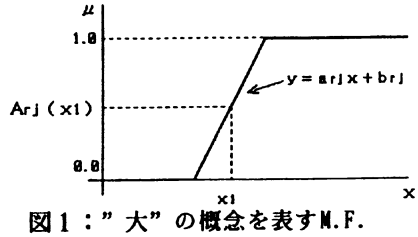


図１：”大”の概念を表すM.F.

また、”中”のような台形型M.F.は、図２に示すように、二つの関数$Ar_j^1(x)$と$Ar_j^2(x)$の差をとることでその形状を表現する。

$$Ar_j(x) = Ar_j^1(x) - Ar_j^2(x) \quad (2.3)$$

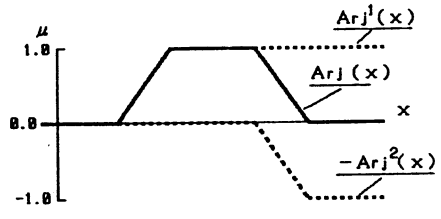


図２：”中”の概念を表すM.F.

各ルールｒにおける前件部合致度μrを、M.F.合致度$Ar_j(x_j)$のminで求め、その値で、後件部実数値Wrを重み付け平均した（重心法）ものが出力ｙとなる。

$$\mu r = \min\left(Ar_1(x_1),Ar_2(x_2),\cdots,Ar_m(x_m)\right) \quad (2.4)$$

$$y = \frac{\sum_{r=1}^{N} \mu r \cdot Wr}{\sum_{r=1}^{N} \mu r} \quad (2.5)$$

3．大小比較ネットワーク

3.1 ネットワークの構造

本F.N.N.は、２章で述べたように、min演算とmax演算を行う。これらの演算は、微分不可能であるため、BP学習における一般化誤差δの計算式を、正確には求めることができない。そこで、和を求めるユニットⓈと、積を求めるユ

ニットⓜと、内部関数として(3.1)式に示すように傾きの大きなシグモイド関数sig2(x)を持つユニットⓘを用い、各々、図3、図4に示すような構造で結合した計算ネットワークで、min演算、max演算を近似する。

$$sig2(x) = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot x}} \fallingdotseq \begin{cases} 1 & (x > 0) \\ 1/2 & (x = 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (3.1)$$

$$a = 1.0 \times 10^{10} \quad (3.2)$$

図において、ネットワークの重みは、－1と表示してあるもの以外は、＋1である。

xが0以外の0近傍の非常にせまい領域では、(3.1)式は成り立たたないので、その領域ではmin、maxではないが、aが非常に大きいため、その領域は微小であり、計算実行上問題となることはないと言える。

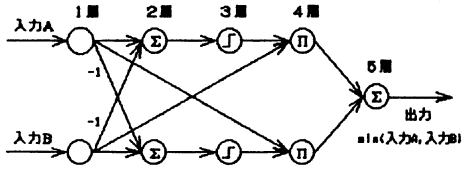


図3： ｍｉｎ計算ネットワーク

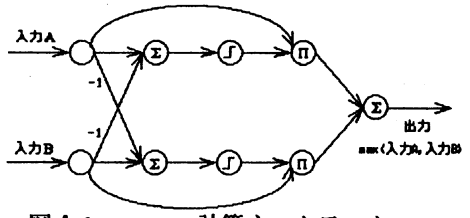


図4： ｍａｘ計算ネットワーク

また、0-1フィルタ関数ネットワークは、min計算ネットワークとmax計算ネットワークを組み合わせて、図5に示すような構造で実現できる。

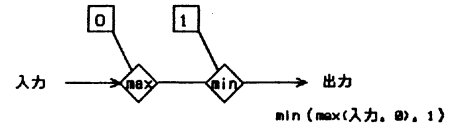


図5： 0-1フィルタ関数ネットワーク

個々の計算ユニットは、従来のF.N.N.で用いられているもの[3][4]なので、一般化誤差δの計算式を導くことが可能である。ただし、ⓜユニットの前の層の一般化誤差は、従来のニューロとは異なり、(5.6)式より求める。

3.2 ｍｉｎ計算ワークネットの一般化誤差

図3において、*層の出力、一般化誤差を、上のユニット、下のユニットで、それぞれ、O^*、δ^*、$\underline{O}^*$、$\underline{\delta}^*$とすると、以下の式が成り立つ。（ネットワークの上下の対象性により、アンダーバーを入れ換えた式も成立する。）

$$O^2 = O^1 - \underline{O}^1 \qquad \underline{O}^2 = \underline{O}^1 - O^1 \quad (3.3)$$

$$O^3 = sig2(O^2) \qquad \underline{O}^3 = sig2(\underline{O}^2) \quad (3.4)$$

$$O^4 = \underline{O}^1 \cdot O^3 \qquad \underline{O}^4 = O^1 \cdot \underline{O}^3 \quad (3.5)$$

$$\delta^4 = \delta^5 \qquad \underline{\delta}^4 = \delta^5 \quad (3.6)$$

$$\delta^3 = sig2'(O^2) \cdot \delta^4 \cdot \underline{O}^1 \qquad \underline{\delta}^3 = sig2'(\underline{O}^2) \cdot \underline{\delta}^4 \cdot O^1 \quad (3.7)$$

$$\delta^2 = \delta^3 \qquad \underline{\delta}^2 = \underline{\delta}^3 \quad (3.8)$$

$$\delta^1 = \delta^2 - \underline{\delta}^2 + \delta^4 \cdot \underline{O}^3 \qquad \underline{\delta}^1 = \underline{\delta}^2 - \delta^2 + \underline{\delta}^4 \cdot O^3 \quad (3.9)$$

また、シグモイド関数の性質より、(3.10)式が成り立つ。

$$sig2'(x) = sig2'(-x) \quad (3.10)$$

以上の式より、計算ネットワークの入力層と出力層の一般化誤差δ^1、δ^5と、入力O^1、$\underline{O}^1$の関係式(3.11)が得られる。

$$\delta^1 = \delta^5 \cdot (\underline{O}^1 - O^1) \cdot sig2'(\underline{O}^1 - O^1) + \delta^5 \cdot sig2(\underline{O}^1 - O^1) \quad (3.11)$$

さらに、sig2(x)の性質から、(3.12)が成り立つ。

$$x \cdot sig2'(x) = a \cdot x \cdot sig2(x) \cdot (1 - sig2(x)) \fallingdotseq a \cdot \underset{\sim}{0} = 0 \quad (3.12)$$

(3.12)式を代入すると、(3.11)式は、(3.13)式のように近似され、一般化誤差と出力の関係が、より明確になる。

$$\delta^1 \fallingdotseq \delta^5 \cdot sig2(\underline{O}^1 - O^1) \quad (3.13)$$

ここで、関数sig2(x)の性質より、

$$sig2(\alpha - \beta) \fallingdotseq \begin{cases} 1 & (\alpha > \beta) \\ 1/2 & (\alpha = \beta) \\ 0 & (\alpha < \beta) \end{cases} \quad (3.14)$$

よって

$$\delta^1 \fallingdotseq \begin{cases} \delta^5 & (\underline{O}^1 > O^1) \\ \delta^5/2 & (\underline{O}^1 = O^1) \\ 0 & (\underline{O}^1 < O^1) \end{cases} \quad (3.15)$$

同様にして、

$$\underline{\delta}^1 \fallingdotseq \begin{cases} \delta^5 & (O^1 > \underline{O}^1) \\ \delta^5/2 & (O^1 = \underline{O}^1) \\ 0 & (O^1 < \underline{O}^1) \end{cases} \quad (3.16)$$

すなわち、(3.15)(3.16)式より、min計算ネットワークは、入力層に入力される入力値に差がある場合は、入力値が小さい方のリンクに出力層の一般化誤差を、同じ場合は、両方のリンクに出力層の一般化誤差の1/2を、逆伝搬することになる。

3.3 ｍａｘ計算ネットワークの一般化誤差

max計算ネットワークにおける一般化誤差の計算式を導く。図4と図3の接続の違いから、minの場合と異なるのは、4層の出力（(3.5)式）と3層の一般化誤差（(3.7)式）と1層の一般化誤差（(3.9)式）のみで、それぞれ(3.5)'式、(3.7)'式、(3.9)'式となる。

$$O^4 = O^1 \cdot O^3 \qquad \underline{O}^4 = \underline{O}^1 \cdot \underline{O}^3 \quad (3.5)'$$

$$\delta^3 = sig2(O^2)' \cdot \delta^4 \cdot O^1 \qquad \underline{\delta}^3 = sig2(\underline{O}^2)' \cdot \underline{\delta}^4 \cdot \underline{O}^1 \quad (3.7)'$$

$$\delta^1 = \delta^2 - \underline{\delta}^2 + \delta^4 \cdot O^3 \qquad \underline{\delta}^1 = \underline{\delta}^2 - \delta^2 + \underline{\delta}^4 \cdot \underline{O}^3 \quad (3.9)'$$

以上の式より、3.2章と同様にして、ネットワークの出力層と入力層の一般化誤差δと出力Oの関係式を求める。

$$\delta^1 \fallingdotseq \delta^5 \cdot sig2(O^1 - \underline{O}^1) \quad (3.17)$$

すなわち、max計算ネットワークは、入力層に入力される入力値に差がある場合は、入力値が大きい方のリンクに出力層の一般化誤差を、同じ場合は、両方のリンクに出力層の一般化誤差の1/2を、逆伝搬することになる。

3.4 ０－１フィルタ関数計算ネットの一般化誤差

3.2、3.3章の結論より、入力値が0か1の場合は出力層における一般化誤差の1/2を、入力値が0から1の間（0、1を含まず）の場合は出力層における一般化誤差を、入力値がそれ以外の場合は0を、逆伝搬することになる。

4． ファジィニューラルネットワークの構造

今回提案するF.N.N.の構造を、図6に示す。この場合は、2入力1出力、M.F.のラベル数3である。

本ネットワークは、以下の点が、通常のニューラルネットワークと異なる。

- ○印の各ユニットが１機能（和、積、逆数、分配）しか持たない。
  - Ⓢ【B、D、G層】･･･入力の和を出力（内部関数:f(x)=x）
  - ⓜ【I層】･･･入力の積を出力 （内部関数:f(x)=x）
  - ㊋【H層】･･･入力の逆数を出力（内部関数:f(x)=1/x）

○【A,F層】･･･入力を出力　（内部関数:f(x)=x）
Ⅱ ･･･ 常に１を出力

- ◇印の各ユニットは、３章で述べた大小比較ネットワークである。
  Ⓕ【C層】･･･ 入力を0-1フィルタ関数変換して出力
  Ⓜ【E層】･･･ 入力のｍｉｎを出力
- 変化しない結合重みがある（図６で太線のリンク【Wg、Wc、Wa】の重みのみが変化）。

図において、処理1では各入力に対するM.F.合致度(2.2)(2.3)式、処理2ではルール毎の前件部合致度(2.4)式、処理3～5では出力値計算(2.5)式が行われる。

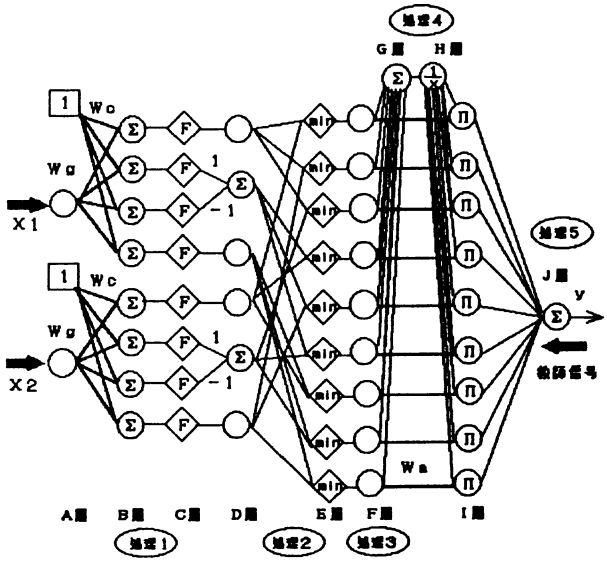


図６：ファジィニューラルネットワーク

５．学習

5.1　一般化誤差の計算

学習には、ＢＰ法を用いる。結合重みの更新式や、一般化誤差δの計算式について述べる。ユニットの結合の状態と各記号の関係が図７のような場合として、説明を行う。

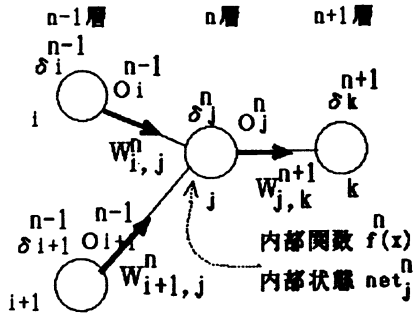


図７：近接したユニットの関係と記号

ネットワークの更新式や、一般化誤差δの定義は、従来のニューラルネットワークと同様である。

すなわち、n-1層のi番目ユニットからn層のj番目ユニットの重み$W_{i,j}^{n}$の更新式は、

$$W_{i,j}^{n}(m+1) = W_{i,j}^{n}(m) + \eta_n \cdot \delta_j^{n} \cdot O_i^{n-1} \quad (5.1)$$

となる。ただし、$W_{i,j}^{n}(k)$は第k回目の学習結果の重み、ηは学習率、δ_j^{n}はn層j番目のユニットの一般化誤差、O_i^{n-1}はn-1層のi番目のユニットの出力を表す。

一般化誤差δは、

$$\delta_j^{n} = -\frac{E}{net_j^{n}} \quad (5.2)$$

$$E = (O_j^{N} - t_j)^2 / 2 \quad (5.3)$$

である。ただし、O_j^{N}は最終出力値、t_jはそれに対応する教師信号である。

一般化誤差δの計算式は各層において異なる。基本的には、乗算を行うⓜユニットの層の前の層と、特殊な層であるC層とE層以外は、従来のニューラルネットワークのものと同じであるが、内部関数や結合が簡略化されているユニットや重みが変化しない（常に＋１もしくは－１）リンクが多いので、かなり単純な式となるものが多い。

一般式は、以下のようになる。

J層（出力層）

$$\delta_j^{n} = f'(net_j^{n}) \cdot (t_j^{n} - O_j^{n}) = t_j^{n} - O_j^{n} \quad (5.4)$$

A,B,D,I層（普通の層）

$$\delta_j^{n} = f'(net_j^{n}) \cdot \sum_k \delta_k^{n+1} W_{j,k}^{n+1} \quad (5.5)$$

H層（ⓜの前の層）

$$\delta_j^{n} = f'(net_j^{n}) \cdot \sum_k \left(\delta_k^{n+1} W_{j,k}^{n+1} \cdot \prod_{m \neq j} W_{m,k}^{n+1} O_m^{n} \right) \quad (5.6)$$

F層（ⓜ（n+1層k番目）とⓔ（n+1'層k'番目）の前の層）

$$\delta_j^{n} = f'(net_j^{n}) \cdot \sum_k \left(\delta_k^{n+1} W_{j,k}^{n+1} \cdot \prod_{m \neq j} W_{m,k}^{n+1} O_m^{n} \right) + f'(net_j^{n}) \cdot \sum_k \delta_{k'}^{n+1'} W_{j,k'}^{n+1'} \quad (5.7)$$

結合状態、内部関数等を考慮して整理すると、各々以下のようになる。

$$\delta_j^{J} = t_j^{J} - O_j^{J} \quad (5.8)$$

$$\delta_j^{I} = \delta_j^{I} \quad (5.9)$$

$$\delta_j^{H} = -1/(O^{G})^2 \cdot \sum_k (\delta_k^{I} \cdot Wa_{1,k} \cdot O_1^{F}) \quad (5.10)$$

$$\delta_j^{G} = \delta_j^{H} \quad (5.11)$$

$$\delta_j^{F} = \delta_j^{G} + \delta_k^{I} \cdot O^{H} \quad (5.12)$$

$$\delta_j^{E} = \begin{cases} (1/2)^{n-1} \cdot \delta_j^{F} & (\text{最小の} O_1^{D} \text{のリンクへ}) \\ 0 & (\text{最小の} O_1^{D} \text{以外のリンクへ}) \end{cases} \quad (5.13)$$

ただし、nは最小のリンクの個数

$$\delta_j^{D} = \sum_k \delta_k^{E} \quad (5.14)$$

$$\delta_j^{C} = \begin{cases} W_{j,k}^{D} \cdot \delta_k^{D} & (0 < O_1^{B} < 1) \\ W_{j,k}^{D} \cdot 1/2 \delta_k^{D} & (O_1^{B}=0,\ O_1^{B}=1) \\ 0 & (O_1^{B}<0,\ O_1^{B}>1) \end{cases} \quad (5.15)$$

$$\delta_j^{B} = \delta_j^{C} \quad (5.16)$$

$$Wg_{1,j}(m+1) = Wg_{1,j}(m) + \eta_g \cdot \delta_j^{B} \cdot O_1^{A} \quad (5.17)$$

$$Wc_{1,j}(m+1) = Wc_{1,j}(m) + \eta_c \cdot \delta_j^{B} \quad (5.18)$$

$$Wa_{1,j}(m+1) = Wa_{1,j}(m) + \eta_a \cdot \delta_j^{I} \cdot O_1^{F} \quad (5.19)$$

5.2　誤差伝搬の性質

本F.N.N.の学習における性質について述べる。

①　(5.13)、(5.14)式より、E層の一般化誤差δ_k^{E}は、多数リンクされているD層のユニットの内、最小の出力O_j^{D}を出力するユニットのみに、逆伝搬される。すなわち、一つのルールにおいて、一つの入力データは、最小の合致度を与えるM.F.のみを学習せしめる。

②　(5.15)式により、D層の一般化誤差は、B層からの出力が[0,1]でないと逆伝搬されない。つまり、M.F.の横のスロープの部分の直線と入力値が合致（その合致度をスロープ合致度と称す）しないと、そのM.F.は学習されない。

③　(5.19)式により、後件部実数値は、F層の出力すなわちルール合致度が0の場合、学習は進まない。

以上のことから、ある学習データに対して、あるM.F.が合致しなかった（スロープ合致度<0）場合は、そのM.F.を含むルールは、前件部、後件部ともに、学習が進まないことになる。なぜなら、M.F.合致度が0であることから、ルール合致度が0となり、③の性質により後件部の学習は進まない。前件部については、スロープ合致度<0である

から、②の性質により、そのM.F.は学習されない。また、M.F.合致度が0なので、ルール中で最小となり、①の性質により、他のM.F.は学習されない。

すなわち、本F.N.N.は、学習データに対して、合致するルール（前件部M.F.は1未満）のみ、学習が進められることとなる。このことから、本手法は、学習データに対する学習結果の分析に有利であるといえる。

本F.N.N.と、and演算を乗算とした従来のものとの違いについて述べる。図6における㊀ユニットを、乗算を行うⓜユニットとすると、従来のF.N.N.となる。この場合のD層における一般化誤差δ_j^Dは、(3.2)式より、

$$\delta_j^D = \sum_k (\delta_k^E \cdot \prod_{m \neq j} O_m^D) \qquad (5.20)$$

のようになり、j番目のユニットの一般化誤差δ_j^Dは、そのユニットにおける出力O_j^Dとは関係なく、他のユニットにおける出力O_m^D（$m \neq j$）のみに影響される。ゆえに、M.F.は自分の形状には無関係に、同じルール内の他のM.F.の合致度により学習が進められる。この点が①と異なる。すなわち、合致度0のM.F.でも、他のM.F.合致度により学習が進められることになる。なお、後件部実数については、同じくルール合致度が0となるので、学習は進まない。

6．評価結果

モデリングの評価に多く用いられている[2]-[5]、(6.1)式に示すような非線形式の計算結果のデータにより、本手法の評価を行った。だたし、入力変数の選択は済んでいるものとして、3入力とした。。

$$y = (1 + X1^{0.5} + X2^{-1} + X3^{-1.5})^2 \qquad (6.1)$$

No.1～No.20のデータで学習を行った結果のF.N.N.に、No.21～No.40のxiデータを入力して得られる出力yi*と、yiデータとの平均誤差率Eを(6.2)式により求める。

$$E = \frac{1}{20} \cdot \sum_{i=1}^{20} \frac{|yi - yi^*|}{yi} \times 100 \quad \% \qquad (6.2)$$

初期値は、5.2章②の理由よりM.F.はなるべくオーバーラップした形で、後件部実数は28.0、ファジィラベルは3とした。and演算を乗算とした手法との比較（学習率は同じ）を、表1、2に示す。

表1は、収束性の評価で、学習データに対して2乗誤差が0.316に、評価データに対して平均誤差が0.26%になるまでの学習回数を示したものである。表2は、誤差率の評価で、2000回、4000回まで学習を行った結果を示したものある。minを用いた方が、乗算を用いた場合と比較して、学習回数に対する2乗誤差の減少率が約1/3（ただし学習速度は約2倍）であるが、評価データに対する誤差率はやや良いという結果が得られている。2乗誤差の減少率の違いは、一般化誤差δ_k^Fが、(5.13)(5.14)式より㊀ユニットでは最高でも1本、(5.20)式よりⓜユニットでは最高3本のリンクで逆伝搬されるためと考えられる。

以上ことから、and演算をminとしてBP学習を行っても、乗算の場合と同様に、良好な結果が得られるのが確認できる。

2000回学習を行った結果の後件部実数を表3に、M.F.の形状を、min、乗算をそれぞれ、図9(a),(b)に示す。ただし、細線が初期値、実線が学習後の形状である。

表1：収束性の比較

	min演算		乗算			
	学習	評価	学習	評価	学習	評価
学習回数	679		211		1194	
2乗誤差	0.316		0.316		0.065	
平均誤差	1.61%	2.60%	1.37%	4.16%	0.69%	2.60%

表2：誤差率の比較

	min演算		乗算	
	学習ﾃﾞｰﾀ	評価ﾃﾞｰﾀ	学習ﾃﾞｰﾀ	評価ﾃﾞｰﾀ
学習回数	2000		2000	
2乗誤差	0.067		0.022	
平均誤差	0.67%	1.60%	0.40%	2.28%
学習回数	4000		4000	
2乗誤差	0.029		0.008	
平均誤差	0.42%	1.48%	0.24%	1.77%

表3：後件部実数

x1	x2	x3	min	乗
小	小	小	17.5	22.0
小	小	大	4.8	7.2
小	小	中	6.9	10.7
小	大	小	6.5	7.4
小	大	大	0.0	1.6
小	大	中	1.6	2.9
小	中	小	13.0	13.4
小	中	大	3.3	3.7
小	中	中	6.3	4.4
大	小	小	47.6	37.3
大	小	大	8.7	20.3
大	小	中	30.7	22.4
大	大	小	27.5	22.9
大	大	大	4.2	8.3
大	大	中	16.8	8.1
大	中	小	22.1	20.6
大	中	大	14.1	17.3
大	中	中	23.4	14.7
中	小	小	32.8	31.2
中	小	大	18.9	21.9
中	小	中	28.6	23.6
中	大	小	21.3	23.6
中	大	大	6.4	16.3
中	大	中	14.8	17.0
中	中	小	20.5	23.6
中	中	大	8.3	20.4
中	中	中	16.1	20.3

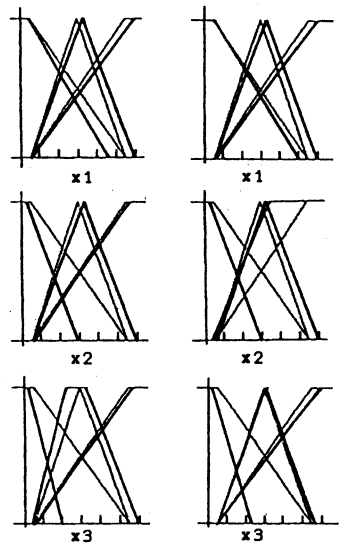


図9：2000回学習後のM.F.形状

7．おわりに

シグモイド関数の傾きを極端に大きくしたO-1近似関数を用いた大小比較ネットワークにより、M.F.を台形型、and演算をminとしたF.N.N.において、BP学習の検討を行った。ネットワークの構造を示し、各ユニットにおける一般化誤差δの計算式を導き、さらにその近似化を行い、学習中の逆誤差伝搬において、従来のF.N.N.との相違点について考察した。簡単なシミュレーション実験を行い、本手法の有効性を検証した。今後は、大規模なデータによる評価、ルールの選択等の検討を行う予定である。

<参考文献>

[1]市橋,渡辺:"簡略ﾌｧｼﾞｨ推論を用いたﾌｧｼﾞｨﾓﾃﾞﾙを用いた学習型制御",日本ﾌｧｼﾞｨ学会会誌,Vol.2 No.3,pp.157-165(1990) [2]野村,林,若見:"ﾃﾞﾙﾀﾙｰﾙによるﾌｧｼﾞｨ推論の自動ﾁｭｰﾆﾝｸﾞ手法と障害物回避への応用,日本ﾌｧｼﾞｨ学会会誌,Vol.4 No.2,pp.379-388(1992) [3]堀川,古橋,内川:"ﾌｧｼﾞｨﾆｭｰﾗﾙﾈｯﾄﾜｰｸの構成法と学習法",日本ﾌｧｼﾞｨ学会会誌,Vol.4 No.5,pp.906-928(1992) [4]下川:"ﾌｧｼﾞｨﾆｭｰﾗﾙﾈｯﾄﾜｰｸの一手法",電子情報通信学会技術研究報告NC90-82,pp.83-88(1991) [5]今崎,木治,遠藤:"ﾌｧｼﾞｨﾙｰﾙ構造化ﾆｭｰﾗﾙﾈｯﾄﾜｰｸ",日本ﾌｧｼﾞｨ学会会誌,Vol.4 No.5,pp.985-995(1992) [6]前田,染谷,舩橋:"ﾌｧｼﾞｨ推論におけるﾒﾝﾊﾞｰｼｯﾌﾟ関数の高速学習方式について",情報処理学会ﾏｲｸﾛｺﾝﾋﾟｭｰﾀとﾜｰｸｽﾃｰｼｮﾝ研究会,66-5(1991)

問い合わせ先
〒216　神奈川県川崎市宮前区宮崎4-1-1
NEC機能ｴﾚｸﾄﾛﾆｸｽ研究所ﾒｶﾄﾛﾆｸｽ研究部　清水　透
tel(044)856-2038　e-mail shimizu@mech.cl.nec.co.jp

TC4-3

ユニット生成機能をもつファジィ・ニューラルネットワークによるメンバーシップ関数およびファジィ制御ルールの自動生成手法

An Acquisition Method of Membership Functions and Fuzzy Control Rules by Fuzzy Neural Network with Creation Function of Hidden Unit

太田 俊彦* 増田 達也* 夜久 正司**
Toshihiko Ohta Tatsuya Masuda Shoji Yaku

大阪工業大学工学部電気工学科*
Fuculty of Engneering, Osaka Institute of Technology

(株) ダイヘン**
Daihen Corporation

Abstract: Formerly, we proposed a method for acquiring fuzzy reasoning rules by neural network. The neural network used in the method have a dynamic creative function of reasoning rules, so the only necessary rules to express the characteristic of controlled object are created in the network.

In this parer, we propose a new acquiring method that extended former method. The neural network used in this method have a creative function of membership functions in addition to fuzzy reasoning rules. We demonstrate the effectiveness of this method by applying it to obstacle avoidance of moving robot.

1. はじめに

最近，ファジィ推論ルールを同定する1つの試みとして，多層型ニューラルネットワークの学習能力を利用して，エキスパートが実際に制御を行ったデータから自動的にファジィ推論ルールの同定と各パラメータの調整を行う手法[1),2)]がいくつか提案されている．これらの手法では入力変数，前件部メンバーシップ関数の数が増えると同定される推論ルールの数は指数関数的に増大してしまい，獲得された推論ルールの内部把握は困難なものとなり，あまり実用的なものではなくなってしまうという問題がある．

この問題を解決するために，我々は，先にファジィ推論の過程を表現したファジィ・ニューラルネットワークの学習途中に，必要な推論ルールに対応するユニットを逐次ネットワーク中に組み込みながら，最終的に有用な推論ルールのみを獲得する手法[3)]を提案した．この手法を用いた場合，多入力のシステムに対しても推論ルールが膨大な数になることはなく，しかも汎化能力的に優れた推論ルールの獲得が可能であった．しかし，この手法では前件部メンバーシップ関数の数は学習の前後で変化しないため，その数は事前に設定する必要があった．

前件部メンバーシップ関数の構造を自動的に変化させる手法としては荒木らによって提案された手法[4)]があるが，この手法でも前件部メンバーシップ関数の組み合わせのすべてのルールを同定するために多入力のシステムに対しては先の文献1，2の手法と同様の問題を抱えている．

本稿では，このような背景のもとに，先の手法を拡張し，前件部メンバーシップ関数の数も学習途中で自動的に変化させ，最終的に制御対象の特徴を表すために必要な数のメンバーシップ関数と推論ルールのみを獲得する新たな手法を提案する．本稿ではこの手法を移動ロボットの障害物回避問題に適用して，その有効性を明らかにする．

2. ファジィ・ニューラルネットワーク

2.1 簡略化したファジィ推論

文献3の手法と同様に，本手法においても推論ルールとしては前件部をファジィ数で，後件部を実数値で表現する簡略化したファジィ推論を用いる．

いま，入力変数をx_i $(i=1,\cdots,m)$，出力変数をy_j $(j=1,\cdots,n)$とすると，推論ルールは（1）式で表現される．

Rule : h

if x_1 is A_{h1} and...and x_m is A_{hm} (1)

then y_1 is w_{h1} and...and y_n is w_{hn}

ただし，$h(=1,\cdots,H)$はルール番号，A_{hi}はルールhに関与する入力変数x_iの前件部メンバーシップ関数，w_{hj}は出力変数y_jに対するルールhの後件部実数値である．

前件部メンバーシップ関数の形状は図1に示すように中心値をα_{ki}，幅を$(\alpha_{k+1i}-\alpha_{k-1i})$とする三角型とし，隣合うメンバーシップ関数とメンバーシップ値0．5で交差するものとする．このとき，各メンバーシップ関数$A_{hi}(x_i)$は次式のように記述できる．

$k=1$；

$$A_{hi}(x_i)=\begin{cases}1 \ ; \ x_i \leqq \alpha_{ki} \\ \dfrac{\alpha_{k+1i}-x_i}{\alpha_{k+1i}-\alpha_{ki}} \ ; \ \alpha_{ki} \leqq x_i \leqq \alpha_{k+1i} \\ 0 \ ; \ \alpha_{k+1} \leqq x_i\end{cases} \quad (2)$$

$k=2, \cdots, K_i-1$；

$$A_{hi}(x_i)=\begin{cases}\dfrac{x_i-\alpha_{k-1i}}{\alpha_{ki}-\alpha_{k-1i}} \ ; \ \alpha_{k-1i} \leqq x_i \leqq \alpha_{ki} \\ \dfrac{\alpha_{k+1i}-x_i}{\alpha_{k+1i}-\alpha_{ki}} \ ; \ \alpha_{ki} \leqq x_i \leqq \alpha_{k+1i} \\ 0 \ ; \ x_i \leqq \alpha_{k-1i} \ , \ \alpha_{k+1i} \leqq x_i\end{cases} \quad (3)$$

$k=K_i$；

$$A_{hi}(x_i)=\begin{cases}1 \ ; \ \alpha_k \leqq x_i \\ \dfrac{x_i-\alpha_{k-1i}}{\alpha_{ki}-\alpha_{k-1i}} \ ; \ \alpha_{k-1i} \leqq x_i \leqq \alpha_{ki} \\ 0 \ ; \ x_i \leqq \alpha_{k-1i}\end{cases} \quad (4)$$

ただし，$k(=1,\cdots,K_i)$はメンバーシップ関数の番号，K_iは入力x_iに対するメンバーシップ関数の総数である．

このとき，各推論ルールの前件部適合度μ_hは

$$\mu_h=A_{h1}(x_1)\cdot A_{h2}(x_2)\cdot\cdots\cdot A_{hm}(x_m) \quad (5)$$

となり，簡略化したファジィ推論の推論結果y_jは次式のようになる．

$$y_j=\sum_{h=1}^{H}\mu_h\cdot w_{hj} \qquad (6)$$

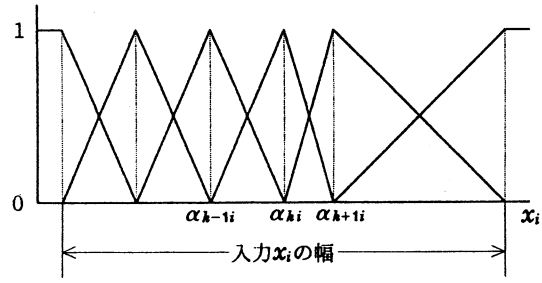


図1　前件部メンバーシップ関数

2．2　ネットワーク構成

2．1で述べた簡略化したファジィ推論の過程をニューラルネットワークで表現すると図2のようになる．ただし，同図は2入力1出力の場合のネットワーク例である．

第1中間層の各ユニットはそれぞれ1つのメンバーシップ関数を表しており，各入力に対する1番目のユニットは（2）式，2番目からK_i-1番目のユニットは（3）式，K_i番目のユニットは（4）式のメンバーシップ関数に相当している．一方，第2中間層の各ユニットでは第1中間層のユニットとのリンクのつながりによって表される各推論ルールの前件部適合度μ_hが（5）式により計算され，出力層で（6）式により推論値y_jが計算される．本ネットワークで学習が行われるのは第2中間層と出力層間のリンク荷重である後件部実数値w_{hj}のみである．また，ネットワークの第1および第2中間層のユニットの数は次章で詳しく述べるように必要な推論ルールおよびメンバーシップ関数の数によって学習途中に増加していく．

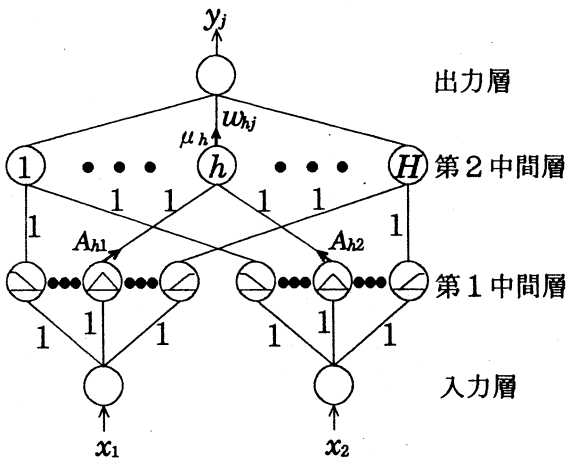


図2　ファジィニューラルネットワーク

ネットワークの学習法としては，1組の入出力データ$(x_1^p,\cdots,x_m^p:y_1^p,\cdots,y_n^p)$，$p=1,\cdots,P$ ごとにパラメータw_{hj}の変更を行う逐次型学習を用いる．いま，p番目の入出力データに対するネットワークの出力自乗誤差

$$E_p=\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(y_j-y_j^p)^2 \qquad (7)$$

を評価関数とすると，E_pの最急降下ベクトルは（8）式のようになる．

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{hj}}=(y_j-y_j^p)\cdot\mu_h \qquad (8)$$

したがって，学習定数をK_wとすると，学習式は（9）式のようになる．

$$w_{hj}(s+1)=w_{hj}(s)-K_w\cdot\frac{\partial E_p}{\partial w_{hj}} \qquad (9)$$

3．生成的学習法によるファジィ推論ルールの獲得

本手法では前件部メンバーシップ関数の組み合わせのすべての推論ルールを同定するのではなく，人間が試行錯誤的にファジィ推論ルールを作成していく過程と同様に，まず重要な推論ルールに相当するユニットからネットワーク中に生成していく．そして，その推論ルールだけでは十分な学習が行われないときに欠落していた推論ルールに対応するユニットを逐次追加しながら学習を続行する，いわゆる生成的学習法が用いられる．

一方，前件部メンバーシップ関数に関しては現存するメンバーシップ関数の組み合わせの推論ルールと，新たに分割生成したメンバーシップ関数を含んだ組み合わせのルールの有効性を判断し，前件部メンバーシップ関数の分割数を増加したほうが有効であると判断されたときにメンバーシップ関数の数が増加していく．以下に本手法のルール生成法を詳しく説明する．

3．1　学習開始時の初期ルールの決定

本手法では，始めに前件部メンバーシップ関数の数を設計者のイメージによって設定し，推論ルールはそれらの組み合わせの中で1個だけをネットワーク中に残した状態から学習を開始する．この初期ルールの決定法を以下に示す．

まず初めに，各入力ごとに設定した前件部メンバーシップ関数が等間隔に配置されるように中心値α_{ki}を設定する．そして，すべての前件部ファジィ変数の組み合わせの推論ルールを表すユニットをネットワークの第2中間層に用意した後，P個の入力データを1回ずつネットワークに入力する．そして，各ルールごとに，すべての入力データに対する適合度（第2中間層の出力）μ_{hp}を求め，その総和が最大となったルール，すなわち

$$\max_h\left(\sum_{p=1}^{P}\mu_{hp}\right) \qquad (10)$$

を満たすh番目のルールに対応するユニットをネットワークの第2中間層に残す．このユニットは適合するデータの数，適合度合いを考慮して貢献度が最も高い推論ルールに対応している．

つぎに，この生成されたユニットと出力層ユニット間のリンク荷重（後件部実数値w_{hj}）を以下のように決定する．（6）式からわかるように前件部適合度μ_hの値が大きくなるにつれてルールhの後件部実数値w_{hj}が推論値y_jに及ぼす影響の度合いも大きくなり，w_{hj}はy_jに近い値になる．そこで，w_{hj}の初期値としては生成されたルールhに対する適合度が最も高い，すなわち

$$\max_p\ \mu_{hp} \qquad (11)$$

を満たすp番目の出力データy_j^pとする．これをw_{hj}の初期値として用いることにより，学習後のリンク値に近い値から学習を始めることができ，学習時間を大幅に短縮することができる．

3．2　学習中のルールおよびメンバーシップ関数の生成

1）　追加時期の判定

学習途中にネットワーク内に現存する推論ルールだけでは制御対象の特性を表すのは無理であると判断されたとき，つまり学習が進まなくなった時点で推論ルールの追加を行う．追加時期はすべての学習用入出力データに対するネットワークの出力平均自乗誤差

$$E=\frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}E_p \qquad (12)$$

の変化率ΔEが事前に設定したしきい値ε_1より小さくなった時点とする．すなわち，

$$\Delta E=|\log_{10}E\ (t-1)-\log_{10}E\ (t)|\leqq\varepsilon_1 \qquad (13)$$

を満たしたときに推論ルールの追加を行う．

2） 追加領域の選択

図3に入力変数が2個，前件部メンバーシップ関数は各入力につき3個の場合の入力空間の領域分割を示す．同図における$R_l,\left(l=1,\cdots,\prod_{i=1}^{n}(K_i-1)\right)$は前件部メンバーシップ関数の頂点によって分割された領域であり，この中から推論ルールの追加領域が選択される．各領域ごとに各入出力データに対する誤差を計算し，その総和が最大となった領域，すなわち，

$$\max_{l}\ \frac{1}{P_l}\sum_{p=1}^{P}E_{pl} \qquad (14)$$

を満たした領域R_lを推論ルールの追加領域とする．ただし，P_lは領域R_lに属するデータの総数であり，E_{pl}はp番目の入力データが領域R_lに属している場合には（7）式のE_p，属していない場合には0と考える．

3）推論ルールの追加

推論ルールを追加すべき領域が決定されると，この領域に属するメンバーシップ関数を各入力ごとに仮想的に分割する．図3において領域R_1がルールの追加領域として選択された場合のメンバーシップ関数の分割例を図4に示す．同図において，①から⑨が追加候補ルールを表しているが，この中ですでにネットワーク中に組み込まれているルールは除かれる．そして，各追加候補ルールごとに，

$$\gamma_h=\sum_{p=1}^{P}(E_p\cdot\mu_{hp}) \qquad (15)$$

を計算し，すべてのγ_hの中で最大のものをγ_{max}，既存のメンバーシップ関数の組み合わせのルール，すなわち図4の①，③，⑦，⑨のルールのγ_hの中で最大のものをγ^*とする．そして，これらを用いて，

$$\gamma'=\frac{\gamma^*}{\gamma_{max}} \qquad (16)$$

を計算する．γ'が事前に設定したメンバーシップ関数の分割抑制のしきい値ε_2より大きい場合にはメンバーシップ関数の分割を行う必要はないと判断し，γ^*に対応するルールを追加する．このとき，ネットワークでは第2中間層ユニットが1個だけ追加されることになる．これに対し，γ'がε_2よりも小さい場合には，メンバーシップ関数の分割を行う必要があると判断し，γ_{max}に対応するルールを追加する．同様に，ネットワークの第2中間層にも追加ルールに対応するユニットが1個追加される．このとき，図4において，④，⑥いずれかのルールが選択された場合には入力x_1のメンバーシップ関数の分割が行われ図中の中心値α_{11}とα_{21}の間に点線で示したメンバーシップ関数が新たなメンバーシップ関数として採用される．すなわち，入力x_1のメンバーシップ関数の数は4個となる．これに伴いネットワークの入力x_1に対する第1中間層ユニットの数も1個増加することになる．同様に②，⑧いずれかのルールが選択された場合には入力x_2のメンバーシップ関数すなわち入力x_2に対する第1中間層ユニットの数の数が1個増加する．⑤のルールが選択された場合には入力x_1，x_2の両方のメンバーシップ関数の分割が行われる．このときには入力x_1，x_2のメンバーシップ関数はそれぞれ1個ずつ増加する．また，ネットワークの第1中間層ユニットの数も各入力に対して1個ずつ増加する．追加ルールの選択基準としてε_2を設けるのは，メンバーシップ関数を過剰に分割すると，獲得された推論ルールが設計者のイメージと全く合わないものとなってしまうこと，および推論ルールの汎化能力が大幅に低下してしまうためにメンバーシップ関数の分割を必要最小限に抑えるためである．なお，追加ユニットと出力層ユニット間のリンク荷重の初期値については**3．1**と同様の方法によって決定する．これにより，ユニットが追加されたときにも誤差の増加を小さく抑えることができる．

このようにネットワーク中に推論ルールおよびメンバーシップ関数を逐次追加しながら学習を進め，ネットワークの出力平均自乗誤差Eが事前に設定した学習打ち切り基準ε_3より小さくなった時点，すなわち

$$E\leqq\varepsilon_3 \qquad (16)$$

を満たした時点でネットワークの学習を終了する．

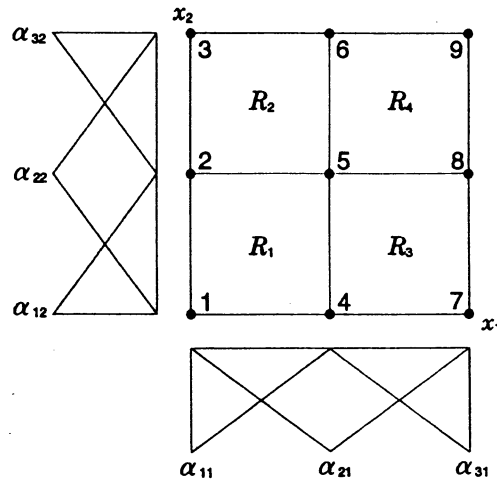


図3 ルール生成の候補領域

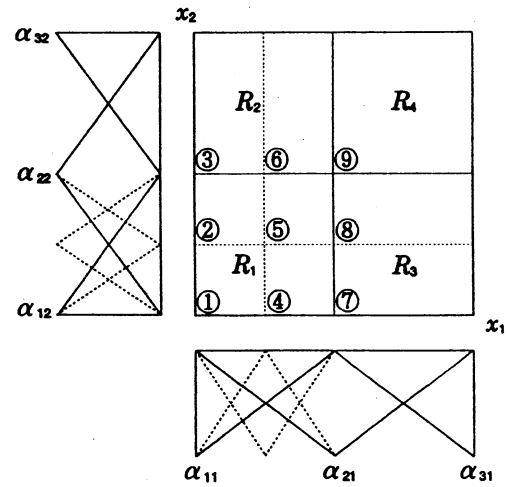


図4 メンバーシップ関数の仮想分割例

4．適用例

本手法の有効性を明らかにするために文献3で行った移動ロボットの障害物回避問題に適用する．

この問題の場合，入出力変数は以下のようになっている．

入力変数：移動ロボットと目標地点の距離 d_g [m]
移動ロボットと目標地点の角度 θ_g [deg]
移動ロボットと障害物の距離 d_o [m]
移動ロボットと障害物の角度 θ_o [deg]
出力変数：移動ロボットのハンドル角の変化分$\Delta\theta_r$ [deg]

実験はつぎの手順で行った．まず初めに，障害物の２種類の移動パターンに対して人間がロボットのハンドル角を実際に操作して，障害物を回避しながらロボットを目標地点に到達させるように制御を行った（図５参照）．そして，上記制御における入出力変数の時系列データを一定間隔で取り込んで，ネットワークの学習用データとした．続いて，諸条件を以下のように設定して本手法を適用した．

初期前件部メンバーシップ関数　：各入力につき４個
学習定数　：$K_w=0.1$
ユニット追加のしきい値　：$\varepsilon_1=1\times10^{-4}$
メンバーシップ関数分割抑制しきい値：$\varepsilon_2=0.25$
学習打ち切り基準　：$\varepsilon_3=5\times10^{-4}$

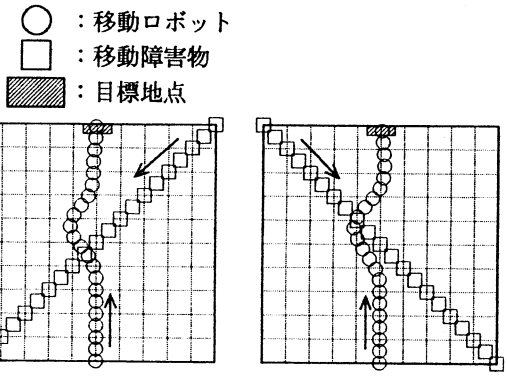


図5　教示した移動ロボットと障害物の軌跡

学習前後の各入力変数の前件部メンバーシップ関数を図６に示す．同図より，本手法を適用した場合，設計者のイメージと全く一致しないようなメンバーシップ関数の過剰な分割は行われていないことがわかる．学習後の前件部メンバーシップ関数数より，すべての組み合わせのルールは６００個となり，文献４の手法のようにすべての前件部メンバーシップ関数の組み合わせのルールを同定した場合には獲得された推論ルールの内部把握は非常に困難なものとなってしまうが本手法を用いた場合，最終的に３９個だけが推論ルールとしてネットワーク中に生成された．このため，簡単に推論ルールの内部把握を行うことができる．

次に，本手法で学習を行ったネットワークをファジィ制御器として用い，障害物の未教示の移動パターンに対して移動ロボットの制御を行い，その汎化能力を調べた．その結果を図７に示す．同図からわかるように，教示しなかったパターンで障害物を移動させた場合でもロボットは障害物と衝突することなく目標地点に到達できている．すなわち，本手法で獲得された３９個の推論ルールは汎化能力的に優れたファジィ制御器を構成していることわかる．本手法では制御対象の特性を表現するために必要な組み合わせの推論ルールのみを同定し，さらに前件部メンバーシップ関数については必要最小限しか分割数を増加しないため，このように獲得されたファジィ推論ルールの汎化能力が向上していると考えられる．

５．おわりに

本稿では，我々が先に提案した手法を拡張して，ファジィ推論の過程をニューラルネットワークで表現し，生成的学習法によって学習途中に必要な推論ルールおよび前件部メンバーシップ関数に対応するユニットをネットワーク中に逐次組み込みながら，最終的に必要な数の前件部メンバーシップ関数と推論ルールを獲得する新たな手法を提案した．さらに，本手法を移動ロボットの障害物回避問題に適用し，本手法で獲得されるファジィ推論ルールは設計者のイメージを損なわず，しかも汎化能力的に優れたものであることがわかった．

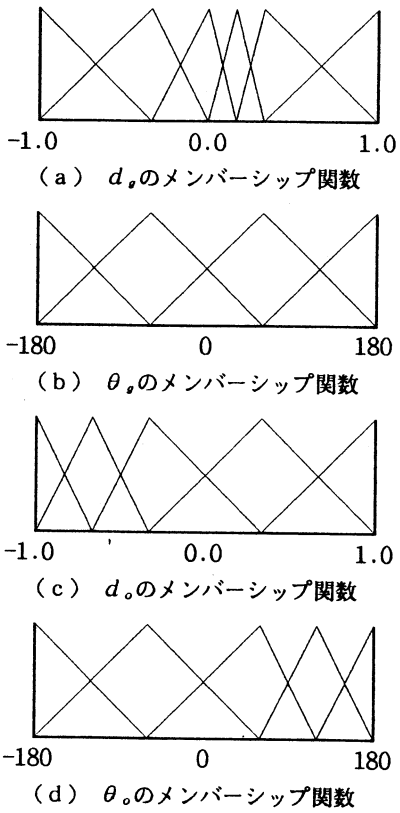


図6　学習後の前件部メンバーシップ関数

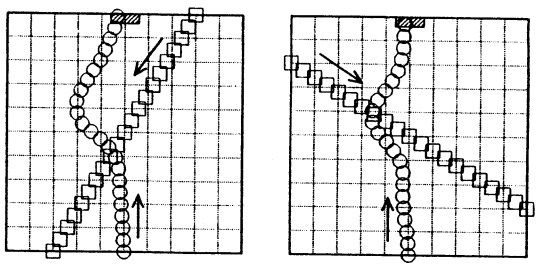


図7　獲得した３９個の推論ルールによる制御結果

参考文献

1）堀川，古橋，大熊，内川：ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器，計測自動制御学会論文集，Vol.27，No2，208/215(1991)
2）野村，林，若見：デルタルールによるファジィ推論の自動チューニング手法と障害物回避への応用，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.2，379/388(1992)
3）増田，夜久：ユニット生成機能をもつニューラルネットワークによるファジィ推論ルールの獲得手法，日本ファジィ学会誌，Vol6，No.2（掲載決定）
4）荒木，野村，林，若見：ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの一提案，日本ファジィ学会誌，Vol4，No.4，722/732(1992)

問い合わせ先

〒５３５　大阪市旭区大宮５－１６－１
大阪工業大学工学部電気工学科
増田 達也
TEL（０６）９５２－３１３１（内線３３１８）

TC5-1

新燃焼解析法としてのファジイ・ニューラルネットワークに関する研究

New Concepts for Combustion Analysis Using Fuzzy-Neural-Network AI

○ 中谷 純[1)] Jun Nakaya
長沼 要[2)] Kaname Naganuma
近久 武美[2)] Takemi Chikahisa
村山 正[2)] Tadashi Murayama

1）北海道大学医学部
School of Medicine, Hokkaido University
2）北海道大学工学部
Dept. of Mechanical Engineering , Hokkaido University

The paper presents concepts of new combustion analysis methods using artificial intelligence(AI). The analysis methods consist of the following three concepts: (1) constructing database on the relationship among experimental conditions and combustion characteristics, and predicting combustion performance for a given condition; (2) extracting the physical relationships among the combustion factors; (3) making up deficiencies in measurements and numerical simulations each other by adjusting uncertain parameters in the simulation to fit the calculated results with the measurement. All of the three concepts are based on the ability of artificial intelligence; learning and inference.

A simple feasibility study was performed for the above concepts of (1) and (3), using a fuzzy-neural-network AI. The results showed a possiblity of the concepts and also necessity of a development of new AI which enables to analyze nonlinear-multi-variable relationships.

1． まえがき

燃焼現象は化学反応や物質拡散を伴う極めて複雑な三次元現象である。そのため、実験や解析は個々の項目について個別に行なわれているのみであって、各種データを有機的に関連づけ、その学習経験を元に所定の条件に対する燃焼を予測するような試みは全く行なわれていない。

そこで、本研究は人工知能の持つ学習・推論機能を利用し、複雑な燃焼現象を解析するための新しい手法を提案しようとするものであって、以下の三つの概念提唱とそれらの可能性検討を行なった。

1） 実験結果のデータベース化と性能予測
2） 燃焼特性に関する影響因子の関連解析
3） 画像情報と数値シミュレーションの相互補完

2． 基本概念

（1）実験結果のデータベース化と性能予測

現在、エンジンや燃焼器等の設計開発に際して数多くの実験がなされているが、それらのデータは個別の項目検討に用いられるのみで、新たな機器の開発に当たっては改めて同様な実験が繰り返されているのが現状である。

本概念は、過去の計測結果をデーターベース化し、人工知能の学習・推論機能を用いることにより、新たな条件に対する性能予測を行なおうとするものである。

図1はそのシステム概略図を表したものであり、図の左側は、人工知能の学習機能部分を表している。実験データの入出力関係、すなわち、実験条件と実験結果との関係を学習することにより、実験データのデータベースが構築され、これを用いて新たな条件に対する結果を推論可能となる。

（2）燃焼特性に対する影響因子の関連解析

燃焼研究の主要な目標は、燃焼特性に対する影響

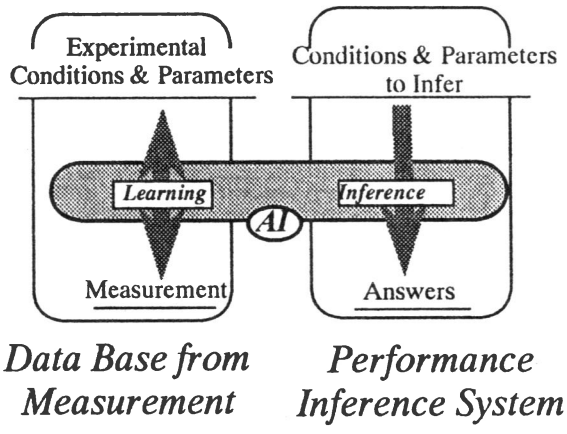


図1 本解析法の概念図

因子の物理的因果関係を定量的に解明することである。本概念は、人工知能の学習機能および知識表現機能を用いて、燃焼特性に関する影響因子の関連解析を行なおうとするものである。これは、例えば、前項の過程で人工知能内に作られた条件と結果との関係を抽出することにより、ある程度の解析が可能となるものと考えられる。

（3）画像情報と数値シミュレーションの相互補完

画像計測は、広い視野にわたって現象を瞬間的に記録できる特徴があるが、その定量的な解析は容易ではない。一方、数値シミュレーションによる解析は、多種多様な定量情報が得られるものの、現状では、その信頼性は極めて不十分である。これは、燃焼現象が複雑な分、プログラムには多くの不確定パラメーター（実験定数）が含まれていることによるものである。そこで、人工知能を用いてその不確定パラメーターを操作し、シミュレーション結果を速度的・精度的に最適化した状態で計測情報に近付けることができれば、そのシミュレーション結果の信頼度が増すと共に、画像に対応した多くの定量情報を得ることができる。なお、画像の代わりに各種計測値を代用することが可能なのは言うまでもない。

3．　使用したファジイニューラルネットワーク

本論文では、市販の人工知能ソフトを用いた。この基本的な構造は、ファジイフィルターシナプスという単調で非線形なシナプス構造で一層のニューラルネットワークを構成したものである。推論手法は、多変数空間を領域分割し、どの領域に属するかをファジイ的に判断している。また、この領域分割数は、学習データ数の増加にともなって、細分化される構造となっている。学習は、バックプロパゲーション方式に代えて、履歴バッファに入力教示データを蓄積し、学習回数が一定数に達する毎にメンバーシップ関数の更新を行なう仕組みとなっている。

この方法は、従来のニューラルネットワークに比べて、より複雑であいまいな問題に対して高い学習速度と収束性を持ち、多入力・多出力のデータを学習できる特徴を有している。ただし、通常のニューラルネットワークのように中間層どうしが数学的に結合されていないため、中間層を階層化するのには適していない。

4．　本概念のフィジビリテイー検討結果

本研究では、先に示した三つの概念のうち、（1）と（3）について検討を行なった。

4．1　データベース化と性能予測法の検討

本概念に関する一例として、実際のエンジンにおいて計測された実験データを用意し、人工知能に学習および推論（エンジン性能の予測）を行なわせた。用いた実験データは、表1に示すように入力条件として機関回転速度や負荷等の基本的な運転条件のほか、噴射系諸元や燃焼室形状等を変化させたものを含んでいる。そして、出力には、燃費、排気組成、ならびに熱発生率を与えた。これらの学習により、噴射系諸元やピストン形状を変化させた際の、任意の運転条件における燃料消費量ならびに排気性能を学習・予測しようとするものである。

表1　性能予測に用いた実験パラメーター

入力パラメーター	エンジン燃焼室形状 スワール比 噴射ノズル噴孔数 機関回転数 正味平均有効圧
出力パラメーター	正味比燃料消費率 NOx発生量 Smoke発生量 熱発生率の最大値

図2および図3は、その検討結果の一例を示したものであり、横軸は推論値、縦軸は正解である。図に示されるようにいずれの場合も推論精度は余り良好ではなく、満足の行く性能予測は行なえなかった。この理由は、本研究で用いたAIソフトにより燃焼性能のような非線形空間を表現する場合、学習データ数が少な過ぎることが一因と考えられる。

ただし、入力条件に対する出力結果が現実には必ず存在しており、通常、物理的現象ではかなり単純な曲線で相関付けられると考えられることから、よ

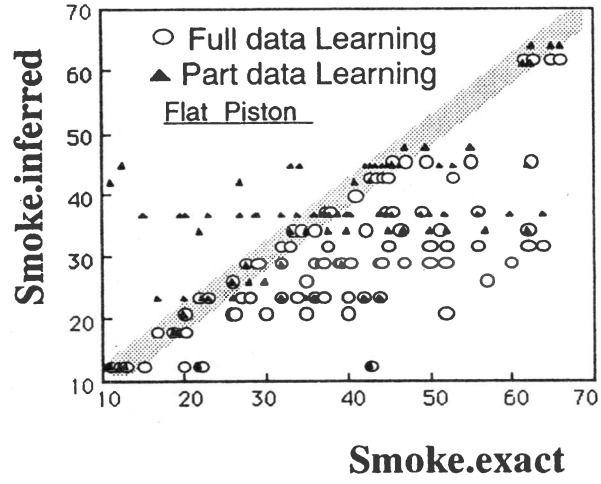


図2　排気煙性能予測結果

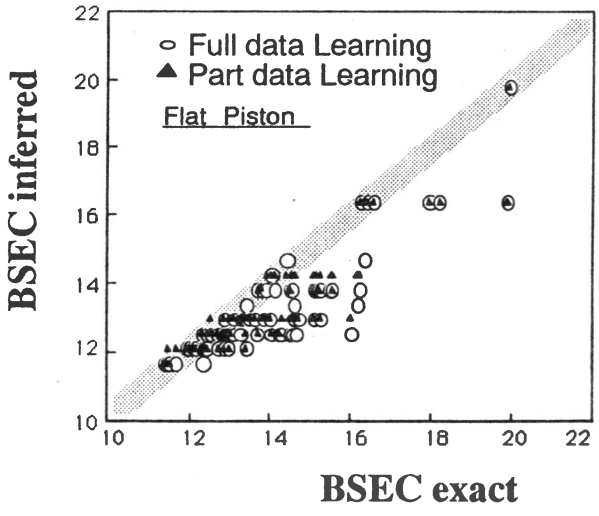


図３　BSEC 性能予測結果

り本目的に対応したAI手法の使用により、本概念の実現は可能であると推定される。このためには、非線形な多変量関係を少ない学習回数で表現し得るような人工知能の開発が必要であるといえる。

４．２　画像計測法と数値シミュレーションの相互補完法に関する検討

本節では、簡単なステップ流れに関するシミュレーションプログラムを一例として用いることによって、基本概念の妥当性を検討した。

不確定パラメーターは、本来シミュレーション中に含まれる実験定数等の諸量であるが、本研究では流入速度ならびに流れ開始後の経過時間を未知な不確定パラメーターとした。また、計測画像の代わりに、それらの入力条件を隠したシミュレーション結果を与えて、人工知能にはその入力条件を推論させるものとした。なお、シミュレーション結果には、レイノルズ数に対して最も敏感に変化する等渦度線を用いることとし、図４のように、特徴量で数値化

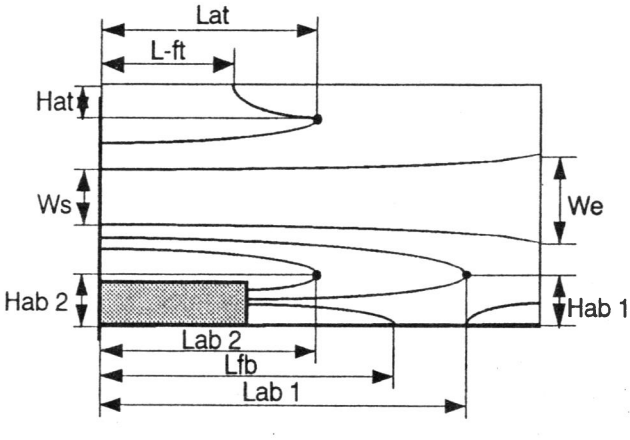


図４　等渦度線情報を数値化した特徴量

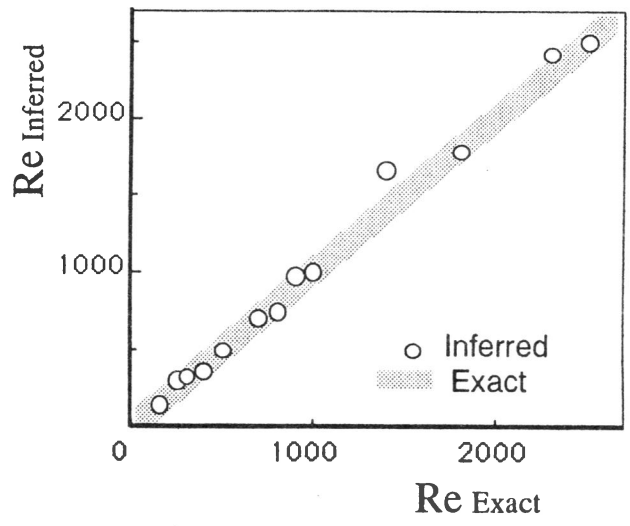


図５　不確定パラメーターが一変数の場合

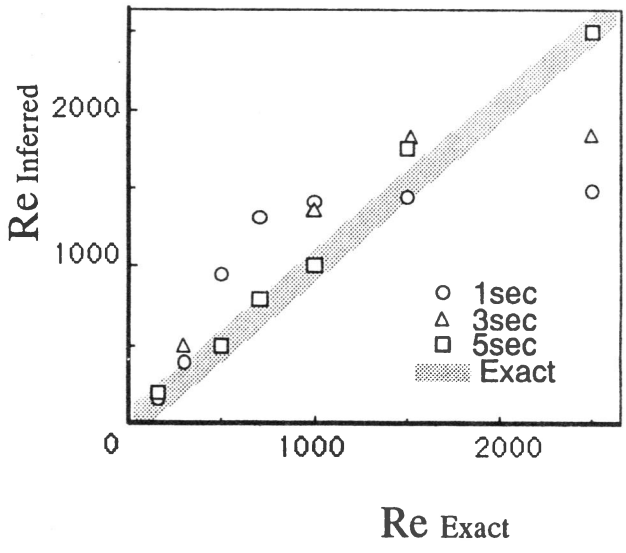


図６　不確定パラメーターが二変数の場合

した画像情報を用いた。

図５は、不確定パラメーターがレイノルズ数のみの時の推論成績を、図６は不確定パラメーターとしてさらに流れ開始からの時間も加えたときの推論成績を示したものである。図５に見られるように、不確定パラメーターが一つの場合には、比較的良好な推論がなされていることがわかる。これに対して、図６のように不確定パラメーターが複数の場合には、経過時間が少ない範囲では推論成績が悪く、経過時間が大きくなると推論が良好になっていくことがわかる。これは、経過時間が少ない範囲ではレイノルズ数による渦度の変化量が少なく、種々のレイノルズ数を与えても同様な流れパターンになることによるものと考えられる。一方、経過時間が長い場

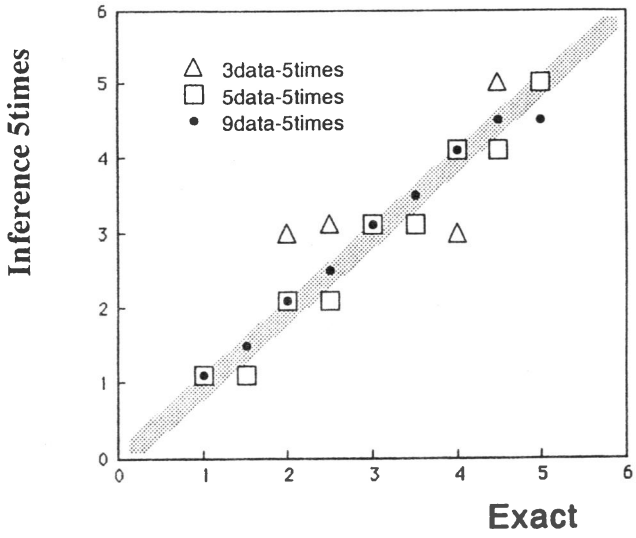


図7　Y=X についての推論結果

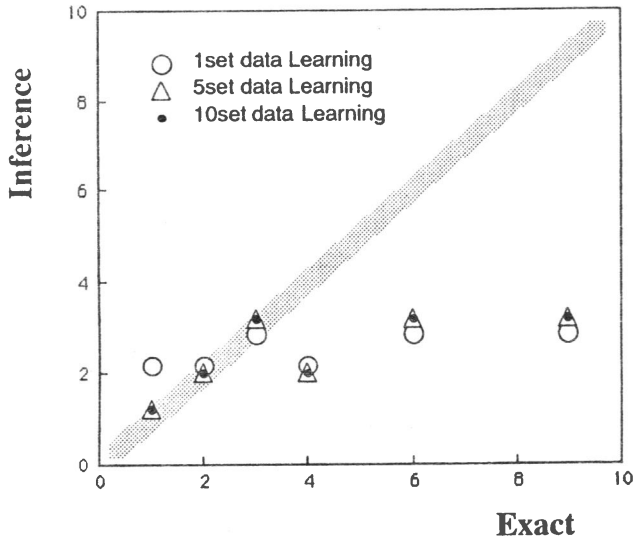


図8　Y=X1*X2 についての推論結果

合には、レイノルズ数の特定は良好となるものの、逆に経過時間による流れの差が少なくなり、経過時間の推論成績が低下することになる。この例からも明らかなように、不確定パラメーターのうち重要度の低いものに対する推論成績は低下することになるが、それが結果に及ぼす影響はわずかに過ぎないといえる。

したがって、多変数にも対応できる適切な学習推論法を用い、さらに画像中の差異を特定できるように計測値の選定に注意を払うことにより、本概念の実現は可能になるものと考えられる。

5．　使用したファジイ・ニューラルネットワーク推論の評価とAI要求性能

本研究で用いた人工知能の基本的な特性を評価するために、入出力の相関関係としていくつかの関数を設定し、推論性能の検証を行なった。まず、あらかじめ正解である入出力の組み合わせをいくつか学習させ、次に推論値と正解とを比較した。この際、入力変数を一個から複数へと変化させたほか、学習回数による影響についても検討した。

図7および図8は、その結果の一例であり、こうした検討から、関数が線形なもの以外は推論精度として許容できるレベルにはないことがわかる。これは、本来十分な学習データ数が確保される場合には、用いた人工知能は領域分割機能によって非線形空間も表現可能なはずであるが、本目的に使用するには、要求データ数が多すぎることによるものと思われる。

したがって、本概念を実現するためには、多変数で構成される非線形な関係を少ないデータ数で適切に表現し得るような人工知能の開発が必要と言える。なお、こうした解析は多変量解析と類似しているが、現在の多変量解析手法では、非線形な関係を対象とするまでにはいたっていない[1、2]。

6．　結　　論

（1）　本研究では、人工知能の学習・推論機能を利用し、以下のような新しい概念の燃焼解析法を提案した。

- 実験結果のデータベース化と性能予測法
- 燃焼特性に関する影響因子の関連解析法
- 画像計測と数値シミュレーションの相互補完法

（2）　デイーゼル燃焼に関する実験データを用いて、ファジイ・ニューラルネットワークによる性能予測を試みた。その結果、予測精度は不十分なものであったが、多変量の相関を少ないデータ数で表現し得るようなAI手法の開発によって本概念の実現は可能であると予想された。

（3）　簡単なステップ流れを例にとり、画像計測と数値シミュレーションの相互補完法を試みた。その結果、不確定パラメーター数が多くなると、推論精度が低下したが、これについても上記と同様なAIの開発によって解決し得るものと推定された。

以上、本研究では単に燃焼解析法の概念の提示に主として留まり、その実現の鍵となる新しいAIの開発について触れるまでには至らなかったが、その作業に現在着手中であり、本目的に適したAIの構築は十分可能であると考えている。

参考文献

（1）C.Hung,B.Wolti,中村訳,応用多変量解析,森北出版
（2）吉沢、芳賀,多変量解析事例集,ニッカ技連出版

問合先；北海道大学工学部機械工学科、近久武美

TC5-2

概念ファジィ集合を用いたインテリジェント・ヘルプ・システム
An Intelligent Help System using Conceptual Fuzzy Sets

井村 敦　牛田 博英　高木 友博　山口 亨*
Atsushi IMURA　Hirohide USHIDA　Tomohiro TAKAGI　Toru YAMAGUCHI

技術研究組合 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research
* (株) 東芝 研究開発センター システムソフトウェア生産技術研究所
* System & Software Engineering Laboratory, Research & Development Center, Toshiba Corp.

Abstract: In this paper, we propose the intelligent help system for a drawing tool using Conceptual Fuzzy Set (CFS) and describe an architecture of the system. In the system, knowledge for intention recognition is represented by CFS, and recognition is performed by reasoning based on CFS. Furthermore the recognized intention and the corresponding operation method are represented to the user by using CG technology. High-speed repetition between the intention recognition and the visualization of system's status realizes smooth communication between the user and the system.

1 はじめに

近年、アプリケーション・システムは様々な機能をユーザに提供しているが、機能が豊富であるため使いこなすことが難しくなっている。そこで、アプリケーション・システムを利用するユーザ（基本的には初心者）の負担を軽減することを目的としたヘルプ・システムが重要な役割を担う[1]。誰でもシステムを簡単に利用できるようにするためには、ヘルプ・システムに代表されるヒューマンーマシン・インタフェースそのものを知的にする必要がある。インテリジェント・インタフェースの役割は、1）ユーザの目的を認識しそれをシステム記述に変換してシステムに伝達し、2）システム状態をユーザの心的プロセスを邪魔しないようにユーザにわかりやすく示すことによって、ユーザとシステムとの円滑なコミュニケーションを実現することである。コミュニケーションの単位があまりに詳細な場合、透明性が保たれる反面ユーザに負担がかかり、逆にあまりにマクロな場合、システム側がユーザの意図を誤解する可能性が高くなり危険である。この際ユーザの行うタスクが高度になればなるほど、意図理解がより抽象的に行われる。またユーザの意図は状況やユーザの変化によって多様に変化するため、詳細な記述が困難である。高度に知的な思考の情報処理の世界と、システムの物理的世界とを連結する必要が生じる。ファジィ理論は、現実世界と記号処理的思考系を結び付けようとしている点で、このようなインタフェースの実現に効果が期待できる。ところが、通常のファジィ集合は、状況の変化による概念の意味の多様性を表現することが困難である。意味使用説[2]では、概念は互いに他の概念で表現され分散的知識表現を形成する。この考えに従い、概念ファジィ集合(CFS: Conceptual Fuzzy Set)が提唱され、上記の問題点を解決している[3][4]。このCFSを用いてインテリジェント・インタフェースを実現する方法が提案されている[5]。このインタフェース方式は、1）CFSに基づく連想記憶による処理で、ユーザが通常用いている表現から最も可能性の高い目的を知覚し[6]、2）知覚された目的及びそれに対応するシステム状態をユーザに可視化する。この意図認識とシステム状態の可視化を高速に繰り返すことにより、ユーザとシステムとの間の円滑なコミュニケーションを実現する。

一般にヘルプ・システムは、アプリケーション・システムを使うために必要な情報（コマンドの使い方、説明、例など）を示すことにより、ユーザを支援するものである。ヘルプ・システムの必要性としては、次に示す2つの場合が考えられる。1）ユーザがもつ目的を実現する操作方法がわからない。2）効率の悪い使い方を用いている。2）については、ユーザが効率の悪い振舞いをしていた場合に、より適切な方法を提示することを目的としたヘルプ・システムが提案されている[1]。本研究では、1）の場合を扱い、ユーザが操作方法を知らない場合に、ニューラルネットワークを用いてユーザが通常用いている表現から意図を認識し、その認識された意図に対応する操作方法を提示することにより、ユーザ

とシステムの円滑なコミュニケーションを実現することを目的としたヘルプ・システムを提案する。本システムは、1）音声認識装置を用いてユーザの発する日常的言語表現を取込み、その取り込まれた言葉からユーザの意図を認識し、2）認識された意図とそれに対応する操作方法をＣＧ技術を用いてユーザに示す。この意図認識とシステム状態の可視化を高速に繰り返す構成をもっているので、システム状態の可視化に伴うユーザの修正動作で誤ったままの処理を防ぐなどの特徴をもつ。

まず、第2章では本研究で基本情報処理方式として用いているCFSとそれに基づく推論方式を、第3章ではインテリジェント・インタフェースの考え方を述べる。そして第4章ではインテリジェント・ヘルプ・システムを提案し、そのシステム構成を述べる。

2　概念ファジィ集合と多層推論

2．1　概念ファジィ集合

ファジィ集合のラベルは概念の名前を、ファジィ集合の形は概念の意味を表現している。意味使用説[2]に従えば、言葉の意味は他の言葉によって表現されるが、その意味は使用時によって変化する。従って使用時の注視範囲を言葉に付随する活性値で表現すれば、あいまいな言葉の意味を他の言葉によって形作られるファジィ集合によって表現することができる。この考え方に従い、概念ファジィ集合(CFS: Conceptual Fuzzy Set)[3]が提案され、使用時の制限の明確さから双方向連想記憶(ＢＡＭ: Bidirectional Associative Memoy)[7]で実現される。そこでノードは概念を表し、リンクは概念間の関係の強さに対応する。CFSでは概念の意味は関連する他の概念の活性度の分布によって分散表現される。この分布が状況を示す概念の活性化によって変化するため、状況依存性を表現することができる。論理操作や推論も活性値の伝播によって表現される。さらにCFSはニューラルネットワーク学習により帰納的に構築することことも可能である[4]。

2．2　多層推論

CFSでは、活性値の伝幡そのものを推論と考える。特に多層構造のCFSでは、以下に示す多層推論[8]が実現できる。

1）抽象的知識と具体的知識による同時処理

下位層での推論に対し、上位層の推論結果がスーパバイザリ的な役目をはたす枠組みが実現できる。下位層には具体的記述を上位層には抽象的記述をした場合、下位層では詳細であるが局所的または数値的な推論が、上位層では詳細ではないが大局的また意味論的な処理が連結された状態で相互に影響を及ぼしながら行われる。

2）コンテクストセンシティブな処理

上位層にコンテクストに関する知識を記述しておくと、下位層から始まった情報処理が上位層に記述されたコンテクストのどれかに引き込まれ、コンテクストセンシティブな処理を行うことができる。さらにこの場合、情報処理の基点となるデータがあいまいであっても、処理中にファジィエントロピーが減少し、明解な解が得られるという特徴がある[9]。

3　インテリジェント・インタフェース

ユーザの意図する目的はいったん異なる形態でシステムに伝達され、システムがそれを理解し処理が行われる。またシステムの状態や処理結果はやはり何らかの形態でユーザに伝達されユーザが理解する。ユーザとシステムとのコミュニケーションはこれら両方の経路が完備されて初めて良好となる。そこで、インテリジェント・インタフェースを実現するためには以下のような規範が考えられる。

1）意図の知覚

一般にシステムと人間の情報処理レベルは異なっている場合が多い。従って、インタフェースは、ユーザから伝達される制限された情報からユーザの意図を知覚し、システムにとってわかりやすい表現で知覚した意図をシステムに伝達しなければならない。

2）透明性

システムを安心して使うためには、ユーザがシステムを制御している感覚が重要である。この安心感はインタフェースの透明性によってもたらされる。このためには、ユーザのもつ意図とシステム状態の表示との距離が近く[10]理解しやすいこと、また情報提示の形態や量、頻度が適切である必要がある。

上記のように意図を認識し処理を実行した場合、処理はユーザの認識を離れて勝手に行われるため、直接的操作感覚や透明性は失なわれる傾向がある。またそのため、システムが間違った認識を行ってもそれを検知することができず、かえってユーザとシステムとのコミュニケーションを妨げる結果となる。そこでCFSとそれによる多層推論を用い、意図の知覚と知覚結果の表示を高速に繰り返すことによって、意図の知覚と透明性の両方を実現するインタフェース方式が提案されている[5]。これは、以下のステ

ップによって実現される。
i) ユーザの意図を知覚すると同時に、知覚結果をユーザに効果的に表示する。
ii) 知覚が誤っている場合は、ユーザが別の情報をシステムに与える。
iii) 上記知覚と表示を高速に行うことよって、正しく意図を認識する。

4　インテリジェント・ヘルプ・システム

近年、アプリケーション・システムは様々な機能をユーザに提供しているが、機能が豊富であるため使いこなすことが難しくなっている。そこで、アプリケーション・システムを利用するユーザ（基本的には初心者）の負担を軽減することを目的したヘルプ・システムが重要な役割を担う。一般にヘルプ・システムは、アプリケーション・システムを使うために必要な情報（コマンドの使い方、説明、例など）を示すことにより、ユーザを支援するものである。ヘルプ・システムの必要性としては、次に示す2つの場合が考えられる。1）ユーザがもつ目的を実現する操作方法がわからない（これは初心者に多い）。例えば作画ツールでは、円を描きたいがその操作方法がわからないという場合である。2）効率の悪い使い方を用いている（これは熟練していないユーザに多い）。例えば作画ツールでは、図を複製するためにメニューの中から「複製」を選択すれば簡単であるのに、「コピー」と「ペースト」の2つの選択で実行しているという場合である。2）については、ユーザが効率の悪い振舞いをしていた場合に、より適切な方法を提示することを目的としたヘルプ・システムが提案されている[1]。本研究では、1）の場合を扱い、ユーザが操作方法を知らない場合に、ニューラルネットワークを用いてユーザが通常用いている表現から意図を認識し、その認識された意図に対応する操作方法を提示することにより、ユーザとシステムの円滑なコミュニケーションを実現することを目的としたヘルプ・システムを提案する。

類似研究としては、ニューラルネットワークを用いてソフトウェア設計者が使用する言葉から適切なガイドラインを効率良く検索する方法が提案され、インタフェース設計に適用されている[11]。しかしそこでは、ユーザが入力情報であるキーワード（目的）をメニューから選択する方式をとっている。一方、本研究の方法は、キーワードの選択をしないで、ユーザが通常使っている言葉からユーザの意図を認識する。さらに、1）状況依存性を含む知識を表現する可能性をもつ、2）分割して知識を構築することができるなどの特徴をもつ。

4．1　概要

本システムでは、1）音声認識装置を用いてユーザが通常用いている言葉を取込み、その取り込まれた言葉からユーザの意図を認識し、2）認識された意図とそれに対応する操作方法をユーザに示す。1）では、CFSとそれに基づく推論を用いて「意図の知覚」を、2）では、CG技術を用いて「インタフェースの透明性」をそれぞれ実現している。この1）と2）を繰り返すことによってユーザとシステムとの円滑なコミュニケーションが実現される。従って、意図の知覚が誤っている場合、ユーザは別の情報をシステムに与え正しい意図の知覚へ至らせることによって、誤った知覚のまま処理が行われることを防止する。

4．2　システム構成

本システムは、図1に示すような音声入力部(Input part)、意図認識部(Intention-Recognition part)、可視化部(Visualization part)で構成される。

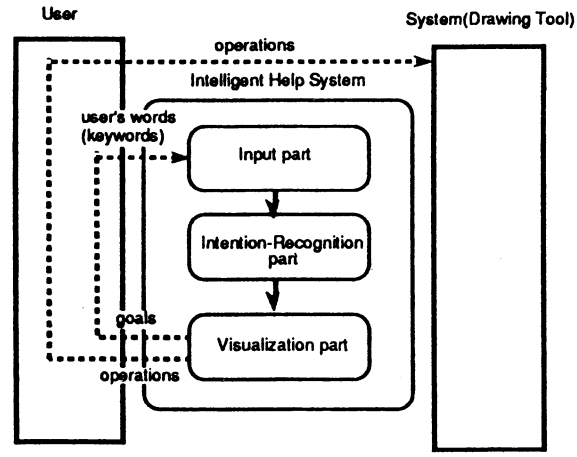


図1　インテリジェント・ヘルプ・システム

まず音声入力部では音声認識装置を用いてユーザの発した言葉を取り込む。このシステムは不特定な話者の連続的に発声された音声を認識するシステムであり、マイクから入力されたアナログ音声データを対応する文字列に変換する。

意図認識部では音声入力部で取り込まれたユーザの言葉からユーザの目的を認識し[5]、それに対応する操作方法を知覚する。意図認識に用いる知識は、作画ツールに不慣れな数人を被験者とした実験で獲

得したデータを用いて構築した[5][6]。それはユーザの言葉に関する層、ユーザの目的（意図）に関する層、操作方法に関する層からなる3層構造のCFSで表現される。このように知識表現には連想記憶に基づくCFSを用いているため、断片的な小規模知識を統合して認識に用いる知識を構築することも可能である。実際に本研究では3つに分割された小規模知識をそれぞれ独立に構築し、それらを組み合せて最終的な認識のための知識を構築している。また意図認識は、CFSによる多層推論で行われるため、入力があいまいでもあいまいさを減少させて目的を認識することができるという特徴をもつ。

最後に可視化部では意図認識部で認識された結果をユーザにわかりやすく表示する。ここでは、ユーザの心的プロセスを邪魔しない、すなわち人間の認知的負担をできるだけ減少させる目的で既存のＣＧ技術を有効に活用する[12]ことを考えている。

5　まとめ

本研究では、概念ファジィ集合による作画ツール用インタフェースの考え方に基づき、インテリジェント・ヘルプ・システムを提案した。そしてそのシステム構成を述べた。本システムは音声入力部、意図認識部、可視化部で構成される。意図認識部では、知識を概念ファジィ集合で表現し認識を概念ファジィ集合に基づく多層推論により行っているため、あいまいさを減少した目的の認識、統合による知識構築などの特徴が得られる。また認識された結果についても可視化部でユーザにわかりやすく表示しているため、システム状態の可視化によるユーザの補助で誤ったままの処理を防ぐなどの特徴をもつ。

今後の課題としては、ユーザの環境や状況などのコンテクストに対応できる機能を本システムに追加していくこと、知識表現に用いている連想記憶の記憶能力を向上を改善することが挙げられる。

参考文献

[1] 小山聡，山本喜一，”インテリジェントヘルプシステム，”　日本ソフトウェア科学会第8回大会論文集，pp.157-160 (1991)

[2] Wittgenstein, "Philosophical Investigations," Basil Blackwell, Oxford (1953)

[3] T. Takagi, T. Yamaguchi and M. Sugeno, "Conceptual Fuzzy Sets," Proceeding of International Fuzzy Engineering Symposium '91, PART II, pp. 261-272 (1991)

[4] T. Takagi, A. Imura, H. Ushida and T. Yamaguchi , "Inductive learning of Conceptual Fuzzy Sets," Proceeding of Second International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks, pp.375-380 (1992)

[5] 井村敦，高木友博，山口亨，”学習による多層推論アーキテクチャの実現，”　第2回インテリジェントシステム・シンポジウム講演論文集，pp.229-234 (1992)

[6] A. Imura, T. Takagi and T. Yamaguchi, "Intention Recognition using Conceptual Fuzzy Sets," Proceeding of Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems (1993) (to appear)

[7] B.Kosko, "Adaptive Bidirectional Associative Memories," Applied Optics, Vol.26, No.23, pp.4947-4960 (1987)

[8] T. Takagi, A. Imura, H. Ushida and T. Yamaguchi , "Multilayered Reasoning by Means of Conceptual Fuzzy Sets," Third International Workshop on Neural Networks and Fuzzy Logic '92 (1992)

[9] H. Ushida, T. Takagi and T. Yamaguchi, "Recognition of Facial Expressions using Conceptual Fuzzy Sets," Proceeding of Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems (1993) (to appear)

[10] E. L. Hutchins, J. D. Hollan and D. A. Norman , "Direct Manipulation Interface," User Centered Systems Design, Lawrence Erlbaum Associates (1986)

[11] 上野香里，小川克彦，”ニューラルネットモデルによる設計ガイドラインの検索，”　情報処理学会ヒューマンインタフェース研究会研究報告93-HI-47，pp.61-68 (1993)

[12] G. G. Robertson, J. D. Mackinlay and S. K. Cards, "CONE TREES: ANIMATED 3D VISUALIZATIONS OF HIERARCHICAL INFORMATION," Proceeding of CHI'91, pp.189-194 (1991)

問い合わせ先：
〒２３１　横浜市中区山下町８９－１
シイベルヘグナービル３階
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
井村　敦
TEL: 045-212-8226
FAX: 045-212-8255
E-mail: imura@fuzzy.or.jp

TC5-3

ニューロ・ファジィ制御による CO濃度制御シミュレーション

CO Concentration Control Simulation by Neuro-Fuzzy Control

Kazuo TANAKA and Manabu SANO

Department of Mechanical Systems Engineering
Kanazawa University
2-40-20 Kodatsuno Kanazawa 920 Japan
Tel. +81-762-61-2101 (ext. 405)
Fax. +81-762-63-3849

Abstract

This paper presents a simulation study on CO (carbon monoxide) concentration control. Two self-learning controllers are used in this simulation:linear controller and fuzzy cntroller. The self-learning are realized by using δ rule which is a basic learning method in neural networks. Simulation results show that the learning efficiency of fuzzy controller is superior to that of linear controller.

1. Introduction

CO (carbon monoxide) is one of important factors in air pollution problems. It is known that CO concentration system has

(1)high non-linearity, and
(2)many uncertainty factors.

On the other hand, it has been reported that fuzzy modeling techniques are useful for identification of complex systems [2,3,4,5].

In a previous paper [1], we have identified a fuzzy prediction model for CO concentration in the air at a traffic intersection in a large city of Japan. Moreover, we have reported that the identified fuzzy model is very useful for predicting CO concentration.

In this paper, we simulate level control system for CO concentration using the identified fuzzy model. The purpose of this control is to keep CO concentration at a constant level. We introduce two self-learning controllers in this simulation:linear controller and fuzzy controller.

2. Fuzzy modeling of CO concentration

A fuzzy model, proposed by Takagi and Sugeno [3], is described by fuzzy IF-THEN rules which locally represent linear input-output relations of a system. This fuzzy model is of the following form:

Rule i : IF x_1 is A_{i1} and $\cdots$ and x_n is A_{in}
THEN $y_i = c_{i0} + c_{i1} x_1 + \cdots + c_{in} x_n$, (1)

where i=1, 2,$\cdots$,r, r is the number of IF-THEN rules, y_i is the output from the i-th IF-THEN rule, and A_{ij} is a fuzzy set.

Given an input $(x_1, x_2, \cdots, x_n)$, the final output of the fuzzy model is inferred by as follows [8]:

$$y = \sum_{i=1}^{r} w_i y_i, \qquad (2)$$

where y_i is calculated for the input by the consequent equation of the i-th implication, and the weight w_i implies the overall truth value of the premise of the i-th implication for the input calculated as

$$w_i = \prod_{k=1}^{n} A_{ik}(x_k), \qquad (3)$$

where $A_{ik}(x_k) = \exp(-(x_k - d_{ik})^2 / b_{ik})$, d_{ik} and b_{ik} are parameters of the membership functions.

Next, we explain outline of an identification algorithm of a fuzzy model proposed by Tanaka and Sano [2]. Our method is a simplified version of a fuzzy modeling method proposed by Sugeno and Kang [4,5].

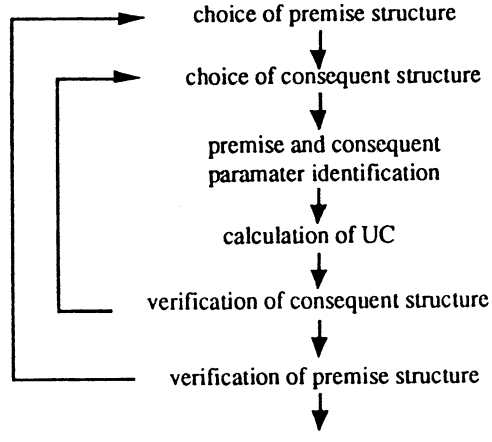


Fig.1 Identification algorithm

Fig.1 shows the identification algorithm. The identification procedure is classified into three steps:

(Step 1)choice of the premise structure and the consequent structure;
(Step 2)identification of the parameters of the structure determined in (Step 1);
(Step 3)verification of the premise structure and the consequent structure.

In a previous paper [1], we have applied this fuzzy modeling method to identification of a fuzzy prediction model for CO concentration in the air at a traffic intersection in a large city of Japan. Inputs and an output of the CO concentration model are shown in Fig.2. x_1 is wind velocity, x_2 is volume of traffic, x_3 is temperature, x_4 is amount of sunshine, and y is CO concentration. For each variable, we perform normalization so that the mean

and the variance of normalized variables equal 0 and 1, respectively. In other words, we transform the distribution to N(0,1).

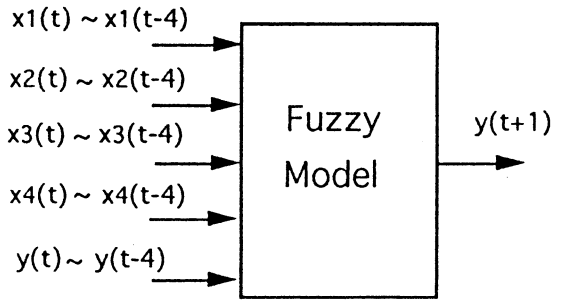


Fig.2 Inputs and an output of the model.

Rule 1 : IF x2(t-1) is $\exp(-(x2(t-1)+1.90)^2/5.80)$
THEN y1(t+1) =
-0.008x1(t-2)+0.026x1(t-1)-0.032x1(t)
-0.205x2(t-1)+0.249x2(t)
-0.138x4(t-4)-0.181x4(t-3)+0.335x4(t-2)
+0.088x4(t-1)-0.112x4(t)
+0.090y(t-4)-0.106y(t-3)+0.011y(t-2)
-0.460y(t-1)+1.356y(t)-0.018

Rule 2 : IF x2(t-1) is $\exp(-(x2(t-1)-2.06)^2/5.72)$
THEN y2(t+1) =
-0.013x1(t-2)+0.059x1(t-1)-0.032x1(t)
-0.497x2(t-1)+0.827x2(t)
+0.006x4(t-4)+0.066x4(t-3)-0.130x4(t-2)
+0.095x4(t-1)-0.036x4(t)
-0.009y(t-4)+0.007y(t-3)-0.037y(t-2)
-0.103y(t-1)+0.748y(t)-0.002

Fig.3 Identification result

The data used for identification and prediction are collected at the busiest traffic intersection in a large city of Japan. The number of data used for identification and prediction are 480 input-output data pairs and 253 input-output data pairs, respectively. The sampling interval is 15 minutes. Of course, the prediction data is never used for identification of a fuzzy model. It is used only for checking the validity of a fuzzy model identified by using the identification data. Fig.3 shows the identification result. The fuzzy model consists of two IF-THEN rules.

Eq.(4) shows the performance index of the model.

$$J = \frac{1}{m}\sum_{t=0}^{m-1}\left|\frac{y(t+1)-y^*(t+1)}{y(t+1)}\right| \times 100, \qquad (4)$$

where m is the number of input-output data. y*(t+1) and y(t+1) are the outputs of a fuzzy model and the real system at time instant t+1, respectively. y*(t+1) and y(t+1) are raw data and are not normalized.

Table 1 Performances of models

	Linear model	Fuzzy model
J_1	5.7	4.8
J_2	11.8	5.9

Table 1 shows the values of performance index for a linear model and the fuzzy model. J1 and J2 are the values of performance index for the identification data and the prediction data, respectively. The performance index J2 of the fuzzy model is superior to that of linear model. This means that the CO concentration system is essentially non-linear.

3. Self-learning controls

We simulate a control system for keeping CO concentration at a constant level. We introduce a self-learning in this simulation because it is guessed that the dynamics of CO concentration system changes gradually over a long time. We use two self-learning controller in this simulation. One is a self-learning linear PI control. The other is a self-learning fuzzy PI control. Fig.4 shows the self-learning control system, where x2(t) is a manipulated variable, y(t) is a controlled variable and r is a setpoint of CO concentration.

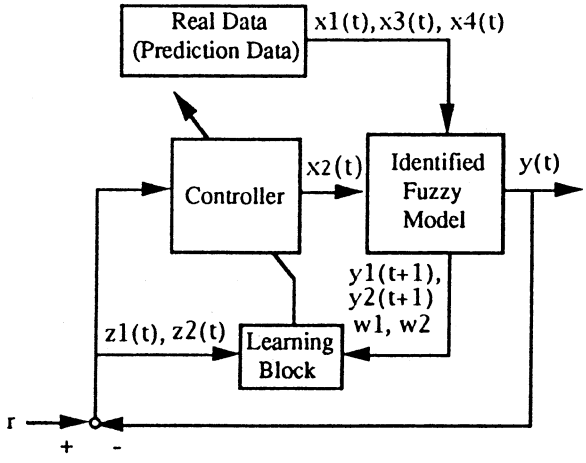


Fig.4 Self-learning control system.

In this simulation,

(1)with respect to wind velocity x1, temperature x2 and amount of sunshine x4, we use real values of the prediction data,

(2)we use the identified fuzzy model as a controlled object.

3.1 Linear controller

We use the following linear PI controller.

$$\Delta x_2(t) = a_1 z_1(t) + a_2 z_2(t),$$
$$x_2(t) = x_2(t-1) + \Delta x_2(t),$$

where $z_1(t)=r-y(t)$ and $z_2(t)=z_1(t)-z_1(t-1)$ and a_i's (i=1, 2) are parameters of the controller. The δ rule is used to adaptively adjust the parameters. The idea, which adaptively optimizes parameters of fuzzy controller using δ rule, was first introduced by Ichihashi [8].

Let us consider the following performance function.

$$J = \frac{1}{2}(r - y(t+1))^2, \quad (5)$$

By partially differentiating J with respect to each controller parameter a_i, we obtain

$$\frac{\partial J}{\partial a_i} = -\{r - \sum_{j=1}^{2} w_j y_j(t+1)\} z_i(t) \sum_{j=1}^{2} w_j p_j, \quad (6)$$

where w_j is a membership value of j-th rule of fuzzy model at time instant t and p_j is a consequent parameter of $x_2(t)$, that is, $p_1 = 0.249$ and $p_2 = 0.827$. We can successively adjust controller parameters using Eq.(7).

$$a_i^{NEW} = a_i^{OLD} - \varepsilon_i \cdot \frac{\partial J}{\partial a_i}, \quad (7)$$

where ε_i is a learning factor and $\varepsilon_i = 0.003$ (i=1, 2).

3.2 Fuzzy controller

We use the following fuzzy PI controller.

Rule 1:IF $x_2(t-1)$ is A_1 THEN
$$\Delta x_{12}(t) = a_{11} z_1(t) + a_{12} z_2(t),$$
Rule 2:IF $x_2(t-1)$ is A_2 THEN
$$\Delta x_{22}(t) = a_{21} z_1(t) + a_{22} z_2(t),$$

where a_{ij} (i,j=1,2) is parameter of the fuzzy controller. We use the exact same fuzzy sets, A_1 and A_2, in the premise parts of the fuzzy controller, that is, as shown in Fig.3,

$$A_1(x_2(t-1)) = \exp(-(x_2(t-1)+1.90)^2/5.80),$$
$$A_2(x_2(t-1)) = \exp(-(x_2(t-1)-2.06)^2/5.72).$$

The final output of the fuzzy controller is calculated as follows.

$$\Delta x_2(t) = w_1 \Delta x_{12}(t) + w_2 \Delta x_{22}(t),$$
$$x_2(t) = x_2(t-1) + \Delta x_2(t),$$

where w_1 and w_2 are membership values of A_1 and A_2, that is, $w_1 = A_1(x_2(t-1))$, $w_2 = A_2(x_2(t-1))$. The learning law of the fuzzy controller can be derived in the same way as the linear controller.

$$a_{ik}^{NEW} = a_{ik}^{OLD} + \varepsilon_{ik} \cdot \{r - \sum_{j=1}^{2} w_j y_j(t+1)\} \cdot w_k \cdot z_i(t) \sum_{j=1}^{2} w_j p_j \quad (8)$$

where $\varepsilon_{ik} = 0.003$ (i, k=1, 2).

3.3 Simulation results

We compare learning performance of the fuzzy controller with that of the linear controller in this simulation. Fig.5 shows relation between the number of learning and summation of squared error (SE), where

$$SE = \sum_{t=1}^{m-1} (r - y(t))^2, \quad (9)$$

and m=253. It is found from Fig.5 that the learning efficiency of the fuzzy controller is superior to that of the linear controller. We can point out that the self-learning fuzzy controller effectively compensate non-linearity of the controlled object.

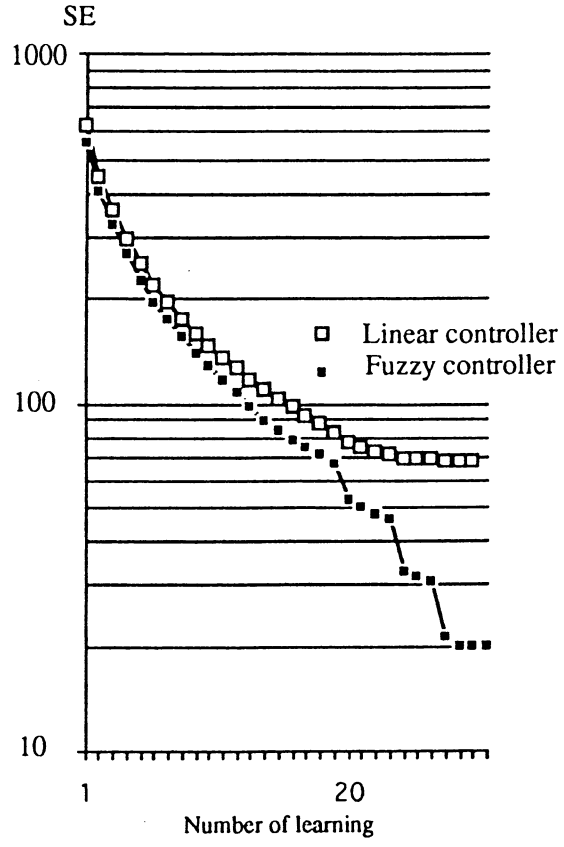


Fig.5 Learning process

Fig.6 ~ Fig.8 show simulation results of self-learning fuzzy control system. The setpoint r is set as follows. If time of a day is from 8 o'clock to 20 o'clock, then r=30, else r=5. These figures show that the self-learning fuzzy control for CO concentration are effectively realized.

4. Conclusion

We have simulated two self-learning control systems for an identified fuzzy prediction model of CO concentration by using δ rule. The purpose of this control is to keep CO concentration at a constant level. It has been assumed in this simulation that the identified fuzzy model perfectly represents real CO concentration system. Therefore, we should investigate robustness of this control system for parameter perturbation of the CO concentration model. This is a subject for future study.

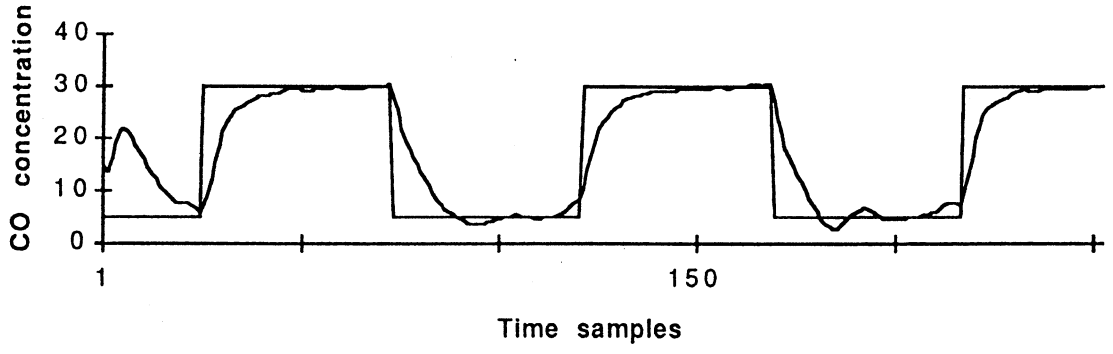


Fig.6 Control result (number of learning : 1)

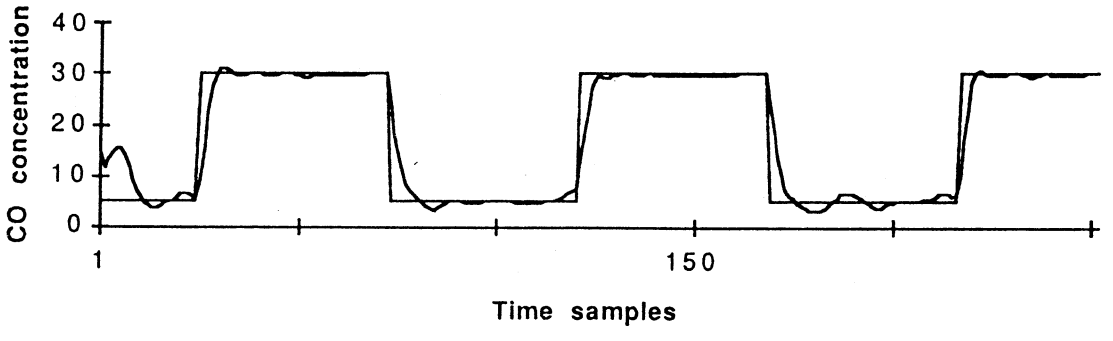


Fig.7 Control result (number of learning : 10)

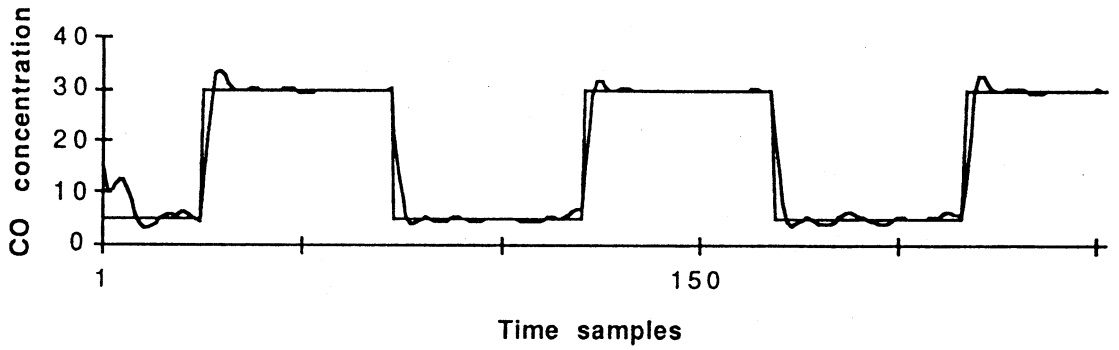


Fig.8 Control result (number of learning : 20)

References

[1]K.Tanaka, M.Sano and H.Watanabe:Identification and Analysis of Fuzzy Model for Air Pollution,Proceedings of IEEE International Conference on IECON'92. [2]K.Tanaka, M.Sano and K.Suzuki:A Simplified Method on Fuzzy Identification Algorithm and Its Applications to Modeling of a Municipal Refuse Incinerator, Trans. Soci. Instrum. Contr. Eng., To appear (in Japanese). [3]T.Takagi and M.Sugeno:Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, IEEE Trans. SMC 15, pp.116-132 (1985). [4]M.Sugeno and G.T.Kang:Fuzzy modeling and control of multilayer incinerator, FUZZY SETS AND SYSTEMS 18, pp.329-346 (1986). [5]M.Sugeno and G.T.Kang:Structure identification of fuzzy model, FUZZY SETS AND SYSTEMS 28, pp.15-33 (1988). [6]A.G.Ivakhnenko at el.:Principle versions of the minimum bias criterion for a model and an investigation of their noise immunity, Soviet Automat. Control 11, pp.27-45 (1978). [7]K.Tanaka and M.Sano : Design of Fuzzy Controllers Based on Frequency Characteristics and Its Self-tuning, proceedings of 8th fuzzy system symposium, pp.525-528 (1992) (in Japanese). [8]H.Ichihashi and T.Watanabe:Learning Control by Fuzzy Models Using a Simplified Fuzzy Reasoning, vol.2, no.3, pp.429-437 (1990) (in Japanese). [9]H.Ichihashi : Iteraive Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network, proceedings of IFSA'91, pp.49-52 (1991). [10]K. Tanaka and M. Sano:Simulation study on self-learning fuzzy control of CO concentartion, 5th IFSA International Conference (1993), to appear.

TC6-1

ニューロ・ファジィGMDHとその研削加工特性のモデル化への応用

Neuro-Fuzzy GMDH and Its Application to Modeling of Grinding Characteristics

長坂 一徳
Kazunori Nagasaka

市橋 秀友
Hidetomo Ichihashi

大阪府立大学 工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

Abstract-Fuzzy modeling is presented for reducing the number of production rules in expert system. Mathematical model used in the cases in which many input variables are involved requires a number of input and output data, since the number of parameters increases with input variables. GMDH is used for identification of the model having such many input variables with small number of data by using hierarchical structure. This paper treats the proposition of neuro-fuzzy GMDH algorithm adopting fuzzy models as partial descriptions in conventional GMDH. As an example of applying the algorithm, wheel wear equation is identified using the data from the experiments of abrasive cut-off. In the model, characteristics of work materials, grinding fluids, factors of wheels, wheel velocity and table feed are input variables and grinding ratio is output. The validity of the model is comfirmed with prediction accuracy using additional data.

1．緒言

エキスパートシステムにおいて，知識をプロダクションルールとして表す場合，ルール数が多く大規模なシステムになるほど，知識獲得は困難となる．そのための解決策として，数年来種々の分野に応用されている簡略ファジィ推論を用いた非線形システムのモデル化手法がある[1]．

ルールを数学モデルで表現したときには，パラメータ推定を必要とするが，入力変数が増加するとパラメータ数も多くなる．したがって，その推定のためには，多くのデータが必要となる．GMDH (Group Method of Data Handling)は，このような多入力を含む非線形システムの同定のための手法の一つである[2]．GMDH では，入力変数をすべて一度に導入せず，各層で部分表現を発生させ，多層構造でモデル同定を行うものである．ファジィモデリングと階層構造による同定手法を結合させたものとして，階層型ファジィモデルが提案されている[3]．そこで本研究では，階層構造であるGMDHの部分表現にファジィモデルを適用したニューロ・ファジィGMDHを提案する．そして，GMDHアルゴリズムに用いられるネットワーク型[4]と逐次変数導入型[5]の二つのモデルに応用し，同定精度を比較する．

応用例として，この二つのモデルにより，砥石切断実験によって得られた入出力データ[6] を用いて切断砥石の摩耗方程式を同定する．この方程式は，研削比を出力とし，被削材の化学成分と機械的性質，砥石，研削油剤の因子および切断条件の砥石周速，送りを入力変数とするものである．また追加データによって，予測精度を求め，提案モデルの有効性を確かめる．

2．ニューロ・ファジィGMDHアルゴリズム

2.1 ファジィモデル

いま，ファジィ推論の第kルール第j入力変数の変域におけるファジィ集合のメンバシップ関数A_{kj}を

$$A_{kj}(x_j)=\exp\left(-\frac{(x_j-a_{kj})^2}{b_{kj}}\right) \qquad (1)$$

なるガウス基底とし，q個の入力変数をx_j(j=1,・・・,q)，出力yを推論する第k番目(k=1,・・・,r) のルールの結論部実数値をw_kとする．条件部適合度は

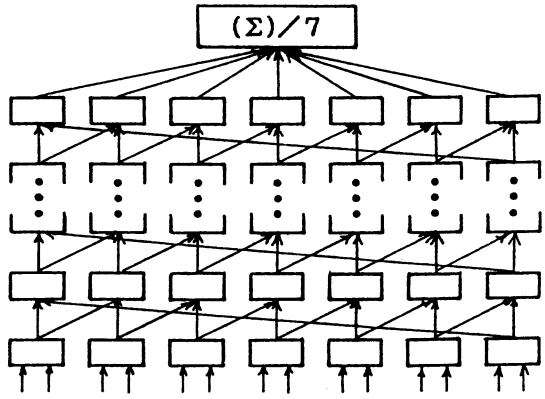


図1 ネットワーク型GMDHの構造

$$\mu_k=\prod_{j=1}^{q} A_{kj}(x_j) \qquad (2)$$

で，ファジィモデルの出力yを次式とする．

$$y=\sum_{k=1}^{r} \mu_k w_k \qquad (3)$$

また，式(1)の a_{kj}とb_{kj} はルールごとに設定される．

2.2 ネットワーク型のニューロ・ファジィGMDH

階層型ファジィモデルは，ファジィモデルを階層構造にしてパラメータ数を減らし，誤差逆伝播法により学習するものである．その階層構造にGMDHアルゴリズムの一つであるネットワーク型を適用したものが，ネットワーク型のニューロ・ファジィGMDH(モデル1とする)である．各部分表現の入力変数は2個である．モデルの構造を図1に示す．図1において，各部分表現からの出力は，次層の入力変数となる．ネットワーク型では最終層の出力は，各部分表現からの出力の平均値となる．以下にモデル同定の手順を示す．

Step1　データの基準化

入出力データの値を区間[0,1]に基準化する．

Step2　データ分割

基準化したデータを，トレーニング・データとチェッキング・データに分割するために，次式の分散値を計算する．

$$D=\sum_{j=1}^{q}\left(\frac{x_j-\bar{x_j}}{\bar{x_j}}\right)^2$$

ただし，$\bar{x_j}$は入力変数x_jのサンプル平均値である．q=2Mで，Mは図1の各層での部分表現の数である．次に入出力データを分散値の大きい順に並べ変え，上から50～70%のデータをトレーニング・データとし，残りをチェッキング・データとする．

Step3　部分表現の発生と誤差逆伝播学習法による学習

以下に示す演算により，各部分表現を第 1層から順に上の層へと発生させ，出力値を求める．このとき第p層第m番目の部分表現の出力y^{pm}は，第p-1層の第m-1番目と第m番目の出力を入力変数としているので，ルール数をrとして，次式のようになる．

$$y^{pm}=f(y^{p-1,m-1},\ y^{p-1,m})=\sum_{k=1}^{r}\mu_k^{pm}\,W_k^{pm}$$

$$\mu_k^{pm}=\exp\left(-\frac{(y^{p-1,m-1}-a_k^{pm}{}_{m-1})^2}{b_k^{pm}{}_{m-1}}-\frac{(y^{p-1,m}-a_k^{pm}{}_{m})^2}{b_k^{pm}{}_{m}}\right)$$

ただし，μ_k^{pm}とW_k^{pm}は，それぞれ第p層，第mモデル，第kルールにおける条件部適合度合と結論部実数値であり，$a_k^{pm}{}_j$と$b_k^{pm}{}_j$ は第p層，第mモデル，第k番目のルールにおける第j入力変数(j=m-1,m) に適用されるメンバシップ関数のパラメータである．ただし，j=m-1=0のときはj=Mとする．最上層の出力の平均値がモデルの出力y となり，各層での部分表現の数を M個とし，最終層を第P層とすると，

$$y=\left(\sum_{m=1}^{M}y^{pm}\right)/M$$

となる．y*を実測値（教師データ）とし，誤差の評価関数を

$$E=(y^*-y)^2/2$$

とすると，次のように学習則が導かれる．

$$W_k^{pm\ NEW}=W_k^{pm\ OLD}+\tau\,\mu_k^{pm}\,\delta^{pm} \quad (4)$$

$$a_k^{pm}{}_j^{NEW}=a_k^{pm}{}_j^{OLD}+\tau\,\mu_k^{pm}W_k^{pm}\,\frac{2(x_j^p-a_k^{pm}{}_j)}{b_k^{pm}{}_j}\,\delta^{pm} \quad (5)$$

$$b_k^{pm}{}_j^{NEW}=b_k^{pm}{}_j^{OLD}+\tau\,\mu_k^{pm}W_k^{pm}\,\frac{(x_j^p-a_k^{pm}{}_j)^2}{(b_k^{pm}{}_j)^2}\,\delta^{pm} \quad (6)$$

ただし，$x_j^p=y^{p-1,j}$ は第p層の第j入力 (p>1のときj=m-1,m で p=1のときはj=2m-1,2m) であり，τは学習係数である．また，δ^{pm}は，最上層では $\delta^{pm}=(y^*-y)$であり，それ以外の中間層では誤差逆伝播則

$$\delta^{pm}=-2\sum_{j=m}^{m+1}\delta^{p+1,j}\sum_{k=1}^{r}W_k^{p+1,j}\,\mu_k^{p+1,j}\,\frac{(y^{pm}-a_k^{p+1,j}{}_m)}{b_k^{p+1,j}{}_m}$$

より求める．なお，添え字jは，j=M+1のときは1とする．

以上のような演算をトレーニング・データの数だけ行い，1回の学習とする．これを決められた学習回数だけ繰り返す．

Step4　誤差の計算

チェッキング・データを用いて，第p層を最上層としたときの実測値y*と推定値yの平均自乗誤差を

$$\Delta_p=\frac{1}{n_{ch}}\sum_{d=1}^{n_{ch}}(y^*{}_d-y_d)^2$$

によって求める．ただし，n_{ch} は，チェッキング・データの個数で，添え字dはd個目のデータであることを示している．推定値は，最上層の各部分表現からの出力の平均値である．

Step5　停止規則

いま第p層での誤差がΔ_pで，第(p+1)層での誤差をΔ_{p+1}とする．このとき，$\Delta_p\geqq\Delta_{p+1}$ならば，次層へ進み，もし，$\Delta_p<\Delta_{p+1}$ なら，演算を停止し，第p層までのモデルを採用する．

2.3　逐次変数導入型ニューロ・ファジィGMDH

逐次変数導入型GMDHアルゴリズムは，各層ごとに複数の入力変数の中から出力に最も寄与の大きい変数を順に選択し，ある層で，その変数のみによる部分表現を発生させ，次の層では，出力と前層の部分表現との残差を新たな出力とし，これに，残りの変数の中で寄与の最も大きいものを選択して，部分表現を発生させる方法である．この手順が，チェッキング・データによる誤差の減少が止まるまで繰り返され，順次新しい変数が導入される．

上のアルゴリズムにおいて，入力変数間の相互作用を考慮するために，1変数による部分表現だけでなく，2変数による部分表現も発生させる．逐次変数型ニューロ・ファジィGMDH（モデル2とする)は，このアルゴリズムに従い，かつ前節と同様，部分表現をファジィモデルとして，学習によって最適モデルを得る方法である．以下にその手順を示す．

Step1（データの基準化）およびStep2（データ分割）は，前述のモデル1と同様である．

Step3　第1選択層：部分表現の発生

(1)　1変数による部分表現

次式に示す部分表現を，トレーニング・データを用いた学習により最適な部分表現$y^1{}_j$を得る．

$$y^1{}_j=f(x_j)=\sum_{k=1}^{r_1}\mu_k W_k$$

$$\mu_k=\exp\left(-\frac{(x_j-a_k)^2}{b_k}\right)$$

ただし，r_1はルール数である．

次に，チェッキング・データを用いて，推定値 $y^1{}_j$と実測値y*との平均自乗誤差Δ_jを計算する．

以上の手順を入力変数 $x_j(j=1,\cdots,q)$について繰り返し，平均自乗誤差が最小となる変数x_j を選択し，$f(x_j)$ を決定する．

(2)　2変数による部分表現

2 変数のすべての組合せについて，トレーニング・データを用いた学習により，最適部分表現$y^1{}_{ij}$を得る．

$$y^1{}_{ij}=f(x_i,x_j)=\sum_{k=1}^{r_2}\mu_k W_k$$

$$\mu_k=\exp\left(-\frac{(x_i-a_{ki})^2}{b_{ki}}-\frac{(x_j-a_{kj})^2}{b_{kj}}\right)$$

次に，チェッキング・データを用いて，推定値 $y^1{}_{ij}$と観測値との平均自乗誤差Δ_{ij}を計算する．

以上の手順を${}_qC_2$とおりについて繰り返し，この誤差が最小となる2変数を選択し，$f(x_i,x_j)$ を決定する．

Step4　部分表現の選択

Step3における，すべてのΔ_jとΔ_{ij}の中から小さい順にF個(Fは選択の自由度)選び出し，それらに対応する部分表現を選択する．本研究では，簡単のためF=1とする．

Step5　第2選択層

第1層で選択された最適部分表現をy^1とすると，第2層では，実測値と第1層の推定値との残差$z=y^*-y^1$が新たな出力となる．これらの出力に対して，第1層で選ばれなかった残りの変数を用いて，Step3により，部分表現を発生させる．その結果，第2層での部分表現は次のようになる．

$$y^2{}_j=y^1+f(x_j),\quad y^2{}_{ij}=y^1+f(x_i,x_j)$$

これらの中から，Step4により最適部分表現$f(x_j)$あるいは$f(x_i,x_j)$を選択し，次層へ進む．

以上の手順を以降の層で繰り返すことにより，第p層での部分表現は，次のようになる．

$$y^p{}_j=y^{p-1}+\cdots+y^3+y^2+f(x_j),\quad y^p=y^{p-1}+\cdots+y^3+y^2+f(x_i,x_j)$$

Step6　停止規則

モデル1と同様である．

以上の手順において，学習則は，誤差の評価関数を

$$E=(y^*-y^p)^2/2$$

とし，式(4),(5)および(6)におけるδ^{pm}を

$$\delta^{pm}=y^*-y^p$$

としたものが用いられる．

2.4 ニューロ・ファジィGMDHと多層型ニューラルネットワークの比較

ネットワーク型のニューロ・ファジィGMDHと多層型ニューラルネットワークの教師付き学習の比較をするために，

$$y=0.5+0.5\cdot\prod_{j=1}^{5}\sin(\pi x_j) \quad (7)$$

$$y=(0.5+0.5\cos(2\pi x_1)+x_2x_3+x_4\sin(\pi x_5)+0.5x_6)^2/5 \quad (8)$$

を理想モデルとして，学習のシミュレーションを行った．入力変数の変域を区間[0,1]とし，その中で求めた一様乱数を入力$x_j(j=1,\cdots,6)$として，トレーニング・データ50件，チェッキング・データ50件に分割した．ネットワークは，図1で入力変数を6個にした3層と4層のものを用いた．x_6はネットワークの入力変数としては存在するが，式(7)の理想モデルには存在しない．図2に，式(7)をモデルA，式(8)をモデルBとして，二つの同定手法に対するトレーニング・データとチェッキング・データのそれぞれにおける推定値と理想出力との自乗誤差の和を示す．モデルBではあまり差はないが，モデルAの単峰形関数の場合には，ニューロ・ファジィGMDHが，同定精度，予測精度ともよく，収束も早い．

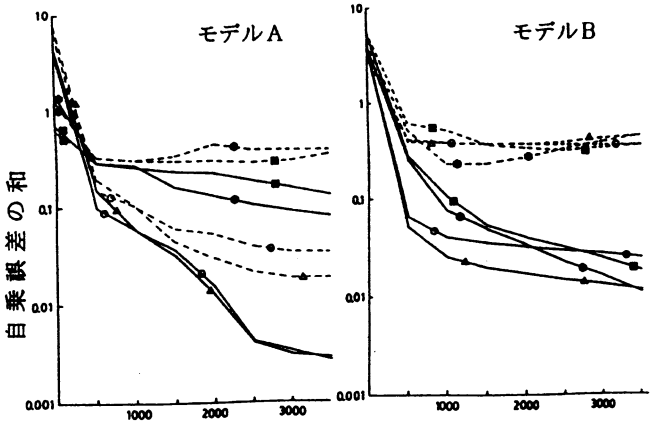


図2 ニューロ・ファジィと3層ニューラルネットの比較

○:3層ニューロ・ファジィ ■:3層ニューラルネット(10h.u.)
△:4層ニューロ・ファジィ ●:3層ニューラルネット(30h.u.)
—— :トレーニングデータ ----- :チェッキングデータ

3．ニューロ・ファジィGMDHによる切断砥石の摩耗方程式の同定

上述のネットワーク型(モデル1)と逐次変数導入型(モデル2)の2種類のニューロ・ファジィGMDHによって，砥石切断実験で得られた入出力データを用いて，砥石の摩耗方程式を同定する．

研削加工における砥石摩耗は，次式に示す研削比Gによって表される．

G=(被削材の除去体積)／(砥石の摩耗体積)

さらにGは，送りsによって

$$sG^n=C \quad (9)$$

と関係づけられる．ただし，nとCは定数である．式(9)では，研削比Gを左右する因子として送りsのみが与えられており，他の因子は考慮されていない．本研究では，砥石切断の作業条件を広い範囲で適用できる数学モデルを得るために，研削比を種々の要因からなる関数とみなし，これをモデル1およびモデル2によって同定する．このときの摩耗方程式は，研削比を出力とし，被削材の化学成分と機械的性質，砥石の因子，研削油剤の成分と物理的性質および切断条件である砥石周速と送りを入力変数とするものである．そこで，モデル同定用に，以下に示す入力変数を選択した．

x_1:砥石周速,x_2:送り,x_3:砥石の種類,x_4:砥石粒度
x_5:結合度,x_6:粘度,x_7:比熱,x_8:摩擦係数,x_9:硫黄分
x_{10}:炭素,x_{11}:被削材の硫黄分,x_{12}:クロム,x_{13}:伸び
x_{14}:ブリネル硬度

上に示す因子において，砥石の種類は定量化できないため，A，WAおよびGCをそれぞれ-1,0および1とコード化した．また，結合度については，砥石が非常に薄いため，通常の結合度試験が行えず，したがって，砥石密度を用いた．

3.1 モデル同定の結果

(1)ネットワーク型ニューロ・ファジィGMDH(モデル1)

モデルの構造を図1と同様とし，14個の入力変数で各部分表現への入力を2変数とすると，各層の部分表現の数は7個となる．また，各層の部分表現の学習係数を0.01，学習回数を100回とする．さらに，パラメータaの初期値として，各部分表現とも$a_{11}=0,a_{12}=0,a_{21}=1,a_{22}=0,a_{31}=0,a_{32}=1,a_{41}=1,a_{42}=1$のように設定した．図3にトレーニング・データ（27個）とチェッキング・データ（10個）による推定値と実測値の比較を示す．

(2)逐次変数導入型ニューロ・ファジィGMDH(モデル2)

各部分表現の学習係数は0.01，学習回数は300回とし，1変数による部分表現のルール数は$r_1=3$で，$a_1=0,a_2=0.5,a_3=1.0$，また，2変数による部分表現のルール数は$r_2=4$で，ネットワーク型と同じとした．図3に，トレーニング・データとチェッキング・データによる推定値を破線で示す．同図において，一点鎖線で示した従来のGMDHと二つの提案手法の同定精度を比較すると，後者は前者より精度がよく，特にネットワーク型では，11番目の突出したデータ点にもよく追随しており，精度のよいことが分かる．

3.2 追加実験による予測精度

得られたモデルで，研削比をどの程度正確に予測できるかを検討するために，追加実験データ[6]を用いて出力値を予測し，その予測値と実測値との平均自乗誤差を求めた．また，追加実験データを1個ずつトレーニング・データに加え，その都度パラメータを推定し，残りの追加データに対する予測値を求めて，上と同様に平均自乗誤差を求めた．

これらの結果を図4に示す．図において，実線は，実験の行われた順にトレーニング・データに加えた結果であり，破線は，それとは逆の順にトレーニング・データに加えたものである．図から，追加データを，パラメータ推定用に加えるに従って予測誤差が減少することが分かる．このことから，モデルの構造を変えずに，パラメータを逐次推定することによって，モデルの精度を向上させることができる．

4．最適作業条件の設定

種々の作業条件を入力変数とし，研削比を出力とする数学モデルが得られれば，与えられた被削材に対して，研削比を最大にする作業条件を求めることができる．その方法として，ここでは単一変数変化法を用いた．一例として，被削材S35Cを与えた場合の研削比が最大になる各入力変数の値を以下に示す．

砥石周速：1700(m/min)，送り：16.8(mm/min)，砥粒：A砥粒，粒度：140，結合度：2.351，研削油剤の粘度:17.09(40℃-cSt)，比熱：0.744(cal/g℃)摩擦係数:0.37，硫黄分：1.86(%)

これらに対応する研削比の値は，G=11.441である．

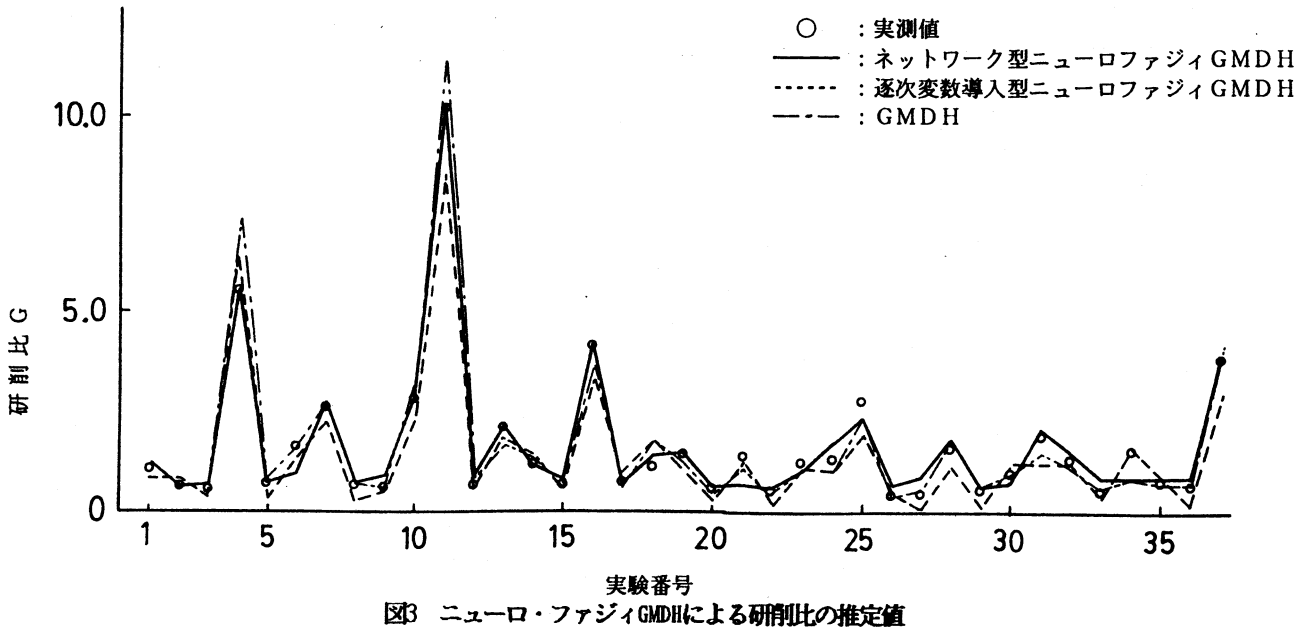


図3 ニューロ・ファジィGMDHによる研削比の推定値

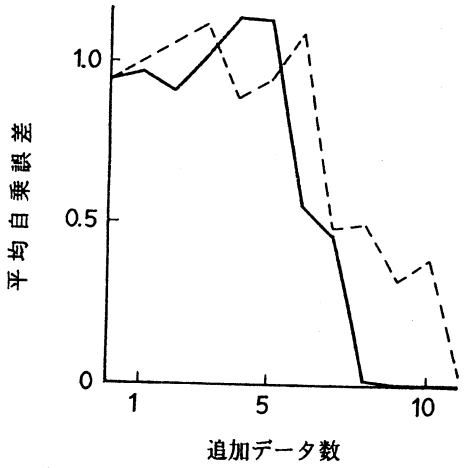


図4 追加データに対する研削比の予測

5．結論

(1) GMDHの部分表現にファジィモデルを適用し，階層構造にしたニューロ・ファジィGMDHを提案した．

(2) 提案アルゴリズムによって，切断砥石の摩耗方程式を同定し，その精度が従来のGMDHアルゴリズムより優れていることを示した．

(3) 得られたモデルは，被削材，砥石，研削油剤の因子，砥石周速および送りを入力変数としており，これらの組合せに対して研削比を推定することができ，また研削比が最大となる入力変数の組合せを求めた．

(4) 得られたモデルによって，追加データに対する予測を行い，学習データを増加させることによって予測精度が向上することを示した．

謝辞 大阪府立大学経営工学科の山口仁史（現シャープ（株）），野村和宏（現松下電工（株））両君の協力を得た．

参考文献

[1]市橋，渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2, No.3, pp.429-437(1990).

[2]池田：GMDHの基礎と応用Ⅰ，システムと制御，第23巻，第12号，pp.710-717(1979).

[3]市橋：階層的ファジィモデルによる誤逆差伝播学習ーオンラインのGMDHアルゴリズム，第6回ファジィシンポジウム，pp.539-541(1990).

[4]A.N.Mucciardi:Nuromine Nets as the Basis for the Predictive Component of Robot Brains, Cybernetics, Artificial Intelligence & Ecology, Spartan Books, New York, pp.159-194(1972).

[5]A.G.Ivakhnenko et al.: GMDH Algorithm with Successive Determination of Polynomial Trends the Most Essential Variables, Soviet Automatic Control, Vol.5, No.2, pp.44-54(1972).

[6]K.Nagasaka et al.: Optimum Combination of Operating Parameters in Abrasive Cut-off, Int.J.Machine Tools & Manufacture, Vol.27, No.2, pp.167-179(1987).

[問い合わせ先]
〒593 堺市学園町１－１
大阪府立大学工学部経営工学科
長坂一徳
TEL 0722-52-1161
FAX 0722-59-3340

TC6-2

ニューロ・ファジィ逆解析による断層撮影法
Computed Tomography by Neuro-Fuzzy Inversion

市橋秀友 H. ICHIHASHI
木村尚博 N. KIMURA

大阪府立大学 工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

Abstract A method of computerized tomography using Neuro-Fuzzy is proposed. With this method, detailed pictures of the spatial distribution of attenuation or propagation velocity can be reconstructed. Neuro-Fuzzy is an iterative learning algorithm using fuzzy models consist of Gaussian membership functions. The line integrals of the fuzzy model can be obtained in a simple manner and the spatial distribution is calculated from the line integrals along rays in a plane.

1. はじめに

逆問題（inverse problem）は，システム同定，ロボット制御，パターン認識，医療診断などの多くの分野に存在する．なかでもＣＴ（Computed Tomography，計算機断層撮影）の技術は医療や非破壊検査の分野で用いられている[1]．本研究では，遠隔的な手段による対象の計測およびその可視化の技術としての逆解析（inversion）にニューロ・ファジィ手法を応用する．

逆解析のアプローチには，気象・船舶用の電磁波レーダ，非破壊検査や生体医療診断用の超音波トモグラフィー等の対象物からの反射を計測する方法と，Ｘ線ＣＴのように透過量または時間を計測する方法がある．透過法では，電流，電磁波，音波，弾性波など種々の駆動源によるＣＴが開発されている[1-2]．光線モデルを用いる透過法では，駆動波直線通過時の全減衰量または時間が局部の重ね合わせによるとして，多元連立方程式が立てられる．その解法には，直接解法と，ラドン変換やフーリエ変換による方法の２つがあり，Ｘ線ＣＴでは後者の手法が用いられている．医療用Ｘ線ＣＴなどでは，駆動源の照射と検出が対象物を含んだ円形領域の周りの全方向から行われ，フーリエ変換によるインバージョンが有効に利用されている．しかし地殻探査などのように，対象物が巨大であったり，駆動源と検出器の設置に多くの制約がある場合は，前者の直接解法が用いられている[3]．本研究では，ニューロ・ファジィモデル[4-5]のなめらかな関数近似能力を生かした直接解法を提案する．

ニューロ・ファジィモデルとは，菅野のファジィ推論[6]の結論部を定数項のみとし，メンバシップ関数にガウス基底を用いた簡略ファジィ推論の数式モデルであり，ニューラルネットワークの学習法（勾配法）を用いるものである．Radial Basis Functions Network[7-8]，のひとつであるが，ファジィ推論モデルとも，３層ニューラルネットワークともみなすことができるので，ニューロ・ファジィと呼ばれている[4-5]．本提案法は，波動性を考慮しない光線モデルを仮定し，対象物のいくつかの限られた方向のみから計測されたデータをもとに，伝播時間の場合は伝播時間分布（速度分布），減衰量の場合は減衰係数の分布をニューロ・ファジィモデルを用いて可視化するものである．通常のＣＴでは，領域が格子状のメッシュに分割されるが，提案法では，つり鐘型メンバシップ関数（ガウス基底）によってファジィ分割（ファジィパーティション[6]）されるために，画像の濃淡が階段状でなくなめらかに変化する．本提案法は，駆動源と検出器の設置数が少なく，少数の計測データから，なめらかに変化する媒質の分布を復元するものである．

2. ニューロ・ファジィモデルの積分

簡略ファジィ推論はファジィ推論に用いられるMinimum演算をかけ算にして，ルール結論部のファジィ集合を普通の実数値（単集合）にしたものである．第ｋ番目のファジィルールを

If x_1 is A_{1k} and x_2 is A_{2k} then y is w_k

とする．If- の部分を条件部，then- の部分を結論部という．次式のガウス基底をメンバシップ関数とする．

$$A_{ik}(x_i)=\exp\left(-\frac{(x_i-a_{ik})^2}{b_{ik}}\right) \quad (1)$$

ただし，ｋはルール番号でa_{ik}とb_{ik}はルールごとに設定するものとする．また，第ｋルールの条件部適合度合を次式のようにする．

$$\mu_k(x_1,x_2)=A_{1k}(x_1)\times A_{2k}(x_2) \quad (2)$$

ルールの数をＫとし，第ｋルールの結論部実数値をw_kとすると，モデルの出力$f(x_1,x_2)$は

$$f(x_1,x_2)=\sum_{k=1}^{K}\mu_k(x_1,x_2)\cdot w_k \quad (3)$$

となる．ｋはルール番号であり，２次元ガウス基底の番号でもある．$\mu_k(x_1,x_2),(k=1,\cdots,9)$のグラフを図１に示す．出力$f(x_1,x_2)$は$\mu_k(x_1,x_2)$の$w_k$による重み付の線形和である．

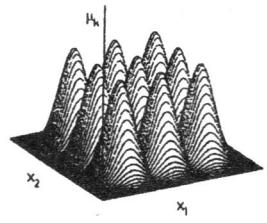


図１ $\mu_k(x_1,x_2)$のグラフ $(k=1,\cdots,9)$

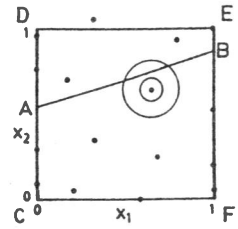


図２ 対象断面

図２の領域ＣＤＥＦにおける$f(x_1,x_2)$の直線ＡＢに沿った線積分を考える．２点Ａ$(0,x_2^A)$，Ｂ$(1,x_2^B)$を通る直線は，$x_2=\alpha x_1+x_2^A$と表される．ただし，$\alpha=x_2^B-x_2^A$である．直線ＡＢ上の点(x_1,x_2)を媒介変数ｚを用いて，

$$x_1=\frac{z}{\sqrt{1+\alpha^2}}$$

$$x_2=\frac{\alpha z}{\sqrt{1+\alpha^2}}+x_2^A$$

とする．ｚは点Ａから直線ＡＢ上の点(x_1,x_2)までの長さを表している．いま(2)式の２次元

ガウス基底$\mu_k(x_1, x_2)$の1つを

$$\mu(x_1, x_2)=\exp\left(-\frac{(x_1-a_1)^2+(x_2-a_2)^2}{b}\right)$$

とする．ただし，添え字kは省略している．また，b_{1k}とb_{2k}は簡単化のために等しいとし，bで表している．図2の円はガウス基底の等高線を表している．このとき，

$$(x_1-a_1)^2+(x_2-a_2)^2$$
$$=\left(\frac{z}{\sqrt{1+\alpha^2}}-a_1\right)^2+\left(\frac{\alpha z}{\sqrt{1+\alpha^2}}+x_{\frac{1}{2}}-a_2\right)^2$$
$$=\left(z-\frac{\alpha(x_{\frac{1}{2}}-a_2)-a_1}{\sqrt{1+\alpha^2}}\right)^2+\frac{(\alpha a_1+x_{\frac{1}{2}}-a_2)^2}{1+\alpha^2}$$

であるので，

$$\mu(z)=\zeta\exp\left(-\frac{(z-a_3)^2}{b}\right)$$

となる．ただし

$$\zeta=\exp\left(-\frac{(\alpha a_1+x_{\frac{1}{2}}-a_2)^2}{(1+\alpha^2)b}\right)$$

$$a_3=\frac{\alpha(x_{\frac{1}{2}}-a_2)-a_1}{\sqrt{1+\alpha^2}}$$

である．したがって2点A，Bを通る直線に沿った2次元のガウス基底$\mu(x_1, x_2)$の線積分は，積分領域を$-\infty$から$+\infty$とすると

$$\int_{-\infty}^{\infty}\mu(z)dz=\zeta\sqrt{\pi b} \qquad (4)$$

で，ファジィモデルの出力$f(x_1, x_2)$の直線ABに沿った線積分は(3)式から次のようになる．

$$\int_{-\infty}^{\infty}f(z)dz=\sum_{k=1}^{K}\zeta_k\sqrt{\pi b_k}\cdot w_k$$

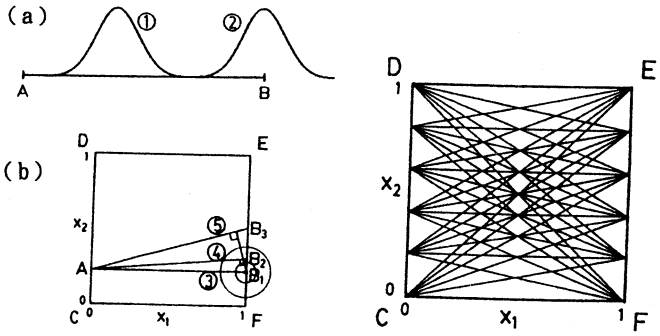


図3　ガウス基底の配置　**図4　伝播路の設定**

ところで，以下で述べる逆解析には$\mu(z)$の区間ABでの定積分が必要となるが，図3(a)の①に示すように，区間の両端AおよびBにおいて$\mu(z)$の値がほぼ0である場合は，(4)式で近似できる．また図3(a)の②および(b)の③，④のようにガウス基底の中心が積分区間の両端AまたはBにほぼ等しいときは近似的に$\zeta\sqrt{\pi b}/2$となる．そこで図2の例のようにガウス基底の中心を領域の内部に配置するものと，両端の線分CDとEF上に配置するものとの2種類とする．図2の16個の黒丸はガウス基底の中心を表している．そして内部に配置するものについてはCDおよびEF上で，またCD上に配置するものついてはEF上で，EF上のものについてはCD上で$\mu(x_1, x_2)\fallingdotseq 0$とすると上述の近似が成立する．CDまたはEF上に配置されたガウス基底の中心から直線ABに下した垂線が鉛直方向から大きく傾く程（図3(b)の⑤），そのガウス基底の線積分の近似が成立しなくなる．しかし，AB上での$\mu(x_1, x_2)$の値が小さくなるので$f(x_1, x_2)$のAからBまでの線積分には，その誤差があまり影響しない．

3．断層画像への応用

図2は対象物の断面であり，線分ABが1つの波の伝播路L_pであるとする．伝播時間分布あるいは減衰係数分布などの媒質の分布をニューロ・ファジィモデルの出力$f(x_1, x_2)$で近似的に表現する．1つの伝播路L_pに沿ったプロジェクション（投影）I_pは，波動性を考慮しない光線モデルを仮定すると

$$I_p=\int_{L_p}f(x_1, x_2)dz,\quad (p=1, \cdots, P)$$

と書ける．図2の対象断面において，駆動源（送波器）は，CD上（$x_1=0$）を移動し，検出器（受波器）はEF上（$x_1=1$）を移動するものとする．図4の例に示すように，駆動源をQ箇所，検出器をR箇所に移動させて計測すると，$P=Q\times R$本の伝播路それぞれについて計測値I_p^*がえられる．そこで，評価関数

$$E_1=\frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}(I_p-I_p^*)^2$$

を最小化するような，ニューロ・ファジィモデルの未知パラメータa_{ik}，b_k，w_kを求める非線形計画問題として定式化する．未知パラメータの最適解は，媒質の分布$f(x_1, x_2)$を回復するものであり，$f(x_1, x_2)$をコンピュータグラフィックスにより可視化できる．

伝播路L_pに沿った$f(x_1, x_2)$の線積分I_pは(4)式の近似をもとに，

$$I_p\fallingdotseq\sum_{k=1}^{K}\zeta_{kp}\sqrt{\pi b_k}\cdot w_k+\frac{1}{2}\sum_{k=K+1}^{K+J}\zeta_{kp}\sqrt{\pi b_k}\cdot w_k \qquad (5)$$

となる．ただし，図2の断面領域の内部に配置されたK個のガウス基底の番号が$k=1, \cdots, K$であり，線分CD上とEF上に配置されたJ個のガウス基底の番号が$k=K+1, \cdots, K+J$である．またζの値は，伝播路L_pとガウス基底μ_kによって異なるので，添字kとpを用いている．

$\delta_p=I_p^*-I_p$とすると$\dfrac{\partial E_1}{\partial I_p}=\delta_p$であるので，

$$\frac{\partial E_1}{\partial w_k}=\sum_{p=1}^{P}\delta_p\cdot\frac{\partial I_p}{\partial w_k}$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{ik}}=\sum_{p=1}^{P}\delta_p\cdot\frac{\partial I_p}{\partial a_{ik}}\quad (i=1, 2)$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial b_k}=\sum_{p=1}^{P}\delta_p\cdot\frac{\partial I_p}{\partial b_k}$$

である．

$\beta_{kp}=(\alpha_p a_{1k}+x_{2p}-a_{2k})/[\{1+(\alpha_p)^2\}b_k]$，$\gamma_{kp}=\zeta_{kp}\sqrt{\pi b_k}$，ただし，$x_{\frac{1}{2}p}$は伝播路$L_p$の左端（図2のA点）の$x_2$座標の値であるとすると，$k=1, \cdots, K$のとき，

$$\frac{\partial I_p}{\partial w_k}=\gamma_{kp}$$

$$\frac{\partial I_p}{\partial a_{1k}}=-2\alpha_p\cdot\beta_{kp}\cdot\gamma_{kp}\cdot w_k$$

$$\frac{\partial I_p}{\partial a_{2k}}=2\beta_{kp}\cdot\gamma_{kp}\cdot w_k$$

$$\frac{\partial I_p}{\partial b_k} = (\beta_{kp})^2 \cdot \{1+(\alpha_p)^2\} + \frac{1}{2b_k}\beta_{kp}\cdot\gamma_{kp}\cdot W_k$$

となる．またk=K+1,…,K+Jのときには，それぞれ右辺が1/2倍される．

ところで，図4に示すような場合には，線分ＣＤとＥＦは，地中への試錘孔であったり，壁面であったりするので，本研究では，ボーリング調査や表面の検査などによってＣＤ間とＥＦ間の媒質の分布は既知であるとして，それも学習用データとして用いる．

また，2章でのニューロ・ファジィモデルの線積分で述べたように，領域の内部に配置するガウス基底（その番号をk∈Sとする）については，線分ＣＤとＥＦ上で，ＣＤ上に配置するもの（その番号をk∈Tとする）についてはＥＦ上で，またＥＦ上に配置するもの（その番号をk∈Uとする）については，ＣＤ上で$\mu_k(x_1,x_2)\fallingdotseq 0$という条件が必要である．そこで，線分ＣＤ上に選んだデータ点（選点）を$(x_1,x_2)\in V$，ＥＦ上に選んだデータ点を$(x_1,x_2)\in W$とし，そこでの既知の媒質分布（減衰係数など）の値を$f^*(x_1,x_2)$とする．そして評価関数E_2を

$$\begin{aligned}E_2 = \frac{1}{2}\Bigg[&\sum_{(x_1,x_2)\in V}\Big\{\sum_{k\in T}\mu_k(x_1,x_2)\cdot W_k - f^*(x_1,x_2)\Big\}^2 \\ &+\sum_{(x_1,x_2)\in W}\Big\{\sum_{k\in U}\mu_k(x_1,x_2)\cdot W_k - f^*(x_1,x_2)\Big\}^2 \\ &+\sum_{k\in S}\sum_{(x_1,x_2)\in V\cup W}(\mu_k\cdot W_k)^2 \\ &+\sum_{k\in T}\sum_{(x_1,x_2)\in W}(\mu_k\cdot W_k)^2 \\ &+\sum_{k\in U}\sum_{(x_1,x_2)\in V}(\mu_k\cdot W_k)^2\Bigg]\end{aligned}$$

とする．ただし，k∈Tまたはk∈Uのとき$\mu_k(x_1,x_2)=A_{2k}(x_2)$とする．そして，総合した評価関数Eを$E=E_1+\eta E_2$とする．ただしηは正の重み定数である．

このとき，E_2の勾配ベクトルは，

$$\frac{\partial E_2}{\partial W_k} = \sum_{(x_1,x_2)\in G_k}\delta(x_1,x_2)\cdot\mu_k(x_1,x_2) + \sum_{(x_1,x_2)\in H_k}(\mu_k)^2\cdot W_k$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial a_{ik}} = \sum_{(x_1,x_2)\in G_k}\frac{2(x_i-a_{ik})}{b_k}\cdot\delta(x_1,x_2)\cdot\mu_k(x_1,x_2)\cdot W_k + \sum_{(x_1,x_2)\in H_k}\frac{2(x_i-a_{ik})}{b_k}\cdot(\mu_k\cdot W_k)^2$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial b_k} = \sum_{(x_1,x_2)\in H_k}\frac{(x_1-a_{1k})^2+(x_2-a_{2k})^2}{(b_k)^2}\cdot\delta(x_1,x_2)\cdot\mu_k(x_1,x_2)\cdot W_k + \sum_{(x_1,x_2)\in H_k}\frac{(x_1-a_{1k})^2+(x_2-a_{2k})^2}{(b_k)^2}\cdot(\mu_k\cdot W_k)^2$$

となる．ただし，k∈Tのとき

$$\delta(x_1,x_2) = \sum_{r\in T}\mu_r(x_1,x_2)\cdot W_r - f^*(x_1,x_2)$$

であり，k∈Uのときはr∈Uとして和（Σ）をとる．G_k，H_kはデータ点の集合V，W，およびV∪Wのどれかで（$G_k,H_k\in\{V,W,V\cup W\}$），たとえばk∈Tのとき$(x_1,x_2)\in W$のように各々のkに対して前述のように定められているとする．

このとき，勾配法に基づく学習則は，

$$W_k^{NEW} = W_k^{OLD} - \tau\frac{\partial E_1}{\partial W_k} - \tau\cdot\eta\frac{\partial E_2}{\partial W_k}$$

$$a_{ik}^{NEW} = a_{ik}^{OLD} - \tau\frac{\partial E_1}{\partial a_{ik}} - \tau\cdot\eta\frac{\partial E_2}{\partial a_{ik}}$$

$$b_k^{NEW} = b_k^{OLD} - \tau\frac{\partial E_1}{\partial b_k} - \tau\cdot\eta\frac{\partial E_2}{\partial b_k}$$

となる．ただし，k=K+1,…,K+J については，k∈Tのときは，ガウス基底の中心が線分ＣＤ上に固定されているので$a_{1k}=0$であり，k∈UのときはＥＦ上に固定されているので$a_{1k}=1$である．したがって，k=K+1,…,K+J(k∈T∪U)についてa_{1k}の変更（学習）は行わない．

以上では，ガウス基底のパラメータb_kは入力変数x_1とx_2について同じであるとして簡単化しているが，b_{1k},b_{2k}のように2種類に設定しても同様に定式化できる．このようにするとパラメータ数が増えるが近似精度は向上する．（4）式に対応する2次元ガウス基底$\mu(x_1,x_2)$の直線ＡＢに沿った線積分は

$$\int_{-\infty}^{\infty}\mu(z)dz = \zeta\sqrt{\frac{\pi\cdot b_1\cdot b_2\{(\alpha)^2+1\}}{(\alpha)^2 b_1+b_2}}$$

ただし，

$$\zeta = \exp\left(-\frac{(\alpha a_1+x_2^{\frac{1}{2}}-a_2)^2}{(\alpha)^2 b_1+b_2}\right)$$

となる（添え字kは省略してある）．この場合のシミュレーション結果は第5章で示す．

4．線積分の補正

第2章での線分ＡＢに沿った線積分の近似は，ガウス基底の中心がＣＤ上かＥＦ上にあるとき，それを$\zeta\sqrt{\pi b}/2$とすると，図3の④や⑤のように誤差がある．あらゆる方向に伝播路が設定でき，線積分の精度をよくする必要がある場合には，次のような補正を行う．図3において，線分ＡＢの両端ＡとＢにおけるZの値は，それぞれ0と$\sqrt{1+\alpha^2}$である．またガウス基底の中心(a_1,a_2)から直線ＡＢに下した垂線の足でのzの値はa_3である．計算式が簡単なWilliams[9]による正規分布関数の近似式（平均0，分散1）

$$\phi(u)\fallingdotseq\frac{1}{2}+\frac{1}{2}\left\{1-\exp\left(\frac{-2u^2}{\pi}\right)\right\}^{\frac{1}{2}},\ u\geq 0$$

を用いる．$u=(z-a_3)/(\sqrt{b}/2)$を代入してI_p^*を次のように補正しながら学習を繰り返す．

i）ガウス基底の中心がＣＤ上のとき（$a_1=0$）

a） $a_3\geq 0$ のとき

I_p^*に $-\frac{1}{2}\zeta\sqrt{\pi b}\cdot W\cdot\left\{1-\exp\left(\frac{-4(a_3)^2}{\pi b}\right)\right\}^{\frac{1}{2}}$ を加える．

b） $a_3<0$ のとき

I_p^*に $\frac{1}{2}\zeta\sqrt{\pi b}\cdot W\cdot\left\{1-\exp\left(\frac{-4(a_3)^2}{\pi b}\right)\right\}^{\frac{1}{2}}$ を加える．

ii) ガウス基底の中心がＥＦ上のとき($a_1=1$)

a) $a_3 \leqq \sqrt{1+\alpha^2}$ のとき

I_p^*に　$-\frac{1}{2}\zeta\sqrt{\pi b}\cdot w\cdot$

$$\left\{1-\exp\left(\frac{-4(\sqrt{1+\alpha^2}-a_3)^2}{\pi b}\right)\right\}^{\frac{1}{2}}$$を加える.

b) $a_3 > \sqrt{1+\alpha^2}$ のとき

I_p^*　に　$\frac{1}{2}\zeta\sqrt{\pi b}\cdot w\cdot$

$$\left\{1-\exp\left(\frac{-4(\sqrt{1+\alpha^2}-a_3)^2}{\pi b}\right)\right\}^{\frac{1}{2}}$$を加える.

本来I_pからこれらの補正値を引き学習則を求めるべきであるが，学習則が複雑になり学習時の計算時間が長くなるので，I_p^*の値を上式のように補正する.

5．数値シミュレーション

伝播路L_pを図４のように，駆動源と検出器の各々６カ所の位置から３６本設定した．またデータ点$(x_1, x_2)\in V$, Vは線分ＣＤとＥＦ上に各々５個を等間隔に選んだ．図５－１から図５－３において，(a)はシミュレーションに用いた真の媒質分布で，(b)は学習後のニューロ・ファジィモデルの出力値を表している．(a)，(b)とも媒質の分布$f(x_1, x_2)$の３次元グラフィックスと等高線図（断面画像）を示しており，等高線図中の$\circ$は学習後のガウス基底の中心を示す.

図５－１の(b)は，ガウス基底を９個用いた場合で，表１に評価関数の値の変化を示した．図５－２(b)はパラメータbをb_1とb_2の二つにした場合である．図５－３の(b)は，$a_1=0$ または $a_1=1$ で $0\leqq a_2\leqq 1$ の範囲（線分）にガウス基底をそれぞれ５個ずつ，領域内にガウス基底を１６個（合計２６個）用いた場合の10万回学習後の結果である．計算時間はPC9801NA（数値演算プロセッサ付き）で約8時間である.

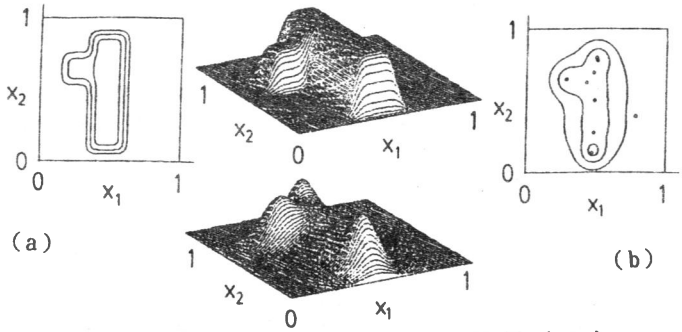


図５－１　数値シミュレーション結果（１）

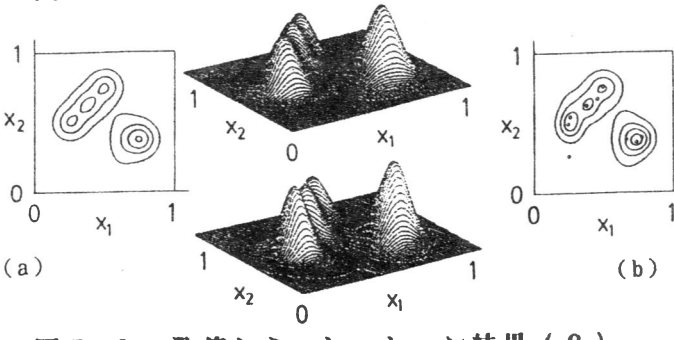


図５－２　数値シミュレーション結果（２）

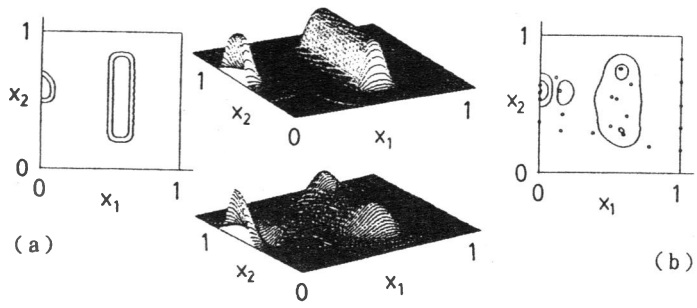


図５－３　数値シミュレーション結果（３）

表１　評価関数の値の変化

学習回数	０回	１０万回	２０万回
E	4.084554	0.076861	0.030323

図５の結果は，きわめて制約された少ない伝播路からの断層画像の復元であり，より忠実に復元するためには断面領域の縦方向の計測も必要であると考えられる.

6．おわりに

本研究では，ガウス基底を用いたファジィモデルの積分が簡潔に表現されることを生かした断層画像の再現法を提案した．長方形のメッシュ分割を行う従来法[3]に比べて相当の計算時間を要するが，なめらかに変化する媒質の分布を表現するのに適している．駆動源と検出器の設置に制約があり，十分な数の伝播路が確保できない場合は，少ない数の計測値から，媒質の分布を補間的に求める必要がある．このような対象には提案法が適していると考えられる．また，計算機の長足の進歩を考えると近い将来には，多くの伝播路からの計測値を用いて，高速にかつ精度良く，広い領域の画像を復元する事が可能になると期待される.

<参考文献>

[1] 加川：逆問題とＣＴ，コンピュートロール，第３９号，pp.3-13(1992)

[2] 島：電気探査と地盤可視化，コンピュートロール，第３９号，pp.33-40(1992)

[3] K.A.Dines and R.J.Lytle: Computerized Geophysical Tomography, Proc. of IEEE, Vol.67, No.7, pp.1065-1073(1979)

[4] H.Ichihashi: Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network, Proc. of International Fuzzy System Association Fourth World Congress, Brussels, Belgium, vol. Eng. pp.49-52(1991).

[5] 市橋：ニューロ・ファジィによる一対比較の数量化法，日本ファジィ学会誌，Vol.4, No.5, pp.958-967(1992)

[6] 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)

[7] D.S.Broomhead and D.Lowe: Multivariable Functional Interpolation and Adaptive Networks, Complex Systems, Vol.2, pp.321-355(1988)

[8] T.Poggio and F.Girosi: Regularization Algorithms for Learning that Are Equivalent to Multilayer Networks, Sciences, Vol.247, pp.987-982(1990).

[9] J.D.Williams: An Approximation to the Probability Integral, Ann. Math. Statist. Vol.17, pp.363-365(1946)

[問い合わせ先] 593堺市学園町１－１
大阪府立大学工学部経営工学科
市橋秀友

TC6-3

ファジィネットによるオフラインサイン認識における一考察

渡辺 成* 古橋 武* 小幡 賢三** 内川 嘉樹*

*名古屋大学工学部 **日本電装株式会社

A Study on Off-Line Signature Recognition Using Fuzzy Net

Shigeru WATANABE* Takeshi FURUHASHI* Kenzo OBATA** Yoshiki UCHIKAWA*

*Faculty of Engineering, Nagoya University **Nippon Denso Co.,Ltd.

Abstract : This paper presents a method of off-line signature recognition using feature strokes and a fuzzy net. The stroke has features of signatures, and the fuzzy net proposed by the authors can extract personal characteristics from the strokes. An experiment is done to show the feasibility of the new method.

1 はじめに

近年、手書き文字認識に関する研究がさかんになされている。オンライン認識は文字の形状の他に、筆圧、筆速等認識に利用できる情報が多く実用化が進んでいる。これに対してオフラインの手書き文字認識は、利用できるデータが文字の形状のみであるため、技術的に難しく、認識率の高いシステムの実現が困難になっている。

筆者らは、手書き文字認識の一種であるサインの認識システムの構築を目指して研究を進めている[1][2]。サインの認識のためにはサインの筆者の個人性特徴を把握する必要がある。個人性特徴を明確に把握することができれば、認識性能を向上させる手法を検討することができるのみならず、認識システムの処理効率の向上を計ることも可能となり、実用的なオフラインサイン認識システムの実現を期待できる。また、人間がサインの真偽を判断する場合の支援を行うことも可能である。

手書き文字の個人性特徴に注目した文字認識の研究は以前から報告されている[3][4]。また、手書き文字から筆者識別を行う研究例も報告されている[5]。しかし、従来の研究では、個人性特徴を我々に判りやすい形で自動抽出する手法は示されていなかった。

ニューラルネットワークにより文字認識知識を自動獲得する研究が近年盛んになされている。特に手書き文字は筆者による文字の変形が大きく、認識のためのルールの獲得が困難であるため、ニューラルネットワークが積極的に応用されている[6]~[9]。しかし、ニューラルネットワークにより獲得される認識知識はネットワーク内に分散記憶されるために、文字のどの特徴が捉えられているのか解析することが困難である。また、文献[7]では、自己組織化アルゴリズムにより入力データの大分類をLVQにより行う手法が示されているが、大分類された入力データにおいてどの特徴が重視されているかを知ることはできない。

一方、手書き文字の筆者による変形をファジィデータとして捉え、ファジィ推論を用いることでオンライン入力文字の認識性能を向上させる研究の報告例もある[10]。

筆者らは、これまでに学習後の結合荷重から個人性特徴を抽出できるファジィネットを提案してきた[1][2]。ファジィネットは単純パーセプトロンの構成を基本とし、入力層の各ユニットはファジィ推論におけるメンバーシップ関数を内部関数に持つ。このメンバーシップ関数により本ネットワークの入力空間はファジィ分割され、本ネットワークは非線形写像能力を有する。また、入力空間がファジィ分割されることで、手書き文字のような入力データの変形を吸収できると期待される。本ネットワークは従来の3層BPタイプのネットワークと比較して構成が極めて簡単であり、学習後の結合荷重から入力データにおいて重視された特徴を容易に知ることができる。このファジィネットを用いて文献[1]ではオンラインのサインデータのもつ個人性特徴を周波数領域における特徴として抽出する手法を提案した。また、文献[2]ではオフラインのサインデータのもつ個人性特徴をストローク密度特徴から抽出する手法を提案した。しかし、ストローク密度特徴は人間がサインを認識する際に注目していると予想される特徴とは、ずれが大きいという問題があった。

本稿では、オフラインのサインデータから自然な個人性特徴を自動抽出する新しい手法について検討する。本稿では、ファジィネットに入力するデータの前処理として、線分における長さ・傾き・曲がりなどから特徴線分を選び出すことを試みる。実験を行い、本手法がサインの個人性特徴抽出に有効であることを示す。

2 前処理

サインデータの前処理は、抽出される個人性特徴、認識率などの優劣を決定する。本稿では、自然な個人性特徴の抽出を目指して、サインデータの前処理を行う。

2.1 細線化

スキャナーで取り込まれたオフラインのサインデータは、1,0(点がある、ない)の画素情報であり、ここから細線化により線分情報を抽出する。本稿では簡単のために左右・上下にサインの画像データを走査した際に生じるサインの影を細線化情報として抽出する。図1(a),(b)はそれぞれスキャナーで取り込まれたサイン、細線化されたサインの例を示す。この手法は簡単であるために計算時間が少なくてすむ。また、

サインの個人性特徴をほぼ保持している。

細線化して得られた画素データから端点を探し (図1(c) の■印) 、端点から端点までを一つの線分とする。

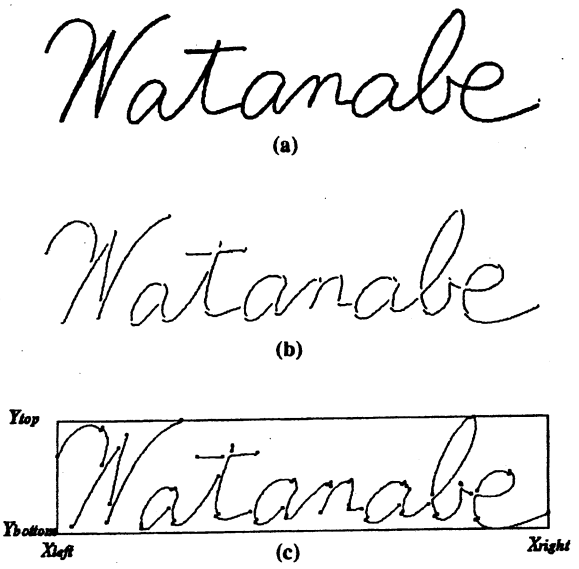


図 1: 線分データの抽出

2.2 線分データ

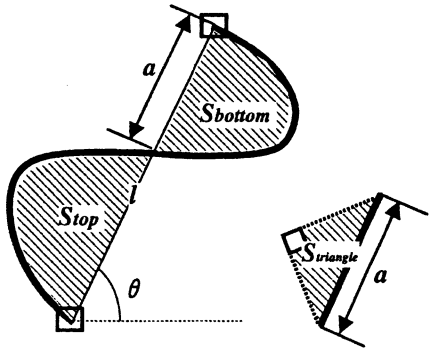


図 2: 曲がり

前節の細線化によって得られた線分データから次の要素を取り出す。

1.重心位置 (X_c, Y_c)

2.長さ (L)

3.曲がり (S_{top}, S_{bottom})

4.傾き (θ)

ここで曲がりは図2(a) に示すように線分の各端点を結ぶ直線 l と線分データが囲む面積 S_{top},S_{bottom} により定義する。また、傾き θ は線分 l と水平線とのなす角度である。

得られたデータを以下の手法により規格化する。重心の位置 X_c, Y_c はそれぞれ細線化して得られたサインの左右・上下の幅 (図1(c) $X_{left} \sim X_{right}, Y_{top} \sim Y_{bottom}$) で正規化し、長さ L はそのサインの最大値 (L_{max}) で正規化してそれぞれ $\hat{X}_c, \hat{Y}_c, \hat{L}$ と表す。また、曲がりは線分 l の一部 a を斜辺にもつ直角二等辺三角形 (図2(b)) の面積 $S_{triangle}$ で正規化し、$\hat{S}_{top}, \hat{S}_{bottom}$ とする。傾きは $-\frac{\pi}{2} \sim \frac{\pi}{2}$ で正規化し、$\hat{\theta}$ と表す。以上の処理により、1つの線分データから $(\hat{X}_c, \hat{Y}_c, \hat{L}, \hat{S}_{top}, \hat{S}_{bottom}, \hat{\theta})$ の6つのパラメータを得ることができる。

2.3 特徴線分

一つのサインデータから多くの線分データが得られる。これら全てを認識に用いれば高い認識率を実現できると期待される。本稿では基礎検討として、長さもしくは曲がりの大きな線分データを選び出して特徴線分とし、これらの線分から個人性特徴の抽出を行う。

正例 (本人が書いたサイン) の1つを基本サインとし、そこから特徴線分を選び出した結果を図3(a) に示す。図3(a) の例では長さもしくは曲がりの大きなものから10個の線分が選ばれている。



図 3: 特徴線分

特徴線分はサインデータごとに少しずつ異なり、他のサインデータから基本サインと同じ位置の特徴線分が選ばれるとは限らない。そこで他の正例サインや負例サイン (他人が書いたサイン) からは基本サインで選ばれた各特徴線分に対して式 (1) の値 Δ を最小にする線分をそのサインの特徴線分として選び出す。ただし、線分間の相対位置を考慮して該当するものがその位置に見当たらない場合はその線分に対応するデータはすべて 0.0 とする。

$$\begin{aligned}\Delta = & (\hat{X}_c - \hat{X'}_c) + (\hat{Y}_c - \hat{Y'}_c) \\ & + (\hat{L} - \hat{L'}) + (\hat{S}_{top} - \hat{S'}_{top}) \\ & + (\hat{S}_{bottom} - \hat{S'}_{bottom}) + (\hat{\theta} - \hat{\theta'})\end{aligned} \quad (1)$$

ここで基本サインの各パラメータをそれぞれ $\hat{X}_c$, $\hat{Y}_c$, $\hat{L}$, $\hat{S}_{top}$, $\hat{S}_{bottom}$, $\hat{\theta}$ として、その他のサイン (正例・負例) の各パラメータを $\hat{X'}_c$, $\hat{Y'}_c$, $\hat{L'}$, $\hat{S'}_{top}$, $\hat{S'}_{bottom}$, $\hat{\theta'}$ とした。結果を図3(b),(c) に示す。(b) は他の正例サインで、(c) は負例サインを示す。

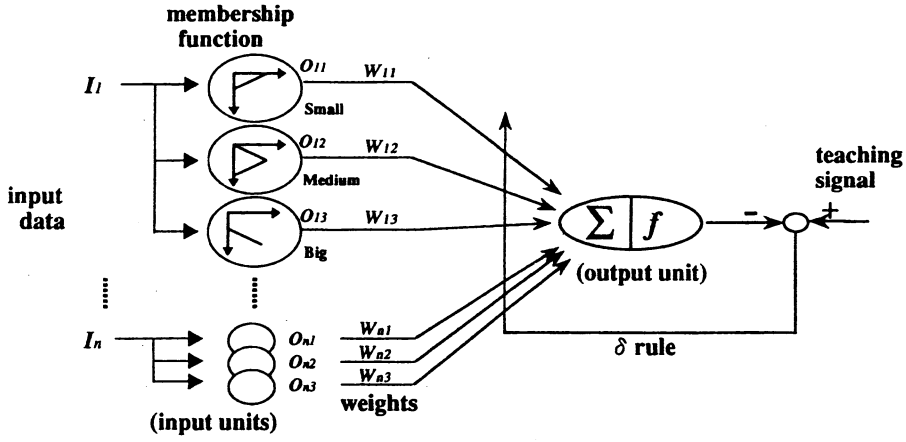


図 4: ファジィネット

3 ファジィネット

図4は本論文で用いるファジィネットの構成を示す。ネットの入力 $I_1 \sim I_n$ は図3(a),(b),(c) に示したサインの各特徴線分のパラメータのうち長さ・曲がり・傾き $(\hat{L}, \hat{S}_{top}, \hat{S}_{bottom}, \hat{\theta})$ を用いる。本稿の例では $n = 4$(パラメータ)×10(特徴線分)である。各入力ユニットは三角形のメンバーシップ関数を内部関数に持つ。

各線分のパラメータを Small,Medium,Big のメンバーシップ関数の入力とし、それぞれのグレード値に結合荷重 w_{ij} $(i = 1 \sim n, j = 1,2,3)$ を掛け、出力ユニットの入力とする。出力ユニットは (2) 式で表されるシグモイド関数 f を内部関数に持つ。

$$O = \frac{1}{1 + e^{-S}} \tag{2}$$

ただし、Sは出力ユニットの入力の総和である。Oはネットの出力となる。ネットの教師信号は入力のサインデータが本物 (正例) であれば 1 、偽物 (負例) であれば 0 を与える。結合荷重 w_{ij}はデルタルールにより更新する。入力ユニットが Small,Medium,Big の 3 つのメンバーシップ関数を持つのは、サインの個人性特徴が長さ・曲がり・傾きの大中小いずれにあるのかを抽出するためである。ネットワークの学習後の結合荷重において、ある線分の長さ $\hat{L}$の Big のメンバーシップ関数に対する結合荷重 wが大きい場合には、その線分の長いことがサインの正例の特徴としてとらえられていることを意味し、Medium のメンバーシップ関数に対する結合荷重 wが大きければ線分の長さが中くらいであることが特徴であることを意味する。入力ユニットのメンバーシップ関数の種類数を増やせば、より詳細な個人性情報を抽出できるが、本人のサインであっても毎回少しずつ異なることを考えれば 3 つ程度が妥当と思われる。ただし、今後詳細に検討していきたい。

4 実験と検討

本ファジィネットによりサインの個人性特徴の抽出実験を行った。あらかじめ、被験者の一人が "Watanabe" というサインを紙に書き、これを正例とした。そして、他の 13 人の被験者に正例を提示し、それを見ながら極力似たサインを書いてもらうことにした。図5は正例及び負例の例を示す。

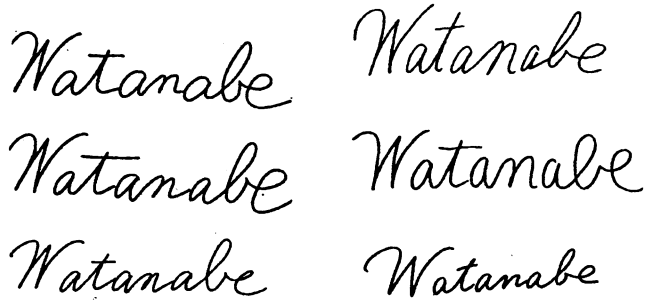
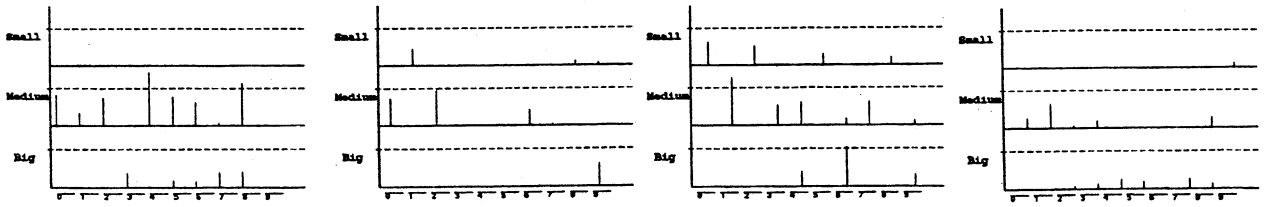


図 5: 正例と負例のサイン

得られたサインは正例として 11 例、負例として 89 例であった。正例のうち 3 例、負例のうち 10 例の計 13 例を学習用に、残り 87 例を評価用とした。正例 3 例のうち 1 例を基本サインとして細線化し、線分データを得る。その各線分からパラメータ $\hat{X}_c, \hat{Y}_c, \hat{L}, \hat{S}_{top}, \hat{S}_{bottom}, \hat{\theta}$ を取りだす。各パラメータのうち長さ $\hat{L}$と曲がり $\hat{S}_{top}, \hat{S}_{bottom}$ に注目して特徴線分を抽出する。今回は"Watanabe"というサインに対して 10 個の線分を抽出した。他の正例サインや負例サインは前述の方法により、基本サインの各線分に対応する線分を抽出して、それらから各パラメータを得た。学習データは学習用の正例 3 例、負例 10 例から正規分布に従う乱数を用いて各パラメータをふり、正例データ (57 例) 、負例データ (49 例) を作成した。ただし、乱数の標準偏差を正例では規格幅の 10%、負例では同 50%とした。また単なる乱数も負例データ (7 例) として作成した。総計 126 個のデータをファジィネットに学習させた。教師信号は正例に対して 1 、負例に対して 0 とした。結合荷重の初期値は全て 0 付近として学習を開始した。学習は正負の 126 例の出力誤差の 2 乗和が 0.05 以下になった時点で終了した。この時点で学習データの出力は正例で 0.95 以上、負例で 0.25 以下となった。

学習後のネットワークに評価用のサインを入力して認識をする際に、ファジィネットの出力が 0.8 以上のものを正例、0.5 以下のものを負例、0.5 ~ 0.8 のものを判定不能と設定した。その結果、正例サインは 8 例のうち、4 例が正例、1 例が負例、3 例が判定不能となった。一方負例サインは 76 例

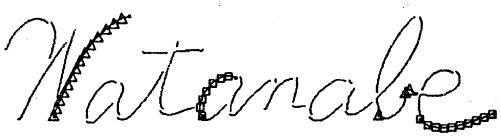


(a) 長さ $\hat{L}$　(b) 曲り $\hat{S}_{top}$　(c) 曲り $\hat{S}_{bottom}$　(d) 傾き $\hat{\theta}$

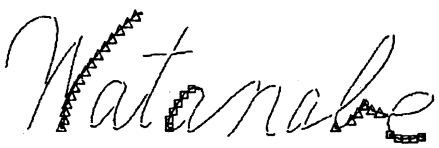
図 6: 結合荷重

が負例、3 例が判定不能となった。

図 6は長さ$\hat{L}$, 曲がり$\hat{S}_{top}$, $\hat{S}_{bottom}$, 傾き$\hat{\theta}$に対する学習後の結合荷重を示す。縦軸は結合荷重の大きさである。それぞれ、上段が Small のメンバーシップ関数の結合荷重であり、中段が Medium の、下段が Big のメンバーシップ関数のそれである。また、それぞれについて荷重の最大値の 70%のレベルを破線で示してある。このレベルより大きな結合荷重をもつ入力をサインの個人性を表す代表的パラメータとして捉えてみる。その特徴パラメータを図7に示す。図7(a)が正例、図7(b) が負例である。各特徴は長さ L(□) 、曲がり S_{top}, S_{bottom}(△, ▽) 、傾きθ(◇) を区別して示してある。図 7では例えば"e"の下の部分が長いことが正例の特徴として抽出されていることがわかる。



(a)正例



(b)負例

図 7: 個人性特徴

5　まとめ

本研究では、サインの個人性特徴の抽出を目指してサインデータの前処理の手法を検討した。そして、特徴線分をファジィネットの入力とする認識手法を提案し、実験を行って本手法により個人性特徴の抽出が可能であることを示した。

今回は、線分パラメータとして長さ・曲がり・傾きのデータを用いて実験を行ったが、今後は線分間の関係 (相対位置・相対角度) などを考慮してより詳細な検討を進めていく予定である。

参考文献

[1] 渡辺, 古橋, 内川: "ファジィネットによるサイン認識の基礎的研究", 第 8 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集　pp.173 – 176(1992).

[2] 渡辺, 古橋, 内川: "入力データの特徴を抽出するファジィネットとそのサイン認識への応用", 電気学会論文誌, 113-C, 7(1993) 掲載決定

[3] 内藤, 増田: "個人性に注目した手書き漢字認識", 信学論 (D), J67-D, 4, pp. 480 – 487(1984).

[4] 尺長, 金子, 淀川: "2 次統計量の線分スペクトル分解–テクスチャ性からの手書き文字個人性情報の抽出–", 信学論 (D), J67-D, 4, pp. 488 – 495(1984).

[5] 野沢, 竹下, 掛布: "人間による筆者識別と計算機による筆者識別–反復記入手書き文字の場合–", 電子情報通信学会パターン認識・理解研究会, pp. 9 – 16(1991).

[6] 木村:"誤差および出力変動を最小化する学習アルゴリズムとその低品質手書き漢字認識への応用", 信学論 (D-II),J73-D-II, 6, pp. 840 – 847(1990).

[7] 岩田, 他:"大規模 4 層ニューラルネット (Comb NET)", 信学論 (D-II),J73-D-II, 8, pp. 1261 – 1267(1990).

[8] 大友, 石谷, 原:"神経回路モデルを用いたオンライン手書き漢字認識", 信学論 (D-II),J73-D-II, 6, pp. 1275 – 1280(1990).

[9] 大友, 他:"神経回路モデルを用いた手書き漢字の 2 段階認識法", 信学論 (D-II),J74-D-II, 2, pp. 158 – 165(1991).

[10] 田守, 他:"ファジィ推論を応用したオンライン手書き文字認識手法", 信学論 (D-II),J74-D-II, 2, pp. 166 – 174(1991).

[問い合わせ先]

〒 464-01 名古屋市千種区不老町
名古屋大学電子機械工学科
内川研究室
渡辺 成
(TEL) 052-781-5111 (内線)2792
(FAX) 052-781-9263
(e-mail) gel@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

TC7-1

ニューロ・ファジィによるDDマニピュレータのトルク変化最小制御

Neuro-Fuzzy Minimum Torque Change Control of DD Manipulator

市橋秀友　　若松隆司
Hidetomo ICHIHASHI Takashi WAKAMATSU
大阪府立大学　工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

Abstract: A mathematical model for formation of trajectories in human arm movements was proposed by Uno et al.. They showed that the model is in good agreement with the experimental data and developed an iterative learning scheme to obtain a unique trajectory. Although the solution method is iterative, it is rather control theoretic than neuro scientific. In this paper, we propose a direct solution method to the variational problem based on the steepest descent method. A Neuro-Fuzzy model (i.e. Gaussian Radial Basis Functions Network) is applied.

1．はじめに

人間の腕の運動など，生体の基本的な運動パターンには滑らかさがあることが知られている．宇野ら[1]は神経回路網モデルの研究の中で人の腕のダイナミクスを考慮したトルク変化最小基準を提案している．また，実際の人間の腕の運動結果と非常によく一致していることも示されている．マニピュレータのキネマティクスのみから得られる加速度の変化率最小化（躍度最小化）では，直線軌道が得られるのに対して，トルク変化最小化では滑らかな曲線軌道が得られる．そして，不要な印加力を避け，摩耗，破損，振動などを軽減することができる．

トルク変化最小軌道を得るためには，腕の運動の始端・終端条件を拘束条件とする変分問題を解く必要があり，その解法は一般に困難である．そこで変分法，あるいはポントリアギンの最大原理などから最適制御問題を非線形微分方程式で表される２点境界値問題に帰着させ，広義ニュートン法とシューティング法による数値計算によって解が求められている．さらに，マニピュレータダイナミクスの順モデルと逆モデルの両方を交互に繰り返し計算する改善方法も提案されている[2]．これは，最急降下法に基づいてトルク変化を最小にする操作と，制御対象を線形化した問題に対するトルク変化最小解を繰り返し適用するアルゴリズムからなっている．以上の２つのアプローチの前者は，制御理論に用いられる方法を直接的に適用しており，後者も線形化した対象についてのＬＱ問題をリカッチ方程式から解く部分は，現代制御理論の方法である．そのために一般的なニューラルネットワーク的アプローチとは少し異なった方法であると考えられる．また減速比の小さいDD（Direct Drive）マニピュレータに直接的に適用することは行われていない．

本研究では，ガウス基底をメンバシップ関数として用いるニューロ・ファジィアプローチ[3-6]によって近似的にトルク変化最小基準を満たす軌道と制御を求める．本提案法は，積分形式の汎関数を最小化する関数を，最急降下法により求める方法であり，変分問題の直接解法である．ニューロ・ファジィモデルの関数としての滑らかさによって，一般には困難なペナルティ法による直接解法が利用できることをDDマニピュレータの軌道計画問題によって示す．提案法では，エキスパートの経験的知識をもとに，最初に変分問題のおおまかな近似解をファジィルールとして与えることもでき，そのことによって学習をうまく収束させることが期待できる．

ガウス基底をメンバシップ関数とするニューロ・ファジィモデル[3-6]はGaussian Radial Basis Functions(GRBF)[7-9]であり，GRBFは3層のニューラルネットワークとも簡略化したファジィ推論とも見なすことができるので，ニューロ・ファジィと呼べる．

2．ニューロ・ファジィ最適制御[4]

本研究では，最適軌道をガウス基底を用いたファジィモデル[3-6]で表現し，ニューラルネットの学習法（最急降下法）により，運動方程式に基づく近似的な最適制御を実現する．提案法は，強い非線形性があるが，運動方程式が既知である問題に適している．

最適制御問題における状態ベクトルを $x=(x_1, x_2, \cdots, x_Q)'$ とし，入力ベクトルを$u=(u_1, u_2, \cdots, u_R)'$ とすると，状態方程式は一般に

$$\dot{x}=f(x,u) \qquad (1)$$

のように表される．ただし，′ は転置を表す．制御開始時刻を0とし，そのときの状態 x(0)を初期状態，制御終了時刻をTとし，そのときの状態 x(T)を終端状態と呼ぶ．評価関数は制御されている間のx(t)とu(t)の時間経過を制御目的に照らして評価する積分部分と，初期状態や終端状態を評価する部分との和として，

$$J=\int_0^T F(x(t),u(t))dt+G(x(0),x(T)) \qquad (2)$$

のように表される．

最適制御問題は，状態方程式や境界条件を満たす状態量x(t)と操作量u(t)のなかで，(2)式の評価関数Jを最小とするものを求めることとして定式化される．本提案法では，制御対象における状態量 $x_1, x_2, \cdots, x_Q$および操作量 $u_1, u_2, \cdots, u_R$のうちから，独立な M個の変数を選択する．この M個の独立変数は時間関数で，入力変数は時間tのみである．第m番目の独立変数$y_m(t)$に対する第k番目のファジィルールの条件部メンバシップ関数を

$$\mu_{mk}(t)=\exp\{-\frac{(t-a_{mk})^2}{b_{mk}}\} \qquad (3)$$

とする．ファジィルールは，ファジィ集合をメンバシップ関数μ_{mk}で表して

If t is μ_{mk} then y_m is w_{mk}.

のようになる．ただし，第m変数第kルールの結論部実数値をw_{mk}としている．ルールの数を Kとし，第m番目の独立変数を次式のようにファジィモデルの出力y_mとして表す．

$$y_m(t)=\sum_{k=1}^{K}\mu_{mk}(t)\cdot w_{mk} \quad (m=1,2,\cdots,M) \qquad (4)$$

このような独立変数のベクトルを $y=(y_1, y_2, \cdots, y_M)'$ とし，独立変数以外の状態量，および操作量を $y_1, y_2, \cdots,$

y_Mのみで表し，状態方程式や拘束条件式に代入して，y_1，y_2，…，y_M以外の変数を消去する．こうして得られる状態方程式や境界条件を

$$\dot{y}=f(y) \tag{5}$$

$$g(y,\dot{y})=0 \tag{6}$$

とすれば，ニューロ・ファジィ最適制御における評価関数Jは次式のように表すことができる．

$$J=\int_0^T F(y(t),\dot{y}(t))dt+\alpha\int_0^T \|\dot{y}(t)-f(t,y(t))\|^2dt$$
$$+G(y(0),y(T),\dot{y}(0),\dot{y}(T)) \tag{7}$$

ただし，αは評価区間[0,T]において状態方程式が満たされているかどうかを評価するためのペナルティ係数で，Gは境界条件が満たされているかどうかを評価する関数である．以上，状態方程式表現による最適化問題として説明したが，一般に状態方程式に代えて高階微分を含む運動方程式を用いることもできる．また運動方程式を(7)式の第1項に代入して第2項を省略できる場合が多い．

最急降下法に基づく学習則は

$$w_{mk}^{new}=w_{mk}^{old}-\eta\frac{\partial J}{\partial w_{mk}} \tag{8}$$

$$a_{mk}^{new}=a_{mk}^{old}-\eta\frac{\partial J}{\partial a_{mk}} \tag{9}$$

$$b_{mk}^{new}=b_{mk}^{old}-\eta\frac{\partial J}{\partial b_{mk}} \tag{10}$$

である．ただし，ηは正の学習係数である．このパラメータ更新式を用いて，(8)式の評価関数Jの値が収束するまで学習を行うことにより，(4)式の$y_m(t)$の未知パラメータを決定すれば，近似的にJを最小にする解となる．

3．DDマニピュレータのトルク変化最小軌道

図1に示す平面2リンクマニピュレータに対するトルク変化最小制御を求める．マニピュレータの運動方程式を

$$(I_1+I_2+2M_2L_1S_2\cos\theta_2+M_2(L_1)^2+J_1)\ddot{\theta}_1$$
$$+(I_2+M_2L_1S_2\cos\theta_2)\ddot{\theta}_2-M_2L_1S_2(2\dot{\theta}_1+\dot{\theta}_2)\dot{\theta}_2\sin\theta_2$$
$$+r_1\dot{\theta}_1=k_1v_1 \tag{11}$$

$$(I_2+M_2L_1S_2\cos\theta_2)\ddot{\theta}_1+(I_2+J_2)\ddot{\theta}_2$$
$$+M_2L_1S_2(\dot{\theta}_1)^2\sin\theta_2+r_2\dot{\theta}_2=k_2v_2 \tag{12}$$

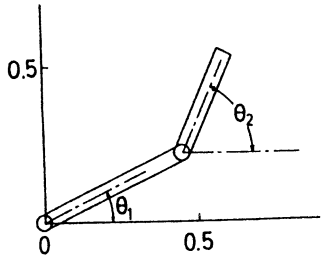


図1　平面2リンクマニピュレータ

とする[1]．ただし，iはリンク番号，M_iはリンクiの質量，L_iはリンクiの長さ，S_iは関節から重心までの距離，I_iは関節回りの慣性モーメント，J_iはモーターのシャフトと減速機からなる慣性モーメント，r_iは粘性摩擦係数，v_iは入力電圧である．次に評価関数Jを

$J(\tau_1(t),\tau_2(t))$

$$=\frac{1}{2}\left[\int_0^T\{C_1(\dot{\tau}_1)^2+C_2(\dot{\tau}_2)^2\}dt\right.$$
$$+C_3\{\theta_1^0-\theta_1(0)\}^2+C_4\{\theta_1^T-\theta_1(T)\}^2$$
$$+C_5\{\theta_2^0-\theta_2(0)\}^2+C_6\{\theta_2^T-\theta_2(T)\}^2$$
$$+C_7\{\dot{\theta}_1(0)\}^2+C_8\{\dot{\theta}_2(0)\}^2+C_9\{\dot{\theta}_1(T)\}^2$$
$$+C_{10}\{\dot{\theta}_2(T)\}^2+C_{11}\{\ddot{\theta}_1(0)\}^2+C_{12}\{\ddot{\theta}_2(0)\}^2$$
$$\left.+C_{13}\{\ddot{\theta}_1(T)\}^2+C_{14}\{\ddot{\theta}_2(T)\}^2\right] \tag{13}$$

とする．ただしθ_i^0は第iリンクの関節角の初期状態，θ_i^Tは第iリンクの関節角の終端状態である．(11)～(12)式の右辺は各リンクのトルクτ_i(i=1,2)であり，その時間微分$\dot{\tau}_i$は次のようになる．

$$\dot{\tau}_1(t)=M_2L_1S_2\{-(2\dot{\theta}_1\ddot{\theta}_2+4\ddot{\theta}_1\dot{\theta}_2+3\dot{\theta}_2\ddot{\theta}_2)\sin\theta_2$$
$$+(2\dddot{\theta}_1+\dddot{\theta}_2-2\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2^2-\dot{\theta}_2^3)\cos\theta_2\}$$
$$+(I_1+I_2+M_2l_1^2+J_1)\dddot{\theta}_1+I_2\dddot{\theta}_2+r_1\ddot{\theta}_1 \tag{14}$$

$$\dot{\tau}_2(t)=M_2L_1S_2\{(2\dot{\theta}_1\ddot{\theta}_1-\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2)\sin\theta_2$$
$$+(\dot{\theta}_12\dot{\theta}_2+\dot{\theta}_1^3)\cos\theta_2\}$$
$$+J_2\dddot{\theta}_2+I_2(\dddot{\theta}_1+\dddot{\theta}_2)+r_2\ddot{\theta}_2 \tag{15}$$

関節角$\theta_i(t)$をファジィモデル

$$\theta_i(t)=\sum_{k=1}^{K}\mu_{ik}(t)w_{ik}\qquad(i=1,2) \tag{16}$$

$$\mu_{ik}(t)=\exp\left\{\frac{(t-a_{ik})^2}{b_{ik}}\right\} \tag{17}$$

とし，評価関数の積分部分にはシンプソンの数値積分公式を用いる．ファジィモデル$\theta_i(t)$のパラメータの初期値は以下のように設定する．

$$a_{ik}=\frac{T}{K-3}(k-2) \tag{18}$$

$$b_{ik}=\frac{T}{2(K-3)} \tag{19}$$

$$w_{ik}=0.0 \tag{20}$$

ただし，Tは運動の時間，Kはファジィルールの数（ガウス基底の数）を表している．w_{ik}の初期値はエキスパートの経験的知識から定めうる場合は，それを積極的に活用する．ただし次章では，w_{ik}の初期値を0としても学習がうまく収束することを示す．

4．シミュレーション結果

4．1　2点間の運動

マニピュレータの各パラメータの値を表1の様に設定し，まず，1.0秒間に$\theta_1=\theta_2=0$(rad)から$\theta_1=\theta_2=1.0$へと変化する運動を考える．両端では各リンクとも静止しており，各リンクの速度と加速度の値は0となるように制御する．評価関数Jの重みC_i(i=1～14)は表2のように設定し，K=10とした．ガウス基底$\mu_{ik}(t)$の最初の状態を図2に示す．学習のシミュレーション結果を図3～図6に示す（第1関節のみ示す）．図中の数字は学習回数を示している．100回程度の学習では二つのリンクはほぼ同様の軌道を辿ったが，2500回学習後には違いがみられた．図5のトルクのグラフでは学習が進むにつれて大きな変化が現れている．100回よりも2500回学習後の方がトルクの変化がなだらかになり，トルク変化最小化を実現している．図6は評価関数の値が繰り返しとともに減少していく様子を示している．約200回程度でほぼ収束しているが，関節角の軌

道は2500回まで学習すると少し変化する．

表1　マニピュレータのパラメータの値

Parameter	Link1	Link2
M_i(kg)	3.0	2.0
L_i(m)	0.50	0.35
S_i(m)	0.21	0.15
I_i(kg•m²)	0.27	0.10
J_i(kg•m²)	0.0005	0.0003
r_i(kg•m²/s)	0.20	0.15
k_i(N•m/V)	0.30	0.10

表2　学習係数と評価関数の重み係数

η	0.000001		
C_1	0.01	C_2	0.01
C_3	50000	C_4	50000
C_5	50000	C_6	50000
C_7	10000	C_8	10000
C_9	10000	C_{10}	10000
C_{11}	100	C_{12}	100
C_{13}	100	C_{14}	100

表3　始端と終端における誤差

$\theta_1(0.0)$	0.000370	$\theta_2(0.0)$	0.000112
$\dot{\theta}_1(0.0)$	0.000430	$\dot{\theta}_2(0.0)$	0.000107
$\ddot{\theta}_1(0.0)$	0.01551	$\ddot{\theta}_2(0.0)$	0.003999
$\theta_1(1.0)$	0.000430	$\theta_2(1.0)$	0.000036
$\dot{\theta}_1(1.0)$	0.000622	$\dot{\theta}_2(1.0)$	0.000112
$\ddot{\theta}_1(1.0)$	0.02239	$\ddot{\theta}_2(1.0)$	0.000519

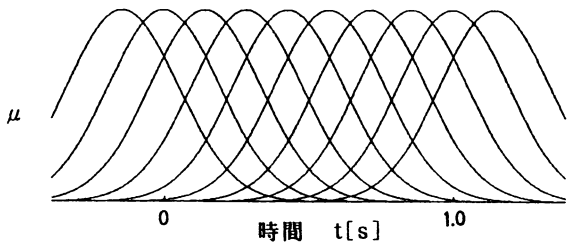


図2　ガウス基底の初期配置

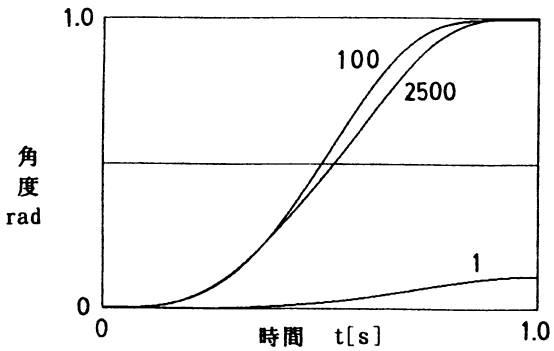


図3　関節角

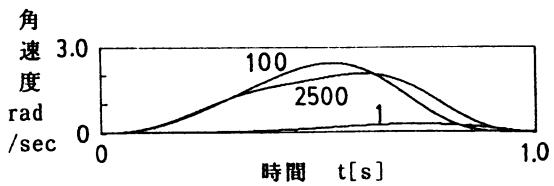


図4　関節角の角速度

表3は運動の始端と終端におけるθ，$\dot{\theta}$，$\ddot{\theta}$の残差の絶対値をを示している．2500回学習後の残差は小さく，近似的に始端・終端条件が満たされている．図7に学習後の運動の0.05秒毎の軌跡を示す．直線軌道とはならず，腕のダイナミックスを考慮した曲線軌道が得られている．また，図8には学習後の第1関節の軌道とメンバシップ関数（ガウス基底）を示す．学習後のメンバシップ関数（μ_{1k}•w_{1k}，k=1,...,10のグラフを示している）は重なりあっていて，ファジィルールとしての形状からはかけ離れている．初期値をエキスパートの経験則からルールとして設定しても学習後（自動調整後）のメンバシップ関数は大きく変化する．その理由は，終端における加速度をできるだけ厳密に0に近づけるためには，人の直感によるルール形式では不可能なためであると考えられる．

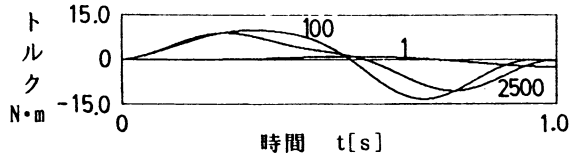


図5　トルク関数

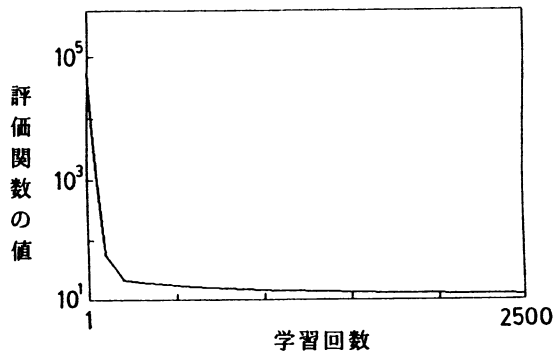


図6　学習のシミュレーション結果（評価関数の値）

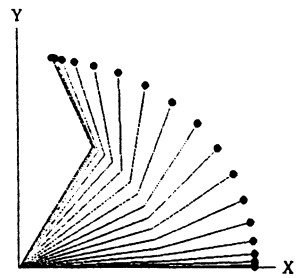


図7　運動の軌跡

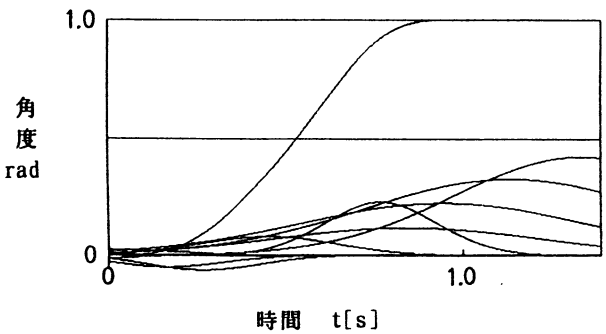


図8　学習後のガウス基底

4．2　中間点を経由する場合

次に，マニピュレータの各パラメータの値を表1の様に設定し，$\theta_1=\theta_2=0$ の状態から運動を開始し，0.5秒後に$\theta_1=0.5$，$\theta_2=1.0$ の状態を経由し，1.0秒後に$\theta_1=\theta_2=0$ の状態へと戻る運動を考える．4.1節と同様に始端と終端での各リンクの速度と加速度の値は0とする．中間点ではマニピュレータは静止せず加速度は0でなくても良い．

中間点を通る軌道を生成するために評価関数Jを以下のように変更する．

$$J(\tau_1(t), \tau_2(t)) = \frac{1}{2}\left[\int_0^T \{C_1(\dot{\tau}_1)^2+C_2(\dot{\tau}_2)^2\}dt + C_3\{\theta_1^0-\theta_1(0)\}^2+C_4\{\theta_1^T-\theta_1(T)\}^2 + C_5\{\theta_2^0-\theta_2(0)\}^2+C_6\{\theta_2^T-\theta_2(T)\}^2 + C_7\{\dot{\theta}_1(0)\}^2+C_8\{\dot{\theta}_2(0)\}^2+C_9\{\dot{\theta}_1(T)\}^2+C_{10}\{\dot{\theta}_2(T)\}^2 + C_{11}\{\ddot{\theta}_1(0)\}^2+C_{12}\{\ddot{\theta}_2(0)\}^2+C_{13}\{\ddot{\theta}_1(T)\}^2 + C_{14}\{\ddot{\theta}_2(T)\}^2+C_{15}\{\theta_1(0.5)\}^2+C_{16}\{\theta_2(0.5)\}^2\] \quad (21)$$

評価関数Jの重みC_i(i=1～16)は表4のように設定した．また，ガウス基底の数Kは各関節とも10とした．

表4　評価関数の重み係数と学習係数

C_1	0.01	C_2	0.01	C_9	10000	C_{10}	10000
C_3	200000	C_4	200000	C_{11}	100	C_{12}	100
C_5	200000	C_6	200000	C_{13}	100	C_{14}	100
C_7	10000	C_8	10000	C_{15}	200000	C_{16}	200000
η	0.0000003						

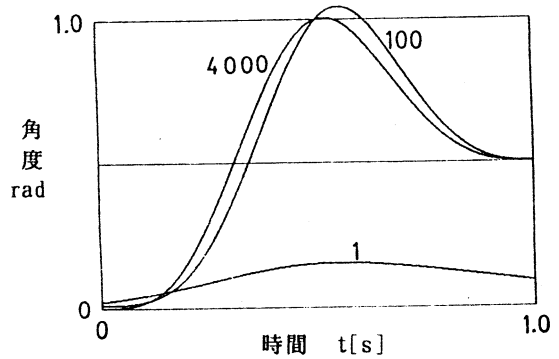


図9　中間点を経由する場合の関節角

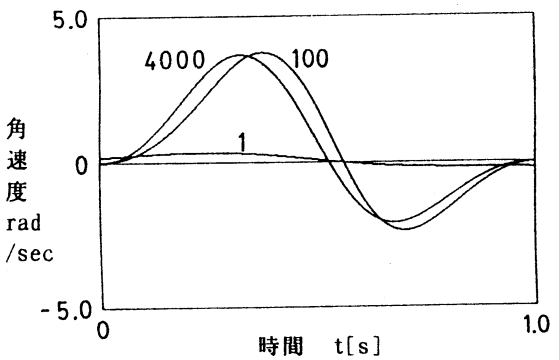


図10　中間点を経由する場合の関節角の角速度

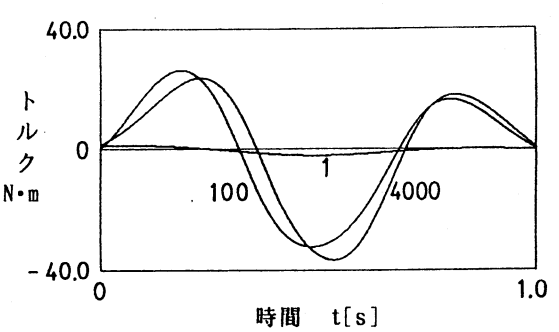


図11　中間点を経由する場合のトルク関数

この条件の下での学習のシミュレーション結果を図9～図10に第1リンクについてのみ示す．図中の数字は学習回数を示している．図11に示すように，学習100回目では第1リンクは経由点を通り過ぎてオーバーシュートしているが，学習4000回後には経由点で折り返し，トルク変化はなだらかになっている．

5．おわりに

本研究ではシステムの最適化[10]に変分問題のペナルティ法による直接解法であるニューロ・ファジィ手法[4]を用いてDDマニピュレータのトルク変化最小制御を求めた．ルール型制御の1つであるファジィ制御[11]では，そのルールの調整をいかに自動化するかが課題である．制御対象の運動方程式を用いずに実機による試行とパターン探索[12]によって調整する方法[13]に対して，本手法は運動方程式を用いて近似的な最適制御を求めるものである[4]．

運動方程式を用いない方式には，ニューラルネットにマニピュレータ・ダイナミックスの順モデルを学習させ，何段階にも誤差逆伝播学習させることによりトルク変化最小化を実現するものもすでに開発されている[14]．得られるモデルの精度，軌道の最適性，境界条件を満たす程度などの比較検討が今後の課題である．

参考文献

[1] 宇野，川人，鈴木：ロボットマニピュレータの最適軌道に対する繰り返し学習制御，計測自動制御学会論文集，Vol.24，No.8，pp.837-843(1988)

[2] 和田，川人：制御対象の順・逆モデルを含む神経回路網による腕の軌道生成，電子情報通信学会論文誌，D-II，Vol.J75-D-II，No.5，pp.991-999(1992)

[3] H.Ichihashi：Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network；International Fuzzy System Association Fourth World Congress，Brussels，Belgium，Vol.Eng.，pp.49-52(1991)

[4] 徳永，市橋：ニューロ・ファジィ最適制御によるトレーラ・トラックの後退運転，第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.49-52(1992)

[5] 市橋：ニューロ・ファジィ有限要素法とシステム最適化，第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.213-216(1992)

[6] 市橋：ニューロ・ファジィによる一対比較の数量化法，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.5，pp.958-967(1992)

[7] D.S.Broomhead and D.Lowe：Multivariable Functional Interpolation and Adaptive Networks，Complex Systems，Vol.2，pp.321-355(1988)

[8] T.Poggio and F.Girosi：Regularization Algorithms for Learning that Are Equivalent to Multilayer Networks，Sciences，Vol.247，pp.978-982(1990)

[9] 丸山：Radial Basis Function を用いた学習ネットワーク－ニューロコンピューティングに対する新しいアプローチ；システム／制御／情報，Vol.36，No.5，pp.322-329(1992)

[10] 嘉納：システムの最適理論と最適化，コロナ社(1987)

[11] 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)

[12] 今野，山下：非線形計画法，日科技連，pp.281-282(1978)

[13] 渡辺，市橋：n次メンバシップ関数を用いた逐次ファジィモデリングとそのクレーン制御への応用，日本ファジィ学会誌，Vol.3，No.2，pp.347-356(1991)

[14] 前田，川人，宇野，鈴木：カスケード構造の神経回路モデルによるヒト上肢多関節運動軌道の生成，信学技報，MBE88-168，pp.79-84(1989)

[問い合わせ先] 592 堺市学園町1-1
大阪府立大学工学部経営工学科　市橋秀友

TC7-2

不規則移動物体を追跡可能な逐次学習型ニューラルネットワーク制御システム

A Successive Learning Control System
shooting Irregular Moving Object by using Neural Network

廣田 薫* 鶴丸 尚之** 茂木 篤史*
Kaoru HIROTA* Takayuki TSURUMARU** Atsushi MOTEGI*

湯場崎直養*** 大谷 正幸*** 宮島 隆司****
Naoyuki YUBASAKI*** Masayuki OHTANI*** Takashi MIYAJIMA****

*法政大学 **法政大学大学院 ***マイコム株式会社 ****長野県情報技術試験場
*HOSEI Univ. **Graduate school of HOSEI Univ. ***MICOM Inc. ****Nagano Prefectural Research Institute for Information Technology

Abstract

A successive learning control system based on a neural network technique with a genetic algorithm has been developed to simulate a human real-time learning process.

As an application experiment, a 3-freedom arm robot shoots a ball equipped with a CCD camera at an irregular moving basket, where the hitting rate is improved by the successive learning control and the final value was 23% in average, 40% in maximum.

§1 はじめに

近年知能ロボットの制御分野の研究に多くみられる制御器のパラメータ調整の方法には、ニューラルネットワークによる学習や最急降下法による学習などが多用されている[1)2)3)]。しかし、これらの方法では、試行錯誤的な実験を繰り返し、膨大な入出力データを採取し解析するため、多大な労力を必要とする。

人間はある行動において成功や失敗を繰り返す毎に徐々に能力を向上することが可能である。この動作では、人間が試行を行う毎に1組の入出力データを得て、その直後にそれらのデータを生かし、次の動作に役立てるといった実時間的な学習処理が行われている。

本研究の目的は、この過去の経験を近未来に反映させようとする人間行動をアームロボットを用いて実現させることである。その1例として、不規則に移動するバスケットにボールをシューティングする毎に学習を行い、徐々に能力を向上させる逐次学習型ロボットを構築する。

また、今回の研究には制御器としてニューラルネットワークを使用し、さらに、ニューラルネットワークの学習には、実時間的で且つ1組のデータを得る毎に学習を行うため、遺伝的アルゴリズム（GA）を使用することにより学習の高速化を図った。

§2 シューティングシステムの構成

2．1 シューティングシステムの構成

本研究に使用した機器を以下に示す。また、シューティングシステムの概略図を図1に示す。

a）シューティングシステム
- ・ロボット
  3自由度垂直多関節型アームロボット
  （マイコム株式会社）
- ・画像処理装置
  画像処理ボード
  （TRUE VISION TARGA M8）
  CCDカメラ（SONY XC-37）
  画像モニタ（teli BE1251A1）
- ・計算機
  パーソナルコンピュータ（32bit、20MHz）
  （マイコム株式会社 MPC 3440E-2）
  CRT（mitac MTR-14VC）

b）バスケット移動システム
- ・ロボット
  5自由度垂直多関節型アームロボット
  （三菱電機 MOVEMASTER EX）
- ・計算機
  パーソナルコンピュータ（16bit、5MHz）
  （NEC PC-9801）
  CRT（NEC PC-8853K）

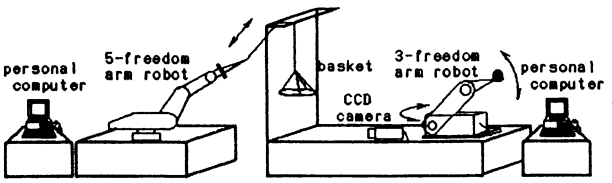
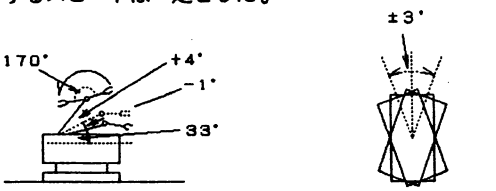


図1 シューティングシステムの構成

2．2 シューティングロボットの動作方法

シューティングに用いたアームロボットは、3つの可動部とスピードを制御することが可能である。

ボールのシューティング動作は、始めに水平方向からエルボーを33度、リストをエルボー軸から147度上げた状態をホームポジションとし、そこからリストを170度回転させて、ボールをシューティングする。また、ボールをシューティングする方向は、図2のようにウエストを－3～＋3度、ショルダーを－1～＋4度の範囲で決定し、さらに、ボールをシューティングするスピードは一定とした。



a）ショルダー角度 b）ウエスト角度

図2 シューティング方向の決定

2．3　バスケット移動ロボットの動作方法

バスケットを可変速度で不規則に移動させるアームロボットは、5つの可動部を持つ。バスケットはアームロボットにより不規則に動かす。ここで言う不規則とは、例えば、熱気球が風に吹かれてふらふら移動する程度の比較的単調な動きを意味する。アームロボットは、図3のように31×41のXY方向に等間隔の座標を持つ格子を空間上に用意し、その中の1点にリストの先端を移動させることにより動作させる。格子上のX座標は次の（1）（2）式により決定した。

$$X=int(15\times\sin(\theta/P+Q)+16+0.5) \quad (1)$$

$$\theta=(\pi/20)\times Y \quad (Y=1,2,3,\cdots,41) \quad (2)$$

ただし、$1\leqq P\leqq 2$、$0\leqq Q\leqq 2\pi$はランダムに決定した。

Y座標は、1～41の間でランダムに+1ずつ増加させたり減少させたりすることで決定し、その動作を繰り返し行った。X座標は、Y座標の決定に伴い（1）（2）式により決定した。

この動作により、図3のバスケットは、リストの先端の格子上での動きに伴って不規則に運動する。

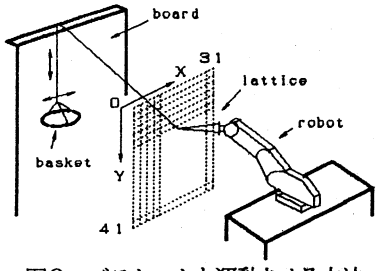


図3　バスケットを運動させる方法

§3　シューティングシステムのアルゴリズム

シューティングシステムのアルゴリズムを図4に示す。

始めに、画像処理部でバスケットの座標を一定時間間隔で検出する。現時刻のバスケットの座標を(x_n, y_n)とし、そのときの速度(v_x, v_y)、加速度(a_x, a_y)を次式のより計算する。

$$v_x=x_n-x_{n-1} \quad (=v_{xn-1}) \quad (3)$$

$$v_y=y_n-y_{n-1} \quad (=v_{yn-1}) \quad (4)$$

$$a_x=v_{xn-1}-v_{xn-2} \quad (5)$$

$$a_y=v_{yn-1}-v_{yn-2} \quad (6)$$

次に、ニューラルネット制御部で(v_x, v_y)、(a_x, a_y)より次時刻のバスケットの座標(x_{n+1}, y_{n+1})を予測する。

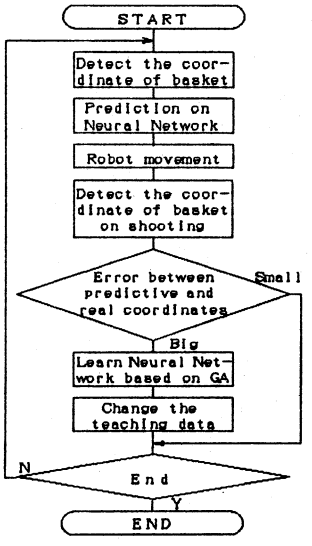


図4　シューティングシステムのアルゴリズム

ロボット動作部では、ニューラルネット制御部で予測した(x_{n+1}, y_{n+1})をシューティングロボットのウエストの角度θ_w、ショルダーの角度θ_sに変換する。θ_w、θ_sは次式により算出する。

$$\theta_w=a_w x_{n+1}+b_w \quad (7)$$

$$\theta_s=a_s y_{n+1}^3+b_s y_{n+1}^2+c_s y_{n+1}+d_s \quad (8)$$

ただし、（7）（8）は実験的に決定し、またa_w、b_w、a_s、b_s、c_s、d_sは、最小2乗法により決定した。

（7）（8）より求めたθ_w、θ_sからシューティングロボットのウエストとショルダーを決定しボールのシューティングを行う。

ボールのシューティング後、待ち時間によりタイミングを図ってバスケットの座標を検出する。

予測座標と実座標の差(e_x, e_y)を求め、$|e_x|>20$ならx方向の予測について、さらに、$|e_y|>20$ならy方向の予測についてもGAにより学習を行う。ここでの座標とは、画像上の画素のxy方向の位置を意味しており、以下同様の意味で用いる。

以上のことを繰り返し、逐次シューティング能力を向上させる。なお、画像処理部、ニューラルネット制御部、GAによる学習部にはC言語を、ロボット動作部にはG言語を、システム全体のリンクにはQuickBASIC言語を用いた。

§4　画像処理部

4．1　画像処理部

画像処理装置は256×256画素を持つ白黒表示のフレームメモリで、グレースケールは256階調で表現される。画像上のバスケットの判別法として、固定しきい値法を採用した。

画像処理を行う際にセンサ等を使用する場合と異なる点は、大量のメモリを処理するため処理に時間がかかることである。画像上では、バスケットの大きさは1画素に比べて十分大きいことを考慮し、画像上のx方向、y方向をそれぞれ2画素おきに予め設定しておいた固定しきい値と比較することで、処理速度の短縮を図った。図5に簡略化した画像処理の様子を示す。

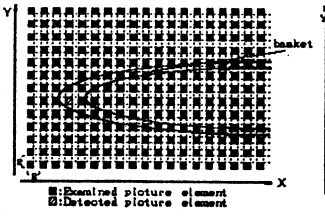


図5　画像処理の簡略化

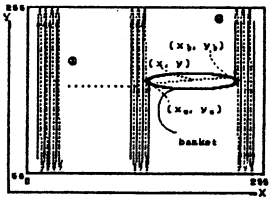


図6　画像処理の概略

また、画像処理部は以下の2つで構成される。

a）不規則に運動するバスケットの中心座標の逐次検出。

b）シューティング後のバスケットの中心座標の検出。

両者とも、1画像のバスケットの検出方法については、同一のアルゴリズムを用いている。図6のように、画像の左下から①の矢印の方向に検索し、最初に現れる黒い画素(x_a, y_a)を得る。次に右上から②の矢印の方向に検索し、最初に現れる黒い画素(x_b, y_b)を得る。そして、両座標よりバスケットの中心座標(x, y)を算出する。また、そのアルゴリズムを図7に示す。

$$x=(x_a+x_b)/2 \quad (9)$$

$$y=(y_a+y_b)/2 \quad (10)$$

a）では、逐次画像を取り込みk回目の(x, y)を(x_k, y_k)としたとき、（11）（12）で算出されるθ_k、θ_{k-1}が共に±10度以内になるまでこの動作を繰り返す。θ_k、θ_{k-1}とは、図8のようにk回目、k－1回目におけるバスケットの進路変更の角度を示している。

θ_k、θ_{k-1}が共に±10度以内の範囲とは、バスケットがほぼ直線に運動していることを意味し、その時がシューティングのタイミングとなる。

$$\alpha_k=\tan^{-1}(l_{yk}/l_{xk}) \quad (11)$$

（ただし、$l_{yk}=y_k-y_{k-1}$、$l_{xk}=x_k-x_{k-1}$）

$$\theta_k=|\alpha_{k-1}-\alpha_k| \quad (12)$$

b）では、ボールをシューティング後、ボールがバスケットの近傍に来るまで待ち時間を稼ぎ、タイミングよく画像を取り込み、バスケット座標を得る。

これらa）b）のアルゴリズムを図9に示す。

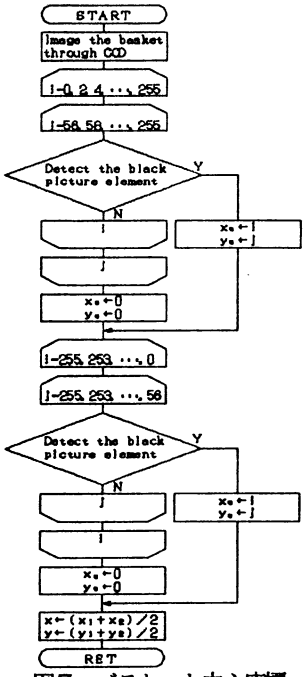


図7　バスケット中心座標の検出アルゴリズム

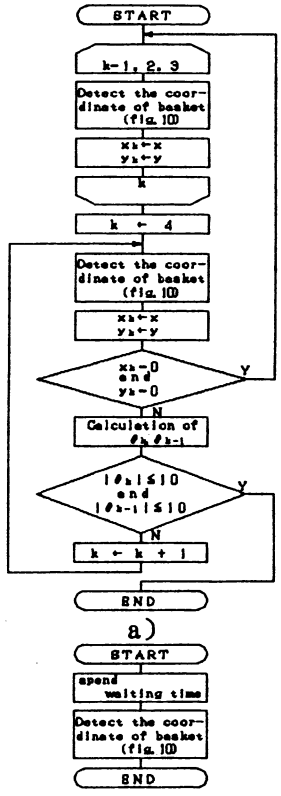


図9　実際の画像処理アルゴリズム

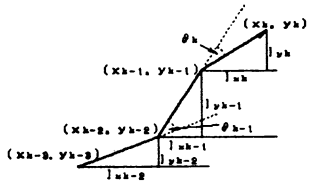


図8　バスケットの進路変更の様子

4．2　待ち時間の決定法

ここでは、ボールのシューティングが行われてからボールがバスケットの近傍に到達した時の画像を取り込むまでのタイミングの決め方について述べる。

バスケットは上下左右の不規則に運動するため、ロボットからバスケットまでの距離は浮動である。そのため、ボールがバスケット近傍に到達する前後に画像を取り込むことを防ぐため、待ち時間tを次式のように線形式を用いて実験的に決定した。

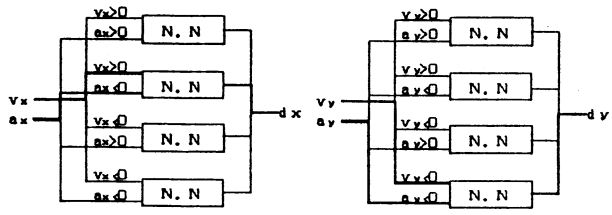
$$t = a_t \theta_B + b_t \qquad (13)$$

ここで、a_t，b_tの値は最小2乗法によって決定した。ボールの動きは非常に速いが、バスケットはボールに比べてスピードが極端に遅いため、（13）の線形式で十分である。

§5　ニューラルネットワーク制御部

ニューラルネット制御部では、バスケットの速度と加速度を入力とし、予測直前のバスケットの座標からの距離を出力とする、2入力1出力の3層ニューラルネットワーク（中間層6ユニット）を用いている。

ここには、学習の収束速度を向上させるため、x方向とy方向の別、また、速度の正負の別、さらに加速度の正負の別に分割されており、計8個の小規模なニューラルネットワークが用意される。例えば、速度が$v_x>0$、$v_y<0$、且つ、加速度が$a_x<0$、$a_y<0$であるなら、図10の太線で示される部分の2つのニューラルネットワークが使用される。図10におけるdx，dyは、予測直前のバスケットの座標からのx方向、y方向の距離を示している。すなわち、$dx = x_{n+1} - x_n$で表現される。



a）x方向　　b）y方向

図10　制御部の内部構造

§6　遺伝的アルゴリズムによる学習部

ここでは、遺伝的アルゴリズムをニューラルネットワークの結合荷重係数、しきい値の学習に用いた。

遺伝子型の表現としては、各結合荷重係数、しきい値を4ビットのグレイ表現で表し、それを1列に並べたものを用いる。個体数は、50に固定し、最大30世代の計算を行った。以下に実際に行った遺伝的アルゴリズムの手順を示す。

表1：グレイ表現

−8	0000	0	1100
−7	0001	1	1101
−6	0011	2	1111
−5	0010	3	1110
−4	0110	4	1010
−3	0111	5	1011
−2	0101	6	1001
−1	0100	7	1000

1）10の個体（全体の20%）に前回の最大適応度を持つ個体の遺伝子型をコピーする。残りの個体にランダムな値の遺伝子型をセットする。

2）個体k（k＝1，2，3，・・・，50）の遺伝子型をニューラルネットワークを適用し、教師データi（i＝1，2，3，・・・，9）の入力パターンに対する出力値r_iを求める。教師データの出力パターンをt_iとすると個体kの適応度f_kは、

$$f_k = 1 / \{\Sigma (t_i - r_i)^2\} \qquad (14)$$

と定義する。50の個体それぞれの適応度を計算する。

3）50の個体の平均適応度Fを求め、適応度がFより低い個体に対して適応度がFより高い個体を任意に選びコピーする。

4）50の個体からランダムにペアを作り、交叉確率90%の割合で交叉を行う。交叉は結合荷重係数、しきい値のそれぞれに対して4ビットのランダムな位置で切断し、対応する部分を交換する一点交叉によって行った。

5）各個体に対し、突然変異率10%の割合で、ランダムに選ばれた部分を対立遺伝子に置き換える。

6）以上を1世代として、30世代になるまで2）～5）を繰り返して進化を起こさせる。

7）最大適応度を持つ個体を使って教師データの修正を行い、さらにその個体を使って制御を行い、1）へ戻る。

教師データは、8個のニューラルネットワークそれぞれに対して9個ずつ用意する。学習を行うのは実際に制御に使用した2個のニューラルネットワークに対して行い、同時に教師データの修正も行う。以下に教師データの修正方法を述べる。また、図11に教師データの修正方法を示す。

a）制御器の初期の起動には、人間が経験により作成した教師データを用いる。

b）1度目のシューティングが終えたとき、画像から1組の正確な入出力データを得る。

c）入力空間上でこの実データに最も近い教師データを取り除き、新たにそのデータを教師データに加えてニューラルネットワークに遺伝的アルゴリズムを用いて学習させる。

d）学習後、ネットワークに先ほど取り除いた教師データの入力データを入力して出力を計算し、その入出力パターンを教師データに加え、実データを取り除く。

e）再びアームロボットによるシューティングを行い、a）～d）を繰り返す。

以上のことを繰り返しニューラルネットワークを学習させると共に教師データも最適になるように修正していく。

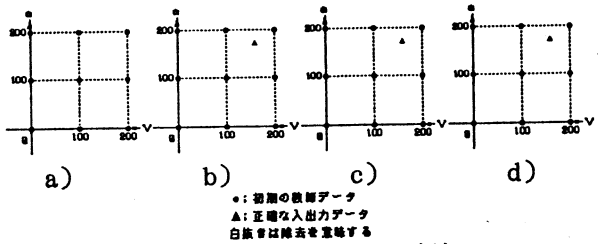


図１１　教師データの修正方法

§７　実行結果と考察

本システムを用いてシューティング実験を行った。シューティングは２４０回行い、試行結果として命中率、修正命中率なるものを用いた。命中率とは、２４０回の試行中のボールがバスケットに命中した回数の比率を示しており、修正命中率とは、命中はしなかったがバスケットぶつかった回数を０．５倍したものの比率を命中率に含めたものを意味している。

$$p = q / n \qquad (15)$$

$$p' = p + 0.5 \times (q' / n) \qquad (16)$$

（n：試行回数、q：命中回数、q'：修正命中回数）

また、学習の評価値として、誤差距離e_1なるものを用いた。次時刻におけるバスケットの予測座標と実座標の差（e_x，e_y）よりe_1は次式により求められる。前述のように$|e_x|$，$|e_y| \leqq 20$のもとでは学習は行われないため、次式より$e_1 \leqq 28$の時は、学習を行っていない。

$$e_1 = (e_x^2 + e_y^2)^{1/2} \qquad (17)$$

試行回数に対する命中率、修正命中率のグラフを図１２に示す。また、試行回数に対する誤差距離のグラフを図１３に示す。グラフは、両者とも２０回毎の平均値を折れ線グラフで示している。

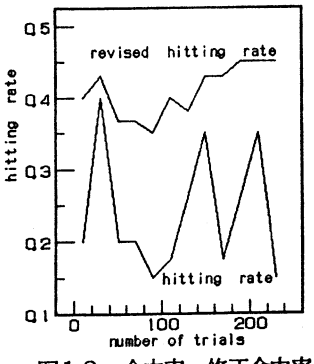


図１２　命中率・修正命中率

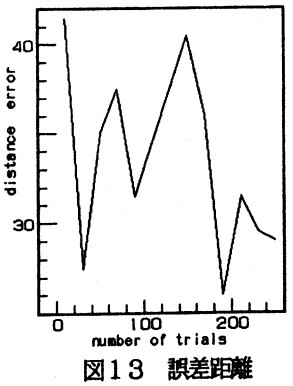


図１３　誤差距離

図１２の命中率では、２０回毎の平均ではあるが最高で４０％を、総平均で２３％を記録し、修正命中率では、半分以上が４０％を超える結果となった。

実験中の学習の様子は、図１３のように１６０回以前の試行ではe_1の値が２８以上でばらつきが見られるが、１６０回以上ではe_1の値は２８付近に停滞している。これは、シューティングを行う毎に徐々に制御部が学習され、学習を行う回数も段々と減っていることを示していると思われる。

それに反して、図１２では命中率は１６０回以降もばらつきが見られる。この原因としては、今回の実験では、シューティングロボットの動作は（7）（8）式により固定で動作させたために発生するロボット動作時の偶然誤差、（7）（8）式におけるパラメータの未調整などが挙げられる。また、修正命中率は、１６０回以降は緩やかではあるが向上しているのが確認される。今回使用した画像処理では３値化が不可能であり、画像上のボールとバスケットを同時に認識することが困難であった。ボールを認識することが可能になればパラメータ調整等の負担を軽減し、ロボットはさらに精度良く動作するものと思われ、今回の命中率は修正命中率に近づき、そして、今回の修正命中率はさらに向上することが予想される。

今回のシステムでは、一般的に知られているバックプロパゲーション等の学習アルゴリズムは用いず、遺伝的アルゴリズムによりニューラルネットワークの学習を行った。バックプロパゲーションによる学習では学習の収束が初期状態に大きく左右され、初期状態が良い時はむしろ遺伝的アルゴリズムによる学習より早い場合があるが、初期状態が悪いときは収束が困難になる。それに対して遺伝的アルゴリズムでは複数の初期状態が探索を行うため、その内最良の初期状態を中心に学習が進められ、突然変異に起こすことによりその初期状態に片寄らない探索を行うことが知られている。従って、今回のシューティング実験においても常に安定して収束することが可能であり、収束が困難になるようなことは認められなかった。

また、従来のニューラルネットワークでは膨大なデータの採取を行い、それらから多数の教師データを作成するが、本システムではデータ採取はまったく行わず、初期の段階では人間の経験だけにたよっている少数の任意のデータを教師データとして用い、その後はシューティングを行う毎にシステム自身が独自で学習を行いながら教師データも向上させていくので、オペレータの負担は大幅に軽減され、ほぼ全自動に近い学習制御システムを構築することができた。

§８　おわりに

過去の経験を近未来に反映させようとする人間の実時間的な学習処理を実現させる１例として、不規則に移動するバスケットにボールをシューティングする毎に学習を行い、徐々に能力を向上させる逐次学習型ロボットシステムを構築した。

その結果、命中率では最高で４０％、総平均で２３％を記録した、修正命中率では、半分以上が４０％を超える結果となった。また、本システムでは、アームロボットが緩やかではあるが徐々にシューティング能力を向上させる様子が確認された。

今後は、ロボット動作部のパラメータの調整について検討していく方針である。

参考文献

1）廣田，箕輪：推論部未調整なファジィ制御におけるニューラルネットを用いた目標計画決定，第１５回知能システムシンポジウム資料，pp.63/68，1992

2）堀川，他：ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器，計測自動制御学会論文集，Vol.27，No.2，pp.208/215，1991

3）関口，菅坂，長田：構造化ニューラルネットを用いた倒立振子の制御，ロボティクス・メカトロニクス講演会’９２講演論文集，pp.857/862，1992

4）D.E.Goldberg：Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Company, 1989

問い合わせ先
〒１８４　東京都小金井市梶野町３－７－２
法政大学工学部計測制御専攻　情報システム実験室
tel.0423(87)6256　　turumaru@hrt.hosei.ac.jp
廣田　薫，　鶴丸尚之

TC7-3

ニューラルネットワークによる ファジィモデル自動車のモデリング方法

Modeling Method of Fuzzy Model Vehicle with a Neural Network

板倉 直明
Naoaki ITAKURA
電気通信大学
Univ. of Electro-Communications

猪飼 國夫
Kunio IKAI
(株) MIベンチャー
MI Venture Co.,Ltd

本多 中二
Nakaji HONDA
電気通信大学
Univ. of Electro-Communications

Abstract : We have already proposed Fuzzy Model Vehicle (FMV) on a new road traffic simulation system with microscopic model for analysing a traffic jam (MITRAM). The FMV was a simulation model incorporating fuzzy logic in individual driver's behavior. We have also proposed to construct the FMVs with multistage binomial fuzzy logic in order to transact various restricting conditions at driving, systematically and efficiently. But we must analyze many data of driving and determine many membership functions of the FMVs manually to realize the FMVs. In this paper, we proposed a new modeling method of the FMVs with a neural network to determine the membership functions of the FMVs automatically.

1．はじめに

都市の人口集中に伴う自動車交通量増大により，市街地における慢性的な車の渋滞が社会的な問題となっている．この渋滞問題に対処する方策としては，車の総量規制及び新規道路の建設等の抜本的な方策が必要であるが，車ユーザーの要求の多様化及び地価の高騰等のため，これらの方策の実現は非常に困難であるのが現状である．従って，当面，渋滞問題に対処するためには，現状の道路施設を有効に使用するための細かな改善を行っていくことが現実的であり，そのために，より細かな道路構造の影響も含めた渋滞解析に対応できるようなシミュレータが必要であると考えられる．

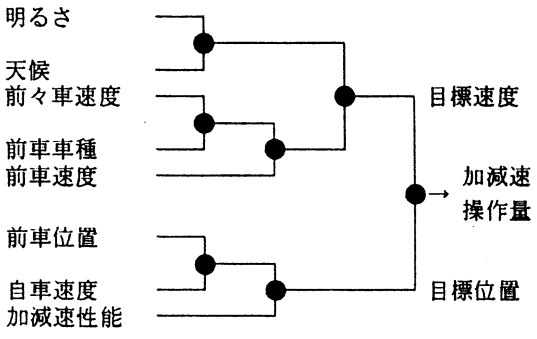
そこで，従来の信号制御の影響に加えて，運転者の視点からの多くの道路状態の影響を付加するために，信号制御が主たる道路交通シミュレーションモデルに，運転者の判断に基づくファジィ運転モデルを取り入れたファジィモデル自動車（以降，FMVと略す）を接続するシミュレーションモデルを提案した[1]．さらに，このFMVに多段二項ファジィ論理を導入し，自動車走行における各種拘束条件を，独立走行条件，追従走行条件，停止条件の３種類の条件に系統的に分類し，その中から，最大減速，最小加速を起こす条件によって，アクセル，ブレーキ操作を決定する効率的な論理構成も提案した[2]．

しかしながら，この論理構成に使われる多くの二項ファジィ論理のメンバーシップ関数を具体的に決定する場合に，数多くの自動車走行データから，人間がメンバーシップ関数をひとつひとつ決定していくことは大変な時間と労力が必要となり非現実的である．従って，少なくともメンバーシップ関数を自動的に決定する方法が，FMVを実現させるためには必要であると考えられる．

そこで本研究では，FMVのハードウェアに用いるファジィプロセッサが，入力のアナログ値を離散化し，その個々の離散値にメンバーシップ関数の値を当てはめて使う[3]ことに注目し，入力層の素子を離散化段階の数だけ用いて，メンバーシップ関数の値を自動的に決定できるようにしたニューラルネットを提案する．そして，このニューラルネットに，実走行データをもとに学習させた結果から，提案したニューラルネットによるメンバーシップ関数の決定方法に対する検討を行った．

2．ファジィモデル自動車（FMV）

ファジィモデル自動車（FMV）は，実際の道路系から得られる各種パラメータから，人間の意志決定機構を基に加減速操作量を決定するものである．従って，数多くの道路系のパラメータから加減速操作量を決定するファジィモデルを構築するためには，人間が自車の操作量を決定する最も基本的な論理を考察し，そこから種々のデータを分類し，効率よく論理を構築していくことが必要である．そこで，図１に示すような多段二項ファジィ論理による加減速操作量の決定論理を提案した[2]．



●二項ファジィ論理

図１　二項ファジィ論理による論理構成例

しかし，実際にＦＭＶの加減速操作量を決定するためには，図１に示した多くの二項ファジィ論理のメンバーシップ関数を個々に決定していく必要が生じてくる．

そこで本研究では，ＦＭＶに用いるファジィプロセッサが，入力のアナログ値を離散化し，その個々の離散値に対して，メンバーシップ関数の値を当てはめて使うようなハードウェア構成[3]になっている点に注目し，入力層の素子を離散化段階の数だけ用いて，二項ファジィ論理のメンバーシップ関数の値を自動的に決定できるようにしたニューラルネットを利用することを提案した．

３．提案したニューラルネット

本研究で提案したニューラルネットを図２に示した．図２は，二項ファジィ論理において前件部メンバーシップ関数が２種類の場合に相当するニューラルネットである．このニューラルネットで，入力はＮ階調に離散化されて１層目に入力される．２層目は言語真理値に相当し，１層目と２層目の間の結合荷重$W_{J111}^{(2)}$，$W_{J212}^{(2)}$が，メンバーシップ関数の値に相当することになる．また，３層目の出力は前件部適合度に相当し，この３層目と４層目の結合荷重が後件部に相当する．そして，最終的な出力Ｙは，４層目の出力の重心計算によって得られる．

具体的に，入力がx_{i1}，x_{i2}における出力y_1は，第３層の出力を$O_k^{(3)}$とすると

$$y_1 = O_1^{(3)} W_{11}^{(4)} + O_2^{(3)} W_{12}^{(4)} + O_3^{(3)} W_{13}^{(4)} + O_4^{(3)} W_{14}^{(4)}$$

但し，$\Sigma_1 W_{1k}^{(4)} = 1$　　(1)

となる．この時，３層目の出力である$O_k^{(3)}$の計算方法は，下記の２通りが考えられる．

a) $W_{J111}^{(2)} W_{kJ1}^{(3)} \cdot W_{J212}^{(2)} W_{kJ2}^{(3)} = O_k^{(3)}$

但し，$\Sigma_1 W_{1k}^{(4)}=1$，$k=(j1-1)*2+j2$　　(2a)

b) $W_{J111}^{(2)} W_{kJ1}^{(3)} + W_{J212}^{(2)} W_{kJ2}^{(3)} = O_k^{(3)}$

但し　$\Sigma_1 W_{1k}^{(4)}=1$，$k=(j1-1)*2+j2$　　(2b)

また，最終的な出力Ｙは，４層目の出力の重心計算によって得られることから，

$$Y = \frac{y_1 \cdot \min + y_2 \cdot \max}{\Sigma_k O_k^{(3)}} \qquad (3)$$

となる．また，

$$Y_k = W_{1k}^{(4)} \cdot \min + W_{2k}^{(4)} \cdot \max \qquad (4)$$

と表すとすれば，出力Ｙは，

$$Y = \frac{\Sigma_k O_k^{(3)} \cdot Y_k}{\Sigma_k O_k^{(3)}} \qquad (5)$$

とも表される．

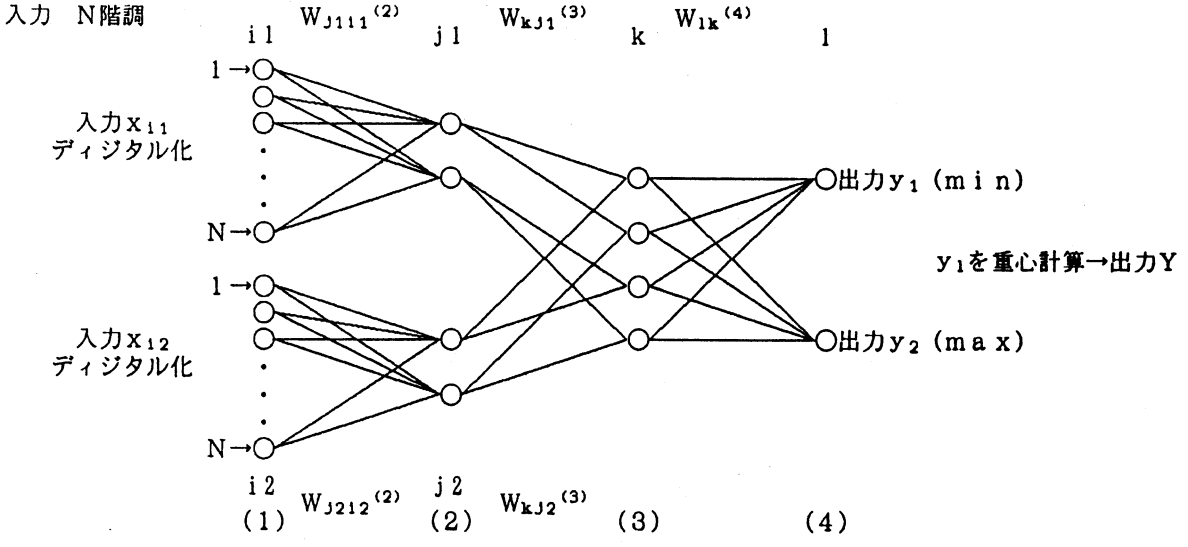


図２　提案したニューラルネット

メンバーシップ関数の値を決定するには，実データを学習データとしてニューラルネットの入出力に与え，求める値に相当する結合荷重の値をバックプロパゲーション（ＢＰ）法を用いて計算させることによって，自動的に求めることができる．図２のニューラルネットにおいて，実際のＢＰ法の計算は以下のようになる．

a)の場合

$$W_{1k}^{(4)}(m+1)=W_{1k}^{(4)}(m)+\eta\,\delta_1^{(4)}O_k^{(3)}$$
$$W_{kJ}^{(3)}(m+1)=W_{kJ}^{(3)}(m)+\eta\,\delta_k^{(3)}O_J^{(2)}$$
$$W_{J111}^{(2)}(m+1)=W_{J111}^{(2)}(m)+\eta\,\delta_{J1}^{(2)}O_{11}^{(1)}$$
$$W_{J212}^{(2)}(m+1)=W_{J212}^{(2)}(m)+\eta\,\delta_{J2}^{(2)}O_{12}^{(1)}$$

但し，$\delta_1^{(4)}=(T_1^{(4)}-O_1^{(4)})$

$$\delta_k^{(3)}=\Sigma_1\delta_1^{(4)}W_{1k}^{(4)}$$
$$\delta_{J1}^{(2)}=\Sigma_k\delta_k^{(3)}W_{kJ1}^{(3)}\cdot W_{kJ2}^{(3)}O_{J2}^{(2)}$$
$$\delta_{J2}^{(2)}=\Sigma_k\delta_k^{(3)}W_{kJ2}^{(3)}\cdot W_{kJ1}^{(3)}O_{J1}^{(2)}$$

(6a)

b)の場合

$$W_{1k}^{(4)}(m+1)=W_{1k}^{(4)}(m)+\eta\,\delta_1^{(4)}O_k^{(3)}$$
$$W_{kJ}^{(3)}(m+1)=W_{kJ}^{(3)}(m)+\eta\,\delta_k^{(3)}O_J^{(2)}$$
$$W_{J1}^{(2)}(m+1)=W_{J1}^{(2)}(m)+\eta\,\delta_J^{(2)}O_1^{(1)}$$

但し，$\delta_1^{(4)}=(T_1^{(4)}-O_1^{(4)})$

$$\delta_k^{(3)}=\Sigma_1\delta_1^{(4)}W_{1k}^{(4)}$$
$$\delta_J^{(2)}=\Sigma_k\delta_k^{(3)}W_{kJ}^{(3)}$$

(6b)

η：学習係数

$T_1^{(4)}$：４層目の出力の真値

$O_1^{(4)}$：４層目の出力の計算値

また，$T_1^{(4)}-O_1^{(4)}$の値は，真の出力をＹｔとすると

$$Y=\frac{O_1^{(4)}\cdot Ymin+O_2^{(4)}\cdot Ymax}{\Sigma_1 O_1^{(4)}} \quad (7)$$

$$Yt=\frac{T_1^{(4)}\cdot Ymin+T_2^{(4)}\cdot Ymax}{\Sigma_1 T_1^{(4)}} \quad (8)$$

となることから，$\Sigma_1 O_1^{(4)}=\Sigma_1 T_1^{(4)}$を仮定すると，

$$T_1^{(4)}-O_1^{(4)}=\frac{(Yt-Y)\cdot\Sigma_1 O_1^{(4)}}{Ymin-Ymax} \quad (9)$$

$$T_2^{(4)}-O_2^{(4)}=\frac{(Yt-Y)\cdot\Sigma_1 O_1^{(4)}}{Ymax-Ymin} \quad (10)$$

と与えられる．

図２は，一段の二項ファジィ論理に相当するニューラルネットであるが，実際のＦＭＶは，図１に示したように二項ファジィ論理を多段に組むことによって実現させることになる．そこで図２のニューラルネットを多段に構成した場合を図３に示した．

この図３から分かるように，多段二項ファジィ論理をニューラルネットで構成すると徐々に収束するニューラルネットになる．そして，それぞれの層の間の結合荷重をＢＰ法を用いて決定することにより，ＦＭＶのモデリングが可能になると考えられる．

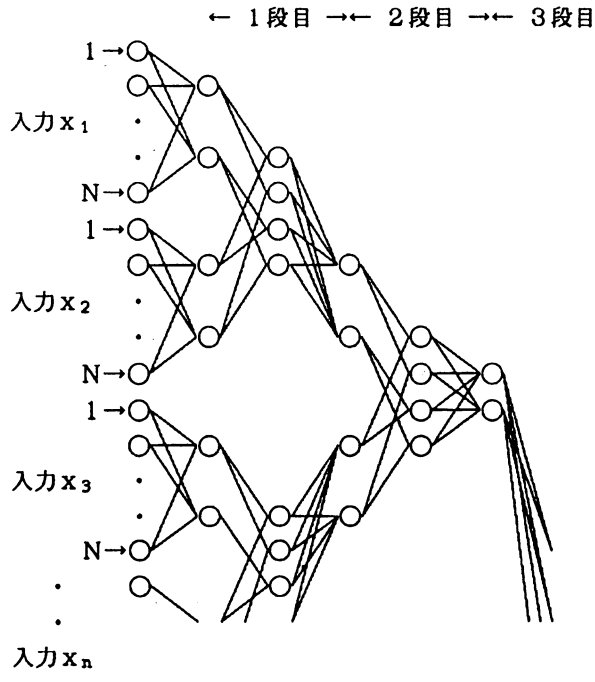


図３．多段二項ファジィ論理におけるネットワーク

４．提案したニューラルネットによる学習結果

提案したニューラルネットの実用性を確かめるために，実際に二台の車を走らせて測定した車間距離と走行速度の関係から，先行車を追従運転する後続車の加減速度を二項ファジィ論理によって表現することにした．

この二項ファジィ論理では，車間距離，及び先行車と後続車との間の相対速度を入力とし，後続車の加減速度を出力とした．入力のメンバーシップ関数の値は，それぞれ２種類とし，図２に示したものと同じニューラルネットにより学習を行った．ニューラルネットの学習時におけるデータ及び条件は以下に示す通りである．

（データ）

・０．５秒毎に測定した４５秒間の実走行データ

・入力…車間距離，相対速度（先行車速度－後続車速度）

・出力…後続車加減速度（０．５秒毎）

（条件）

・入力はぞれぞれ８０階調に離散化．（Ｎ＝８０）

・$W_{kJ1}^{(3)}=W_{kJ2}^{(3)}=0.5$に固定．

・３層目の出力$O_k^{(3)}$の計算方法は，上述のb)を使用．

・学習係数ηは$W_{J111}^{(2)}$と$W_{J212}^{(2)}$については０．１，$W_{1k}^{(4)}$については０．０１を使用．

また，学習は上述の各９０個のデータを一組として学習させ，この一組のデータを学習するごとに，学習回数を１回として数えた．学習を始める初期条件としては，$W_{1k}^{(4)}$はすべて，０．５とした．各実走行データにおける最小値と最大値は表１に示す通りである．

表１　各実走行データにおける最小値と最大値

	min	max
相対速度(km/h)	−6．6	9．4
車間距離(m)	3．2	11．2
加減速度(m/s^2)	−1．44	2．08

図４は，０．５秒毎の加減速度(km/h/0.5s) の真値との誤差の絶対値を９０個分のデータ一組について合計したものが，学習の回数によって，どのように変化したかを表したものである．真値との誤差は学習回数が増えるとともに減少し，学習回数が５０回の時には，はじめにあった誤差の約４分の１に減少した．

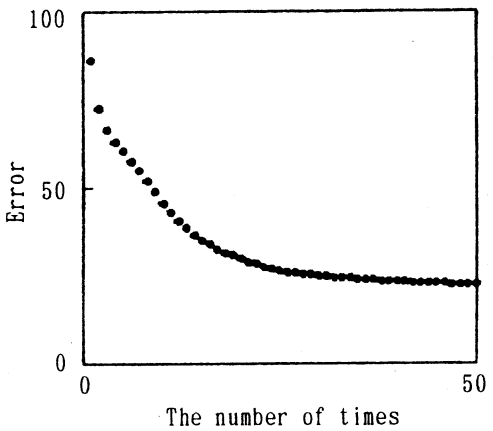


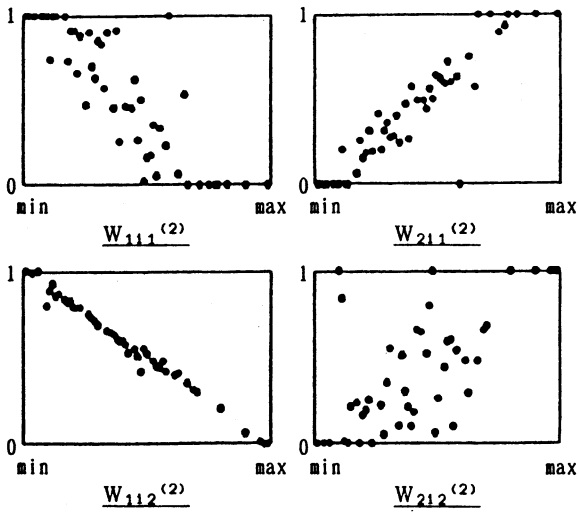
図４　出力における真値との間の誤差

図５と表２には，５０回の学習回数後に得られた結合荷重の値を示した．図５において，車間距離の$W_{112}^{(2)}$以外は，かなりばらついた値をとることがわかる．この原因としては，学習させたニューラルネットが，各入力に対して２種類のメンバーシップ関数しか持たないこと，及び，実際の後続車の加減速度の決定方法が他の要因を含むことなどがあげられる．

表２　$W_{1k}^{(4)}$の値

k ＼ 1	1	2
1 (j1=1, j2=1)	0．9901	0．0099
2 (j1=1, j2=2)	1．0000	0．0000
3 (j1=2, j2=1)	0．0045	0．9955
4 (j1=2, j2=2)	0．4187	0．5813

また，$W_{1k}^{(4)}$の値をみてみると，加減速度は，主に相対速度の大小によって決定されていることがわかる．このように得られた結合荷重の結果から，ファジィ論理自体に対する評価も可能であると考えられる．



相対速度：$W_{111}^{(2)}$, $W_{211}^{(2)}$
車間距離：$W_{112}^{(2)}$, $W_{212}^{(2)}$
図５　学習で得られた結合荷重の値

５．まとめ

本研究では，入力層の素子を離散化段階の数だけ用いて，メンバーシップ関数の値を自動的に決定できるようにしたニューラルネットを提案した．そして，このニューラルネットを利用して，一段の二項ファジィ論理を実走行データをもとに学習させた結果，提案したニューラルネットによるメンバーシップ関数の決定方法は，実用的であることが示唆された．今後は，多段の二項ファジィ論理に対する実用性も検討していく予定である．

[参考文献]

1]本多中二他："ファジィ制御による自動車運転操作を取り入れた道路交通シミュレーションモデル"，第７回ファジィシステムシンポジウム，pp.593-598

2]板倉直明他："ＭＩＴＲＡＭにおけるファジィモデル自動車の多段二項ファジィ論理による構築"，第11回シミュレーションテクノロジーコンファレンス，pp.189-192

3]猪飼國夫他："ＭＩＴＲＡＮにおける個別自動車のファジィモデルによるシミュレーションの実現方法"，第11回シミュレーションテクノロジーコンファレンス，pp.175-178

[問い合わせ先]

〒１８２　調布市調布ヶ丘１−５−１

電気通信大学電子情報学科　　板倉　直明

TEL (0424)83-2161　ex.5153

TD1-1

Ｆｕｚｚｙ論理関数の数の限界式について

Bounds on the Number of Fuzzy Logic Functions

巽　久行[+]　荒木 智行[++]　向殿 政男[++]　木澤　誠[+]
Hisayuki TATSUMI　Tomoyuki ARAKI　Masao MUKAIDONO　Makoto KIZAWA

+神奈川工科大学　Kanagawa Institute of Technology
++明治大学　Meiji University

Abstract

This paper describes upper and lower bounds on the number of n-variable fuzzy logic functions, FL(n). It is known that the number of FL(n) is finite, but enumerating them exactly is very difficult. Because this problem is essentially identical to enumerating elements of a certain kind of distributive lattice called a free Kleene algebra on n generators. In fact, despite many attempts, the exact number of FL(n) has been reported only in the case of n=1,2,3,4. Enumerating FL(n) can be reduced to enumerating disjunctive forms of any binary logic function f, which can be solved by enumerating anti-chaines of the poset composed of simple phrases covered by f. Based on the above properties and the improved method for estimating anti-chaines, we can get new bounds on the number of FL(n).

1．まえがき

Fuzzy論理関数の数え上げについては，これまで多くの研究がなされている[1,2,3]。n変数のFuzzy論理関数の数が有限であることは容易に示されるが，その正確な数を求めることは，本質的にある特殊な有限分配束(生成元nの自由Kleene代数)の元の数を数え上げる問題に等しく，2値論理関数の場合とは異なり極めて困難である。事実，その正確な数は4変数以下についてのみしか報告されていない。Fuzzy論理関数の数の限界式を知ることは，その表現能力を判定する意味から重要である。これまで数の上限及び下限については幾つか報告されているが[3,4,5,6]，最も良い限界式は，著者らの知る限り，文献[3]で示された式である。

本報告は文献[3]で用いられた導出方法と同様に，Fuzzy論理関数の数え上げ問題を2値論理関数を表現する論理式(加法形式)の数え上げ問題[7]に帰着させる手法をもとにしているが，2値論理関数を表現する加法形式の数の上限及び下限を改良することで，文献[3]より多少良い限界式が得られたので，これについて報告する。

2．Fuzzy論理関数における諸性質

本節では，Fuzzy論理関数の数の限界式を求める際に利用する諸性質を示す。これらは著者らの文献[2,3,5]の記述と重複するが，必要最小限にとどめてその概要を列挙する。

各変数x_i(i=1,…,n)と，論理演算AND(・)，OR(∨)，及びNOT(～)との結合で表現される式を，論理式という。各変数は，閉区間[0，1]の値をとり，論理演算・，∨，～をそれぞれ

$$x_i \cdot x_j = \min\{x_i, x_j\}$$
$$x_i \vee x_j = \max\{x_i, x_j\}$$
$$\sim x_i = 1 - x_i$$
(但し $x_i, x_j \in [0,1]$)

と解釈すると，各論理式はFuzzy論理関数と呼ばれる$[0,1]^n$から[0，1]への関数を表現している。x_iと，その否定$\sim x_i$を文字(リテラル)という。Fuzzy論理においては，相補律以外，2値論理で成立する公理がすべて成立するので，すべてのFuzzy論理関数は加法形式に展開できる。但し，相補律が成立しないことから，ある変数について肯定，否定とを同時に含む項が存在する。

[定義２．１]
幾つかの文字の重複しない論理積(AND)で，肯定，否定とが同時に現れないものを，単積項という。またすべての変数が現れて，かつ，少なくとも1つの変数について肯定，否定とが同時に現れるような文字の論理積(AND)を，相補最小項という。□

γ_i, γ_j(但し，$\gamma_i \neq \gamma_j$)を任意の項とするとき，

$\gamma_i \subseteq \gamma_j \rightleftarrows \gamma_j$の文字はすべて$\gamma_i$に現れる

で項同志の包含関係が定義される。これより，単積項及び相補最小項からなる集合は，包含関係⊆に関して半順序集合をなす。
ここで，Fuzzy論理関数の標準形として，次の定理が知られている。

[定理２．１][2]

任意のFuzzy論理関数Ｆは，Fuzzy主加法標準形

$$F = F_{sd} \vee F_{md}$$

により，(項の順番を無視して)一意に表現できる。但し，F_{sd}は単積項の和であり，F_{md}は相補最小項の和である。　(証明略)■

今，集合{0,1,1/2}，及び，この集合のｎ個の直積Ｖ(=$\{0,1,1/2\}^n$)に，次のような半順序関係≼を定義する。

[定義２．２]

ａ，ｂを{0,1,1/2}の元とするとき，

$$a \preccurlyeq b \ \rightleftarrows \ \text{または} \ \begin{matrix} a \le b \le 1/2 \\ 1/2 \le b \le a \end{matrix}$$

$a = (a_1, \cdots, a_n)$，$b = (b_1, \cdots, b_n)$をＶの元とするとき，

$$a \preccurlyeq b \ \rightleftarrows \ \forall i \ ; \ a_i \preccurlyeq b_i$$ □

これより，集合Ｖは半順序関係≼に関して半順序集合をなす。ここで，Ｖの元と単積項との間に，またＶ－Ｂ(但し，$B = \{0,1\}^n$)の元と相補最小項との間に，次のような１対１対応が存在する。

[定義２．３]

$a = (a_1, \cdots, a_n) \in V$と単積項$\alpha = x_1^{a_1} \cdot \cdots \cdot x_n^{a_n}$とは，次のとき互いに対応している。

$$a_i = 1 \ \rightleftarrows \ x_i^{a_i} = x_i$$

$$a_i = 0 \ \rightleftarrows \ x_i^{a_i} = \sim x_i$$

$$a_i = 1/2 \ \rightleftarrows \ x_i^{a_i} = 1$$

また，$a = (a_1, \cdots, a_n) \in V - B$と相補最小項$\beta = x_1^{a_1} \cdot \cdots \cdot x_n^{a_n}$とは，次のとき互いに対応している。

$$a_i = 1 \ \rightleftarrows \ x_i^{a_i} = x_i$$

$$a_i = 0 \ \rightleftarrows \ x_i^{a_i} = \sim x_i$$

$$a_i = 1/2 \ \rightleftarrows \ x_i^{a_i} = x_i \cdot \sim x_i$$ □

この定義より，単積項が作るＶの半順序集合と，相補最小項が作るＶ－Ｂの半順序集合とは，最小項からなるＢの元を無視すれば同型になることが分かる。

あるFuzzy論理関数Ｆが，入力を２値{0,1}に限ったとき，ある２値論理関数ｆを表現しているとき，Ｆとｆとは互いにB-equivalentであるという。ｆにB-eqな，すべてのFuzzy論理関数からなる集合を，B-eq(ｆ)で表すことにする。一般に，B-eq(ｆ)なFuzzy論理関数は有限であるが，数多く存在する。B-eq(ｆ)なFuzzy論理関数について，次の定理が成立する。

[定理２．２]

ｆにB-eqな，Fuzzy論理関数の数|B-eq(ｆ)|は，ｆの異なった加法形式の数|DF(ｆ)|と，～ｆの異なった加法形式の数|DF(～ｆ)|との積で与えられる。即ち，

$$|B\text{-}eq(f)| = |DF(f)| \times |DF(\sim f)|$$

である。　(証明略)■

ある２値論理関数ｆが包含する単積項を，ｆの内項という。ｆのすべての内項に対応するＶの元からなる集合を，Ｖ(ｆ)と記すことにする。Ｖ(ｆ)は，半順序関係≼に関して半順序集合をなし，その極大元はｆの主項に対応する元に等しい。Ｖ(ｆ)は，その極大元の集合により一意的に定まる。Ｖのうち，０または１の個数がｋ個のものからなる集合をランクｋの集合と呼び，以降V_kと記す。ここでV_kの元の数($|V_k|$と記す)は，$|V_k| = 2^k \binom{n}{k}$である。また極大元(即ち，最大元)は集合V_0の元，極小元は集合V_n(＝Ｂ)の元で，$\cup_k V_k = V$である。また$V_{\overline{n}}$でＶのうち，V_nの元を無視した集合を意味することにする。Ｖ(ｆ)の元についても同様に定義する。

[定義２．４]

半順序集合Ｖの，任意の部分集合$S = \{a_1, \cdots, a_s\}$が全順序集合であるとき，即ち$a_1 \preccurlyeq \cdots \preccurlyeq a_s$が成り立つとき，集合Ｓは鎖であるといい，|Ｓ|を鎖の長さと呼ぶ。また集合Ｓの任意の元が互いに比較不可能なとき，即ち，$a_i \not\preccurlyeq a_j \ (i \neq j)$が成り立つとき，集合Ｓは反鎖であるといい，|Ｓ|を反鎖の大きさと呼ぶ。便宜上，空集合も１つの反鎖とする。 □

ここで，加法形式と反鎖の間に，次の定理が成り立つ。

[定理２．３]

ある２値論理関数ｆの加法形式の数は，半順序集合$V_{\overline{n}}(f)$の反鎖の数に等しい。

(証明略)■

以上より，ｆの加法形式の数を求めることは，$V_{\overline{n}}(f)$の反鎖の数を求めることに帰着された。ここで，定理２．２及び定理２．３より，

$$|B\text{-}eq(f)| \le 2^{|V_{\overline{n}}(f)|} \cdot 2^{|V_{\overline{n}}(\sim f)|}$$

で，$|V_{\overline{n}}(f)| + |V_{\overline{n}}(\sim f)| \le |V_{\overline{n}}|$

(等号が成立するのは，ｆ＝１または０)が成立することより，$\max_f |B\text{-}eq(f)|$は$V_{\overline{n}}$($= V_{\overline{n}}(1)$)の反鎖の数，即ち定数関数１の加法形式の数|DF(１)|となる。よって，ｎ変数のFuzzy論理関数の数Ｆ(ｎ)は，

$$|DF(1)| < F(n) < 2^{2^n \cdot |DF(1)|}$$

である。

3．限界式

本節では，文献[3]で得られたFuzzy論理関数の数の限界式をもとに，その改良を行う。

3．1 上限

文献[3]での，上限導出方法を以下に示す。半順序集合$V_{\bar{n}}$に含まれる最大の反鎖の大きさがmであるとき，ディルウォースの定理[8]より，$V_{\bar{n}}$はm個の互いに素な鎖に分割される。各鎖には最大元(即ちV_0の元)も含めて，多くともn個の元が含まれる。m個の鎖の中から高々1個の元を選んで反鎖を作る場合，もし最大元が含まれればこの反鎖に含まれる他の元はすべて包含されるので無視することにすると，各鎖には多くともn－1個の元が存在する。よって取らない場合も含めて各鎖からの元の取り方にはn通りの選び方が存在するので，関数1の加法形式の数$|DF(1)|$の上限として次式を得る。

$$|DF(1)| < n^m$$

ここで$m = max_k(|V_k|)$として，このときのkをr($\fallingdotseq \lceil \frac{2}{3}n \rceil$)とおくと，n変数のFuzzy論理関数の数F(n)の上限として次式を得る。

$$F(n) < 2^{2^n \cdot n^{2^r \binom{n}{r}}}$$

本報告では，この上限を次のように改良する。半順序集合$V_{\bar{n}}$の，最大の反鎖を含むランクrの集合V_rを境として半順序集合$V_{\bar{n}}$を，

$$\cup_b V_b + \cup_d V_d$$

に分割する。ここで，rより上のランクb(但し，$0 \le b \le r$)の集合$\cup_b V_b$では，V_rの2^r個の集合を極小元として$\binom{n}{r}$個の2分木として分割できる。この各2分木は，最大元(即ちV_0の元)を無視すると，長さrの鎖が2本，長さ$r-k$(但し，$1 \le k \le r-1$)の鎖が2^k本の，合計$2 + \Sigma 2^k$(即ち2^r)本の鎖から構成される。またrより下のランクd(但し，$r+1 \le d \le n-1$)の集合$\cup_d V_d$では，ディルウォースの定理より長さ$n-1-r$の$2^r\binom{n}{r}$個の鎖で構成できる。よって，取らない場合も含めて，この鎖からの元の取り方は$n-r$通りの選び方が存在する。これよりV_rの2^r個の集合を単位として，集合$\cup_b V_b$及び$\cup_d V_d$から作られた鎖からの元の選び方は，

$$n \cdot \prod_{k=0}^{r-1} ((r-k)+(n-r))^{2^k}$$
$$= n \cdot \prod_{k=0}^{r-1} (n-k)^{2^k}$$
$$< n^{2^{r-1}} \cdot (n-r)^{2^{r-1}}$$

となる。よって$r = \frac{2}{3}n$のとき，関数1の加法形式の数$|DF(1)|$の上限として，次式を得る。

$$|DF(1)| < \left(\frac{n}{3^{1/2}}\right)^{2^r \binom{n}{r}}$$

これより，n変数のFuzzy論理関数の数F(n)の上限は次式となる。

$$F(n) < 2^{2^n \cdot \left(\frac{n}{3^{1/2}}\right)^{2^r \binom{n}{r}}}$$

上式より，文献[3]に比べて$\left(\frac{1}{3^{1/2}}\right)^{2^r \binom{n}{r}}$改良されたことが分かる。

3．2 下限

文献[3]での，下限導出方法を以下に示す。半順序集合$V_{\bar{n}}$の2つの隣接されたランクkの集合V_kとランクk－1の集合V_{k-1}について，V_kの各元はV_{k-1}のk個の元に包含されている。よってV_kのs個の元は，多くともks個のV_{k-1}の元に包含される。これより，V_{k-1}の残りの$|V_{k-1}| - ks$個の元は，2つの隣接した集合の中では互いに包含関係にないので，これから作られる部分集合はすべて反鎖となる。よって集合V_kの中から任意のs個($0 \le s \le |V_k|$)を選択した場合の，集合V_{k-1}の残りの元から得られるすべての反鎖の数の和は，

$$\sum_s \binom{|V_k|}{s} 2^{|V_{k-1}|-ks}$$
$$= 2^{|V_{k-1}|} \cdot \sum_s \binom{|V_k|}{s} 2^{-ks}$$

となる。ここで2項定理を用いることにより，関数1変数の加法形式の数$|DF(1)|$の下限として次式を得る。

$$|DF(1)| > 2^{|V_{k-1}| \cdot (1+2^{-k})^{|V_k|}}$$
$$= 2^{|V_{k-1}| \cdot e_k^{\binom{n}{k}}}$$

但し$e_k = (1+2^{-k})^{2^k}$とおいた。$m = max_k(|V_k|)$として，このときのk－1をr($\fallingdotseq \frac{2}{3}n$)とおくと，n変数のFuzzy論理関数の数F(n)の下限として次式を得る。

$$F(n) > 2^{2^r \binom{n}{r} \cdot e^{\binom{n}{r+1}}}$$

但し$n \to \infty$のとき，$e_{r+1} \to e$である。

文献[3]では，2ランク間の隣接集合(V_k及びV_{k-1})で下限を導出したが，本報告では上下を含めた3ランク間の隣接集合(V_k，V_{k-1}，及びV_{k+1})で下限を改良する。ここでV_k及びV_{k-1}で得られた上述の加法形式の数をϕ_-と記し，同様にしてV_k及びV_{k+1}で得られる

加法形式の数をϕ_+と記す。以下，ϕ_+を求めることにする。

ランクkの集合V_kの各元は，V_{k+1}の2(n−k)個の元を包含する。よってV_kのs個の元は，多くとも2(n−k)s個の，V_{k+1}の元を包含する。これよりV_{k+1}の残りの元である$|V_{k+1}|-2(n-k)s$個は2つの隣接した集合の中では互いに包含関係にないので，これから作られる部分集合はすべて反鎖となる。よって集合V_kの中から，任意のs個($0 \le s \le |V_k|$)を選択した場合の，集合V_{k+1}の残りの元から得られるすべての反鎖の和は，次のようになる。

$$\sum_s \binom{|V_k|}{s} 2^{|V_{k+1}|-2(n-k)s}$$

$$= 2^{|V_{k+1}|} \cdot \sum_s \binom{|V_k|}{s} 2^{-2(n-k)s}$$

ここで2項定理を用いると，$\sum_s$の部分は

$$\sum_s \binom{|V_k|}{s} 2^{-2(n-k)s}$$

$$= (1 + 2^{-2(n-k)})^{|V_k|}$$

$$= (1 + 2^{-2(n-k)})^{2^{2(n-k)} \cdot 2^{3k-2n}\binom{n}{k}}$$

$$= e^{2^{3k-2n}\binom{n}{k}}_{2(n-k)}$$

となる。但し，

$$e_{2(n-k)} = (1 + 2^{-2(n-k)})^{2^{2(n-k)}}$$

とおいた。これより，加法形式の数ϕ_+として次式を得る。

$$\phi_+ = 2^{|V_{k+1}|} \cdot e^{2^{3k-2n}\binom{n}{k}}_{2(n-k)}$$

よって，ϕ_-とあわせて関数1の加法形式の数$|DF(1)|$の下限として，次式を得る。

$$|DF(1)| > \max_k \{\phi_- + \phi_+\}$$

ここで$m = \max_k \{|V_k|\}$として，このときのkをr($=\frac{2}{3}n$)とすると，

$$e^{2^{3r-2n}\binom{n}{r}}_{2(n-r)} = e^{\binom{n}{r}}_r$$

より，n変数のFuzzy論理関数の数F(n)の下限として，次式を得る。

$$F(n) > (2^{|V_{r-1}|} + 2^{|V_{r+1}|}) \cdot e^{\binom{n}{r}}_r$$

但し，

$$|V_{r-1}| = 2^{2^{r-1}\binom{n}{r-1}}, \quad |V_{r+1}| = 2^{2^{r+1}\binom{n}{r+1}}$$

である。いまn→∞とすると，

$$e^{\binom{n}{r+1}}_{r+1} \ (\approx e^{\binom{n}{r}}_r) \ (\to e^{\binom{n}{r}})$$

$$|V_{r-1}| \approx |V_{r+1}| \ (\approx |V_r|)$$

であるから，文献[3]で得られた下限の2倍に近づくことが分かる。

4. あとがき

本報告では，文献[3]をもとにFuzzy論理関数の数の限界式を考察した。計算量の立場から下限オーダーに成果はないが，3ランク間の隣接がランクr($=\frac{2}{3}n$)を中心として綺麗に求まるのは興味深い。Spernerの定理[8]を満たす半順序集合Vに対して，上限にGilbertの手法を[9]を，下限にShapiroの手法[10]を応用する限り，限界式に対する本質的な改善は望めそうにない。

参考文献

[1] Kandel, A. and Clark, C.M.: New results in the enumeration of minimized fuzzy-valued switching functions, IEEE Proc. 11th Int. Symp. on Multiple-valued Logic, pp.191-195 (1981)

[2] Mukaidono, M.: New Canonical Forms and Their Applications to Enumerating Fuzzy Switching Functions, IEEE Proc. 12th Int. Symp. on Multiple-Valued Logic, pp.275-279 (1982)

[3] Berman, J. and Mukaidono, M.: Enumerating fuzzy switching functions and free Kleene algebra, Comp. Math. Appl. Vol.10, pp.25-35 (1984)

[4] Kameda, T. and Sadeh, E. : Bounds on the Number of Fuzzy Functions, Inf. and Control, 35, pp.139-145 (1977)

[5] 向殿，巽 : Fuzzy論理関数の数の上限及び下限について，信学論(D)，Vol.J65-D, No.12, pp.1582-1583 (1982)

[6] Thum, M. and Kandel, A.: On the complexity of growth of the number of distinct fuzzy switching functions, (preprint at 1982)

[7] 巽，向殿 : ブール加法形式の数え上げ問題，信学論(D)，Vol.J66-D, No.10, pp.1201-1208 (1983)

[8] Birkoff, G.: Lattice theory, Amer. Math. Soc. (1967)

[9] Gilbert, E.N.: Lattice theoric properties of frontal switching function, J. Math. Phys. 33. pp.57-67 (1954)

[10] Shapiro, H.N.: On the counting probrem for monotone Boolean function, Comm. Pure Appl. Math. Vol.23, pp.299-312 (1970)

問い合わせ先

巽　久行

〒243-02　神奈川県厚木市下荻野1030

神奈川工科大学　情報工学科

TEL:0462-41-1211　FAX:0462-42-8490

TD1-2

定数係数を持ったファジィ論理関数について

On Fuzzy switching function with arbitrary constants

荒木智行+ 巽 久行++ 向殿政男+ 大前義次++
Tomoyuki ARAKI Hisayuki TATSUMI Masao MUKAIDONO Yoshitsugu OHMAE

+明治大学 Meiji University
++神奈川工科大学 Kanagawa Institute of Technology

Abstruct

As extension of Binary switching function, B-ternary switching function, Regular ternary logic function, Multiple-valued Kleenean function and Fuzzy switching function are studied by many researchers. These functions satisfy an axiom system of Kleene algebra and they are given attention as they can treat ambiguity.

In this report, we propose a new switching function named Fuzzy switching function with arbitrary constants(in short, Fuzzy/C switching function). First, we clarify some basic properties of Fuzzy/C switching function. Second, a method to get all prime implicants of Fuzzy/C switching function is shown.

1. まえがき

2値論理関数の多値への拡張として，B－3値論理関数[1]，正則3値論理関数[2]，多値クリーネ論理関数[3,4,5,6]，及びFuzzy論理関数[7]等が研究されている。これらはクリーネ代数の公理系を満足するものであり，あいまいさを扱える代数系として注目されてきている。本報告ではこれらの論理関数の拡張として定数係数を持ったファジィ論理関数（以降，Fuzzy/C 論理関数と略記）を提案し，その基本的な性質についてのべる。更にその主項展開について述べる。ここで述べる主項展開を得るための手法は，2値論理におけるＮｅｌｓｏｎの定理[9]の一般化になっている。

2. 定数係数を持つFuzzy論理関数

最初に，定数係数を持つFuzzy論理関数の定義を与える。

［定義１］ Ｖを閉区間［０，１］としたとき，以下のように定義された論理式で表現されるＶⁿからＶへの写像をFuzzy/C論理関数という。

1) 任意の定数 $c_1, c_2, \cdots, c_m \in V$ は論理式である
2) 変数 $x_1, x_2, \cdots, x_n$ は論理式である
3) Ｆ，Ｇが論理式であるとき，Ｆ・Ｇ，Ｆ∨Ｇ，～Ｆ も論理式である

但し，論理演算は次のように定義される。

$x \cdot y = \min(x, y)$,
$x \vee y = \max(x, y)$,
$\sim x = 1 - x$

本報告では，特に断らない限りｎ変数について扱い，論理式とそれが表現する論理関数とを同一視する。

（例） $f = 0.8 \cdot x_1 \cdot x_2 \vee 0.4 \cdot x_3 \cdot \sim x_3$ はFuzzy/C論理関数である。

［定義２］ 変数の肯定または否定，即ち x_i または $\sim x_i$ を文字という。文字と定数をＡＮＤ(・)で結合したものを積項（ＯＲ(∨)で結合したものを和項）という。積項（和項）は次のように３つのタイプに分類できる。

積項について，

（タイプⅠ） 定数（$\geq 1/2$）を含み，すべてのｉについて x_i，$\sim x_i$ が同時に現れないもの
（例） $0.8 \cdot x_1 \cdot \sim x_2$, $\sim x_2 \cdot x_3$

但し，定数が省略されたときは，定数１が含まれているものとみなす。

（タイプⅡ） 定数（$\leq 1/2$）を含み，すべてのｉについて x_i，$\sim x_i$ が同時に現れないもの
（例） $0.3 \cdot x_1 \cdot \sim x_2$, $0.2 \cdot x_2 \cdot x_3$

（タイプⅢ） あるｉについて x_i，$\sim x_i$ を同時に含むもの
（例） $0.2 \cdot x_1 \cdot \sim x_1 \cdot x_2$

但し，定数が省略された場合は，1/2以上の任意の定数が省略されているものとみなす。なぜならば $x_i \cdot \sim x_i \leq 1/2$。

和項については，

（タイプⅠ） 定数（$\leq 1/2$）を含み，すべてのｉについて x_i，$\sim x_i$ が同時に現れないもの
（例） $0.3 \vee x_1 \vee \sim x_2$, $\sim x_2 \vee x_3$

但し，定数が省略されたときは，０とみなす。

（タイプⅡ） 定数（$\geq 1/2$）を含み，すべてのｉについて x_i，$\sim x_i$ が同時に現れないもの
（例） $0.6 \vee x_1 \vee \sim x_2$, $0.8 \vee x_2 \vee x_3$

（タイプⅢ） あるｉについて x_i，$\sim x_i$ を同時に含むもの
（例） $0.8 \vee x_1 \vee \sim x_1 \vee \sim x_2$

但し，定数が省略された場合は，1/2以下の任意の定数が省略されているものとみなす。なぜならば $x_i \vee \sim x_i \geq 1/2$。

［定義３］ Fuzzy/C論理関数に現れる積（和）項が単積（和）項であるとは，その積（和）

項がタイプⅠであることである。また，Fuzzy/C 論理関数の積（和）項が**相補項（相補和項）**であるとは，その積（和）項がタイプⅡまたはタイプⅢであるときをいう。相補項（相補和項）のうちで，すべての変数がその積（和）項に現れるものを**相補最小（大）項**という。

（例）3変数のとき，$0.4\cdot x_1\cdot\sim x_2\cdot x_3$，$x_1\cdot x_2\cdot\sim x_2\cdot x_3$ は相補最小項，$0.8\vee x_1\vee\sim x_2\vee x_3$，$x_1\vee\sim x_1\vee x_2\vee x_3$ は相補最大項。

任意の相補項（相補和項）は相補最小（大）項に展開できる。α をタイプⅡの相補項であり，

$\alpha = c\cdot\alpha_0$　（$c\leq 1/2$なる定数）

であるとする。もし，α_0に変数x_kが含まれなかったとすると，$c\leq 1/2\leq x_k\vee\sim x_k$ であるから

$$c\cdot\alpha_0 = c\cdot\alpha_0\cdot(x_k\vee\sim x_k)$$
$$= c\cdot\alpha_0\cdot x_k\vee c\cdot\alpha_0\cdot\sim x_k$$

この操作をすべての現れない変数に対して繰り返し行うことにより，相補最小項に展開することができる。タイプⅢの相補項に対しても $x_i\cdot\sim x_i\leq 1/2\leq x_j\vee\sim x_j$であることから同様に展開できる。

また，CをタイプⅡの相補和項であり

$C = p\vee C_0$　（$p\geq 1/2$なる定数）

であるとする。もし，C_0に変数x_kが含まれなかったとすると，$x_k\cdot\sim x_k\leq 1/2\leq p$ であるから

$$p\vee C_0 = p\vee C_0\vee(x_k\cdot\sim x_k)$$
$$= (p\vee C_0\vee x_k)\cdot(p\vee C_0\vee\sim x_k)$$

この操作をすべての現れない変数に対して繰り返し行うことにより，相補最大項に展開することが出来る。タイプⅢの相補和項に対しても$x_i\cdot\sim x_i\leq 1/2\leq x_j\vee\sim x_j$ であることから同様に展開できる。

すべてのFuzzy/C 論理関数を表現する論理式は分配律，ベキ等律，吸収律等が成立するので常に加(乗)法形式に展開出来る。但し，他の積(和)項により包含されるものは省略するものとする。

Fuzzy/C 論理関数は無限多値論理関数として定義されるが，本質的には3値の入力とそれに対する出力によって論理式が決定できる（詳細略）。以下，3値の集合として$V_3=\{0,1/2,1\}$を，2値の集合として$V_2=\{0,1\}$を用いる。

［定義4］　a，$b\in V$ とする。このとき

$$a\preccurlyeq b \;\rightleftarrows\; 0\leq a\leq b\leq 1/2 \text{ または } 1/2\leq b\leq a\leq 1$$

と定義する。また，この半順序関係はV^n の元にまで次のように拡張定義できる。即ち，$a=(a_1,a_2,\cdots,a_n)$，$b=(b_1,b_2,\cdots,b_n)$ とするとき，

$$a\preccurlyeq b \;\rightleftarrows\; \forall i\ ;\ a_i\preccurlyeq b_i$$

である。

［定義5］　$\alpha = c\cdot x_1^{a_1}\cdot x_2^{a_2}\cdot\cdots\cdot x_n^{a_n}$
（但し，$c\geq 1/2$なる定数）

をタイプⅠの積項とする。このとき，V_3^nの元$a=(a_1,a_2,\cdots,a_n)$とαは，次のとき互いに対応しているという。

$$a_i=1 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=x_i$$
$$a_i=0 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=\sim x_i$$
$$a_i=1/2 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=1$$

（例）$c=0.8$とする。このときV_3^3の元$(1,1/2,0)$に対応するタイプⅠの積項は，$0.8\cdot x_1\cdot\sim x_3$である。

［定義6］　$\alpha = d\cdot x_1^{a_1}\cdot x_2^{a_2}\cdot\cdots\cdot x_n^{a_n}$
（但し，$d\leq 1/2$なる定数）

をタイプⅡの相補最小項とする。このとき，V_2^nの元$a=(a_1,a_2,\cdots,a_n)$とαは，次のとき互いに対応しているという。

$$a_i=1 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=x_i$$
$$a_i=0 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=\sim x_i$$

（例）$d=0.3$とする。このときV_2^3の元$(1,0,1)$に対応するタイプⅡの積項は，$0.3\cdot x_1\cdot\sim x_2\cdot x_3$である。

［定義7］　$\alpha = d\cdot x_1^{a_1}\cdot x_2^{a_2}\cdot\cdots\cdot x_n^{a_n}$
（$d\leq 1/2$なる定数）

をタイプⅢの相補最小項とする。このとき，$V_3^n-V_2^n$の元$a=(a_1,a_2,\cdots,a_n)$とαとは，次のとき互いに対応しているという。

$$a_i=1 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=x_i$$
$$a_i=0 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=\sim x_i$$
$$a_i=1/2 \;\rightleftarrows\; x_i^{a_i}=x_i\cdot\sim x_i$$

（例）$d=0.4$とする。このとき$V_3^3-V_2^3$の元$(0,1/2,1)$に対応するタイプⅢの積項は，$0.4\cdot\sim x_1\cdot x_2\cdot\sim x_2\cdot x_3$である。

［定義8］　fをFuzzy/C論理関数，α_i（C_i）を積（和）項とする。このとき，

$f=\alpha_1\vee\alpha_2\vee\cdots\vee\alpha_m$　（$\alpha_i\not\leq\alpha_j$，$i\neq j$）

（$f=C_1\cdot C_2\cdot\cdots\cdot C_m$　（$C_i\not\leq C_j$，$i\neq j$））

を**加（乗）法形式**という。fの加（乗）法形式のうちで，そのなかに現れる相補項（相補和項）がすべて相補最小（大）項ものを**主加（乗）法標準形**という。

（例）3変数のとき，$f=(x_1\vee\sim x_2\vee\sim x_3)\cdot(\sim x_1\vee x_3\vee 0.7)$ の主乗法標準形を求める。第2和項は相補和項であるが，変数x_2が存在していないので相補最大項に展開できる。このとき一般に$x_2\sim x_2\leq 1/2$が成立していることから

$$f=(x_1\vee\sim x_2\vee\sim x_3)\cdot(\sim x_1\vee x_3\vee 0.7\vee x_2\cdot\sim x_2)$$
$$=(x_1\vee\sim x_2\vee\sim x_3)\cdot(\sim x_1\vee x_2\vee x_3\vee 0.7)\cdot(\sim x_1\vee\sim x_2\vee x_3\vee 0.7)$$

がfの主乗法標準形である。

［補題１］ａをV_3^nの任意の元とし，αをａに対応する単積項とする。但しαの定数＝１とする。このとき，

(1) $a \geqslant a' \Leftrightarrow \alpha(a')=1$

(2) $a \cap a' \neq \phi \Leftrightarrow \alpha(a')=0$

(3) $a \not\geqslant a'$ かつ $a \cap a' \neq \phi \Leftrightarrow \alpha(a')=1/2$

（証明略）

［補題２］ａを$V_3^n - V_2^n$の任意の元としβをａに対応する相補最小項とする。但し，βの定数＝１とする。このとき，a'をV_3^nの元とすると，

(1) $a' \geqslant a \Leftrightarrow \beta(a')=1/2$

(2) $a' \not\geqslant a \Leftrightarrow \beta(a')=0$

（証明略）

［補題３］$\alpha_1 = c_1 \cdot \alpha_1'$，$\alpha_2 = c_2 \cdot \alpha_2'$を積項としこれらに対応する$V_3^n$の元を$a_1$，$a_2$とする。このとき，$\alpha_1 \vee \alpha_2 = \alpha_1$となる条件は，

(1) α_1，α_2が単積項のとき，
$c_1 \geq c_2$ かつ $a_1 \geqslant a_2$

(2) α_1が単積項，α_2がタイプⅡの相補項のとき，
$a_1 \geqslant a_2$

(3) α_1が単積項，α_2がタイプⅢの相補最小項のとき，
$a_1 \cap a_2 \neq \phi$

(4) α_1，α_2がタイプⅡの積項のとき，
$c_1 \geq c_2$ かつ $a_1 \geqslant a_2$

(5) α_1がタイプⅡの積項，α_2がタイプⅢの相補最小項のとき，
$c_1 \geq c_2$ かつ $a_1 \cap a_2 \neq \phi$

(6) α_1，α_2がタイプⅢの相補最小項のとき，
$c_1 \geq c_2$ かつ $a_1 \leqslant a_2$

（証明略）

［定理１］任意のFuzzy/C論理関数は主加（乗）法標準形に一意に表現できる。

（証明） $f_1 = \alpha_1 \vee \cdots \vee \alpha_m$，$f_2 = \beta_1 \vee \cdots \vee \beta_n$をFuzzy/C論理関数ｆの異なる主加法標準形であるとする。いま，f_1に存在しf_2に存在しない積項があったとして，それを$\alpha = c \cdot \alpha_0$とする。

最初にαが単積項であるとき，αに対応するV_3^nの元をａとする。$\alpha(a)=c$ $(\geqslant 1/2)$であるから $f_1(a)=f_2(a)=c$ である。このときf_2には単積項α'が存在して，$\alpha'(a)=c$である。従ってα'に対応する$a' \geqslant a$ なる元a'が存在する。また，$\alpha'(a')=c$であるから $f_2(a')=f_1(a')=c$ である。故に，f_1に単積項α'' $(\neq \alpha)$が存在して $\alpha''(a')=c$ である。このときα''に対応する元a''が存在して$a'' \geqslant a'$である。従って，$a'' \geqslant a' \geqslant a$ であるから単積項αは単積項α''に包含され，省略され得る。これは，f_1が主加法標準形であることに矛盾する。

次に，αがタイプⅡまたはタイプⅢの積項であるとする。αに対応する元をａとすると，$\alpha(a)=c$ $(c \leq 1/2)$である。このとき $f_1(a)=f_2(a)=c$ である。従ってf_2には，$\alpha'(a)=c$ なるタイプⅠ～タイプⅢの積項が存在する。α'に対応する元をa'とし，$\alpha'(a')=c'$ とする。α'がタイプⅠの積項のとき，補題１(2)より $a \cap a' \neq \phi$。またこのとき，$f_2(a')=c'$ であるから，$f_1(a')=c'$。従ってf_1には，$\alpha''(a')=c'$ なるタイプⅠの積項が存在して，α''に対応する元をa''とすると，補題１(1)より $a'' \geqslant a'$。従って$a'' \geqslant a'$ 及び $a \cap a' \neq \phi$ より $a \cap a'' \neq \phi$ となり，補題３よりαはα''に省略されてしまい，f_1が主加法標準形という仮定に反する。故に，α'はタイプⅠではない。α'がタイプⅡの積項のとき，補題１(2)より $a \cap a' \neq \phi$。しかし，$a' \in V_2^n$ であることから，$a \cap a' \neq \phi$ は $a \geqslant a'$ と等しい条件になる。従って，α'がタイプⅡまたはタイプⅢのとき，補題２(1)から $a \geqslant a'$。このとき $\alpha'(a')=c'$ とすると，$f_2(a')=c'$ であるから，$f_1(a')=c'$。故にf_1には，$\alpha''(a')=c'$ なるタイプⅠ～タイプⅢの積項が存在する。

α''に対応する元をa''とする。α''がタイプⅠまたはタイプⅡの積項のとき，補題１(2)より，$a' \cap a'' \neq \phi$。従って，$a \geqslant a'$ および $a' \cap a'' \neq \phi$ より $a \cap a'' \neq \phi$ となり，補題３からαはα''によって省略されてしまい，f_1が主加法標準形であるという仮定に反する。α''がタイプⅢの積項のとき，補題２(1)より，$a' \geqslant a''$。従って，$a \geqslant a'$ 及び $a' \geqslant a''$より，$a \geqslant a''$。ここで，αがタイプⅡの積項ならば$a \in V_2^n$となり，$a = a''$。これは$a'' \in V_3^n - V_2^n$に反する。αがタイプⅢの積項ならば補題３より，αはα''に省略されてしまい，f_1が主加法標準形であることに反する。よって，いずれの場合もf_1に存在する積項はすべてf_2に存在する。

逆も同様である。従って，Fuzzy/C論理関数の主加法標準形は一意に定まる。主乗法標準形についても同様に証明出来る。

（証明終）

３．Fuzzy/C論理関数の主項展開

［定義９］ αを積(和)項とする。$\forall a \in [0,1]^n$ について$\alpha(a) \leq f(a)$ $(f(a) \leq \alpha(a))$ が成立するとき，αはｆの内(外)項という。またαのいかなる文字及び定数を省略してももはや内(外)項となり得ないとき，αを主項(主外項)という。

［定義１０］ ｆをFuzzy/C論理関数とし，ｆの全ての主項を$\alpha_1, \cdots, \alpha_m$とする。このとき $f = \alpha_1 \vee \cdots \vee \alpha_m$を主項展開という。

［補題４］ $f_1 = \alpha_1 \vee \cdots \vee \alpha_m$，$f_2 = \beta_1 \vee \cdots \vee \beta_n$をそれぞれFuzzy/C論理関数の主項展開とする。このとき，

$f_0 = f_1 \cdot f_2$

$=(\alpha_1 \vee \cdots \vee \alpha_m)\cdot(\beta_1 \vee \cdots \vee \beta_n)$

を展開して，f_0の加法形式 $f_0=\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$ $(\forall i,j;\gamma_i \not\leq \gamma_j)$ を得たとする。このとき $\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$ はf_0の主項展開である。

（証明）

f_0のある主項a_0が $\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$ に存在しなかったとすると，

① $a_0 \neq \gamma_i$ $(i=1,2,\cdots,s)$

② $a_0 \leq f_0$ かつ $a_0 \leq a' \leq f_0$であるa'は存在しない

でなくてはならない。一方，$a_0 \leq f_0 = f_1 \cdot f_2$ より $a_0 \leq f_1$，$a_0 \leq f_2$ でなければならない。$f_1=\alpha_1 \vee \cdots \vee \alpha_m$は全ての主項の和であるから，あるiが存在して$a_0 \leq \alpha_i$，$f_2=\beta_1 \vee \cdots \vee \beta_n$も全ての主項の和であるから，あるjが存在して$a_0 \leq \beta_j$。故に，$a_0 \leq \alpha_i \cdot \beta_j$である。$\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$ は$f_1 \cdot f_2$を展開した式であるから，あるkが存在して

$a_0 \leq \alpha_i \cdot \beta_j = \gamma_k$ または

$a_0 \leq \alpha_i \cdot \beta_j \not\leq \gamma_k$

が成立する。$\gamma_k \leq f_0$であるから②より$a_0=\gamma_k$である。これは①に矛盾する。よってf_0の全ての主項は $\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$ の中にある。

逆に，f_0の主項でないある積項$a' \leq f_0$が $\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$の中にあったとする。$\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$の中には全ての主項が現れているから，あるiが存在して$a' \leq \gamma_i$。a'は主項でないからa'$\not\leq \gamma_i$である。このことはa'はγ_iに省略されてしまい，$\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$が加法形式であるという仮定に反する。よって，$\gamma_1 \vee \cdots \vee \gamma_s$の中には主項以外のものは現れない。

（証明終）

この補題4により，主項展開と主項展開の積を加法形式で表したものは，また主項展開になっていることが示された。これより次の定理が直ちに導かれる。

［定理2］ $f=C_1 \cdot \cdots \cdot C_m$をfの主乗法標準形とする。但し，$C_i$は単和項または相補最大項とする。このときfを加法形式に展開し，$f=\alpha_1 \vee \cdots \vee \alpha_n$ $(\forall i,j;\alpha_i \not\leq \alpha_j,\ i \neq j)$ を得たとする。このとき$\alpha_1 \vee \cdots \vee \alpha_n$ はfの全ての主項の和である。

（証明）

C_i $(i=1,2,\cdots,n)$ は単和項または相補最大項であり，これらはFuzzy/C論理関数を表している論理式と見なすと，それぞれ主項展開を表している。よって，補題4より明らか。

（証明終）

（例）3変数のときFuzzy/C論理関数の主項展開を求める。

$$
\begin{aligned}
f &= (0.7 \vee x_1 \vee x_3) \\
&\quad \cdot (0.3 \vee x_1 \vee \sim x_2 \vee \sim x_3) \\
&= (0.7 \vee x_1 \vee x_2 \cdot \sim x_2 \vee x_3) \\
&\quad \cdot (0.3 \vee x_1 \vee \sim x_2 \vee \sim x_3) \\
&= (0.7 \vee x_1 \vee x_2 \vee x_3) \\
&\quad \cdot (0.7 \vee x_1 \vee \sim x_2 \vee x_3) \\
&\quad \cdot (0.3 \vee x_1 \vee \sim x_2 \vee \sim x_3) \\
&= 0.3 \vee x_1 \vee 0.7 \cdot \sim x_2 \vee 0.7 \cdot \sim x_3 \\
&\quad \vee \sim x_2 \cdot x_3 \vee x_3 \cdot \sim x_3
\end{aligned}
$$

4．あとがき

今後の課題として，

①Fuzzy/C論理関数を使ったアプリケーションを見いだしていくこと。

②ファジィ論理関数で行われている[11]ような高速に主項展開を求める方法を開発すること。

があげられる。

参考文献

[1] 向殿；"B-3値論理関数について…あいまいさを考慮した三値論理関数"，信学論(D)，Vol. 55-D，No.6，pp.355-362 (1954)

[2] M.Mukaidono: "Regular ternary logic function …Ternary logic functions suitable for treating ambiguity", IEEE Trans. Comput. Vol.c-35, No.2 pp.179-183 (1986)

[3] 高木，向殿："多値クリーネ関数の基本的性質"，信学論(D-I)，Vol.J74-D-I，No.12，pp.797-804 (1991)

[4] 高木，向殿："多値クリーネ関数の論理式表現"，信学論(D-I)，Vol.J75-D-I，No.2，pp.69-75 (1992)

[5] 畑，三好，中島，大和："多値クリーネ関数の判定法と論理式決定"，信学論(D-I)，Vol.J73-D-I，No.2，pp.183-192 (1990)

[6] 畑，湯原，宮脇，大和："多値クリーネ関数の数とそれに関する基本的性質"，信学論(D-I)，Vol.J75-D-I，No.1，pp.1-9(1992)

[7] 向殿；"Fuzzy論理関数の代数的構造とその最簡形式および既約形式"，信学論(D)，Vol.58-D，No.12，pp.748-755 (1975)

[8] 荒木："定数係数を持ったFuzzy論理関数の研究"，1986年度明治大学大学院工学研究科修士論文 (1987)

[9] R.J.Nelson: "SIMPLEST NORMAL TRUTH FUNCTIONS", J. of Symbolic Logic, Vol.20, No.2, pp.105-108 (1954)

[10] 荒木，向殿："Fuzzy論理におけるNelsonの定理"，情処学会全大 3N-2 (昭62前)

[11] 山口："ファジー節展開法を用いたファジー論理関数の主項生成アルゴリズム" 信学論(D)，VOL.J-73-D-1，No.8，pp.657-663(1990)

問い合わせ先（'９３／４月以降）

荒木智行

〒243-02　神奈川県厚木市下荻野１０３０

神奈川工科大学　情報工学科

TEL:0462-41-1211

FAX:0462-42-8490

TD1-3

Fuzzy Normal Proposition Probability Space and It's Application

Kaiqi Zou and Hiroshi Inoue

Dalian Maritime University, China and Science University of Tokyo

Abstract:
A logical structure called fuzzy normal proposition logic is defined in this paper. When used to describe objective things fuzzy normal proposition logic is quite close to their original appearances and may well be realized in computers. Then, we discuss some properties of the logical structure, establishing a fuzzy normal proposition probability space and finally present an application to decision making in maritime judgements.

1. Fuzzy normal proposition

Definition 1.1 Suppose E is a set of ordinary proposition to which we pay attention. Let $A:E\longrightarrow[0,1]$ satisfy that there exists a unique $e\in E$ such that $A(e)=1$. Then, A is called a fuzzy normal proposition.
All the fuzzy normal propositions are denoted by E^*. We define the following operations in E^*. If $A,B\in E^*$, then

$$\neg A = \int_E A(e)/\neg e,\quad e\in E$$
$$A\cap B = \int_E A(e_i)\wedge A(e_j)/e_i\cap e_j,\quad e_i, e_j\in E$$
$$A\cup B = \int_E A(e_i)\vee A(e_j)/e_i\cup e_j,\quad e_i, e_j\in E$$
$$A\longrightarrow B = \int_E A(e_i)\wedge A(e_j)/e_i\rightarrow e_j,\quad e_i, e_j\in E$$
$$A\longleftrightarrow B = \int_E A(e_i)\wedge A(e_j)/e_i\leftrightarrow e_j,\quad e_i, e_j\in E$$

The space $(E^*,\cup,\cap,\longrightarrow,\neg)$ is called an algebra of fuzzy normal proposition.

Definition 1.2 Suppose $A\in E^*$. We call $\underline{A}$ a truth value function of A if $\underline{A}(t)=A(t)\wedge T(t)$ hold for any $t\in \mathrm{Supp}A=\{t|A(t)>0\}$, where T(t) is the truth value function of t in two-valued logic.

Obviously, for the variable valuation of ordinary proposition, t, each A has a concrete value A(t). If t is a logical formula, that is, $t=F(x_{n1},x_{n2},\ldots,x_{nm})$ stipulating: If $\alpha=(\alpha_1,\ldots,\alpha_n)\in\{0,1\}^n$ then denote $t(\alpha)=F(\alpha)=F(\alpha_{n1},\alpha_{n2},\ldots,\alpha_{nm})$. Hence, $\underline{A}(t)$ which is a function of α will vary with the different values of α. Sometimes, α is omitted for convenience.

Definition 1.3 If α is an arbitrary valuation of a variable, A, then for an arbitrary $h\in(1/2,1)$ we have

$$\sup_{t,\alpha}\underline{A}(t)(\alpha) > h.$$

We call A fuzzy perpetual true or h_F perpetual true. On the other hand, if α is an arbitrary valuation to A, then for an arbitrary $h\in(1/2,1)$ we have

$$\sup_{t,\alpha}\underline{A}(t)(\alpha) \leqq 1-h.$$

We call A h_F perpetual false.

Note that a variable A is h_F perpetual true iff for an arbitrary valuation α to A, there exists $t\in A_h=\{t|A(t)>h\}$ such that T(t)=1.

Definition 1.4 Suppose $A,B \in E^*$. If $A \longleftrightarrow B$ is h_F perpetual true, we call A and B are h_F equivallence, denoting by $A \overset{h}{\Leftrightarrow} B$.

Proposition 1.1 $A \overset{h}{\Leftrightarrow} B$ iff for an arbitrary variable variation α there exists $t_1 \in A_{\underline{h}}$, $t_2 \in B_{\underline{h}}$ such that $T(t_1) = T(t_2)$.

Proof: Suppose $A \overset{h}{\Leftrightarrow} B$. That is, $A \longleftrightarrow B$ is h_F perpetual true. Then for an arbitrary variable valuation α, there exists $t_1 \longleftrightarrow t_2 \in (A \longleftrightarrow B)_{\underline{h}}$ such that $T(t_1 \longleftrightarrow t_2) = 1$. By the two value logical truth table we have $T(t_1) = T(t_2)$. Again, from $t_1 \longleftrightarrow t_2 \in (A \longleftrightarrow B)_{\underline{h}}$ we have $(A \longleftrightarrow B)(t_1 \longleftrightarrow t_2) > h$. That is $\min\{A(t_1), B(t_2)\}$ and hece $t_1 \in A_{\underline{h}}$, $t_2 \in B_{\underline{h}}$. The proof for sufficiency is obtained by reversing the proof above.

Definition 1.5 Suppose $A,B \in E^*$. If $A \longrightarrow B$ is h_F perpetual true, then we call A that A is h_F implication B, denoting $A \overset{h}{\Rightarrow} B$.

Proposition 1.2 $A \overset{h}{\Rightarrow} B$ iff for an arbitrary variable valuation α, there exists $t_1 \in A_{\underline{h}}$, $t_2 \in B_{\underline{h}}$ such that $T(t_1) \leqq T(t_2)$.

Proof: Suppose $A \overset{h}{\Rightarrow} B$. That is, $A \longrightarrow B$ is h_F perpetual true. Then, there exists $t_1 \longrightarrow t_2 \in (A \longrightarrow B)_{\underline{h}}$ such that $T(t_1 \longrightarrow t_2) = 1$. That is $T(t_1) \leqq T(t_2)$. From $t_1 \longrightarrow t_2 \in (A \longrightarrow B)_{\underline{h}}$, like the proof of proposition 1.1, we have t_1, t_2 belonging to $A_{\underline{h}}$, $B_{\underline{h}}$, respectively. Converse of the proof is easy.

2. Fuzzy normal proposition probability space

In this section we establish a fuzzy normal proposition probability space by using the concept of fuzzy normal proposition.

Definition 2.1 Let P_h be a mapping, $P_h : E^* \longrightarrow [0,1]$ satisfying the following statements.

(1) If A is h_F perpetual true, then $P_h(A)=1$,

(2) If, for any $A,B \in E^*$, $A \cap B$ is h_F perpetual false, then $P_h(A \cup B)=P_h(A)+P_h(B)$,

(3) If $A,B \in E^*$ and $A \overset{h}{\Leftrightarrow} B$, then $P_h(A)=P_h(B)$.

Then, $P_h(A)$ is called a h probability of fuzzy normal proposition, A, and (E, E^*, P_h) a fuzzy normal proposition probability space.

Proposition 2.1 If $A,B \in E^*$, then $A \overset{h}{\Leftrightarrow} A \cup B$.

Proof: Suppose $t_1' \in A_{\underline{h}}$, $t_2' \in B_{\underline{h}}$. Then $T(t_1' \longrightarrow t_1' \cup t_2') = 1$. Hence, for an arbitrary variable valuation α we have

$$\begin{aligned} &\sup_{t_1, t_2}((A \longrightarrow A \cup B)(t_1 \longrightarrow t_1 \cup t_2))\ T(t_1 \longrightarrow t_1 \cup t_2) \\ &\geqq (A \longrightarrow A \cup B)(t_1' \longrightarrow t_1' \cup t_2')\ T(t_1' \longrightarrow t_1' \cup t_2') \\ &= \min(A(t_1'), \max(A(t_1'), B(t_2'))) \\ &> h. \end{aligned}$$

Proposition 2.2 If B is a h_F perpetual false proposition, then $P_h(B)=0$.

Proof: From proposition 2.1, for any $A \in E^*$, we have $A \overset{h}{\Leftrightarrow} A \cup B$. Again, from definition 2.1, we have $P_h(A)=P_h(A \cup B)$. Since B is h_F perpetual false proposition $T(t_2)=0$ if $t_2 \in B_{\underline{1-h}}$ for any $t_2 \in E$. Then, we have $T(t_2 \cap t_1)=0$ if $t_2 \notin B_{\underline{1-h}}$ for any t_1. Thus, $B(t_2) \leqq 1-h$ and $T(t_1 \cap t_2) \neq 0$ so that for an arbitrary variable variation α, we have

$$\sup_{t_1, t_2} (B \cap A(t_2 \cap t_1))\ T(t_2 \cap t_1) \leqq 1-h.$$

That is $B \cap A$ is h_F perpetual false. Again, from definition 2.1, we have

$$P_h(A \cup B)=P_h(A)+P_h(B)$$

so that $P_h(A)=P_h(A \cup B)$, concluding $P_h(B)=0$.

It is easy to generalize definition 2.1, (2) by mathematical induction as follows.

Proposition 2.3 Let $A_i \in E^*$, i=1,2,...,n. If $A_i \cap Aj$ is h_F perpetual false for any i, j (i≠j)

$$P_h(\bigcup_{i=1}^{n} A_i) = \sum_{i=1}^{n} P_h(A_i)$$

Proposition 2.4 If $A \in E^*$, then $P_h(A) = 1 - P_h(\neg A)$.

Proof: Since $A \cup \neg A$ is h_F perpetual true $A \cap \neg A$ is h_F perpetual false so that

$$1 = P_h(A \cup \neg A) = P_h(A) + P_h(\neg A).$$

Proposition 2.5 If $A, B \in E$ and $A \rightarrow B$ is h_F perpetual true, then $P_h(B \cap \neg A) = P_h(B) - P_h(A)$.

Proof: Notice first that the following three statements hold.

(1) $A \cup B \overset{h}{\Leftrightarrow} A \cup (B \cap \neg(A \cup B))$

(2) $A \cap \neg(A \cap B) \overset{h}{\Leftrightarrow} B \cap \neg A$

(3) $A \cap (B \cap \neg(A \cap B))$ is h_F perpetual false.

Then, $P_h(A \cup B) = P_h(A \cup (B \cap \neg(A \cap B)))$

$= P_h(A) + P_h(B \cap \neg(A \cap B)))$

$= P_h(A) + P_h(B \cap \neg A).$

Also, $A \cup B \overset{h}{\Leftrightarrow} B$, leads to $P_h(A \cup B) = P_h(B)$. That is $P_h(B) = P_h(A) + P_h(B \cap \neg A)$.

Corollary If $A \longrightarrow B$ is h_F perpetual true, then $P_h(B) \geqq P_h(A)$ holds.

Proposition 2.6 For any $A, B \in E^*$, $P_h(A \cup B) = P_h(A) + P_h(B) - P_h(A \cap B)$ holds.

Proof: Note that $t_1 \cap t_2 \rightarrow t_2 \in (A \cap B \longrightarrow B)_h$ for any $t_1 \in A_{\perp}, t_2 \in B_{\perp}$, and $T(t_1 \cap t_2 \rightarrow t_2) = 1$ so that $A \cap B \longrightarrow B$ is h_F perpetual true. From proposition 2.5 we have

$$P_h(A \cup B) - P_h(A) = P_h(B \cap \neg(A \cap B)) = P_h(B) - P_h(A \cap B)$$

so that $P_h(A \cup B) = P_h(A) + P_h(B) - P_h(A \cap B)$.

Definition 2.2 Let $A, B \in E^*$. Then, under the condition that A is h_F perpetual true, the conditional probability that B is h_F perpetual true is defined by

$$P_h(B/A) = P_h(A \cap B)/P_h(A), \quad (P_h(A) \neq 0).$$

If $P_h(A \cap B) = P_h(A)\, P_h(B)$ holds, A and B are h_F independent, and $A_1, A_2, \ldots, A_n$ are said to be h_F incompatible if $A_i \cap B_j$ is h_F perpetual false for any i, j (i≠j).

Theorem 2.1 Let $A_i (i=1,\ldots,n) \in E^*$. If A_i is h_F incompatible and $\bigcup_{i=1}^{n} A_i$ is h_F perpetual true with $P_h(A_i) \neq 0$, then for any $A \in E^*$ we have

$$P_h(A) = \sum_{i=1}^{n} P_h(A_i \cap A) = \sum_{i=1}^{n} P_h(A_i) P(A/A_i)$$

Proof: Since $\bigcup_{i=1}^{n} A_i$ is h_F perpetual true, for any $A \in E$

$$A \overset{h}{\Leftrightarrow} A \cap (\bigcup_{i=1}^{n} A_i) \overset{h}{\Leftrightarrow} \bigcup_{i=1}^{n} (A \cap A_i).$$

Also, $(A \cap A_i) \cap (A \cap A_j)$ is h_F perpetual false, and hence

$$P_h(A) = P_h(A \cap (\bigcup_{i=1}^{n} A_i)) = P_h(\bigcup_{i=1}^{n} (A \cap A_i)) = \bigcup_{i=1}^{n} P_h(A \cap A_i)) = \bigcup_{i=1}^{n} P_h(A_i) P_h(A/A_i)$$

Corollary Under the conditions of Theorem 2.1, if $P_h(A) \neq 0$,

$$P_h(A_i/A) = P_h(A_i) P_h(A/A_i) / \sum_{j=1}^{n} P_h(A_j) P(A/A_j) \quad \text{for } i=1,\ldots,n.$$

3. Application

We apply the above-mentioned model to a case judgement on ship collision problems. Through consultation and data analyses, the computer will show the distribution of fault liability.

Suppose two ships came into collision in a sea territory under certain weather conditions. Under the provisions of international maritime collision rules and the navigation rules of this territory, let $A_1, A_2, \ldots, A_n$ be the causes of the collision. For instance, A_1 is "ship B sailed too fast",etc. These causes are considered to be obviously fuzzy normal propositions. We use above model to deal with the case as follows.

I. Establish the file procedure of fuzzy normal proposition on the basis of the internation al collision rules of 1972.

II. When a collision occures we refer to the established file procedure for the appropriate related collision rules denoted by $X=\{x_1, x_2, \ldots, x_k\}$.

III. Let E be a set of fuzzy normal propositions to which we pay attention, and denote $E=\{AX, BX_1, AX_2, BX_2, \ldots AX_k, BX_k\}$, where A is the plaintiff ship and B is the defendant ship. AX_i, BX_i are the fuzzy normal propositions that A and B violate upon rule X_i.

IV. Attain information for decision making, that is, to calculate $P_h(AX_i), P_h(BX_i), P_h(Q/AX_i)$ $P_h(Q/BX_i), (i=1,2,\ldots k)$. [3]

V. Calculate the probabilities for the defendant and plaintiff to have violated the rules under the conditions of a concrete case Q occured, that is,

$$P_h(AX_i/Q) = [P_h(AX_i)P_h(Q/AX_i)] / \sum_{j=1}^{k} [P_h(AX_j)P_h(Q/AX_j)+P_h(AX_j)P_h(Q/AX_j)]$$

$$P_h(BX_i/Q) = [P_h(BX_i)P_h(Q/AX_i)] / \sum_{j=1}^{k} [P_h(AX_j)P_h(Q/AX_j)+P_h(BX_j)P_h(Q/BX_j)]$$

This is exactly the result of decision making to which the judge can refer for the determination of fault liability distribution.

The following is a concretely judged case. At night on Oct.1,1963, a collision between an American and a Norwegian cargo ship took place on the high seas near Le Havre in the northern part of France.

The Norwegians were plaintiff and the Americans defendant. Through the judgement of the London maritime court,each had fifty percent of the liability. The American ship owners did not submit to the judgement and appealed to the high court. But this appeal was rejected and the original judgement was affirmed. We have made a mimic experiment with the case requiring that all taking part knew nothing about the case judgement. They put forward their opinions in consultation,relying upon the introduction of the case and the evidence from the two parties. After that we input the information into a computer we obtained the following results of judgement over the case. The defendant should have 44.72991% of the liability. The plaintiff should have 55.27009% of the liability. It is clear from the experiment results, that our models judgement was quite near to the original one.

References

[1] Kaiqi Zou and Xang Xu, Fuzzy Systems and Expert Systems, Publishing house of Southwestern Jiaotong University, China,1989.

[2] R.C.T. Lee and C.L. Chang, Some Properties of Fuzzy Logic, Information and Control, vol.19, no.5,1971.

[3] Chunxue Lu, Computer-aided Judgement of Maritime Cases, Journal of Dalian Maritime University, China, vol.15, no.2,44-50,1989.

Contact: H.Inoue

Dept. of Management, Science Univ.of Tokyo

500 Shimo-kiyoku, Kuki-shi, Saitama 346

TD2-1

多値論理をベースとしたファジィアブダクション
Fuzzy Abduction Based on a Multi-Valued Logic

山田耕一
Koichi YAMADA
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

向殿政男
Masao MUKAIDONO
明治大学　理工学部
Department of Computer Science, Meiji University

ABSTRACT: Abdaction is an inference procedure to find the best or appropriate explanations of given events. It plays important roles in diagnosis, natural language undrstanding, intention inference, etc. This report discusses an fuzzy abduction based on a malti-valued logic, which obtain fuzzy explanations from given fuzzy events.
Key words: multi-valued logic, abduction, fuzzy logic

1．はじめに

アブダクション[1-6]は与えられた事実や現象に対する最良の，あるいはもっともらしい説明を導く推論で，医療や故障などの診断，自然言語理解や知的インタフェースにおける意図推論において重要な役割を果たしている[3,6]．
また，人工知能の分野で研究の進められている仮説推論やデフォルト推論とも密接な関連があり[1,4]，知識工学方法論の立場からは，エキスパートシステム構築のビルディングブロックの役割を果すドメイン独立な汎化タスク(Generic task)[7]として，その重要性が指摘されている．

アブダクションには大きく分けて論理に基づくもの[2,4]と原因と結果の関係に基づくもの[3,6]がある[1]．説明の評価や最良説明の定義の問題があるので単純な対応付けは危険であるが，ファジィ理論との関連でいうと，ファジィ関係の逆問題は後者のアブダクションをファジィ化したものと見なすことができる．

本稿ではもう一つの方向，論理ベースのアブダクションの"ファジィ化"の一つとして，多値論理をベースとしたファジィアブダクションを提案する．

2．因果推論と因果逆推論

ここでは，多値論理における含意の再検討を行ない，ある状況下で行なわれる因果推論を導入する．まず，以下によく知られている多値論理における含意の定義を挙げる．ただし，a, b, rは[0,1] 区間内の値をとり，それぞれ命題A, B, A->Bの真理値とする．

$$L_{ALEPH\text{-}1}\quad r = 1 - a + b \wedge 1$$

$$\text{Godel}\quad r = \begin{cases} 1 & \text{if } a \le b \\ b & \text{if } a > b \end{cases}$$

$$\text{Goguen}\quad r = \begin{cases} 1 & \text{if } a \le b \\ b/a & \text{if } a > b \end{cases}$$

$$\text{Rescher}\quad r = \begin{cases} 1 & \text{if } a \le b \\ 0 & \text{if } a > b \end{cases}$$

これらの定義がすべて2値論理における含意

A->B <=> ~(A ∧ ~B) <=> ~A ∨ B

の拡張であることは容易に確認することができる．

次にそれぞれの多値論理におけるmodus ponensを，上記の含意の定義から求めると次のようになる．

$$L_{ALEPH\text{-}1}\quad b = \begin{cases} [a,1] & \text{if } r = 1 \\ a+r-1 & \text{if } 1 \le a+r < 2,\ r \ne 1 \\ \varnothing & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{Godel}\quad b = \begin{cases} [a,1] & \text{if } r = 1 \\ r & \text{if } a > r,\ r \ne 1 \\ \varnothing & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{Goguen}\quad b = \begin{cases} [a,1] & \text{if } r = 1 \\ ra & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{Rescher}\quad b = \begin{cases} [a,1] & \text{if } r = 1 \\ [0,a) & \text{if } r = 0 \\ \varnothing & \text{otherwise} \end{cases}$$

以上から，多値論理では一般にmodus ponensの結果bは一意に決まらず，aやrより大きな値をとることのあることがわかる．これは直感として，Bを後件に持つ含意がA->Bの他にもあって，それらが加法形式で与えられているのであればありえるが，A->Bという因果関係のみを念頭におくと一般的な常識とは異なる結果である．そこで次のような特別な状況での推論とそれに関する仮説を考える．

定義1：因果推論

Bが，AとA->Bの前提が成り立つときのみ0でない真理値を持つ命題であるとき，AとA->BからBの真理値を求める演算を因果推論と呼ぶ．また，因果推論の結果として得られるBの真理値を因果真理値と呼ぶ．

仮説1：因果推論に関する仮説

AとA->Bから因果推論を行なうときその因果真理値b*に関して次式が成り立つ．

$$b^* = a \qquad \text{if } r = 1$$

$b^*<a$ and $b^*\leq r$　　if $b\neq ø, 0<r<1, a\neq 0$

$b^*=0$　　if $b\neq ø$, $a\times r=0$

$b^*=ø$　　if $b=ø$

ここで，b=øは基礎となる多値論理のmodus ponensでbが空集合となるようにaとrが与えられた，という意味である．上記の各多値論理にこの仮説をあてはめると因果真理値は次のように一意に決まる．

$$L_{ALEPH\text{-}1}\quad b^*=\begin{cases}a+r-1 & \text{if } a+r\geq 1\\ ø & \text{otherwise}\end{cases}\qquad(1)$$

$$\text{Godel}\quad b^*=\begin{cases}a & \text{if } r=1\\ r & \text{if } a>r,\ r\neq 1\\ ø & \text{otherwise}\end{cases}$$

$$\text{Goguen}\quad b^*=ra$$

$$\text{Rescher}\quad b^*=\begin{cases}a & \text{if } r=1\\ 0 & \text{if } r=0\\ ø & \text{otherwise}\end{cases}$$

これらの因果推論値は前述のmodus ponensに矛盾しない最小の真理値である．

次に，含意とその後件の真理値を与えられて前件の真理値を求める演算，modus tollensについて考える．$L_{ALEPH\text{-}1}$におけるmodus tollensは，その含意から次のように得られる．

$$a=\begin{cases}[0,b] & \text{if } r=1\\ b-r+1 & \text{if } b\leq r<b+1\\ ø & \text{otherwise}\end{cases}$$

これについてもmodus ponensの場合と同様，次のような特殊な状況での推論とそれに関する仮説を考える．

定義2：因果逆推論

Bが，AとA->Bの前提が成り立つときのみ0でない真理値を持つ命題であるとき，BとA->BからAの真理値を求める演算を因果逆推論と呼ぶ．また，因果逆推論の結果として得られるAの真理値を希望的真理値と呼ぶ．

仮説2：因果逆推論に関する仮説

BとA->Bから因果逆推論を行なうときその希望的真理値a^*に関して次式が成り立つ．

$a^*=b$　　if $r=1$

$a^*>b$　　if $a\neq ø, 0<r<1, b\neq 0$

$a^*=0$　　if $a\neq ø$, $b\times r=0$

$a^*=ø$　　if $a=ø$

この仮説を前述のmodus tollensにかぶせると，希望的真理値a^*は次のように得られる．

$$a^*=\begin{cases}b-r+1 & \text{if } b\leq r\\ ø & \text{otherwise}\end{cases}\qquad(2)$$

ここで，a^*はmodus tollensに矛盾しない最大の真理値となる．

3．ファジィアブダクション

ここでは，前節で定義した因果推論，因果逆推論を用いてファジィアブダクションを定義する．まず，次の2種類の導出可能という概念を導入する．

定義3：導出可能（その1）

A, B, A->Bの真理値が与えられていて，Bの真理値がAとA->Bから求めた因果真理値と同じであるとき，BはAとA->Bから導出可能であるという．

定義4：導出可能（その2）

Rを次のように与えられる含意R_{ij}の集合，Pをその前件P_{ij}からなる集合，Qを後件Q_iからなる集合とする．

$$R_{ij}: P_{ij}\text{ -> }Q_i,\ i=1,N_q,\ j=1,N_{qi}\qquad(3)$$

ただし，$j\neq j'$に対して$P_{ij}\neq P_{ij'}$で，Rは加法形式で与えられた含意集合であるとする．このとき，次式が成りたてば，Q上のファジィ集合QはRとP上のファジィ集合Pから導出可能（あるいはRを省略し，QはPから導出可能）であるという．

$$\underline{Q}(Q_i)=\max_{j,\ q_{ij}^*\neq ø}(q_{ij}^*)=\max_{j,\ p_{ij}+r_{ij}\geq 1}(p_{ij}+r_{ij}-1)\qquad(4)$$

ここで，$\underline{Q}(Q_i)\equiv q_i$はファジィ集合Qのメンバシップ値，$q_{ij}^*$は$P_{ij}$と$R_{ij}$から求めた$Q_i$の因果真理値である．もしここで，$q_{ij}^*=p_{ij}\wedge r_{ij}$とするなら上式はmax-min合成と同じになる．(2)式より明らかに，任意の$Q_i\in Q$に対して$r_{ij}\geq q_i$となるR_{ij}が存在しなければ，Qを導出可能なPは存在しない．

次に，Qを導出可能なP上のファジィ集合Pに関して，次の3つの定理が成り立つ．

定理1

Rと共にQを導出可能なP上のファジィ集合が存在するならば，次式で与えられるP^*が最大のそれである．

$$\underline{P^*}=\Diamond_{ij}\,(p_{ij}^*\ /\ P_{ij})\qquad(5)$$

ここで，p_{ij}^*はr_{ij}とq_iから求めた希望的真理値で，◇は次のような演算子である．

$$a/A\Diamond b/B=\begin{cases}a/A+b/B & \text{if } A\neq B\\ \min(a,b)/A & \text{if } A=B\end{cases}$$

証明：

（導出可能証明）$i\neq i'$に対して$P_{ij}\neq P_{i'j'}$であるとき(5)式は次のようになる．

$$\underline{P^*}=\Sigma_j\,(p_{ij}^*\ /P_{ij})=\Sigma_j\,(q_i-r_{ij}+1)/\ P_{ij}\qquad(6)$$

P^*とRから導出可能なQ上のファジィ集合Q'は，

$$\underline{Q'}=\Sigma_j(p_{ij}^*+r_{ij}-1/Q_i)=\Sigma((q_i-r_{ij}+1)+r_{ij}-1)/Q_i=\Sigma(q_i/\ Q_i)$$

もしすべてのjに対して$q_i > r_{ij}$となるようなQ_iがあれば$\underline{Q'} \neq \underline{Q}$であるが，そうでなければ$\underline{Q'} = \underline{Q}$となり，$\underline{Q}$はRと$\underline{P}^*$から導出可能である．

$i \neq i'$に対して$P_{ij} = P_{i'j'}$となるものがあるとき，それをP_0としてP_0のみを要素とする集合をP'，P_0を前件とする含意R_kからなる集合をR'，それらの後件Q_kの集合をQ'として他と切り離して考える．今，q_kとr_kから求めたP_0の希望的真理値をp_k^*とすると，$p^* = \min_k(p_k^*)$としない限りp^*とr_kから求めた因果真理値が元の真理値より大きくなるq_kがでて導出可能とならない．最小値をp^*とすると元の値より小さくなるものがでるが，PとRの中に元の値を与えるp_{ij}, r_{ij}があれば，(4)式によって$\underline{Q}$が導出可能となる．

（最大証明）p_{ij}^*はr_{ij}, q_iに矛盾しない最大の真理値であるから，自明である． ■

定理2

式(5)で与えられる$\underline{P}^*$がRと共に$\underline{Q}$を導出可能なP上の最大のファジィ集合で，しかも次式で与えられる$\underline{P}\sim$が$\underline{P}^*$の部分集合であるなら，$\underline{P}\sim$は$\underline{Q}$を導出可能な極小のファジィ集合である．

$$\underline{P}\sim = \Sigma_i (\triangle_j (p_{ij}^* \ / \ P_{ij})) \qquad (7)$$

ここで，$\triangle_j$は添字jをある値に固定し，p_{ij}^*がøでない要素を選択するオペレータである．

証明：

（導出証明）△オペレータで選択されたp_{ij}^*, P_{ij}をそれぞれp_i^*, P_iと書くと(7)式は

$$\underline{P}\sim = \Sigma_{i\ (p_i^* \neq \emptyset)} (p_i^* \ / \ P_i) \qquad (8)$$

となり，これは(6)式のjを固定したものと同じである．従って$i \neq i'$に対して$P_i \neq P_{i'}$であるときに，空でないp_i^*が得られれば導出可能なのは明らか．

$i \neq i'$に対して$P_i = P_{i'}$となる前件のある場合は，p_i^*と$p_{i'}^*$の値が等しいときのみ$\underline{Q}$を導出可能となるのは明らか．また値が異なる場合は，(7)式のΣ演算でmaxを取るためmin演算を行なう(5)式より大きな真理値となり，$\underline{P}\sim$は$\underline{P}^*$の部分集合にならない．

（極小証明）$\underline{P}\sim$の真部分集合は(8)式の任意のiについてp_i^*を$p_i^* - \varepsilon$（εは整数）に置き換えることによって得られるが，このとき因果推論をして得られるQ_iの真理値が元の$\underline{Q}$より小さくなって導出可能でなくなるのは(1)式より明らか． ■

定理3

$\underline{P}^*$, $\underline{P}\sim$がそれぞれ$\underline{Q}$を導出可能なP上の最大，極小なファジィ集合であるとき，$\underline{P}\sim \leq \underline{P} \leq \underline{P}^*$である$\underline{P}$も$\underline{Q}$を導出可能である．

（証明）$\underline{P}^* = \Sigma_j (p_{ij}^{max} / P_{ij})$, $\underline{P}\sim = \Sigma_j (p_{ij}^{min} / P_{ij})$, $\underline{P} = \Sigma_j (p_{ij} / P_{ij})$とすると，$\underline{P}^*$, $\underline{P}\sim$はそれぞれ$\underline{Q}$を導出可能であるから，

$$\underline{Q}(Q_i) \equiv q_i = \max_j (p_{ij}^{max} + r_{ij} - 1)$$

$$= \max_j (p_{ij}^{min} + r_{ij} - 1)$$

ところで，$p_{ij}^{min} \leq p_{ij} \leq p_{ij}^{max}$であるから当然

$$\underline{Q}(Q_i) = \max_j (p_{ij} + r_{ij} - 1)$$

となり，$\underline{P}$は$\underline{Q}$を導出可能． ■

以上で準備が整ったので，ファジィ説明とファジィアブダクションについて定義する．

定義5：ファジィ説明

P上のファジィ集合$\underline{P}$が，Q上のファジィ集合$\underline{Q}$の，RとCによるファジィ説明であるとは，

1．$\underline{Q}$はRと$\underline{P}$から導出可能

2．$\underline{P}$は次式で与えられる制約$C_i \in C$を満足する．

$$C_i : | \wedge_j P_j^{\ i} | \leq T_i,$$

$$i = 1, Nc,\ j = 1, Nci,\ T_i \in [0, 1]$$

定義6：ファジィアブダクション

含意の集合R，R内の含意の後件部命題の集合Q上のファジィ集合$\underline{Q}$，および制約集合Cが与えられて，$\underline{Q}$のRとCによるファジィ説明を求めることをファジィアブダクションと呼ぶ．

なお，制約Cが与えられているため最大ファジィ説明が存在するとは限らず，一般には極大ファジィ説明が複数あることになる．しかし，制約C_iは命題$P_j \in P$のand結合の最大真理値に限られているため，$\underline{Q}$を導出可能な最大の$\underline{P}$を求めれば，極大のファジィ説明を求めるのは容易である．また，極大ファジィ説明に含まれ，$\underline{Q}$を導出可能な$\underline{P}$はすべてファジィ説明となり，逆にそのような$\underline{P}$のみがファジィ説明となることが保証される．

一般的にアブダクションでは，冗長な説明を含まないと言う意味で極小の説明(minimal covering[2,4])の中に最良説明があるとされることが多い．最良説明の基準に関しては，様々なものが提案されている．例えば，Reggia[3]は診断等の問題では故障の起こりやすさとして確率の導入が必要なことを指摘し，Bylander[6]は仮説のべき集合から半順序集合への写像をplausibilityとして導入し，それよりplausibilityの大きいもののない極小説明を最良の説明とした．また，コストを最小にする説明を最良とする研究[5]もある．

4．複合前件命題を持つファジィアブダクション

前節では含意の前件が単一の命題からなるものを扱っていたが，故障診断や意図推論等の応用では前件が複合命題である場合がほとんどである．そこで，ここでは含意の前件全体を1つの命題とした命題集合上の極小ファジィ説明から，前件を構成する原始命題上の極小ファジィ説明を求める方法を議論する．

前件に複合命題を含む含意を$R_i \in R$, R_iの前件の命題を$S_i = \wedge_j P_{ij}$, 後件命題の集合Q上のファジィ集合$\underline{Q}$のRと制約CによるS={S_i}上の極小説明を$\underline{S} = \Sigma_i (\alpha_i / S_i)$とする．このとき，$\underline{Q}$を説明するP={$P_{ij}$}上のファジィ説明$\underline{P}$が次の制約を満足しなければならないのは明らか．

$D_i : \wedge_j | P_{ij} | \geq \alpha_i,$ (9)

また，この式を満たすP={Pij}上の極小のファジィ集合P*は次式で得られる．

$P^* = \Sigma_{ij} (\alpha_i / P_{ij})$ (10)

こうして求めたP*はQの極小ファジィ説明であるとは限らないが，$S_i = \wedge_j P_{ij}$の関係を用いてS上に戻した S*は必ずSを含むから，S*が極大ファジィ説明S*の部分集合であれば，P*はQのファジィ説明になる．さらに，S*がSと等しいか，同様にして他のS上の極小説明から求めたP*'を含まなければ，P*はQの極小ファジィ説明となるのは明らかである．

5．例題

ルールの集合R={Ri}，制約の集合 C={C1} および事実Qが次のように与えられるとする．

R1: if P1 ∧ P2 then Q1 (T1=0.8)
R2: if P3 then Q1 (T2=0.5)
R3: if P4 then Q1 (T3=0.9)
R4: if P2 ∧ P3 then Q2 (T4=0.6)
R5: if P5 then Q2 (T5=0.8)
R6: if P3 ∧ P4 then Q3 (T6=0.5)
R7: if P1 then Q3 (T7=0.7)
C1 : | P4 ∧ P5 | ≤ 0.6
Q=0.6/Q1+0.5/Q2+0.6/Q3

ルールRiの前件命題をSiとすると，式(5) および(7)から，Qを導出可能なS={Si}上の最大ファジィ集合S*と極小ファジィ集合Si~が次のように得られる．

S*=.8/S1+.7/S3+.9/S4+.7/S5+.9/S7.
S1~=.8/S1+.9/S4+.9/S7,
S2~=.8/S1+.7/S5+.9/S7,
S3~=.7/S3+.9/S4+.9/S7,
S4~=.7/S3+.7/S5+.9/S7.

制約C1は，次の制約に置き換えられる．

C1': |S3∧ S5 | ≤ 0.6
C2': |S5∧ S6 | ≤ 0.6

この2つの制約を満足するS*の極大な部分集合は，

S1*=.8/S1+.6/S3+.9/S4+.7/S5+.9/S7.
S2*=.8/S1+.7/S3+.9/S4+.6/S5+.9/S7.

どちらもS*とSi~の間にあるからQを導出可能なファジィ集合で，制約も満足するからファジィ説明である．一方上記の4つの極小ファジィ集合のうち，S4~はS1*にもS2*にも含まれないのでファジィ説明でない．残りのS1~，S2~，S3~をそれぞれ式(10)にあてはめると，P上の極小ファジィ説明の候補として，

P1=0.9/P1+0.9/P2+0.9/P3
P2=0.9/P1+0.8/P2+0.7/P5
P3=0.9/P1+0.9/P2+0.9/P3+0.7/P4

が得られる．これらを再びS上のファジィ集合に戻すと，

S1=.9/S1+.9/S2+.9/S4+.9/S7
S2=.8/S1+.7/S5+.9/S7
S3=.9/S1+.9/S2+.7/S3+.9/S4+.7/S6+.9/S7

が得られ，S1，S2，S3はそれぞれ，S1~，S2~，S3~を含んでいる．しかし，S1とS3は極大ファジィ説明であるS1*，S2*のどちらにも含まれないためP1とP3はファジィ説明でない．結局，P上の極小ファジィ説明は P2だけであることがわかる．なお，制約C1がなければS4~を(10)式に適用して得られる

P4=.0/P1+.7/P4+.7/P5

も極小ファジィ説明となる．

6．おわりに

多値論理をベースにしたファジィアブダクションを提案した．先に述べたように因果真理値を$q_{ij}^* = p_{ij} \wedge r_{ij}$とすると(4)式がmax-min合成になり，Qを導出可能なPの演算はファジィ関係の逆問題と同等になる．また，導出可能なPの解の構造もファジィ関係の逆問題の解構造と同様，最大解と複数の極小解を持つ．さらに含意や説明すべき事実に与えられた真理値の少しの違いで解なしになることがあるという応用上の問題も同様である．

今後の課題としては，解のない場合の近似解の解法，ファジィ命題の取り扱い，仮説集合上に事前に可能性分布やplausibilityが与えられる場合の最良説明の定義と解法等が挙げられる．

参考文献

1)井上:：アブダクションの原理，人工知能学会誌，Vol.7，No.1，48/59 (1992)
2)H.E.Pople, Jr.: On the mechanization of abductive logic, *Proc. IJCAI*,147/152 (1973)
3)J.A.Reggia: Abductive Inference, *Proc. Expert Syst. Gov. Symp.*, 484/489 (1985)
4) D.Poole: A Logical Framework for Default Reasoning,*Artifi. Intel.* **3 6**,27/47, (1988)
5)E.Charniak,S.E.Shimony:Probalilistic Semantics for Cost Based Abduction,*Proc. AAAI-90*,106/111 (1990)
6)T.Bylander,et.al.:The computational complexity of abduction,*Artifi. Intel.* **4 9**,25/60 (1991)
7)B.Chandrasekaran:Generic Tasks in Knowledge-Based Reasoning:High-Level Building Blocks for Expert System Design,*IEEE Expert*, Vol.1, No.3, 23/30 (1986)

問合わせ先：技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
〒２３１横浜市中区山下町８９－１
シイベルヘグナービル３階
TEL:045-212-8243, FAX:045-212-8255
E-mail:yamada@fuzzy.or.jp

TD2-2

証拠に基づく信念論理の知識獲得への応用

Doxastic Logic Based on Evidence and Its Application to Knowledge Acquisition

村井哲也[1] 宮腰政明[2] 新保 勝[2]

Tetsuya MURAI[1] Masaaki MIYAKOSHI[2] Masaru SHIMBO[2]

1) Hakodate Campus, Faculty of Education
Hokkaido University of Education, Hakodate 040, JAPAN

2) Department of Information Engineering, Faculty of Engineering,
Hokkaido University, Sapporo 060, JAPAN

Abstract: Belief formation and knowledge acquisition in the formal framework are discussed in terms of a logic of belief derived from plausibility functions in the Dempster-Shafer theory of evidence. Some necessary conditions that belief sentences are recognized as knowledge ones are pointed out as well as the properties of plausibility functions which satisfy such conditions.

1. まえがき

知識ベースにおいてシステムが持つ信念をいかに表現・管理し,その信念からどのように推論するかに関して種々の研究がある(ex.[3,4]). 中でも,論理に基づく形式的方法(知識と信念の様相論理[4]等)と測度に基づく数値的方法(ベイズ理論やDempster－Shaferの証拠理論[8])が中心的位置を占めると考えられ,それぞれ一長一短がある. 前者は既成の知識や信念の集合からの推論を形式的に扱うことができる. しかし,知識や信念自体の形成過程を説明できない. 一方,後者はベイズ規則やDempsterの結合規則などで信念形成を説明する. しかし,推論との関係はあまり明白でない.

最近,我々はDempster－Shaferの証拠理論(以下,D－S理論と略す)に基づく様相論理[5]の有限モデルを構成し,いくつかの様相論理体系との健全性と完全性を証明した[5,6].この結果は証拠に基づく信念形成と信念様相論理の間に密接な関係があることを示唆する. 実際,我々は文献[7]において,日常得られる様々な証拠に基づいて信念を形成し,確実性のある信念を知識として我々の認識体系に組み込むという観点に対して,plausibility関数を利用した一つの定式化を与え,証拠の蓄積が形成する信念集合の論理的性質を論じ,知識獲得の一形式として信念が知識に転化したと見なすための一つの条件を示した.

本論文では前稿[7]に引き続き,信念集合の性質を更に検討し,信念文の集合が知識と呼べるための必要条件として

（１）論理的整合性
（２）全意識性
（３）論理的閉包性
（４）唯一限定性

を挙げ,それらを満たすplausibility関数の性質を考察する.

2. 可能世界限定モデル

2.1. 世界限定の考え方

我々は真偽が分からない命題に対して,様々な情報や証拠を集め,その真偽を確実なものとしてから,自身の知識体系に組み込んで行くと考えられる. これは証拠の蓄積に基づいて知識を獲得する過程とみなせる.

例えば,偏っているという事前情報のない硬貨を投げるとき,表および裏が出るという文をそれぞれp_1,p_2で表わすとすれば,硬貨を投げた後の世界を部分的に記述する候補として

α_1: $p_1 \wedge p_2$ $(=\{p_1, p_2\})$
α_2: $p_1 \wedge \neg p_2$ $(=\{p_1\})$
α_3: $\neg p_1 \wedge p_2$ $(=\{p_2\})$
α_4: $\neg p_1 \wedge \neg p_2$ $(=\phi)$

の４つが論理的に可能である. これらはCarnap[1]の状態記述であり,本論文では可能世界,または単に世界と呼ぶ.

表かまたは裏が出るという通常の仮定は論理式$p_1 \vee p_2$を確実に支持する証拠と見なすことができるので,α_4の可能性はなくなり,現実世界の候補は

$\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$

に限定される. また,物理的に表と裏が同時に出ないという確実な証拠は$\neg p_1 \vee \neg p_2$を支持し,候補を

$\{\alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\}$

に限定する. これら２つの証拠をあわせれば,

硬貨を実際に投げる前に，現実世界の候補は
$\{\alpha_2, \alpha_3\}$
まで限定できる．実際に硬貨を投げて表が出た場合，この証拠はp_1を確実に支持するので，更に唯一の世界
$\{\alpha_2\}$
まで限定でき，文$p_1 \wedge \neg p_2$が今回の硬貨投げに関する知識となる．このように様々な証拠が現実世界の候補を限定し，候補となる世界が一つに絞られたとき，その世界は現実世界の部分的記述を与え，知識として認識主体の体系に組み込まれると考えられる．以上が証拠の蓄積に基づく知識獲得の基本的考え方である．

もちろん，硬貨の出方が偏っている証拠がある場合や，万が一投げた後，硬貨が直立する場合を考慮するためには，今述べた集合による定式化だけでは不十分である．そのような場合を含めて，可能世界の限定という考え方を定式化するために，測度に基づく様相論理[5,6],中でもD－S理論で展開されたplausibility関数に基づく様相論理[5]を利用する．

2．2．可能世界限定モデル

まず,文の集合である言語$\mathcal{L}$を

$\mathbb{P}$：原子文の有限集合

演算子：$\top$(恒真),$\neg$(否定),$\vee$(選言),
B(信念)

かっこ：(,)

から通常通り形成する．演算子$\perp$(恒偽)および$\wedge$(連言),$\rightarrow$(質料含意),$\leftrightarrow$(同値)も通常通り定義する．可能世界の集合をD-S理論[8]の識別の枠とみなしてモデルを定義する．

【定義１】可能世界限定モデルとは

$\mathcal{M} = <W, bpa>$

である．ここで

$W = \mathfrak{P}(\mathbb{P})$：$\mathbb{P}$のべき集合

bpa：$\mathfrak{P}(W) \rightarrow [0,1]$　基本確率割当

である．Wの元を可能世界，または単に世界と呼ぶ．■

文pがモデル$\mathcal{M}$の世界αにおいて真であることを「$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} p$」で表わす：

$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} p \iff p \in \alpha$　（p：原子文）

「$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}$」は**B**を除いて，通常通り複合文へ拡張される：

$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} \top$

$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} \neg p \iff not \vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} p$

$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} p \vee q \iff \vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} p \ or \ \vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} q$

モデル$\mathcal{M}$のすべての世界で文pが成り立つとき，pは$\mathcal{M}$において妥当であるといい，「$\vDash^{\mathcal{M}} p$」で表わす．

可能世界限定モデルでは，現実世界の候補を限定する情報を証拠と見なして基本確率割当に変換する．２．１節で論じた例において,表か裏が出る，すなわち$p_1 \vee p_2$を支持する証拠は

$$bpa_1(X) = \begin{cases} 1 & X = \|p_1 \vee p_2\| = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

に変換される．ここで一般に，文pに対して，$\|p\|$はpが成り立つ世界の集合を表わす：

$\|p\| = \{\alpha \mid \vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} p\}$

また，硬貨が直立する場合を主観的に評価したいときは，例えば

$$bpa_1'(X) = \begin{cases} 0.99 & X = \|p_1 \vee p_2\| \\ 0.01 & X = \|\neg p_1 \wedge \neg p_2\| = \{\alpha_4\} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

などとできる．次に，表と裏は同時に出ない，すなわち$\neg p_1 \vee \neg p_2$を支持する証拠は

$$bpa_2(X) = \begin{cases} 1 & X = \|\neg p_1 \vee \neg p_2\| \\ & \quad = \{\alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

に変換される．bpa_1とbpa_2をDempsterの規則によって結合すれば

$$bpa_3(X) = \begin{cases} 1 & X = \{\alpha_2, \alpha_3\} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

を得る．更に，実際に表が出る，すなわちp_1を支持する証拠は

$$bpa_4(X) = \begin{cases} 1 & X = \|p_1\| = \{\alpha_1, \alpha_2\} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

に変換され，bpa_3と結合すれば

$$bpa_5(X) = \begin{cases} 1 & X = \{\alpha_2\} \\ 0 & \text{その他} \end{cases}$$

を得る．したがって，システムが持つモデルは固定的なものではなく，新たな証拠の獲得とともに結合規則によって変化する．

2．3．証拠と信念演算子

証拠を表わす基本確率割当から導かれる二つの関数，すなわちbelief およびplausibility関数を利用して，それぞれ信念演算子**C**および**B**を定義する[5].

【定義２】

- $\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} \mathbf{C} p \iff Bel(\|p\|) = 1$
  $\iff \Sigma_{X \subseteq \|p\|} bpa(X) = 1$
- $\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} \mathbf{B} p \iff Pl(\|p\|) = 1$
  $\iff \Sigma_{\|p\| \cap X \neq \phi} bpa(X) = 1$．■

本論文では以下，演算子**B**を使用する．信念演算子**B**は推論規則

RE．$p \leftrightarrow q \implies \mathbf{B}p \leftrightarrow \mathbf{B}q$

を満たした上，公理

M．　$\mathbf{B}(p \wedge q) \rightarrow (\mathbf{B}p \wedge \mathbf{B}q)$

N．　$\mathbf{B}\top$

P．　$\neg \mathbf{B} \perp$　　$(\perp \leftrightarrow \neg \top)$

4．　$\mathbf{B}p \rightarrow \mathbf{B}\mathbf{B}p$

5．　$\neg \mathbf{B}p \rightarrow \mathbf{B} \neg \mathbf{B}p$

を妥当とし，体系$EMNP45$の演算子となる．ここで,公理等の名称はChellas[2]に従った．尚,諸体系E･･･はミニマル(近傍，またはScott-Montague) モデルに対応する様相論理体系であり，クリプキ･モデルに対応する諸体系K･･･を特別な場合として含む(cf.[2]).

特別なplausibility関数として，Zadehの可能性測度および確率,Dirac測度があり(cf.[9]) それぞれ特徴ある公理を妥当とする[6]．まず，可能性測度は基本確率の焦点要素が入れ子であるplausibility関数であり，これに基づく**B**は先の公理に加えて

F．　$\mathbf{B}(p \vee q) \rightarrow (\mathbf{B}p \vee \mathbf{B}q)$

D_c．　$\neg \mathbf{B} \neg p \rightarrow \mathbf{B}p$

を妥当とし，体系$EMFNP45$の演算子である．確率に基づく**B**も先の公理に加えて

C．　$(\mathbf{B}p \wedge \mathbf{B}q) \rightarrow \mathbf{B}(p \wedge q)$

K.　$\mathbf{B}(p\rightarrow q)\rightarrow(\mathbf{B}p\rightarrow\mathbf{B}q)$
D.　$\mathbf{B}p\rightarrow\neg\mathbf{B}\neg p$
を妥当とし，体系KD45の演算子である．尚，Dirac測度は可能性測度であると同時に確率でもあり，それに基づくBは以上すべての公理を満たし，体系KD!45の演算子となる．

2.4.可能世界限定モデルと確率

可能性限定モデルと通常の確率モデルの関係を述べる．2.2節で挙げた硬貨投げの例において，実際に硬貨を投げる前の段階では

$$\models^{\mathcal{M}}\mathbf{B}p_1\wedge\mathbf{B}p_2$$

であり，表も裏も信念の対象である．このとき，W上の関数Prを

$$Pr(\alpha)\triangleq Pl(\alpha)/\Sigma_{\beta\in W}Pl(\beta)$$

で定義すると，Prは明らかに確率である．今の例では，

$$Pr(\alpha_2)=Pr(\alpha_3)=0.5$$
$$Pr(\alpha_1)=Pr(\alpha_4)=0$$

すなわち

$$Pr(\|p_1\wedge\neg p_2\|)=Pr(\|\neg p_1\wedge p_2\|)=0.5$$
$$Pr(\|p_1\wedge p_2\|)=Pr(\|\neg p_1\wedge\neg p_2\|)=0$$

を得る．これから

$$Pr(\|p_1\|)=Pr(\|p_2\|)=0.5$$
$$Pr(\|\neg(p_1\leftrightarrow p_2)\|)=Pr(\|p_1\vee p_2\|)=1$$

などを得る．尚，

$$\neg(p_1\leftrightarrow p_2)\leftrightarrow((p_1\wedge\neg p_2)\vee(\neg p_1\wedge p_2))$$

である．

一般に確率値と演算子Cの間に次の関係が成り立つ：

$$Pr(\|p\|)=1\ \Leftrightarrow\ \models^{\mathcal{M}}\mathbf{C}p$$
$$0<Pr(\|p\|)<1\ \Leftrightarrow\ \models^{\mathcal{M}}\neg\mathbf{C}p\vee\neg\mathbf{C}\neg p$$
$$Pr(\|p\|)=0\ \Leftrightarrow\ \models^{\mathcal{M}}\mathbf{C}\neg p$$

3.信念集合の性質

3.1.信念集合

まず，信念文の集合を定義する．

【定義3】可能世界限定モデル$\mathcal{M}$において

$$\mathfrak{B}_{\mathcal{M}}\triangleq\{p\in\mathcal{L}\mid\models^{\mathcal{M}}\mathbf{B}p\}$$

を信念文の集合，略して信念集合という．以下，混乱のない限り，添字$\mathcal{M}$を省略する．■

$\mathfrak{B}$の性質は前章に挙げた演算子Bの性質，すなわち，plausibility関数の性質から得られる．

【補題4】

- $\models^{\mathcal{M}}p\leftrightarrow q$ and $p\in\mathfrak{B}\ \Rightarrow\ q\in\mathfrak{B}$
- $p\wedge q\in\mathfrak{B}\ \Rightarrow\ p,q\in\mathfrak{B}$
- $\top\in\mathfrak{B}$
- $\bot\notin\mathfrak{B}$
- $p\in\mathfrak{B}\ \Rightarrow\ \mathbf{B}p\in\mathfrak{B}$
- $p\notin\mathfrak{B}\ \Rightarrow\ \neg\mathbf{B}p\in\mathfrak{B}$. ■

3.2.信念集合が一般に満たさない性質

Plausibility関数に基づく信念演算子Bが一般に満たさない公理のうち重要なものはDおよびD_c,Kである．これらの公理はそれぞれ

$$\neg\mathbf{B}p\vee\neg\mathbf{B}\neg p$$
$$\mathbf{B}p\vee\mathbf{B}\neg p$$
$$\neg(\mathbf{B}(p\rightarrow q)\wedge\mathbf{B}p)\vee\mathbf{B}q$$

と同値であるから，演算子Bはそれぞれ

$$\mathbf{B}p\wedge\mathbf{B}\neg p$$
$$\neg\mathbf{B}p\wedge\neg\mathbf{B}\neg p$$
$$\mathbf{B}(p\rightarrow q)\wedge\mathbf{B}p\wedge\neg\mathbf{B}q$$

を充足可能とする．換言すれば，$\mathfrak{B}$は一般に，互いに矛盾する文を含み得，また，肯定的にも否定的にも信じない文も存在し得る．しかも，モダス・ポネンスに関して閉じているとは限らない．すなわち，

（1）$p,\neg p\in\mathfrak{B}$（矛盾性）
（2）$p\notin\mathfrak{B},\neg p\notin\mathfrak{B}$（部分意識性,cf.[3]）
（3）$p,p\rightarrow q\in\mathfrak{B},q\notin\mathfrak{B}$（論理的非閉包性）

を満たす$\mathfrak{B}$が存在する．このうち，様相論理体系EMNPが公理Kを満たせば，公理Dは自動的に成り立つので，$\mathfrak{B}$が論理的に閉じていれば論理的整合性(無矛盾性)が導かれる．しかし，逆は成り立たない．

尚，$\mathbf{B}p\wedge\mathbf{B}\neg p$が充足可能にもかかわらず，$\bot\notin\mathfrak{B}$である点は重要である．これは互いに矛盾した信念を持つことと矛盾自体を信じることは別であることを示すからである．

4.知識獲得：信念から知識へ

本章では，第3章で定義した信念の集合が知識の集合としてふさわしい性質を持つために必要な条件を論じる．

まず,3.2節で信念集合が一般に満たさない性質を三つ挙げた．これらを裏返せば，それぞれ信念集合が知識と呼べるためには

（1）論理的整合性
（2）全意識性(cf.[3])
（3）論理的閉包性

が必要であることを意味する．更に,文献[7]および2.1節で論じたように,現実世界の候補世界が1つに絞られることも必要である．これを本論文では

（4）唯一限定性

と呼ぶ．これを満たすためのplausibility関数の条件が

（u）$\exists_1\alpha\in W,\cap\{X\mid bpa(X)>0\}=\{\alpha\}$

であることは文献[7]で論じた．しかし，これだけでは論理的整合性を満たさない．

【例5】$\mathbf{P}=\{p,q\}$とし，Wは

α_1：　$p\wedge q$
α_2：　$p\wedge\neg q$
α_3：$\neg p\wedge q$
α_4：$\neg p\wedge\neg q$

から成るとする．このとき

$$bpa(X)=\begin{cases}0.4 & X=\{\alpha_1,\alpha_2\}\\ 0.3 & X=\{\alpha_2,\alpha_3,\alpha_4\}\\ 0.3 & X=W\end{cases}$$

なる基本確率割当は明らかに条件(u)を満たし，現実世界の候補を

α_2：$p\wedge\neg q$

まで限定する．一方，plausibility関数の値が1を取るのは$\{\alpha_2\}$と$\{\alpha_1,\alpha_3\}$,$\{\alpha_1,\alpha_4\}$を含む集合であるので，特に

$$Pl(\|q\|)=Pl(\{\alpha_1,\alpha_3\})=1$$

$Pl(\|\neg q\|)=Pl(\{\alpha_2,\alpha_4\})=1$

すなわち

$\vdash_{\mathfrak{B}} \mathbf{B}q \wedge \mathbf{B}\neg q$

となり，信念集合の整合性は成立しない．■

したがって，知識に転化するためには条件(u)だけでは不十分である．本章では以下，前述の条件(1)と(2)について，plausibility関数が満たすべき条件を考察する．

4.1.論理的整合性

$\mathfrak{B}$の矛盾性は公理Dが成立しないことに起因する．逆に，これを満たす特別なplausibility関数，すなわち確率を使えば論理的整合性を満足するのに十分である．しかし，確率まで限定しなくとも

(c) $\forall Z(bpa(Z)>0 \Rightarrow Z\subseteq X) \Longrightarrow \exists Z(Z\subseteq X \text{ and } bpa(Z)>0)$

を満たす基本確率割当が導びくplausibility関数まで拡げることができる．この条件を満たすplausibility関数を本論文では整合的と呼ぶ．整合的plausibility関数が構成する有限モデルに関する体系$EMDNP$の健全性については証明がある．

【例6】例5と同じ$\mathbb{P}$,Wとする．

$$bpa(X)=\begin{cases}0.7 & X=\{\alpha_1,\alpha_2\}\\ 0.1 & X=\{\alpha_2,\alpha_3\}\\ 0.2 & X=\{\alpha_1\}\end{cases}$$

なる基本確率割当に対して，plausibility関数の値が1なのは$\{\alpha_1,\alpha_2\}$または$\{\alpha_1,\alpha_3\}$を含む世界集合であり，明らかに条件(c)を満たすから公理D，すなわち

$\vdash_{\mathfrak{B}} \neg(\mathbf{B}p \wedge \mathbf{B}\neg p)$

である．また，

$Pl(\|p\|)=Pl(\|p\rightarrow(p\wedge q)\|)=1$

$Pl(\|p\wedge q\|)=0.9$

であるから

$\vdash_{\mathfrak{B}} \mathbf{B}p \wedge \mathbf{B}(p\rightarrow(p\wedge q))\wedge\neg\mathbf{B}(p\wedge q)$

となり，論理的閉包性は成立しない．また，

$Pl(\|p\wedge q\|)=0.9$

$Pl(\|\neg(p\wedge q)\|)=0.8$

から

$\vdash_{\mathfrak{B}} \neg(\mathbf{B}(p\wedge q)\vee\mathbf{B}\neg(p\wedge q))$

となり，部分意識的である．■

4.2.全意識性

$\mathfrak{B}$の部分意識性，すなわち肯定的にも否定的にも信じない文が存在する理由は 公理D_cが成立しないことである．この公理を満たす特別なplausibility関数，すなわち可能性測度を使えば全意識性を満たすのに十分である．しかし，そこまで限定しなくとも，条件(c)の逆である

(a) $\exists Z(Z\subseteq X \text{ and } bpa(Z)>0) \Longrightarrow \forall Z(bpa(Z)>0 \Rightarrow Z\subseteq X)$

を満たす基本確率割当が導びくplausibility関数まで含めることができる．この条件を満たすplausibility関数を本論文では全意識的と呼ぶ．全意識的plausibility関数が構成する有限モデルに関する体系EMD_cNPの健全性については証明がある．

【例7】例5と同じ$\mathbb{P}$,Wとする．

$$bpa(X)=\begin{cases}0.6 & X=\{\alpha_1,\alpha_2\}\\ 0.4 & X=\{\alpha_1,\alpha_2,\alpha_3\}\end{cases}$$

なる基本確率割当に対して，plausibility関数の値が1なのは$\{\alpha_1\}$または$\{\alpha_2\}$を含む世界集合であり，明らかに条件(a)を満たす．よって，公理D_c，すなわち

$\vdash_{\mathfrak{B}} \mathbf{B}p \vee \mathbf{B}\neg p$

であり，全意識的である．しかし，明らかに単一限定性は満たさず，論理的整合性および閉包性も成り立たない．■

5. あとがき

最後に，本論文で扱わなかった信念集合$\mathfrak{B}$の論理的非閉包性について述べる．$\mathfrak{B}$の非閉包性は公理Kが成立しないことに起因する．$\mathfrak{B}$を構成する様相論理体系$EMNP$に公理Cを追加すると，公理Kも同時に成り立つので閉包性が得られ，pluasibility関数として確率を用いれば十分である．しかし，公理KはCとは独立に$EMNP$に追加できるので，確率まで限定する必要はない．plausibility関数にどのような条件を付ければ公理Kを満たすか，現在検討中である．

文　献

[1] R.Carnap, Logical Foundations of Probability. The University of Chicago Press, 1962.

[2] B.F.Chellas, Modal Logic: an Introduction. Cambridge University Press, 1980.

[3] G.Lakemeyer and H.J.Levesque, A Tractable Knowledge Representation Service with Full Introspection. Proc.TARK-88, 1988, 145-159.

[4] G.L.McArther, Reasoning about Knowledge and Belief: a Survey. Computational Intelligence, 4(1988), 223-243.

[5] 村井,宮腰,新保,Dempster-Shafer理論に基く知識と信念の論理．情報処理学会第44回全国大会講演論文集(3), 1992, 67-68.

[6] T.Murai, M.Miyakoshi, and M.Shimbo, Measure-Based Semantics for Modal Logic. R.Lowen & M.Roubens(eds.), Fuzzy Logic：States of the Art, Kluwer Academic, 1993, to appear.

[7] 村井,宮腰,新保，証拠の蓄積が形成する信念論理に基づく知識獲得．情報処理学会第46回全国大会講演論文集(3), 49-50.

[8] G.Shafer, A Mathematical Theory of Evidence. Prinston University Press, 1976.

[9] 菅野,室伏，ファジィ測度論入門[1]．日本ファジィ学会誌，2(1990), pp.174-181.

連絡先：040 函館市八幡町1-2 北海道教育大学函館校　村井 哲也

Tel.0138-41-1121 内線366, Fax 0138-42-3982

TD2-3

不確実性を表現する多値論理の認識様相による導出 II

Multi-Valued Logics of Uncertainty Derived from Epistemic Modality II

村井哲也[1] 宮腰政明[2] 新保 勝[2]

Tetsuya MURAI[1] Masaaki MIYAKOSHI[2] Masaru SHIMBO[2]

1) Hakodate Campus, Faculty of Education
Hokkaido University of Education, Hakodate 040, JAPAN

2) Department of Information Engineering, Faculty of Engineering,
Hokkaido University, Sapporo 060, JAPAN

Abstract: Some multi-valued valuations are defined based on the doxastic operator **B** in the framework of Kripke models. In particular, it is shown that introspectation (meta-knowedge) such as **BB**p induces a six-valued valuation which takes strong and weak truth, strong and weak falsity, 'unknown,' and 'undefined.' Sufficient conditions of Kripke models for not taking weak truth and falsity, 'unknown,' and 'undefined' are also discussed.

1. まえがき

近年，可能世界意味論(cf.[1])に基づく知識と信念に関する様相論理[3,6]を知識の表現や知識ベースの操作に応用する研究(ex.[2,5])がある．しかし，このアプローチは完全な推論者を想定せざるを得ないという論理的全知の問題(cf.[3, 6])を引き起こす．この問題を解決するためにLevesque[4]が提案した顕在的および潜在的信念の論理では，文が必ず真偽いずれか一方のみを取らなくてはならない可能世界に加えて，真であり偽でもある文を許す矛盾状況，真でも偽でもない文を許す不完全状況を導入する．換言すれば，Levesqueが与えた意味論は4値論理に基づいて構成される．しかし，不完全状況や矛盾状況自体が推論者のある種の認識状態を反映するものとみなせないだろうか．そうならば，外界の客観的事実を記述する二値的な可能世界を基礎に信念様相論理を利用してLevesqueが導入した状況を構成する試みに意義がある．

一方，Rescher[8]は可能世界に基づく信念論理ではなく，彼が提案した主張論理(assertion logic)を基礎に3値の付値関数を定義した：

$$v(p)=\begin{cases} \text{真} & \Leftrightarrow\ Ap \\ \text{偽} & \Leftrightarrow\ A\neg p \\ \text{未知} & \Leftrightarrow\ \neg Ap \wedge \neg A\neg p \end{cases}$$

ここで，文pに対して，Apは「行為者がpを主張する」を表わす．また¬と∧はそれぞれ否定と連言である．この付値は真理関数とはならず，Rescherは準真理関数的であると名付けた．しかし，Rescherのアプローチは可能世界意味論に準拠しておらず，クリプキ・モデルの諸条件と前述の付値関数との関係を議論しなかった．

そこで，我々はRescherのアプローチを信念演算子を使って再定式化し，信念演算子の性質を規定するクリプキ・モデルの条件と多値的付値関数の性質およびLevesqueの導入した状況の可能世界による再構成を検討中である．前報告[7]では，信念演算子を一重に使って3値付値関数を定義し，その付値が確定的な2値に縮退する，すなわち「未知(unknown)」を取らないための十分条件を論じた．本稿では，二重信念様相の場合，すなわち推論者の自己内省(メタ知識)を導入した多値的付値関数について議論する．

2. 信念様相命題論理

本章では様相命題論理を概観する．論理記号等はChellas[1]に従う場合が多い．

2.1. 言語

信念様相命題論理[3,6]の言語$\mathcal{L}$を原初記号
　原子文の集合$\mathbf{P}=\{p_1,p_2,p_3,\cdots\}$
　論理演算子：⊤(恒真)，¬(否定)，∧(連言)，
　　B(信念)
　かっこ：(,)
から形成規則
　$\top\in\mathcal{L}$
　$p\in\mathbf{P}\Rightarrow p\in\mathcal{L}$
　$p\in\mathcal{L}\Rightarrow \neg p\in\mathcal{L}$
　$p\in\mathcal{L}\Rightarrow \mathbf{B}p\in\mathcal{L}$
　$p,q\in\mathcal{L}\Rightarrow p\wedge q\in\mathcal{L}$
によって構成する．他の演算子⊥(恒偽)，∨(選言)，→(質料含意)，↔(同値)は通常通り定義する．また，通常の命題論理の言語$\mathcal{L}_{PL}$を$\mathcal{L}$の元の中で，信念演算子を含まないものとして定義する．多値的付値関数は$\mathcal{L}_{PL}$に対して定義する．

2.2. 正規様相論理体系

正規様相論理の最小の体系Kは公理

Ａ１．命題論理の公理

Ａ２．$\mathbf{B}(p\rightarrow q)\rightarrow(\mathbf{B}p\rightarrow\mathbf{B}q)$　（K）

から推論規則

Ｒ１．モダス・ポネンス

Ｒ２．$\vdash p \Rightarrow \vdash \mathbf{B}p$　（ＲＮ）

によって生成される．他の正規体系は以下の諸公理をKに追加して得られる：

Ｄ．$\mathbf{B}p\rightarrow\neg\mathbf{B}\neg p$

D_c．$\neg\mathbf{B}\neg p\rightarrow\mathbf{B}p$

Ｄ!．$\mathbf{B}p\rightarrow\neg\mathbf{B}\neg p$

Ｔ．$\mathbf{B}p\rightarrow p$

４．$\mathbf{B}p\rightarrow\mathbf{B}\mathbf{B}p$

Ｇ．$\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p\rightarrow\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p$

G_c．$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p\rightarrow\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$

５．$\neg\mathbf{B}p\rightarrow\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$

本稿では，各様相論理体系を指示するのに，Ｌemmonコード(cf.[1])を使用する．例えば,公理ＫとＴから生成される体系をKTと呼ぶ．これは一般に体系Tと呼ぶものである．通常，知識様相論理の体系とみなされる$S4$および$S5$はLemmonコードではそれぞれ$KT4$，$KT5$となる．(合理的)信念様相論理の体系は$KD45$が標準的である．

２．３．クリプキ･モデル

正規様相論理に対するクリプキ･モデルは

$<W,R,v>$

である．ここで，

$W(\neq\phi)$：(可能世界の)集合

$R(\subseteq W^2)$：到達可能関係

$v : W\times\mathbb{P}\rightarrow\{0,1\}$ 付値関数

である.「$\vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}p$」は文ｐがモデル$\mathcal{M}$の世界$\alpha$で真であることを表わし，付値関数ｖを基礎に定義される：

$\vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}p \iff v(\alpha,p)=1$　（ｐ：原子文）

$\vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\top$

$\vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\neg p \iff \text{not}\vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}p$

$\vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}p\wedge q \iff \vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}p \text{ and } \vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}q$

$\vdash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\mathbf{B}p \iff \forall\beta(\alpha R\beta \Rightarrow \vdash^{\mathcal{M}}_{\beta}p)$

文ｐがあるモデル$\mathcal{M}$のすべての世界で真のとき，「$\vdash^{\mathcal{M}}p$」と書く.文ｐがある条件を満たすモデルのクラスＣのすべてのモデル$\mathcal{M}$において$\vdash^{\mathcal{M}}p$が成り立つとき,「$\vdash_c p$」と書き，文ｐはクラスＣに関して妥当であるという．

種々の正規様相論理に対して，その健全性および完全性は特定の条件を満たすクリプキ・モデルのクラスに関して証明される(cf.[1])．推論規則ＲＮと公理Ｋはすべてのクリプキ・モデルで真である．その他の公理を特徴付ける到達可能関係Ｒの条件を以下に挙げる(cf.[1])：

Ｄ：$\forall\alpha\exists\beta,\alpha R\beta$　（連鎖的）

Ｄc:$\forall\alpha\forall\beta\forall\gamma(\alpha R\beta \text{ and } \alpha R\gamma \Rightarrow \beta=\gamma)$　（部分関数的）

Ｄ!:$\forall\alpha\exists_1\beta,\alpha R\beta$　（関数的）

Ｔ：$\forall\alpha,\alpha R\alpha$　（反射的）

４：$\forall\alpha\forall\beta\forall\gamma(\alpha R\beta \text{ and } \beta R\gamma \Rightarrow \alpha R\gamma)$（推移的）

Ｇ：$\forall\alpha\forall\beta\forall\gamma(\alpha R\beta \text{ and } \alpha R\gamma \Rightarrow \exists\delta(\beta R\delta \text{ and } \gamma R\delta))$　（incetual）

G_c:$\forall\alpha\exists\beta(\alpha R\beta \text{ and } \forall\gamma\forall\delta(\beta R\gamma \text{ and } \beta R\delta \Rightarrow \gamma=\delta))$

５：$\forall\alpha\forall\beta\forall\gamma(\alpha R\beta \text{ and } \alpha R\gamma \Rightarrow \beta R\gamma)$　（euclidean）

公理$S_1,\cdots,S_n$を妥当とするクリプキ･モデルを$KS_1\cdots S_n$モデルと呼ぶ．例えば,反射的な到達可能関係を持つクリプキ・モデルをKTモデルと呼ぶ．以下，本稿で多値的付値関数を定義するために利用するクリプキ・モデルは少なくとも連鎖的な到達可能関係を持つと仮定する．本仮定の理由は次章で論じる．

３．信念を利用した付値関数

本章では第１報[7]の内容を簡単に要約する．信念演算子に基づく推論者の認識状態は，到達可能関係に特に条件を付さなければ，４状態

$\mathbf{B}p\wedge\neg\mathbf{B}\neg p$

$\mathbf{B}\neg p\wedge\neg\mathbf{B}p$

$\neg\mathbf{B}p\wedge\neg\mathbf{B}\neg p$

$\mathbf{B}p\wedge\mathbf{B}\neg p$

が可能である(図１)．

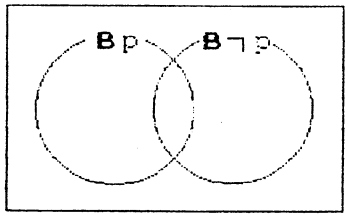


図１．一般のモデルにおける認識状態

我々は到達可能関係が連鎖的であることを仮定した．これはＤ：$\mathbf{B}p\rightarrow\neg\mathbf{B}\neg p$，すなわち

$\neg(\mathbf{B}p\wedge\mathbf{B}\neg p)$

を妥当とするので，前述の第４の認識状態を排除する．また

$\mathbf{B}p\wedge\neg\mathbf{B}\neg p \leftrightarrow \mathbf{B}p$

$\mathbf{B}\neg p\wedge\neg\mathbf{B}p \leftrightarrow \mathbf{B}\neg p$

が妥当となるので，結局３つの認識状態

$\mathbf{B}p$

$\mathbf{B}\neg p$

$\neg\mathbf{B}p\wedge\neg\mathbf{B}\neg p$

が可能となる(図２)．

連鎖的であることを仮定したのは次の２点による．まず,クリプキ･モデルでは連鎖的でないことと到達可能な世界が存在しないことが同値であり，これは興味ある場合ではないこと．ま

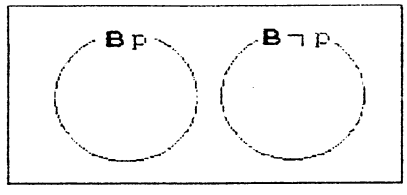


図２．連鎖的なモデルにおける認識状態

た，次章で論じる自己内省を導入した２重信念の場合に前述の不可能とした場合を扱えること．

推論者のこれら３つの認識状態を基礎に$\mathcal{L}_{PL}$に対する３値付値関数を定義する．

$$V_\alpha(p)=\begin{cases} T & \models^{M}_{\alpha} \mathbf{B}p \\ F & \models^{M}_{\alpha} \mathbf{B}\neg p \\ UK & \models^{M}_{\alpha} \neg\mathbf{B}p \wedge \neg\mathbf{B}\neg p \end{cases}$$

T，F，UKはそれぞれ真，偽，未知(unknown) を表わす．この三値付値関数V_αの下で，命題論理演算子に関して，表１の真理表が得られ，これは主張論理を基礎としたRescher[8]の準真理関数的付値関数と同一である．

表１．

p	¬p
T	F
UK	UK
F	T

p ∧ q	T	UK	F
T	T	UK	F
UK	UK	UK, F	F
F	F	F	F

公理Dc: $\neg\mathbf{B}\neg p \rightarrow \mathbf{B}p$は

$\neg(\mathbf{B}p \wedge \mathbf{B}\neg p)$

と同値であるから，到達可能関係が関数的であるＫＤ!モデルが構成するV_αはUKを取らない．また，D_cはクリプキ・モデルにおいて

$\mathbf{B}(p \vee q) \rightarrow \mathbf{B}p \vee \mathbf{B}q$　（Ｆ）

と同値であり，これは

$V_\alpha(p \wedge q)=F$

$\Longrightarrow$ $V_\alpha(p)=F$ and $V_\alpha(q)=F$

を意味するから，V_αが真理関数的になるのは明らかである．この場合の真理表は表２である．

表２．（a）

p	¬p
T	F
UK	UK
F	T

（b）

p ∧ q	T	UK	F
T	T	UK	F
UK	UK	UK	F
F	F	F	F

4. 自己内省を利用した付値関数

4．1．6値付値関数

$\mathbf{B}p$や$\mathbf{B}\neg p$は推論者の認識状態を表現する．しかし，その状態を推論者が自覚しているかどうかはまた別の問題である．したがって，推論者の自覚的，顕在的な認識状態を表現する付値関数を定義するためには自己内省を考慮した二重信念を基礎としなければならない．自己内省に関して，次の８つが起り得る：

$\mathbf{BB}p$：pを信じることを自覚

$\mathbf{BB}\neg p$：pでないと信じることを自覚

$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p$：pでないとは信じないことを自覚

$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$：pを信じないことを自覚

$\neg\mathbf{BB}p$：pを信じることを自覚せず

$\neg\mathbf{BB}\neg p$：pでないと信じることを自覚せず

$\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p$：pでないとは信じないことを自覚せず

$\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$：pを信じないことを自覚せず

これらを組み合わせて推論者の認識状態を表現する際に，到達可能関係が再び連鎖的であると仮定すれば６つの認識状態が得られる(図３)：

es1：$\mathbf{BB}p$

es2：$\mathbf{BB}\neg p$

es3：$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p \wedge \neg\mathbf{BB}p$

es4：$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{BB}\neg p$

es5：$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$

es6：$\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$

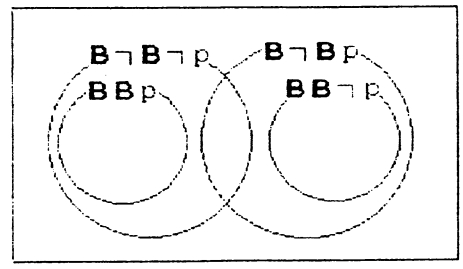


図３．自己内省を導入した場合の認識状態

状態es1はpを信じることを自覚している．一方，es3はpを信じることも信じないことも自覚してないが，少なくともpでないと信じないことは自覚している．すなわち，es1ではpに対して積極的信念を自覚するのに対して，es3では消極的信念を自覚すると見なせる．状態es2とes4についても，¬pに対する同様な状態を表わすと考えられる．ここで注目すべき点はpと¬pに対して同時に消極的な信念を持てる点である．次に，状態es5はpも¬pもともに信じられないこと自覚している状態である．換言すれば，推論者にとってpは未知であることを自覚する状態といえる．状態es6はpおよび¬pに関する信念を何も自覚していないので，推論者にとって未定義であるといえる．

以上から，各状態に対応して６つの値を取る付値関数を定義できる．

【定義１】

（１）$V_\alpha(p)=T \Leftrightarrow \models^{M}_{\alpha} \mathbf{BB}p$

（２）$V_\alpha(p)=F \Leftrightarrow \models^{M}_{\alpha} \mathbf{BB}\neg p$

（３）$V_\alpha(p)=t$

$\Leftrightarrow \models^{M}_{\alpha} \mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p \wedge \neg\mathbf{BB}p$

（４）$V_\alpha(p)=f$

$\Leftrightarrow \models^{M}_{\alpha} \mathbf{B}\neg\mathbf{B}p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{BB}\neg p$

（５）$V_\alpha(p)=UK$

$\Leftrightarrow \models^{M}_{\alpha} \mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$

（６）$V_\alpha(p)=UD$

$\Leftrightarrow \models^{M}_{\alpha} \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$

ここで，Ｔとｔは強い意味での真と弱い意味での真(以下，それぞれ強真，弱真と略す)を表わし，それぞれ先に論じた積極的および消極的信念を反映した主観的真理値である．同様にＦとｆはそれぞれ，強い意味および弱い意味での偽（以下，強偽，弱偽と略す)を表わす．UKは未知，UDは未定義である．■

4．2．真理表

定義１の付値関数の下で否定に関して次の補題を得る．

【補題２】
（１）$V_\alpha(p)=T \Leftrightarrow V_\alpha(\neg p)=F$
（２）$V_\alpha(p)=t \Leftrightarrow V_\alpha(\neg p)=f$
（３）$V_\alpha(p)=UK \Leftrightarrow V_\alpha(\neg p)=UK$
（４）$V_\alpha(p)=f \Leftrightarrow V_\alpha(\neg p)=t$
（５）$V_\alpha(p)=F \Leftrightarrow V_\alpha(\neg p)=T$
（６）$V_\alpha(p)=UD \Leftrightarrow V_\alpha(\neg p)=UD$. ■
また，連言に関して次の性質が成り立つ．

$\mathbf{BB}p \wedge \mathbf{BB}p \leftrightarrow \mathbf{BB}(p \wedge q)$
$\mathbf{BB}\neg p \vee \mathbf{BB}\neg q \rightarrow \mathbf{BB}\neg(p \wedge q)$
$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \vee \mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg q \leftarrow \mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg(p \wedge q)$
$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p \vee \mathbf{B}\neg\mathbf{B}q \rightarrow \mathbf{B}\neg\mathbf{B}(p \wedge q)$
$\neg\mathbf{BB}p \wedge \neg\mathbf{BB}q \leftrightarrow \neg\mathbf{BB}(p \wedge q)$
$\neg\mathbf{BB}\neg p \wedge \neg\mathbf{BB}\neg q \leftarrow \neg\mathbf{BB}\neg(p \wedge q)$
$\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg q \rightarrow \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg(p \wedge q)$
$\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}q \leftarrow \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}(p \wedge q)$

以上から，６値付値関数に関して，表３の真理表が得られる．

表３．（a）

p	T	t	UK	f	F	UD
¬p	F	f	UK	t	T	UD

（b）

p∧q	T	t	UK	f	F	UD
T	T	t	UK	f	F	UD
t	t	t,f,UK,UD	UK,f	f,F	F	f,UD
UK	UK	UK,f	UK,f,F	f,F	F	f
f	f	f,F	f,F	f,F	F	f,F
F	F	F	F	F	F	F
UD	UD	f,UD	f	f,F	F	f,F,UD

4．3．「未定義」を取らない条件
公理Ｇ：$\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p \rightarrow \mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p$は
$\neg(\neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p)$
と同値であり，状態es6を否定する．すなわち，
【定理３】KDGモデルが生成する付値関数はUD(未定義)を取らない．■
この場合の真理表は表４のように簡略化される．

表４．（a）

p	T	t	UK	f	F
¬p	F	f	UK	t	T

（b）

p∧q	T	t	UK	f	F
T	T	t	UK	f	F
t	t	t,f,UK	UK,f	f,F	F
UK	UK	UK,f	UK,f,F	f,F	F
f	f	f,F	f,F	f,F	F
F	F	F	F	F	F

4．4．「未知」を取らない条件
公理G_c：$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \rightarrow \neg\mathbf{B}\neg\mathbf{B}p$は
$\neg(\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \wedge \mathbf{B}\neg\mathbf{B}p)$
と同値であり，状態es5を否定する．すなわち，
【定理４】KDG_cモデルが生成する付値関数はUK(未知)を取らない．■
この場合の真理表は表５のように簡略化される．

表５．（a）

p	T	t	f	F	UD
¬p	F	f	t	T	UD

（b）

p∧q	T	t	f	F	UD
T	T	t	f	F	UD
t	t	t,f,UD	f	F	f,UD
f	f	f,F	f,F	F	f,F
F	F	F	F	F	F
UD	UD	f,UD	f,F	F	f,F,UD

4．5．「未知」と弱真，弱偽を取らない条件
様相論理の文献において通常，公理としては，あまり言及されない文$\mathbf{B}\neg\mathbf{B}\neg p \rightarrow \mathbf{BB}p$に基づく付値関数はUKおよび弱真，弱偽を取らない．この文をD_c^+と名付ければ，
【定理５】KDD_c^+モデルが生成する付値関数はUK(未知)を取らない．■
この場合の真理表は表６のように簡略化される．

表６．（a）

p	¬p
T	F
F	T
UD	UD

（b）

p∧q	T	F	UD
T	T	F	UD
F	F	F	F
UD	UD	F	F,UD

文　献

[1] B.Chellas, Modal Logic: an Introduction. Cambridge University Press, 1980.
[2] R.Fagin and J.Y.Halpern, Belief, Awareness, and Limited Reasoning. Artificial Intelligence, 34(1988), pp.39-76.
[3] J.Y.Halpern and Y.Moses, A Guide to Modal Logics of Knowledge and Belief: Preliminary Draft. Proc.IJCAI-85, pp. 480-490, 1985.
[4] H.J.Levesque, Foundations of a Functional Approach to Knowledge Representation. Artificial Intelligence, 23 (1984), pp.155-212.
[5] H.J.Levesque, A Logic of Implicit and Explicit Belief. Proc.AAAI-84, pp.198 202, 1984.
[6] G.L.McArther, Reasoning about Knowledge and Belief: a Survey. Computational Intelligence, 4(1988), pp.223-243.
[7] 村井,宮腰,新保，不確実性を表現する多値論理の認識様相による導出Ｉ．平成３年度電気関係学会北海道支部連合大会講演論文集，1991，p.369.
[8] N.Rescher, Topics in Philosophical Logic. D.Reidel, 1968.

連絡先：040 函館市八幡町１-２ 北海道教育大学函館校　村井 哲也
Tel.0138-41-1121 内線366, Fax 0138-42-3982

TD2-4

対話処理システム "FLINS" におけるファジイ限量子に関する考察
An Estimation About Fuzzy Quantifiers in FLINS

岡本 渉　　田野 俊一　　岩谷 敏治
Wataru OKAMOTO　Syun'ichi TANO　Toshiharu IWATANI
国際ファジイ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Rsearch

Abstract. In this paper , we propose an inferrence method which is necesssary to construct Natural Language Communication System FLINS . The method is , based on Zadeh's method , referred to how to estimate Fuzzy Quantifier Q' when " QA is F ⇒ QA is mF " is inferred (Q,Q' : Quantifier , A : Non-fuzzy quantity , m : Modifier , F : Fuzzy predicate) . We showed the Q' is resolved analytically for three types of Q . These tree types include a non-increasing type (FEW,...) and a non-decreasing type (MOST,....) and a triangular type (SEVERAL,...)

1. はじめに

国際ファジィ工学研究所では、現在自然言語により対話、学習の可能なシステムであるFLINS(Fuzzy LINgual System)を開発中である[1][2][3][4]。FLINSにおいては、意味に曖昧さの存在する自然言語が使用可能なシステムを構築するため、推論を３つの階層に分割し中位にファジイ推論機構を配置している。本研究は、上記ファジイ推論機構を構築する目的で行っており、意味の曖昧さを含む自然言語命題の可能性値を計算機にて評価することが可能な方法の研究を進めている。さて、ファジィ理論を用いて、自然言語の意味に含まれる曖昧さを扱った試みのうち、最も体系だったものとしてはL.A.Zadehの PRUF言語がある[5]。PRUFにおいては、曖昧さを含む自然言語命題を基本的な４ケのタイプに分類し、各々のタイプにつきその命題の可能性値を与える方法を定式化している。L.A.Zadehはさらに一般的な自然言語命題を扱うためにテストスコア意味論を展開し、自然言語命題をPRUFの４つのタイプに分解して扱う手法を展開している[8][10]。L.A.Zadehによれば、テストスコア意味論およびPRUF言語を併用することにより、一般的な扱いにくい自然言語命題でも可能性値を評価可能である。PRUF言語に関しては、一部分についてシステム化が行われているが、全仕様をシステム化した報告はない[9]。本報告においては、上記タイプのうち、ファジイ限量子を含む命題の評価方法について得られた結果を報告する。

2. 限量子を含む命題の評価方法

PRUFにしたがって、限量子を含む命題の評価を考える。

知識が、意味の曖昧な言語命題により与えられているとする。例えば、以下のような言語命題が知識として存在するとする。

Most foreigners are tall

このとき、以下の問に応えるにはどうするか？

How many foreigners are very tall ?

or

Are most foreigners are very tall ?

より一般化して言うと、以下のようになる。

（以下、Q,Q' : ファジイ限量子 , A : 非ファジイ量 , m : 修飾子 , F : ファジイ述語とし、PRUFの記述方法を用いることとする）

知識：QA are F

問1 ：QA are mF ?

or

問2 ： How A are mF ?

に対してどう回答すべきか考える。

2.1 L.A.Zadehの解法

上記問題に対しては、限定条件のもとで解析的な解が存在することを、L.A.Zadehが示している。Aが非ファジイ量でm=very,Q=most,mF = F^2とし、MOSTのメンバーシップ関数が単調非減少の場合を考える。ここで推論により、知識を以下のように変形できたする

Most foreigners are tall ⇒ Q' foreigners are very tall

問１：Are most foreigners very tall ?

この時、上記問に対し回答するにはZadehの拡張原理から、与えられた知識のもとで問の命題が成立する真理値を求めればよい。これは、$\mu_{Q'(u)}$ と$\mu_{MOST(u)}$のマッチ度に対応しており、下式にて言語真理値がもとまる。

$$LTV = \int_0^1 \mu_{Q'(u)} \wedge \mu_{MOST(u)}$$

上記言語真理値にしたがって、回答を作成すればよい（たとえば、LTV=多少真であればYESで回答し、あとでおそらく...を追加するとか）

問２：How many foreigners are very tall ?

これは、ファジイ限量子Q'のメンバーシップ関数が求まっているわけであるから、$\mu_{Q'(u)}$ をファジイ限量子にて表現して（つまり、言語表現に直して）回答すればよい。（たとえば、Q'＝多くの[many]であれば、

Many foreigners are very tall

と言えばよい。）

従って、いずれの場合もファジイ限量子Q'を推論により求める必要がある。以下、求め方を具体的に述べる。

上記問に関して身長に対するデータベースを仮定し、N人の身長に対しメンバーシップ関数$\mu_{tall}(u)$の値$\mu_{tall}(u_1),.....,\mu_{tall}(u_N)$（以下簡単のため、$\mu_1.....\mu_N$と記述する）が存在するとする。このとき、下式にてファジイ限量子Q'のメンバーシップ関数を与えることができる[6]。

$$\mu_{Q'}(\gamma)=MAX_{\mu}\left[\mu_{MOST}\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}\right)\right] \quad ; \quad \gamma=\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^2}{N}$$

MOSTのメンバーシップ関数は単調非減少の関数と仮定しているため、MAX演算子はメンバーシップ関数$\mu_{MOST}(u)$の括弧のなかに入れることができて以下のようになる

$$\mu_{Q'}(\gamma)=\mu_{MOST}\left(MAX_{\mu}\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}\right)\right) \quad , \quad \gamma=\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^2}{N}$$

$$=\mu_{MOST}(\sqrt{\gamma})$$

最終的に、NおよびFに依存することなく

$$\mu_{Q'}(\gamma^2)=\mu_{MOST}(\gamma)$$

または、

$$\mu_{Q'}(\gamma)=\mu_{MOST}(\sqrt[n]{\gamma})$$

が成立する。図1に、関数$\mu_{Q'}(\gamma)$を示しておく。予想されるように、$\mu_{Q'}(\gamma)$は$\mu_{MOST}(\gamma)$をなだらかにした形になっている。

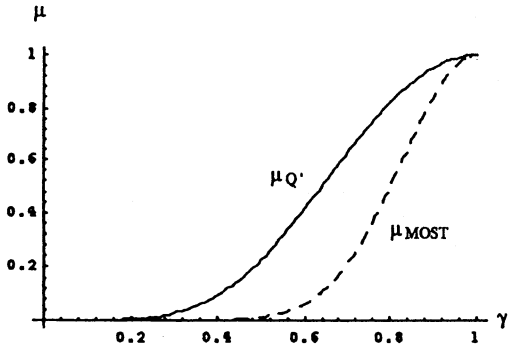


図1　Q' のメンバーシップ関数

4. 限量子含む命題による推論

4.1 概要

本章においては、Aが非ファジイ量の場合について 3つのタイプの限量子および修飾子に対し解析的に推論結果を求めることが可能であることを示す。

4.2 L.A.Zadehの方法の一般化

前章ではファジイ限量子にMOSTを、また修飾子にVERYを使用した場合を述べたが一般化する。

知識：QA are F として

問1 ：QA are mF ?

or

問2 ： How A are mF ?

推論により、知識を以下のように変形して新たなメンバーシップ関数$\mu_{Q'}(u)$を求める。

QA are F　⇒　Q'A are mF

ここで、m , Q を以下のように場合分けすることとする。

m
- 0 < m < 1(dilation ; more or less,...)
- m > 1(concentration ; very,...)

Q
- monotonous and non-decreasing(more,many,...)
- monotonous and non-increasing(few,little,...)

以下m , Q の場合分けにしたがってm = very , more or less Q = MOST,FEW を例に、具体的な質問の下でどのようなQ' を求めるべきか示しておく。

（場合 1 ）m = very , Q = MOST の場合

質問：How many foreigners are very tall ?

知識：Most foreigners are tall

↓

Q' foreigners are very tall

（場合 2 ）m = more or less , Q = MOST の場合

質問：How many foreigners are more or less tall ?

知識：Most foreigners are tall

↓

Q' foreigners are more or less tall

（場合 3 ）m = very , Q = FEW の場合

質問：How many foreigners are very tall ?

知識：Few foreigners are tall

↓

Q' foreigners are very tall

（場合 4 ）m = more or less , Q = FEW の場合

質問：How many foreigners are more or less tall ?

知識：Few foreigners are tall

↓

Q' foreigners are more or less tall

従って、前述したQ=MOST,m=VERYの場合は（場合 2 ）に該当している。データベースを仮定してi=1,2,...,N $\mu_F(i)=\mu_i$とすると、推論

QA are F　⇒　Q'A are mF

に対応して、可能性値に関して以下の等式が成立する。

$$\mu_{Q'}\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^m}{N}\right)=\mu_Q\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}\right)$$

ここで、

$$\gamma=\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^m}{N}$$

とおくと、$0\le\gamma\le 1$を満たすγに対応して、色々な$\mu_1,...,\mu_N$のペアが存在し、各々のペアに対応して様々な$\mu_{Q'}(\gamma)$が存在することとなる。

さて、$\mu_{Q'}(\gamma)$に対して以下の関係が一般的に存在することが証明できる。（ページ数の関係で、説明は省略する）

制約条件：

$$\gamma=\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^m}{N} \quad , \quad 0\le\mu_1,...,\mu_N,\gamma\le 1$$

$\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}$ のもとで $\mu_1=\mu_2=\ldots=\mu_N=\mu=\sqrt[m]{\gamma}$ のとき極値をもち、以下の不等式が成立する。

（1）m＞1の場合

$$\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^m}{N} < \frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N} \le MAX\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}\right)=\sqrt[m]{\gamma}$$

（2）0＜m＜1の場合

$$\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^m}{N} > \frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N} \ge MIN\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}\right)=\sqrt[m]{\gamma}$$

したがって、μ_Q の関数の形にしたがって $\mu_{Q'}$は最大値または最小値をもつことになる。（場合３）および(場合４）において$\mu_{Q'}$を考えると、

（場合３）

$$MIN[\mu_Q(\gamma)] \le \mu_{Q'}(\gamma) < \mu_{FEW}(\gamma)$$

（場合４）

$$\mu_{FEW}(\gamma) < \mu_{Q'}(\gamma) \le MAX[\mu_Q(\gamma)]$$

ここで、Q'の推論結果として上記極値とする。この時、極値は下式により与えられる。

（場合３）

$$\mu_{Q'}(\gamma)=MIN_{\mu}\left[\mu_Q\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}\right)\right] \quad ;\gamma=\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i^2}{N}\ ,\ 0\le\mu_1,\ldots,\mu_N\le 1$$

（場合４）

$$\mu_{Q'}(\gamma)=MAX_{\mu}\left[\mu_Q\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\mu_i}{N}\right)\right] \quad ;\gamma=\frac{\sum_{i=1}^{N}\sqrt{\mu_i}}{N}\ ,\ 0\le\mu_1,\ldots,\mu_N\le 1$$

$\mu_{Q'}(\gamma)$の関数形の特徴は、μ_Qの関数形にしたがって図9のようにまとめることができる。図中には、上から順に”対応する場合”、”$\mu_{Q'}(\gamma)$がμ_Qへどのような作用を及ぼして得られるか”、”$\mu_{Q'}(\gamma)$の関数式”、”$\mu_{Q'}(\gamma)$を求める際の極値の種類”を示す。

Q ＼ m	m＞1 (very, ...)	0＜m＜1 (more or less,..)
単調非減少 (MOST,...)	(場合１) dilation $\mu_Q(\sqrt[m]{\gamma})$ MAX	(場合２) concentration $\mu_Q(\sqrt[m]{\gamma})$ MIN
単調非増加 (FEW,...)	(場合3) concentration $\mu_Q(\sqrt[m]{\gamma})$ MIN	(場合4) dilation $\mu_Q(\sqrt[m]{\gamma})$ MAX

図2　$\mu_{Q'}(\gamma)$ の特徴

（場合３）および（場合４）につき、各々図3および4に$\mu_{Q'}(\gamma)$を示す。この結果は、直感的に理解することができる。すなわち、限量子がFEWの場合、ファジイ述語をdilateすると限量子はdilateされると推論すべきだし、逆にファジイ述語をconcentrateすると、限量子はconcentrateされると推論すべきだからである。このとき、限量子がdilateまたはconcentrateされる際、上限および下限が各々存在することが直感的に理解できるが、事実これが存在することが解析的に示された。

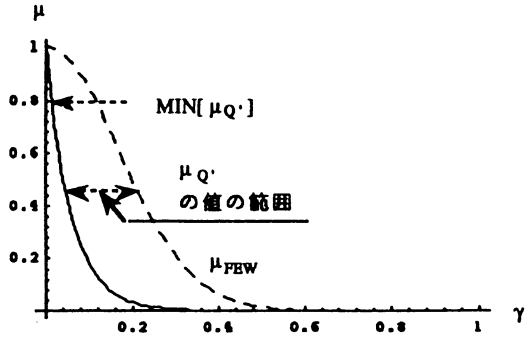


図3　(3)の場合のメンバーシップ関数

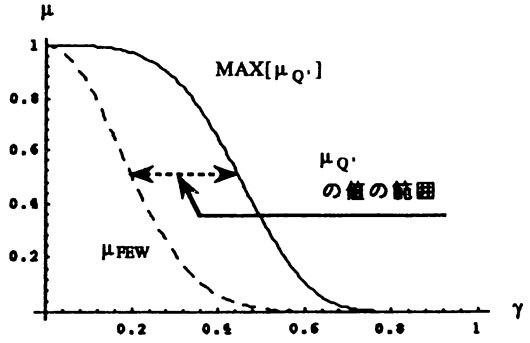


図4　(4)の場合のメンバーシップ関数

4.3　SEVERALの場合

Qが三角型の限量子の場合も、前述した一般的な議論を使用してQ'を解析的に求めることができる。

質問：How many foreigners are very tall ?

知識：Several foreigners are tall

この時、限量子SEVERALを２つの限量子に分割して扱うことができ、知識命題を以下のように変形する。

Several foreigners are tall ⇔ Q1 foreigners are tall AND Q2 foreigners are tall

⇒ Q1' foreigners are very tall AND Q2' foreigners are very tall

⇔ Q' foreigners are very tall

可能性分布にて記述すると、

$$\Pi_X = \text{SEVERAL} \Leftrightarrow \Pi_X = Q1 \cap Q2$$
$$\Rightarrow \Pi_{X'} = Q1' \cap Q2'$$
$$\Leftrightarrow \Pi_{X'} = Q'$$

となる。メンバーシップ関数 μ_{Q1} ,μ_{Q2} を図5に示す。

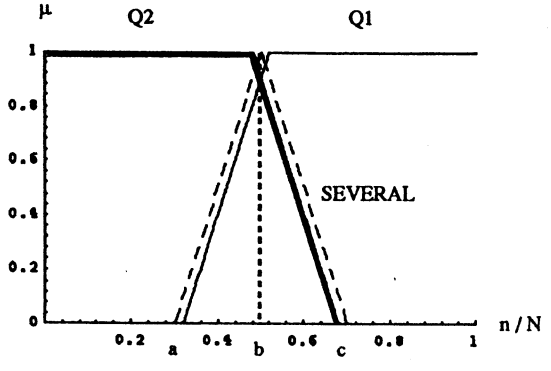


図5 SEVERALのメンバーシップ関数

この時求めるべき限量子は、$Q' = Q1' \cap Q2'$となる。$\mu_{Q1'}$,$\mu_{Q2'}$,$\mu_{Q'}$を図6に示す。これは、SEVERALに対して左側にdilation、右側にconcentrationの作用を及ぼしたものとなっており、またグレードが1となる点および0となる点も左にシフトする。したがって、全体的に左シフトした感じの関数形となっている。上記議論は、m>1の時一般的に成立する。シフトの大きさは、μ_Qが1になる点および0になる点をXとして述べると、全て $|X^m - X|$ にて与えられる（図6参照）。

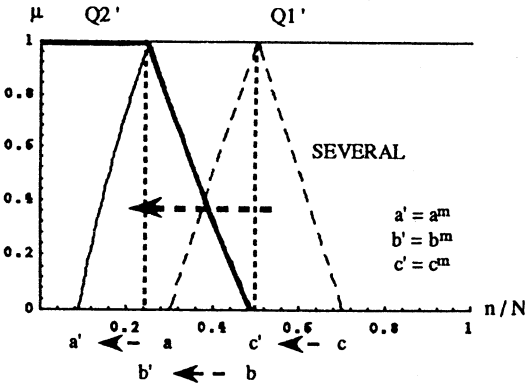


図6 Q' のメンバーシップ関数（m＞1の場合）

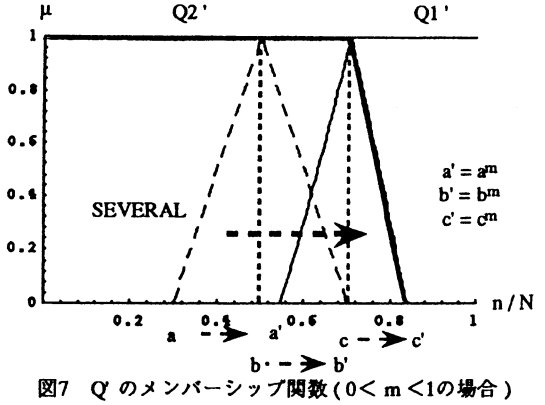


図7 Q' のメンバーシップ関数（0＜ m ＜1の場合 ）

以上、m＞1の場合について述べたが0＜m＜1の場合も同様に考えることができる。すなわち、Q' はSEVERALに対して右側にdilation、左側にconcentration の作用を及ぼしたものとなり、またグレードが1となる点および0となる点も右にシフトする。したがって、全体的に右シフトした感じの関数形となる。（図7参照）

5. まとめ

以上、QA is F のタイプの言語命題知識を用いた推論についてAが非ファジイ量の場合、修飾子が $mF = \mu_F^m$ のタイプのものに対して、3つのタイプの限量子に対して解析的に推論結果が求まることを示した。今後は、Aがファジイ量の場合も研究する予定である。

[参考文献]

[1] 田野俊一，岡本　渉，岩谷敏治，" FLINS：あいまい自然言語対話システムのデザインコンセプト", 情報処理学会 自然言語研究会92-12, pp. 89-96(1992).

[2] S. Tano, W. Okamoto, and T. Iwatani, " New Design Concepts for the FLINS-Fuzzy Lingual System: Text-based and Fuzzy-centered Architectures", Proc. of Int'l Symposium on Methodologies for Intelligent Systems (to be appeared).

[3] 田野俊一，岡本　渉，岩谷敏治, " 自然言語対話システムFLINSにおける非ファジィ／ファジィ 推論、ファジィＣＢＲの連携による問題解決", 第9回ファジィシステムシンポジウム(1993).

[4] 岩谷敏治，田野俊一，岡本　渉：対話処理システム "FLINS"におけるファジィ事例ベース推論 の検討, 第9回ファジィシステムシンポジウム(1993).

[5] Zadeh.L.A., "PRUF-A meaning representation language for natural language", Int.j. of Man Machine Studies 10, pp. 395-460 (1978).

[6] Zadeh,L.A.,"A Theory of Approximate Reasoning", In Machine Intelligence, Vol.9, New York: HalsteadPress, pp.149-194(1979).

[7] Zadeh.L.A., " A Computational Approach to Fuzzy Quantifier in Natural Languages ", Comp. and Maths with Appls., 9, pp.149-184 (1983).

[8] Zadeh,L.A.,"A Theory of Commonsense Knowledge", in H.J.Skala, S.Termini,and E.Trillas, Eds., Aspect of Vaguness, Dodrecht:D.Reidel, pp.257-296(1984).

[9] 馬野元秀他，" ファジイ推論に基づく英語質問応答システムの試作 ", 第8回ファジイシンポジウム講演論文集,pp573-576 (1992).

[10] Zadeh.L.A., " Test-score Semantics as a Basis for a Computational Approach to the Representation of Meaning ", Literary and Linguistic Computing , 1, pp.24-35(1986).

[問合わせ先] 岡本　渉 (wataru@fuzzy.or.jp)
横浜市中区山下町89-1 シイベルヘグナービル 3F
国際ファジイ工学研究所内 (TEL : 045 - 212 - 8241)
(FAX : 045 - 212 - 8255)

TD4-1

ペトリネットを利用したファジィアルゴリズムのあいまい性評価
Evaluation of Fuzziness in Fuzzy Algorithm Based on Petri Net

前田　陽一郎
Yoichiro MAEDA
三菱電機（株）
Mitsubishi Electric Corporation

It is desirable to be able to express behavioral sequences which include the ambiguous state recognition when trying to represent "human-like" behavior-decision abilities, for example, in the intelligent robot. We have already proposed the macro behavior-decision algorithm close to the one which humans use every day by utilizing fuzzy algorithms capable of expressing sequence flow and handling both crisp and fuzzy processing. In this papar, we try to evaluate the fuzziness of fuzzy algorithms by modelling and analysis based on Petri Nets. Finally, we report results of computer simulations performed for an example of the behavior-decision fuzzy algorithm.

1．緒　言

人間に近いマクロ行動決定機能をロボットにおいて実現することを考えた場合、あいまいな状況認識および判断シーケンスをマクロにかつ柔軟に記述できる方法論が最も重要になってくる。そこでクリスプ演算およびファジィ演算が混在するようなシーケンスフローが表現可能なファジィアルゴリズムの概念を用いると、このような意思決定レベルの制御則の表現には有効であることが知られている。我々はこのファジィアルゴリズムにスレショールド制御による実用的な制限を加えることにより、アルゴリズムチューニング機能を付加した修正ファジィアルゴリズムをすでに提案している。筆者らはこれを知能移動ロボットに適用し、人間が通常行なっているのに近いマクロ行動決定アルゴリズムを実現し、その有効性を確認している[1][2]。

本発表では、ファジィペトリネット（FPN）の考え方を導入し、まずファジィアルゴリズムのフロー全体の表現を行い、これを用いてファジィ真理値トークンの伝搬によりシステムのあいまい性の推移状況を捉えることを試みる。さらに、上述の行動決定ファジィアルゴリズムを例題として、ここで提案する評価方法に従ったシミュレーションも行ったのでこれについても報告する。

2．ファジィアルゴリズムの特徴

2.1　ファジィアルゴリズムの問題点

ファジィアルゴリズム（Fuzzy Algorithm）[3]は意思決定システムの近似解析のため一手法としてL.A.Zadehにより提唱された概念である。これはクリスプ量およびファジィ量が混在するようなシーケンスフローが表現可能な記述手法で、ファジィ理論の基本的概念となったものである。ファジィアルゴリズムを用いると、あいまいさを含んだ行動をファジィラベルを含む極めて自然な表現形式でアルゴリズムを記述できる。また一般に知られているIF...THEN...で表現されたファジィルールを用いるファジィ制御と異なり、IF...THEN...ELSE...のファジィ分岐を許しているため、柔軟にシーケンスアルゴリズムを記述することができる。

一般にアルゴリズムにおける分岐処理には以下の３つのレベルが考えられる。

a)判断（前件部）はクリスプで分岐（後件部）は単一発火
b)判断（前件部）はファジィで分岐（後件部）は単一発火
c)判断（前件部）はファジィで分岐（後件部）は並列発火

通常のAIプロダクションルールではa) のみを取り扱えるだけであるが、ファジィアルゴリズムの場合は、原理的にb) およびc) のレベルを包含しており、判断における悩みや複数の可能性検討など人間の意思決定に近い記述が可能となる。しかしながら、c)レベルのような本来のファジィアルゴリズムでは分岐後の処理を並列発火し、それぞれ前件部グレードの重み（あいまいさ）を継承する形で後件部を実行することが提案されている。ところが、この方法で実際のアルゴリズムを実行すると並列処理が増大し、やがてアルゴリズムフローが爆発するという重要な問題をかかえている。

2.2　ファジィ分岐処理による分類

Zadehの論文ではファジィアルゴリズムにおける実用上の問題にまでは言及されていないが、この実現方法に対していくつかの解釈がなされている。上記b), c)のファジィ分岐の具体的な処理方法を提案した例を以下に示す。

＜単一発火ファジィ分岐＞
1) Dubois、水本らの方法[4][5]
   a. 最大グレード実行法
   b. 確率的実行法
   c. 非決定的実行法
2) 室伏らの方法[6]→スレショールド固定
3) 前田らの方法　→スレショールド制御
＜並列発火ファジィ分岐＞
4) Novakらの方法[7]
   a. 完全実行法
   b. 頭切り実行法
5) 北島らの方法[8]→あいまいさの管理

1)のDubois、水本らの方法は、それぞれ、a. 最も高いグレードをもつ分岐先を選択、b. グレード値に比例した確率でランダムに分岐先を選択、c. 与えられたスレショールドα以上のグレードをもつ分岐先から選択することを示唆しているが、いずれも分岐先のうち一つのみを選択実行するもので、並列実行の考え方は述べられていない。

実用面では、2)の室伏らがファジィアルゴリズムを模型自動車の制御に適用している。ここではファジィ分岐におけるルールの前件部グレード値に対しスレショールドを設け、これを越えるかどうかで分岐を決定しており、アルゴリズム処理の爆発を抑えている。制御においてはこの方法が比較的実用的であると考えられるが、スレショールドを固定しているためクリスプな分岐に近くなっている。

さらに3)の筆者らはこれを発展させ、ルール前件部のスレショールド値を自律的に判断した目的に応じてアルゴリズムをチューニングする方法（修正ファジィアルゴリズム）をすでに提案している。例えば、ファジィ分岐の場合、前件部にある入力が与えられ、そのマッチ度（成立グレード値）がm、スレショールド値がμであったと仮定すると、マッチ度mでTHEN部が、マッチ度（1－m）でELSE部がともに実行（並列発火）される。これに対し、提案した修正ファジィアルゴリズムではTHEN部とELSE部のどちらか一方が実行（単一発火）されるため、アルゴリズムの分岐処理が爆発することはない。

4)のNovakはファジィアルゴリズムをIF Q THEN RT ELSE RE.の形式で表現し、a. RT、REの両方をそのまま実行し、以後実行結果のファジィ集合を用いる、b. RT、REのファジィ集合をαT、αEで頭切りしたものを合成して実行結果とするものを提唱しており、よりファジィ推論の考え方に近くなっている。しかしながら、基本的に並列発火であるため、実用上の問題も残されている。5)の北島らは、扱うモデルに関する知識をあらかじめファジィルールで表現しておき、これを用いてファジィアルゴリズムにおけるファジィ集合演算を行うもので、基本的には並列発火であるが、あいまい性の増大をある程度減少はできるものの爆発は避けられない。

これら以外にも、例えば、

A) 一定値以下のグレードになるとその分岐を行わない。
B) 一定回数の分岐のみ並列発火を認める。
C) アルゴリズム全体として、枝刈りにより動作プロセスを制限する。
D) 分岐のグレードに大きな差が認められるときは単一発火を、あまり差がないとき（グレード値が似ているとき）には並列発火を行う。

などさまざまな分岐実行法が考えられる。このようなファジィ分岐の実行制御を考える際には、分岐に関与するファジィ集合のグレードのみならず、アルゴリズム全体としてのあいまい性の状態把握および評価が重要となってくる。そこで以下では、ペトリネットの状態表現能力を利用して、ファジィアルゴリズムのあいまい性を総合的に評価する手法について述べる。

3．ファジィアルゴリズムのペトリネット表現

最近、ペトリネットにファジィの概念を適用したアプローチ（ファジィペトリネット）がいくつか発表されているが、代表的な例として，

1) ファジィ真理値トークン
2) ファジィ知識表現
3) ファジィマーキング

などがある[9]。1) はトランジションをMIN演算、プレースをMAX演算と想定してファジィ真理値の伝搬をモデル化したもので、ペトリネットにファジィの概念を取り入れた最も自然な考え方であると言える[10]。2) では確信度つきのプロダクションルールの知識表現をペトリネットでモデル化することにより、ファジィ推論アルゴリズムを表現している[11]。本研究ではアルゴリズム中のあいまい性の変化を評価する目的であるため、プレース中を移動するトークン値として[0,1]の数値を扱う1)のファジィ真理値トークンに最も近い考え方を採用している。

3.1 ファジィペトリネット（FPN）の状態方程式

まずFPNにおけるファジィ真理値をもつマーキングの遷移を状態方程式により表現する。プレース数｜P｜=n、トランジション数｜T｜= mのPNにおける接続行列A（=［a ij］, i = 1,2,...,n, j = 1,2,...,m）は、

$$A = A^{+} - A^{-} \quad (1)$$

A^{+}：トランジションからプレースへの接続行列（n×m）
A^{-}：プレースからトランジションへの接続行列（n×m）

と表わせる。このとき、ある発火系列σにより、マーキングM0がMへ遷移したとすると（M0［σ>M）、次の状態方程式が成り立つ。

$$M = M0 + A \cdot \Sigma \quad (2)$$

M0、M：初期、目標マーキング（各プレース中のトークン数を要素とするベクトル、n×1）
Σ：σ中のトランジションの発火回数ベクトル（m×1）

通常のPNでは、トークン数が整数値をとるためM0、Mは非負整数ベクトルであるが、FPNではあいまいさを表現するため、非負実数ベクトルとなる。そこで（2）式より接続行列Aまたは発火回数ベクトルΣのいずれかは実数値を扱う必要が生じる。ここでは接続関係はそのまま単に整数値で表現し、トランジションの発火が[0,1]の数値で起こると仮定する。この場合、従来のように発火回数ベクトルにすべての発火（回数）を集約し、一度にM0からMへの遷移を計算することができなくなる。そこで本FPNでは、次式に従って発火を必ず1回づつ繰り返すことにより演算するものとする。

$$Mn = Mn\text{-}1 + A \cdot \Omega \quad (3)$$

Mn、Mn-1：n、n-1回目のトークン状態（n×1）
Ω：Mn-1からMnへのトランジションの状態変化ベクトル（m×1）

今、状態変化ベクトルΩの各要素は前回のトークン状態（マーキング）に各トランジションにおける発火度合を乗じたもので表わすことができ、

$$\Omega = B \cdot Mn\text{-}1 \quad (4)$$

B：各トランジションの発火度合行列（m×n）

となる。これを（3）式に代入すると、

$$Mn = (I + A \cdot B) \cdot Mn\text{-}1 \quad (5)$$
$$= T \cdot Mn\text{-}1 \quad (6)$$

I：単位行列（n×n）
$T = I + A \cdot B$：状態遷移行列（n×n）

となり、Tをマーキングベクトルに毎回乗じることにより、順次次回のトークン状態が計算される。これを逐次繰り返すとシステムのあいまい性の遷移状態が把握できる。ファジィアルゴリズムにおいて、一般にBは分岐を選択する場合（単一発火）においては変化する。本方式ではトランジションの発火順序を考慮することにより、逐次演算でシーケンスアルゴリズムにおけるあいまいさの伝搬を評価している。

3.2 ファジィアルゴリズムのFPN表現例

通常のシーケンシャルプログラムは一般に図1のようなペトリネットのトランジションに変換することができる。1) は演算要素で、入出力はプレース、演算ブロックはトランジションに対応する。2), 3) は分岐に対応する判断要素で、一般にはYes/Noのいづれかの分岐が単一発火となるので、これをペトリネット化した場合、True(T)/False(F)の競合ネットとなりいずれか一方のトランジションが競合解消条件に従って発火する。しかしながら、3) の判断要素においてファジィ分岐を行うケースがファジィアルゴリズムに相当するが、並列発火の場合にはこの競合解消条件は不要となる。但し、スレショールドを用いて単一発火させる場合には、競合ネットとなり、スレショールドの条件比較が分岐の両方のトランジションで行われる。

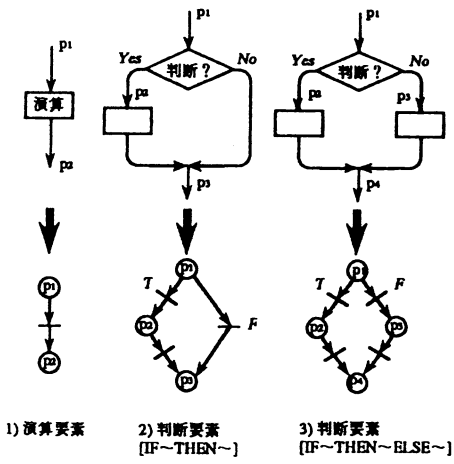


図1　フローチャートのペトリネット化

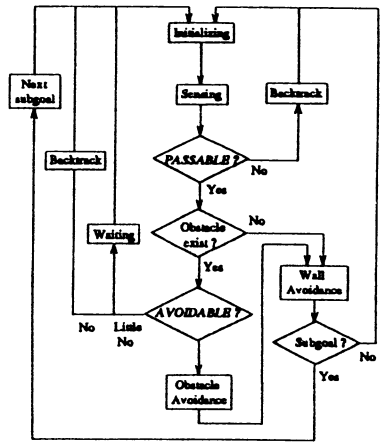


図2　行動決定ファジィアルゴリズム

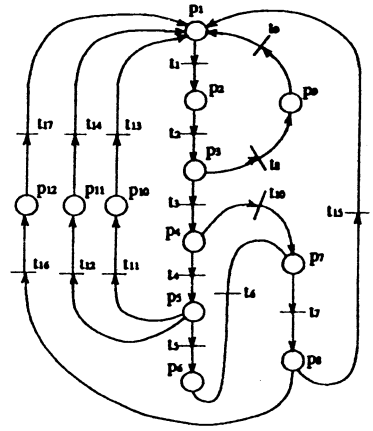


図3　図2のペトリネット表現

ここでは具体的なファジィアルゴリズムの例として、筆者らが以前、修正ファジィアルゴリズムを自律移動ロボットのあいまい状況に直面した場合の行動決定に適用したものを取り上げる。図2に行動決定ファジィアルゴリズムのフロー図を示す。

図においてアルゴリズムの処理を各サンプリング毎に逐次繰り返す。このアルゴリズムの上位レベルに行動目的自律判断機能に相当する部分（図では省略）があり、ここからファジィ分岐のスレショールド制御等さまざまなアルゴリズムチューニングが行なわれる。あいまい状況PASSABLEのルール出力はスレショールドλを越えた場合、前方空間はIMPASSABLEと判断され、ロボットは引き返す行動をとる。あいまい状況AVOIDABLEに関するルール出力はスレショールドμを越えたら障害物はUNAVOIDABLEと判断され、ロボットはその場で引き返す。μ／2以上μ以下の場合ロボットはウェイティング動作をとる。

これをペトリネット化したものを図3に示す。すべての演算要素および判断要素はトランジションに変換され、それ以外の状態をプレースとして構成する。p1,..., p12の12個のプレースとt1,..., t17の17個のトランジションにより定義される（1）式の接続行列Aは以下のようになる。

$$A=\begin{bmatrix}
-1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1\\
1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1
\end{bmatrix}$$

次に、t3：t8＝λ：（1－λ）、t5：t11：t12＝μ：0：（1－μ）、t4：t10＝1：0、t15：t16＝1：0［簡単のため、分岐を減少］のグレードで発火が起こるものと仮定すると、発火度合行列Bと状態遷移行列Tは、

$$B=\begin{bmatrix}
1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & \lambda & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & \mu & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 1-\lambda & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 1-\mu & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1
\end{bmatrix}$$

$$T=I+A\cdot B=\begin{bmatrix}
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1\\
1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & \lambda & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & \mu & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 1-\lambda & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 1-\mu & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0
\end{bmatrix}$$

となる。このアルゴリズムでは各トランジションの入出力プレースがただ一つであるようなコンカレント動作のない「状態機械」となっているため、発火度合行列Bの各列には当然入力プレースが2つ以上は現われない。

4．あいまい性評価シミュレーション

前節までの行動決定ファジィアルゴリズムのペトリネット表現を用いて、あいまい性評価のための計算機シミュレーションを行った。初期マーキングは$M_0=[1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]^T$として、アルゴリズムの流れを左右している重要なプレース（p1, p3, p4, p5, p6, p9, p11）のみに着目してこれらにおけるあいまい度（グレード値）のトレンドをグラフにした（図4 a)～d)参照）。ファジィ分岐におけるルール前件部のマッチ度（成立グレード値）は実際の対象システムから得られるため、このシミュレーションにおいてはr（p3の成立グレード値）＝j／jend、s（p5の成立グレード値）＝1－j／jend［j：発火回数、jend：全発火回数］と単純な変化のみを想定した。

さまざまな条件における種々のシミュレーションが考えられるが、ここでは以下の4つのケースについて評価を行った。

ケース1：単一発火（スレショールド固定）
ケース2：並列発火
ケース3：単一発火（スレショールド制御）
ケース4：単一／並列発火（グレード差選択）

ケース1では、固定スレショールドをλ＝0.7、μ＝0.5とした。例えば、p3の成立グレード値r＞λのとき、（p3のトークン値）×rでトランジションt3が発火する。周期的にグレードが変化しているのはネットのループを巡回するトークンがまとまって流れているためである。このグレードの山が徐々に下がっていくのはあいまい度が次第にアルゴリズム全体に均等に分散していく模様を示している。この周期的なグレードの変化は発火30回目あたりでなくなっており、p3が減少すると同時にp4とp5が上がっている。これはp3とp5の成立グレード値を適当に単調増加、減少関数としたしたために25回目あたりからp3のブランチ（t8）からp5のブランチ（t12）へとアルゴリズムの流れが変わっていることを示している。

ケース2では、分岐において両方とも並列に発火させた場合の結果で、当然のことながらあいまい度がいちはやく分散しており、トークン状態も周期的ではあるが安定して推移している。これは並列発火のためにトークンの分散が早く、システム全体にあいまい性が浸透している状態（爆発）と考えられる。

ケース3では、デフォルトのスレショールド値を中心にλをSIN関数で、μをCOS関数でそれぞれ仮想的に振動制御した場合の単一発火の様子を示している。ケース1と似ているが、スレショールド制御を行っている分だけシステムが変動的に挙動していることを示しており、若干グレード値も大きめに変化している。これはスレショールド制御を行うことにより、あいまい性の拡散を並列発火よりも大幅に、単一発火と比べてもさらに少し減少させる効果があるということがわかる。

ケース4では、単一発火と並列発火の混在型の一例として、2.2節のD) の分岐実行法を用いてシミュレーションを行った。ここでは成立グレード値がλ±0.2、μ±0.2以内のときはそれぞれ並列発火を、それ以外のときは分岐のうち大きなグレードをもつもののみを単一発火させてみた。この分岐制御は我々人間が日常行っている方法にかなり近いと考えられるが、発火の必要性の低いものと発火すべきものをうまく選別分岐するため、これらが分かれて収束している様子がわかる。

以上のように本手法を用いることにより、ファジィアルゴリズムにおけるあいまい性の状態遷移をある程度把握することができた。これにより、どのようなアルゴリズムもペトリネット化ができれば、シミュレーションによりシステムのあいまいさの爆発を事前にチェックすることが可能となる。尚、本シミュレーションでは、トランジションの発火間隔を均等にとったが、より正確にシステム挙動を模擬するにはネットに時間要素を入れてやる必要があり、これについては今後の課題と考えている。

5．結　言

ペトリネットの状態表現能力、状態遷移解析能力を用いることにより、従来ファジィアルゴリズムにおいて困難であったシーケンスルールの多段発火におけるあいまい性の客観的・総合的評価を行うことができた。これにより、あいまいさの爆発が起こらないファジィアルゴリズムの設計やシステム挙動解析が可能となる。

今後は、IF～THEN～ELSE～.の2分岐から一般Case文（多分岐）への拡張、発火時刻を考慮した時間ペトリネットの導入によるより正確なシステム挙動解析、あいまい性を有するペトリネットへのネットインバリアントを用いたデッドロックや可到達性などのシステム解析へと発展させていきたいと考えている。

＜参考文献＞

[1] Y.Maeda,M.Tanabe,M.Yuta and T.Takagi, "Hierarchical Control for Autonomous Mobile Robots with Behavior-Decision Fuzzy Algorithms", IEEE International Conference on Robotics and Automation,pp.117-122 (1992)

[2] 前田, "あいまい状況適応能力を有する自律移動ロボットの行動決定ファジィアルゴリズム", 日本ファジィ学会誌, Vol.5, No.1, pp.116-128 (1993)

[3] L.A.Zadeh ,"Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-3, No.1, pp.28-44 (1973)

[4] D.Dubois, H.Prade, Fuzzy Sets and Systems: Theroy and Applications, Academic Press (1980)

[5] 水本, ファジィ理論とその応用, サイエンス社.

[6] 室伏, 菅野, "模型自動車のファジィ制御",日本ロボット学会誌, Vol.6, No.6, pp.536-541 (1988)

[7] A.Novak, Fuzzy Sets and Their Applications, Adam Hilger

[8] 北島, 菅野, "ファジィアルゴリズムにおける知識を用いたあいまいさの管理方法", 第8回ファジィシステムシンポジウム, pp.349-352 (1992)

[9] 椎塚, "ファジィペトリネット", 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.6, pp.1069-1085 (1992)

[10] C.G.Looney, "Fuzzy Petri Nets for Rule-Based Decision making", IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol.18, No.1, pp.178-183 (1988)

[11] S.M.Chen, J.S.Ke and J.F.Chang, "Knowledge Representation Using Fuzzy Petri Nets", IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol.2, No.3, pp.311-319 (1990)

[問い合せ先] 661 兵庫県尼崎市塚口本町-1-1 三菱電機（株）
産業システム研究所　FA(2)G　前田陽一郎
TEL: (06)497-7626　FAX: (06)497-7726
e-mail: maeda@fas.sdl.melco.co.jp

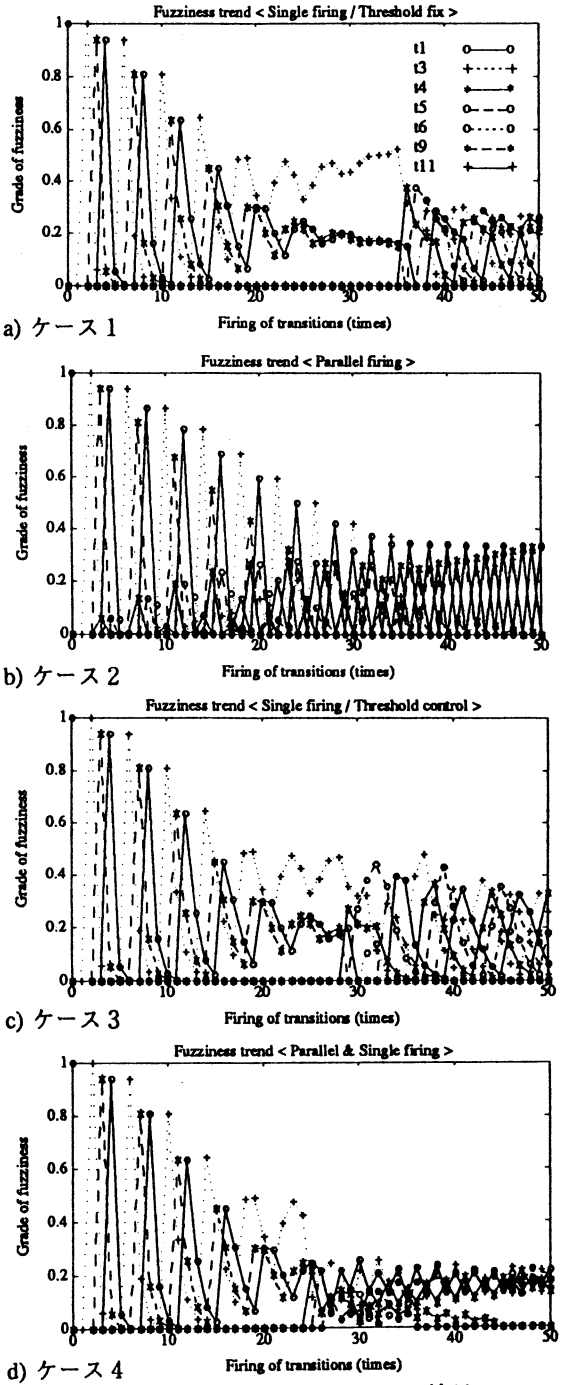


図4　シミュレーション結果

TD4-2

囲碁アルゴリズムにおけるファジィ理論の利用
Use of Fuzzy Theory for IGO Algorithm

横川 壽彦
YOKOGAWA, Toshihiko
(株)リコー 中央研究所 420 研究室
420 Laboratory, Research and Development Center, Ricoh Co., Ltd.

ABSTRACT

Chess program had a great progress by a method of game tree search based on min-max principle. In the contrary, the search method does not work well to igo, because igo has much larger search spaces. In this paper, I propose that fuzzy theory can be applied to igo algorithm; especially for cognition of "Atsumi (thickness)." It is treated as mixed fuzzy values of various axes of a situation of game. They are simulated axes of those used by a human player when deciding a tactics of a game. I also propose a general tactics using the cognition of "Atsumi" and show that it is similar to that of a human player's.

1. はじめに

ファジィ理論は、従来の人工知能が不得意であるマクロな状況認識に際して効果的であると主張されている。マクロで戦略的な状況の認識が必要な代表的な対象として、将棋、囲碁等のゲームの分野が考えられる。

チェスやその他のゲームは、人工知能の研究分野として精力的に研究されてきた。チェスでは、ミニマクス原理に基づくゲーム木の探索による方法が有効で、全解探索の手法によってその実力を飛躍的に増大させた。それに対して、囲碁のプログラムでは、探索空間の広さ等の理由により、探索方法による方法だけでは解決できないことが明らかになっている[1]。囲碁は、人間が得意で機械が不得意なものの典型例であるので、「とにかく人間がうまくやっているのであるからこれを手本にしよう」という発想で、人間のシミュレーションをするという形での研究もなされてきた。しかし、これらの思考内容は自然言語で近似的に表現されるものであり、コンピュータ上にその知識を移転するに際してさらに誤差が生じる。したがって、ファジィ理論を応用することにより、人間の思考過程に近い処理への展望が開けるものと考えられる。

囲碁のような戦略的なゲームにおいては、問題解決において、マクロな状況判断に基づく戦略が必要となる。囲碁においては、「厚み」に代表される局面認識がそれに当たる。従来は、「厚み」は、各石の持つポテンシャル（エネルギー）の和として評価している[2][3]。しかし、「厚み」を構成する要素は、その他に石の活力や、盤端からの距離があり、また、相手の石群との関連も単純ではない。

本稿では、まず、囲碁における知識のおおまかな類型を行ない、戦略を担当する言語主導型の知識の必要性を示す。その後、代表的な知識である「厚み」の認識方法と、それに基づく戦略構築についての方法を提案する。

2. 囲碁における知識の類型

囲碁において人間の競技者が用いている知識には種々のものがある。これらは大きく分けて2種類に分けて考えることが可能である。

パターン主導の知識 主にパターンをキーとして起動される知識。部分的な知識が主であり、代表的なものは、定石や死活の知識がある。

言語主導の知識 囲碁格言のように言語によって表現された知識。主に戦略や広い戦術に関する知識であり、用いられる概念があいまいな言語表現でしか示されないもの。

パターン主導の知識の中にも、「２目の頭は見ずにハネよ」といった言語表現される知識があるが、これは、パターンとして簡単に還元できるものである。パターン主導の知識は、例えば、「定石」の知識のように、隅に限定された手順の知識として、また、決まった石の配置パターンにおける次の着手位置の評価点として表現される[2]。また、パターン記述言語を定義してパターンを集めるといった試みもなされている[4]。ただし、パターンは、石を取るといった手続きのパターン以外はそれだけでは普通は意味を持たず、例えば、「定石」であれば、最終の形の勢力などの判断をも含め、知識として蓄積することによって種々の推論が可能となる。また、パターン適用後の局面の状況を言語的な知識と結び付けることにより、全局的で戦略的な判断のもとに種々の定石から着手を選択できる。

これに対し、言語主導の知識は、「厚みに近寄るな」「生ノゾキすべからず」といった知識であり、「厚み（厚いということ）」や「生ノゾキ」といった簡単にはパターン化できな知識を示している。もちろん、部分的な知識の例である後者の格言では代表的な例をパターンとして持つことが可能であり、それに似たパターンの時に起動するといったパターン起動タイプに

近いものもある。人間の競技者は、本質的には同一となる知識の両タイプを別々にあるいは、協同して用いている。つまり、戦略知識からの方向性が焦点を定め、パターンから想起される手段と一致してはじめて具体的な着手となるのである。

人間を模擬した囲碁アルゴリズムでは、上記の言語主導知識、つまり簡単にはパターン化できない知識をどのように表現し、理解するかが重要な課題となる。このパターン化できない知識は、「厚み/薄み」といった石の強弱を基準とするものや、「重い/軽い」といった石の効率を重視するもの、「生ノゾキ」といった手続きに対する価値判断を含むもの、「スソアキ」といったように、形の組合せに関する価値判断を含んだものがある。これらの知識を盤面上の石の形、パターンと結び付ける知識が必要となるが、従来はこれらの研究はほとんどなされていない。

3. 「厚み」の判断

言語表現される囲碁における重要な価値判断基準として、「厚み」がある。この語は、形容詞として「厚い」という形で用いられることもある。詳細な定義は困難であるが、例えば以下のように定義されている[5]。

「厚い」とは、一団の石が強い形をしている状態、あるいは、外部に対して強い影響力を持つ状態を示し、自分の領域(「地」)を作る前段階を示している。

実際に囲碁をゲームしている際には、常に石の厚みを意識するとともに、最大限に利用しようとしている。囲碁というゲームの本質は、石の生存を含む領地争いであり、その際の効率を競いあうものであると考えることができ、効率の計算の基礎となる大きなファクタが「厚み」であると考えることができるからである。

実近ほか[2][6]では、石の周りへの影響力を石の置かれた位置のよって決まるポテンシャル値として定義し、ある地点の黒、白のポテンシャル値の算術和によってその地点の勢力を判断する方法が提案されている。また、丸山ほか[3]も同様の方法を取り、評価を行なっている。しかし、この方法では石の強弱やキキによる影響を考慮していないので、「厚み」としては一面的な見方になっている。

本節では、「厚み」を石の強さと影響力の大きさの2次元で表現することとし、判断する基本的な要素として以下の要素を用いることを試みる。

1. 石の強さ
2. 石の高さ（群として認識されるパターンの表面の大きさ）
3. 敵石の妨害
4. 盤端からのエネルギー

3.1 石の強さ

石の強さは、以下の要素からの合成されたものと考える。

1. 石の眼形（めがたち）
2. 連続の弱さ
3. 脱出の困難性
4. 弱点の有無（キキの有無）

眼形は、最終的には死活判定となるが、脱出可能性は考えず、目のできやすさのみを問題とする値である。石の最終的な死活は、目を２つ以上持つかであるが、ここでは、一団の石の持つ目の数を眼形値として定義する。見合いの関係で不完全な眼２つで、１つの目を持つといった場合も、この指標では、1.0とする。キキのマイナスは別個評価できるからである。また、たとえば、６目以上１０目以下の中地は、3.0 として評価する。

連続の弱さは、一団と考えている石（群）の連結の強さの指標とする。連結の弱さは、連続していない場合（「連」でない場合）は、盤上の距離に比例するものと考えて良い。また、群に含まれる連が弱い連続状態である場合でも、分割された連がそれぞれ、眼形を持つ場合、例えば、双方が **眼形点>1.5** といった場合は、評価点をやや上げるような補正を加えることもできる。連続の弱さは、眼形点へのマイナスとして評価される。

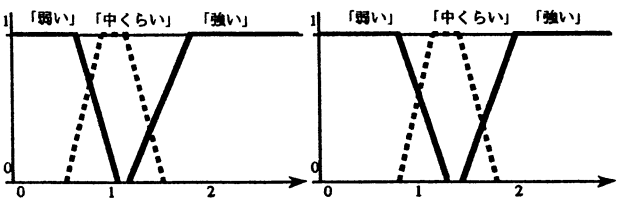
脱出困難性は、外部への脱出の困難さを表わす指標であり、**1-1/封鎖手数**　で表わすことができる。ただし、脱出困難性は、**眼形点 ≧ 2** の場合は、0とする。眼形点のマイナスとして働く。

弱点の有無は、見合い点による眼形の場合に加算される指標であり、厚みに対してはマイナス方向で働く指標である。見合い点1個につき、αとすることにできる。ただし、見合い点に後述する「敵の活力のない石」が存在するものとみなす方法を取ることも可能である。

一団の石の強さは、以下のように定義する。

石の強さ = 眼形点 - 連続の弱さ - 脱出可能性 - 見合い点 × α

これは、眼形点を基準として弱点を引いていったものと捉えることができる。実際に言語的ルールを用いる場合は、この石の強さの指標点を軸としてファジィ集合を図１a)のように考えて用いることにする。この表現への意味付けを変えることにより戦略を変更することができる。例えば、図１b)のように変えると、石の死活に敏感なやや慎重な戦略となる。また、相手の石の強さと自分の石の強さに関するファジィ集合を違うものにすることにより、「弱気」「強気」といった、競技者の個性を導入することも可能になる。



a) 普通の場合　　b) やや慎重な戦略場合

図１　石の強さのファジィ集合

3.2 石の高さ

石の高さは、群として認識される一団の外辺を仮想的に考え、その長さとする。ただし、外辺部は、盤端に対して、垂直、水平あるいはそれらに45度の向きとして仮想する。また、盤端方向へ外辺が、群の中央方向へへこんでいる場合（図２の左側）は、は仮想的な90度の外辺（Aの線）として考えるようにする。この場合、仮想的な辺であることを考慮して、やや起点勢力を下げることにする。また、外辺部が、盤端から離れている場合は、盤端と外辺部の下端の間に、仮想的な外辺を想定する（Bの線）。この場合も、起点勢力を下げる。これらの下げ方は、基本的には盤端に近付くほど少なくなる。また、盤端から遠ざかると勢力の減衰が大きく、仮想の外辺を考えないようにする。

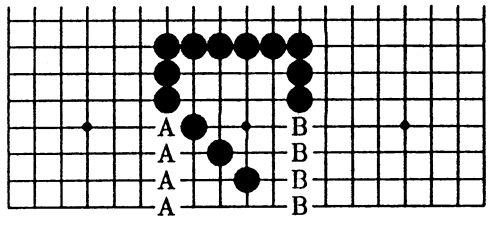


図２　仮想外辺の概念図

石の群からの周囲に及ぼす勢力の強さは、基本的に外辺の長さ、外辺の連結の強さの２要素から見る。

外辺からの勢力発散は、外辺と垂直方向を中心方向とすることから、外辺上の各石が、基本エネルギーを発散しており、そのエネルギーの和として見ることによって外辺の長さの要素を計算に入れることができる。その際、外辺の中央部の勢力が強くなり、直観と合致しやすい。ただし、石の重複する方向へのエネルギーは消去される。そこで、便宜的に外辺方向へのエネルギーは、外辺に対して、垂直方向から±45°の間に発しているものと見る。例えば、図３では、X点の黒石は、A～Cの範囲に対してエネルギーを発しており、それ以外の方向には、発していないとして計算する。また、外辺は仮想上のものであるので、実際には存在しない石についてもあたかも存在するかのように見る。外辺の連結の強さは、実際存在しないことによるマイナスとして、キキなどの要因によって合算される方法を取ることもできるが、単に、仮想上の石の基本エネルギー関数に減衰のための係数をかける方法をとる。

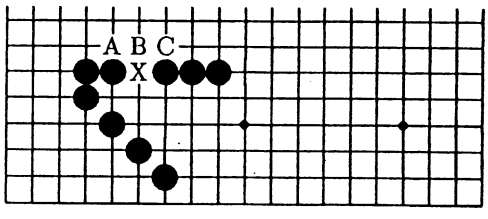


図３　エネルギーの発展方向

1個の石の発するエネルギーは、距離に逆比例する関数として定義する。距離は、格子点を伝わって進む場合の格子数とする。（格子点を座標と捉えて、その座標間の距離とすることも可能である。）したがって、基本エネルギー関数は基礎エネルギーを仮定して（図４では１）、下式となる。

エネルギー＝基礎エネルギー - (1/距離) × β （$0<\beta<1$）

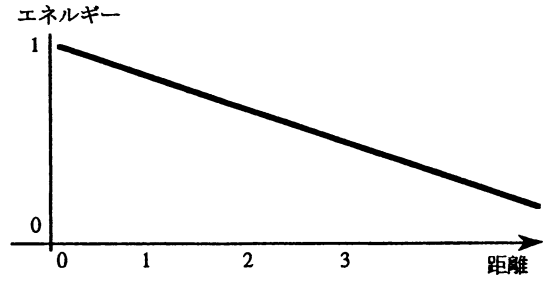


図４　石の基本エネルギー関数の例

3.3 敵石の妨害

敵石の妨害とは、群の外辺に接近している敵の石群による妨害であり、近接敵石の種類によって次の2種類が考えられる。

1. 活力のほとんどない敵石
2. 活力の豊富な敵石

活力のほとんどない石の妨害とは、局面としては、厚い石にくっついている敵の石のキキぐあいということになる。具体的には、上記で仮想した各外辺上に付着する　眼形<n (n = 0.5) の敵石で、外辺の長さに比べて一定比率以下のものであるものに関して、勢力の妨害を考えるものとする。妨害の大きさは、敵石の基本エネルギー関数の和として表わすが、減衰係数をかけ、減衰されたものとして存在させている。

活力の豊富な石の妨害とは、局面としては、敵石がある群の外辺を一定比率以上覆う場合、あるいは、外辺の敵石の眼形が豊富である場合をいう。この場合、基本的には、その外辺方向への「厚み」のエネルギーは働かないと仮定する。（覆われている部分以外の部分のみが働くとすることも可能である。）

また、ある一定距離以上離れた敵石も、エネルギーを遮断するものとして計算する。

3.4 盤端からのエネルギー

人間が石の厚みを見る場合には、盤端部にある特殊の価値を置いていおり、中央部に比べて、盤端部への影響力を広く見ている。これは、盤端の特殊な条件の反映である。これを考慮に入れるために、盤端からのエネルギーサポートを導入する。このエネルギーサポートは、ある勢力値以上の石のエネルギーを持つ地点において、盤端からの距離によりそのエネルギーを増幅する（積算）形で働く。盤端からのエネルギーサポートは、敵の石からの勢力に対しても同様に働く。例えば、距離と、エネルギーサポート係数の関係は図５のようなものを用いる。ただし、盤端との間に敵の石がある場合は働かないものとする。

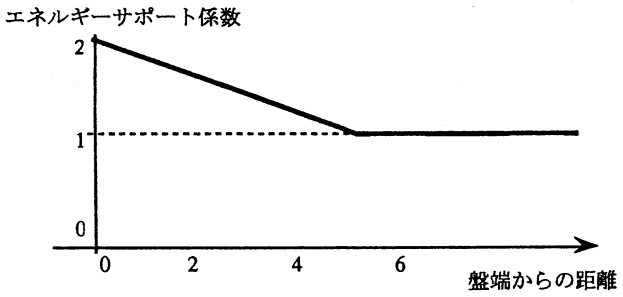


図５　盤端からのエネルギーサポート係数の例

以上のように、盤上のある点でのある群（一団の石）から得られる勢力の大きさは、その群の当該の点に面している外辺上の各石（仮想石を含む）からのエネルギーの総和から、キキのマイナスを減じた後、盤端からのエネルギーサポートを加味したものとして表わすことが可能となる。

3.5 盤面の勢力分布

ある地点における厚みは、以下の２次元で表わす。

1. 勢力の大きさの和
2. 勢力の元になった群の強さ

石の強さが強く、勢力が大きければ、それだけ強い厚みと見ることができ、人間の競技者の直感と近いものを表わすことができる。また、この2次元の値として管理することにより、以下の「厚み」の戦略を記述することが容易となる。

3.6 「厚み」の戦略

以上のように、厚みを定義することによって、厚みの拡大に関する着手決定戦略は、以下のような着手焦点着目優先度として記述することが可能となる。

1. ある地点における敵の勢力の大きさと自分の勢力の大きさが拮抗しており、両勢力起点の群の石の強さが小さい場合。
2. ある地点における敵の勢力と自分の勢力の差が大きい場合。
   a) 自分 < 相手 の場合で、自分の石の強さが弱い場合。
   b) 自分 > 相手 の場合で、自分の石の強さが強い場合。
   c) 自分 < 相手 の場合で、相手の石の強さが弱い場合。
   d) 自分 > 相手 の場合で、相手の石の強さが強い場合。
3. ある地点における敵の勢力の大きさと自分の勢力の大きさが拮抗しており、両勢力起点の群の石の強さが大きい場合。
4. 隣接する群の同一方向への外辺の接点。

優先度1の戦略は、弱い石どうしが対峙している場合を示しており、「大場より急場」といった知識に相当する。また、優先度3は、大場に関する知識に相当し、優先度2は、これらの中間的知識として理解される。優先度4の知識は、「模様の接点が大切である」という知識に相当する。このようにして、マクロな状況認識に基づく戦略を決定できる。これらの優先度を変更することにより、たとえば、模様の拡大を主とする戦略、石の安定を主とする戦略といった個性も実現できる。また、より実際的にするためには、厚みの起点となる石の群を構成する石数も考慮に入れる必要がある。

これらの戦略は、戦術的な着手選択知識を働かせる焦点を定めるもので、実際の着手選択は、戦術ルーティンを経て決定される。

4. おわりに

本稿においては、囲碁の特に戦略的な知識が言語的な知識であることに着目してそれらに対してファジィ的なアプローチにより、人間に近い判断を行なう必要性が囲碁プログラムにおいてあることを論じた。特に、かなりの場合における局面判断の基本となる「厚み」という概念について、これが、あいまいな概念の集合的な概念であることを示し、「厚み」を判断する基準概念を「石の強さ」「勢力の大きさ」の２次元で表わす方法を提案した。また、それに基づく「厚み」の戦略アルゴリズムの概略を提案し、人間の直感にあった形の戦略として、実際の局面に適用できる可能性を示した。現在、本稿に示した方法を実装中である。

今後は、本稿で示した「厚み」判断に基づく局面の認識のシミュレーションを行ない、効果・問題点を明らかにする。特に、その判断が人間にとって自然であるかといった観点に着目した評価も行なう予定である。また、他の「軽い/重い」の概念や「厚み」を規準とした形勢判断についても研究を進める予定である。

参考文献

[1] 実近 憲昭. 囲碁のコンピュータ化. BIT, Vol.20, No.7, pp.35-43, 1988.

[2] 実近 憲昭ほか. 囲碁システム「碁世代」の方法. ICOT 研究速報 TM-618, 1988.

[3] 丸山 真佐夫ほか. 勢力場モデルに基づく囲碁の局面評価. 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol. 44, No.3, pp.51-53, 1992.

[4] 大西 諭ほか. ある囲碁プログラムにおける候補手選択について. 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol. 35, No. 2, pp. 1655-1656, 1987.

[5] Richard Bozulich (eds). The Go Player's Almanac. The Ishi Press, Tokyo, 1992.

[6] 実近 憲昭ほか. 囲碁システム「碁世代」の仕様. ICOT 研究論文 TR-719, 1991.

問い合わせ先

横川 壽彦　(株) リコー 中央研究所 420研究室
住所: 〒223 横浜市港北区新栄町 16-1
TEL: 045-593-3411; FAX: 045-593-3489
Junet: yokogawa@ipe.ricoh.co.jp

TD4-3

ファジィアルゴリズム実行システムの構築と評価
An Implementation of Execution System for Fuzzy Algorithms

西野順二 Junji Nishino
菅野道夫 Michio Sugeno

東京工業大学 システム科学専攻
Department of System science Tokyo Institute of Technology

Abstract : FAPS is a Fuzzy Algorithm Processing System. Fuzzy Algorithm is a system to descrive comprex and inprecise concept. In our daily life , we use inexat instructions to communucate with other persons. In this paper, BFI (Basic Fuzzy Instruction set) and FAPS (Fuzzy Algorithm Processing System) are proposed.
Keyword : Fuzzy Algorithm, Fuzzy Instruction, Back tracking

1 はじめに

本研究はファジィアルゴリズムを実行するための枠組について考察を加えることを目的としている。そのために試作したファジィアルゴリズム実行システム FAPS とその記述命令文法である BFI(Basic Fuzzy Instruction set) についての説明を行なう。この実行システムはファジィアルゴリズムに基づくプログラム＝ファジィプログラムの実行システムとして位置付けられるものである。

ファジィアルゴリズムとはあいまいな命令によって記述された一連の手続きである [2]。zadeh によって提案され、その利用範囲については文献 [3] の中で定義、生成、関係、行動、決定アルゴリズムの５種類が例示されている。さらにその主たる目的についても同じ文献の中で「本質的には正確ではないが特定の任務遂行のためには十分過ぎるほど必要な記述」として示されている。いいかえれば、ある複雑な対象（戦略、目的関数）を近似表現するためのツールとして位置付けられている。

研究の背景 ファジィアルゴリズムに関する研究は大きくファジィ集合（データ）の扱いに関する物とファジィ命令の扱いに関する物に分けられる。

ファジィ理論に基づくいくつかのプログラム言語が提案、試作されている。文献 [5] においてファジィ化された LISP や Prolog がいくつか紹介されている。その枠組は関数型言語、および宣言型言語であるがおもにファジィ集合処理と推論を目的としたものでファジィ命令の扱いに関しては考慮されていない。

ファジィ命令を扱うものはさらにファジィ分岐 (IF 文) と無条件ファジィ命令[1](以後単にファジィ命令と呼ぶことにする) に関する物に分けられる。

前田 [7] や室伏ら [6] はスレッショルドを用いたファジィ分岐の解釈実行方法を示している。

無条件ファジィ命令の実行に関しては田中・水本 [1] および浦上 [4] によって実行方法とその応用が示されている。

一般に人間の発するアルゴリズムは無条件ファジィ命令を多く含んでいる。そのため、人間にとって作りやすくまた分かりやすい形式でのファジィアルゴリズムを実行するにはこの無条件ファジィ命令の解釈、実行が重要となる。ファジィアルゴリズムによるプログラムの表現と解釈実行はファジィコンピュータの実現において非常に重要な役割を果たすと考えられる。

本稿はファジィ命令の実行に焦点をあて、試作したファジィアルゴリズム実行システム FAPS について報告する。

2 ファジィアルゴリズムの実行

本研究では田中ら [1] の研究にで提案された実行法に基づいてシステムを構築している。この中ではファジィアルゴリズムを対象に即した命令を用いて表現し (ファジィプログラム) 実行させている。これを拡張し一般の問題に対するファジィアルゴリズムが表現できる記述体系とその実行システムを考える。

[1]ファジィ分岐とは分岐条件がファジィ命題を用いて表現された分岐である。無条件ファジィ命令は分岐のないあいまいな命令である。

2.1 機械レベルファジィアルゴリズム

ファジィアルゴリズムはファジィ命令の集まりとして表現される。ファジィ命令とは以下の定義に示すように機械によって即座に実行されうる命令の集まりを台集合とするファジィ集合とする。

定義 1 (クリスプ命令) 機械によってただ一つに定められ即座に実行可能な命令をクリスプ命令と呼ぶ。

定義 2 (ファジィ命令) クリスプな命令 Iの集合 $\mathcal{I}$上のファジィ集合 FI をファジィ命令と呼ぶ。

定義 3 (ファジィ分岐命令) ファジィ命題の真理値を基に次に実行する命令を選択する命令をファジィ分岐命令と呼ぶ。

定義 4 (機械レベルファジィアルゴリズム) FIをファジィ命令あるいはファジィ分岐命令とする。この時 n 個の FI の順序付けられた列 $FP{=}FI_1 \cdot FI_2 \cdots FI_n$ を機械レベルファジィアルゴリズムと呼ぶ。

本来、ファジィアルゴリズムそのものの表現形態は自然言語に基づくかなり柔軟なものであるべきである。これを「広義の」ファジィアルゴリズムと呼ぶことにし本研究で扱うコンピュータで実行するためのファジィアルゴリズムを機械のためのものといういみで「機械レベル」と呼んだ。以降、単にファジィアルゴリズムといった場合「機械レベル」を指すことにする。

2.2 1つのファジィ命令の実行

ファジィアルゴリズムは数学的には非決定性アルゴリズムの一般化として与えられるので、ファジィ命令はそのグレードを持ってすべての選択肢を並列実行することが望ましい。しかし、この考え方を計算機上で実現することは困難である。そのため、実現方法にはさまざまな工夫が必要である。Zadeh は文献 [2] でその時点で行なわれるべきクリスプ命令を一つだけグレードに基づき何らかの方法で選択実行することを提案している。選択の方法には

1. 最大グレード実行法
2. 確率的実行法
3. 非決定的実行法

をあげている。本システムでは 1, 2 の方法を命令別に選んで使用できる。3 の方法は選択していないので今回は扱っていない。

2.3 バックトラック:ファジィ命令の列の実行

バックトラックとは現在実行中のファジィアルゴリズムを一旦停止して以前に行なったファジィ命令の選択に戻って他の選択肢を実行することである。連続するファジィ命令すなわちファジィアルゴリズムの実行においてバックトラックは本質的な役割を果たす。

一般にファジィアルゴリズムをファジィ命令の列として解釈・実行した場合命令に選択肢から一つを選ぶことになるのでそのままではクリスプ命令の列と変わらないものになってしまう。[2]田中らの方法ではシステムの実行中に次の命令が実行不能に陥った場合以前のファジィ命令に戻ってやり直しを行なう。この仕組みによって以前選択されなかった (グレードが低めであった) 命令実行しをファジィ表現した利点を反映することができる。

例) 自動車の幅寄せをおこなっている場合を考える。ハンドルを左に切り前進しハンドルを右に切り前進する。この手順で車を左に寄せることができる。この時壁にぶつかりそうになった場合には一旦停止しハンドルの切り角を変更した後もう一度やり直す。この動作がバックトラックである。この時どのように変更したら良いかは「右に切る」などのファジィ命令として既に与えられているので実行システムが自分で判断することができる。

3 FAPS

これまで述べてきたような (機械的) ファジィアルゴリズムを実行するためのシステムとして FAPS (Fuzzy Algorithm Processing System) を作成した。その機能は大まかにファジィ命令の実行、ファジィデータの処理の 2 点である。

FAPS 上でファジィ命令の表現するために BFI(Basic Fuzzy Instruction set) を提案する。これはファジィ命令の内部的な表現に対応するファジィアルゴリズムの文法である。

FAPS はファジィ集合定義機能、ファジィ演算機能、ファジィ命令解釈機能、バックトラック機能を持っている。

3.1 FAPS の構成

FAPS はデジタルコンピュータと良く似たアーキテクチャを持っている。構成を図1に示す。大きく3つの部分に分かれている

記憶管理部 ファジィ命令とデータを記憶、管理する記憶部。記憶部はファジィ集合、実数値、文字列を値

[2]但し確率的実行法を用いれば実行時によって結果が変化するのでそれによる効果は期待できる。

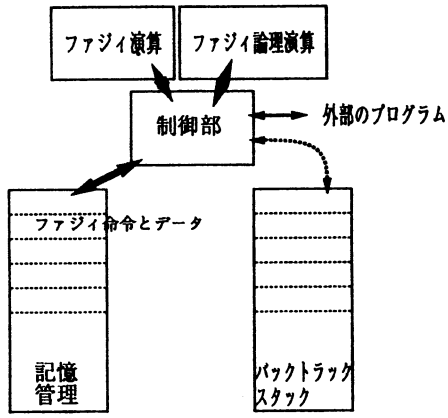


図 1: FAPS の構成

として取ることが出来るセルからなり立っている。各セルには名前を付けることができ、ファジィアルゴリズム中で参照することができる。

制御・演算部 制御・演算部は BFI の解釈実行を行なう。FAPS はファジィ集合に関する演算を各種サポートしている。これは、演算部により処理されている。現在はソフトウエアによって実現されているが、いろいろ開発されているファジィ処理のハードウエアに置き換えることも可能であろう。また、ここで述べたファジィ集合演算にはファジィ数の演算も含まれている。

バックトラックスタック (BTS) バックトラックに関する情報を管理する。これまでに実行した 命令文が保存されておりバックトラック時にはこのスタックの内容を基にバックトラックを行なう。

3.2 BFI の形式

BFI は以下の仕様の命令からなるファジィアルゴリズム記述体系である。その内容は非常にシンプルであり、低水準言語と言えるファジィ機械語である。各命令には番号がふられその順に FAPS によって解釈実行される。

以下に各命令の仕様を述べる

ファジィ演算命令 (UNION,INTER,,,)
ファジィ集合演算を行なう和、積集合の演算およびファジィ数の演算が可能である。

ファジィ選択命令 (CHOICEm, CHOICEp) 二 種類のファジィ選択命令を用意している。すなわち、グレードの大きな順に選択する CHOICEm、グレードに基づく確率で命令を選択する CHOICEp である。

バックトラック命令 (BT) バックトラックを指令する命令である。

ファジィ分岐命令 (IF) 条件のファジィ命題に応じて次の命令番号を変化させる。(分岐する)

入出力命令 (IN,OUT) ファジィアルゴリズム側から外部のプログラムや装置とデータの受渡しを行なう。

3.3 記述例と実行例

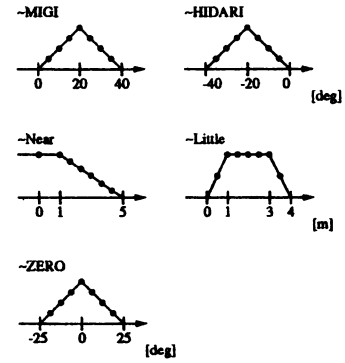


図 2: 各メンバーシップ関数

BFI を用いて FAPS 上で記述したファジィアルゴリズムの例を示す。

言語的記述:
<車の幅寄せ>
1] ハンドルを右に切る
2] 前に出る
3] 危なければやり直す
4] ハンドルを左に切る
5] まっすぐになるまで{
  1] 前に出る
  2] 危なければやり直す
}
このファジィアルゴリズムを BFI を用いて表現できる。

```
1]  CHOICEm ~MIGI h
2]  OUT h HANDLE
3]  OUT 'step' ACCEL
4]  IN  d DISTANCE
5]  IF d == ~Near THEN BT
6]  IN  m MOVE
7]  IF m != ~Little THEN 3]
8]  CHOICEm ~HIDARI h
9]  OUT h HANDLE
10] OUT 'step' ACCEL
11] IN  d DISTANCE
12] IF  d == ~NEAR THEN BT
13] IN  b BODY
14] IF  b != ~ZERO THEN 10]
```

ここで“ ”がついているものはファジィ集合をそれ以外のｄｈｍなどはクリスプな変数である。それぞれのファジィ集合は離散的に表現されている。これらを図2に示す。

実行中の BTS の変化を図3に示す。ここで、スタッ

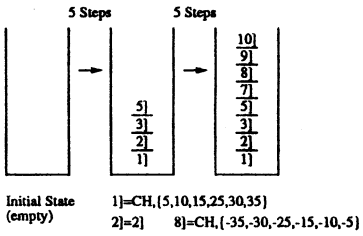


図 3: 実行中の BTS の変化

ク上には 4] の命令が載っていない。これは、データの入力命令のキャンセルが必要ないためである。また、1] の命令は選択命令であるので欄外に示したように選択されなかった命令をすべて保存している。以降バックトラックで戻ってきた場合にはこれらの中から選択される。同じ命令に関してバックトラックしてくるたびに保存する選択肢数が減少していくよって最終的にすべての選択肢を使い果たした場合にはファジィアルゴリズム全体が実行不能になって終了する。

3.4 検討

BFI は非常にシンプルであるが自然に表現したファジィアルゴリズムを展開して記述することができる。しかし、例に示したように各命令の機能が細かいため分かりやすい表現という目的は達していない。

BTS は選択命令とバックトラック命令を繰り返すことによりファジィ命令を実行するのに役立っている。一方、命令数が増加し長くなった場合保存するべき命令も増加するため現実的でなくなってしまう。これを解消するためには何らかの規範によってバックトラック情報の圧縮が必要である。

命令の選択に当たってすべての選択肢を常に評価しているとアルゴリズム全体としては爆発的な組合せとなってしまう。命令数が増えた場合の選択肢を状況に応じて絞り込む機能が必要である。すでにグレードの下限を設定する方法も提案されているが、ファジィアルゴリズム全体の文脈と実行されている環境、実行を指令したユーザの指示などを有機的に判断して絞り込みを行なう方法を検討する必要がある。

4 おわりに

まとめ ファジィアルゴリズムで表現された概念的な手続きは人間に分かりやすいだけでなくロバストな性質を持つ。そのファジィアルゴリズムの性質を調べるためには記述・実行できるシステムが必要となる。そこで、ファジィ命令の記述・実行が可能で一般的な問題に適応できるファジィ命令の体系 BFI とその実行システム FAPS を構築した。

FAPS は特に命令自体があいまいでファジィ集合によって表現されるファジィ命令の実行が可能となっている。このファジィ命令の実行のためにバックトラックを行なうので、FAPS はバックトラックのための機構 BTS をもっている。また FAPS はファジィ集合の演算、ファジィ論理演算も可能となっている。BFI によってファジィアルゴリズムを表現した例を説明し、問題点を示した。

今後の展望 ファジィアルゴリズムには自然言語を頂点としてさまざまなレベルが考えられる。本研究では機械語に近い低級な表現を用いている。今後は、C 言語や PASCAL といった高級言語型の表現を経てより自然言語に近いファジィアルゴリズムの表現・解釈・実行システムを構築する必要がある。

参考文献

[1] K. Tanaka and M. Mizumoto. Fuzzy programs and their execution. In L. A. Zadeh etc., editor, *Fuzzy Sets and Their Applications to Cognitive and Decision Processes*, pp. 41–76, New York US., 1975. Academic Press.

[2] L. A. Zadeh. Fuzzy algorithms. *Information and Control*, Vol. 12, pp. 94–102, 1968. The First Paper.

[3] L. A. Zadeh. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Trans.Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No. 1, pp. 28–44, Jan. 1973.

[4] 浦上真人. ファジィプログラムによるロボットの制御. Master's thesis, 大阪大学 大学院 基礎工学研究科, 1976.

[5] 馬野元秀. ファジィ集合論とソフトウェア. 情報処理, Vol. 30, No. 8, pp. 922–930, Aug. 1989.

[6] 菅野室伏. 模型自動車のファジィ制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 6, No. 6, pp. 536–541, 1988.

[7] 前田陽一郎. あいまい状況適応能力を有する自律移動ロボットの行動決定ファジィアルゴリズム. 日本ファジィ学会誌, Vol. 5, No. 1, pp. 116–128, 1993.

問い合わせ先：〒２２７
横浜市 緑区 長津田町 ４２５９
東京工業大学システム科学専攻
菅野研究室内 西野順二
Tel 045-922-1111 (内 2645)
Email: nishino@sys.titech.ac.jp

TD5-1

選択体系機能文法を用いた文章要約に関する一考察

A Study on Summary Generation Based on Systemic Functional Grammar

古川　力　　菅野　道夫
Tsutomu FURUKAWA　　Michio SUGENO

三菱電機株式会社　　東京工業大学大学院システム科学専攻
Mitsubishi Electric Corp.　Dept. of System Scinence, Tokyo Institute ofTechnology

abstract

In this paper,we propose a new approach to summary generation based on systemic functional grammar.We apply it to two examples.Concretely,we pick up *momotaro* and *kachikachiyama* in a tale.

Actually,we construct summary generation system and verify its effectiveness.

1　はじめに

ユーザインターフェースの必要性が説かれる中、自然言語処理の重要性も増している。本研究では、文章の要約というテーマに注目する。従来の要約研究においては、言語の「使用面」や「機能面」をあまり重視していない傾向が挙げられる。本研究では、言語の「使用面」や「機能面」を重視した文章の要約も必要と考え、その要請に応じた枠組を提案し、その有効性を検証する。

本研究における文章の要約の枠組とは、テクストの機能的意味を構成要素にコード化し、テクスト周りの状況（状況のコンテクスト）やテクストのジャンルに関する情報からテクスト全体における構成要素の重要性を推定し、テクスト全体における重要な文を抽出し、要約文とするものである。

以下、文章要約過程のモデルと文章要約システムについて、順に追って説明する。

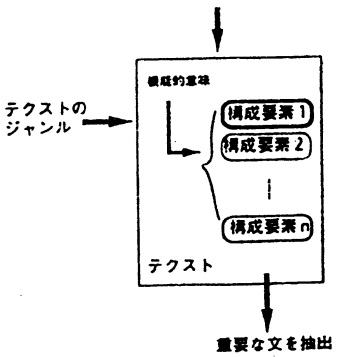


図1　文章要約の枠組み

2 文章要約過程のモデル

文章要約過程のモデルは、大別して、次の３つに分けられる。

－言語使用域によるテクストの構成要素の推定
－ＣＣとジャンルを用いた重要な文の推定
－重要な文を抽出することによる要約文の生成

まず、選択体系機能文法の基本的な話をする[1]。選択体系機能文法では、扱う対象としてテクストを考える。テクストとは、機能的な言語で、意味から成り立つ。テクストを捉える上で、重要な概念が状況のコンテクストである。状況のコンテクストとは、テクスト周りの環境で、ハリデーは記述する枠組として以下に記す３つの概念を提案している。

フィールド：何が行われているのか、社会活動の本質は何か。
モード：関与者、関与者の地位、役割関係
テナー：言語の役割、言語の伝達様式

これら、フィールド、モード、テナーのとる値を変項と呼び、その集合のことをコンテクストの形相（以下、ＣＣと呼ぶ。）という。以下に、ＣＣの記述例を示す。

「サービス応対」のジャンルのテクストのＣＣの記述

ＣＣ　　変項
フィールド：商品取り引き、食料品の購入
モード：言語の役割→補助的、話されたメディア
テナー：売り手と買い手、買い手が上位の階層関係

言語使用域とは、特定のＣＣにおける言語の使用範囲を示すものである。また、言語使用は、機能的意味を持つ。例えば、「むかし、むかし、．．」とあれば、昔話の始まりを示し、「おはようございます。」とあれば、挨拶にコード化される意味である。ここで、用いた「昔話の始まり」や「挨拶」はテクストの機能的意味をコード化したもので、これを構成要素という。構成要素の例を以下に記す。

「サービス応対」のジャンルのテクスト

「ご注文のお決りの方、どうぞ。」（販売開始）
「ハンバーガーとポテト下さい。」（販売要求）
「ポテトの方は、S,M,L がございますが。」（販売照会）
「M を下さい。」
「チーズバーガーとポテトのM ですね。」（販売照会）
「お席の方でお召しあがりでしょうか。」（販売照会）
「はい。」
「御会計５２３円になります。」（販売）
「６００円お預かりします。７７円のおつりになります。」（購入）
「お待たせしました。ごゆっくりどうぞ。」（終了）

2.1 言語使用域によるテクストの構成要素の判別

特定のＣＣにおける言語使用の機能的意味を調べ、言語使用と構成要素の対応をおおまかに設定する。このとき、各入力文は設定した言語使用と構成要素の対応を参照することにより、構成要素が判別される。一般に、機能的意味を持つ言語使用が複数存在するので、各入力文は、複数の構成要素が判別される。その概観を以下に示す。

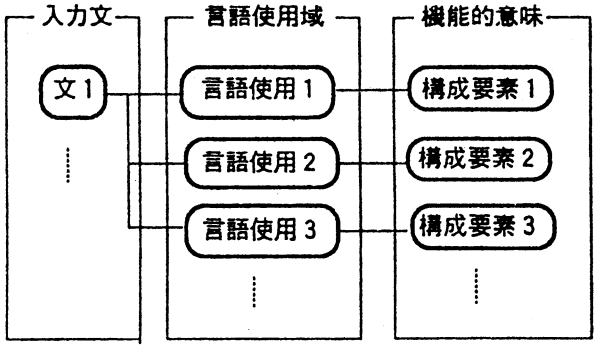


図２　テクストの構成要素の判別

構成要素が判別されても、それらから要約を生成することはできない。要約文を生成するためには文脈という視点が必要だからである。本研究では、文脈を重要な構成要素に注目することにより捉える。また、その構成要素はＣＣとジャンルに適合する形で捉えるものと考える。そこで、まずＣＣとジャンルの表現方法について、説明する。

2.2 ＣＣの表現

ここで、取り上げるコンテクストとは、物語で展開する登場人物の役割関係や何が行われているのかといった文章の内側の状況である。われわれが、物語を読んで理解する背景は、読者、著者間の外的な状況でなく、この内的な状況である。また、この状況は明確に定まるものではない。そこで本研究では、人間の主観を導入することを考え、ＣＣの各変項に対して、重要度を区間［０、１］で割り当てることによりＣＣを表現する。以下に例を示す。

「サービス応対」のジャンルのテクストのＣＣの表現

変項	重要度
フィールド：商品取り引き	1.0
食料品の購入	0.9
テナー：階層関係（非階層的<->階層的）	
(from 買い手 to 売り手)	0.6
社会的距離（最大 <-> 最小）	
(from 買い手 to 売り手)	0.6
モード：メディア（書かれた<->話された）	1.0
言語の役割（本質的<->補助的）	0.9

2.3 ジャンルの表現

本研究におけるジャンルの表現を次のようにする。まず、特定のジャンルにおいて出現する構成要素を調査する。次に、その構成要素のジャンルにおける重要度を、人間の主観を導入し、区間［０、１］の実数値を割り当てる。例を以下に示す。

「昔話」のジャンルの表現

ジャンルの構成要素	重要度 μ^{i}_{genre}
「意志」	1.0
「命令」	0.9
「かけ声」	0.1
「疑問」	0.8
「依頼」	0.8

2.4 ＣＣと構成要素間の関係の表現

ＣＣは構成要素の選択を促す。例えば、「サービス応対」のジャンルのテクストにおいて、関与者間の社会的距離が小さければ、「挨拶」にコード化される構成要素の出現が強くなり、また、商品の購入というフィールド

が与えられれば、「販売要求」という構成要素が重要になると考える。これら、ＣＣと構成要素間の関係として以下に示すファジィルールを用いる。

「サービス応対」のジャンルにおけるルール

" もし、（テナー：社会的距離（最大<->最小）（from 買い手 to 売り手））が大きいならば、「挨拶」の重要度が大きい。"

" もし、（フィールド：商品の購入）の度合が大きいならば、「販売要求」の重要度が大きい。"

2.5 ＣＣとジャンルを用いた重要な文の推定

判別された構成要素は先に示したＣＣと構成要素間のルールによるファジィ推論により、その重要度が求まる。その概観を以下に示す。（非ファジィ化は重心法により求めた。）

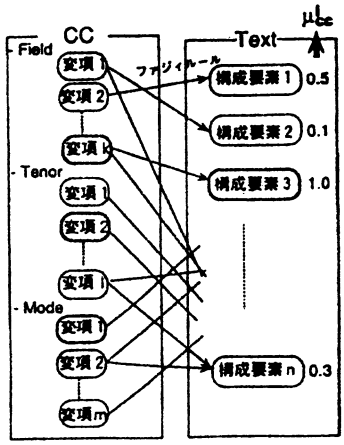


図３　ＣＣにおける構成要素の重要度

しかしながら、この重要度が、テクスト全体における重要度とはならない。なぜならこの重要度は、一文を見て機能的意味を判別し、ＣＣによりその適合度を求めているからである。テクスト全体における構成要素の重要度は、ＣＣにより得られた重要度が、テクスト全体においてはどのくらい重要であるかを考慮しなければならない。そこで本研究では、特定のジャンルにおいて重要となるテクストの構成要素を調べ、実際のテクストの構成要素の重要度をＣＣにより調べ、それらの重要度の兼ね合いにより、テクスト全体における構成要素の重要度を推定する。具体的には、以下の数式で求める。

このとき、テクスト全体における文の重要度は、文は複数の構成要素から成り立つことを考慮に入れ、以下の数式で求める。

テクスト全体における構成要素 i の重要度 μ^i

$$\mu^i = \frac{1}{2}(\mu^i_{cc} + \mu^i_{genre})$$

テクスト全体における文 j の重要度 $\mu^j_{sentence}$

$$\mu^j_{sentence} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \mu^{ij}$$

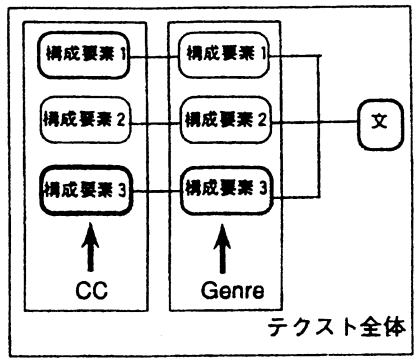


図４　テクスト全体における文の重要度

2.6 重要な文を抽出することによる要約文の生成

前節では、テクスト全体における文の重要度を推定する方法を説明した。本節では、要約文の生成法を述べる。要約文として満たされる条件として、その要約文から物語のストーリー、すなわち状況のコンテクストを再現することである。状況のコンテクストを再現するものは、テクスト全体における文の重要度の大きいものである。よって、テクスト全体における文の重要度の大きいものを抽出し、要約文とする方法を用いる。以下にその概観を示す。

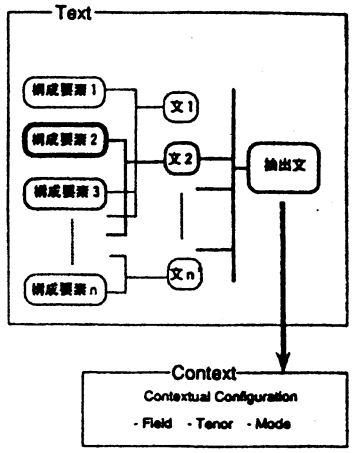


図５　重要な文を抽出することによる要約文の生成

3 文章要約システムと得られた要約文

前節のモデルを例題に適用を試みる。例題は、昔話「ももたろう」「かちかち山」[5]を採用した。要約対象となるテクストは会話文のみとした。構築した文章要約システムの概要を以下に示す。

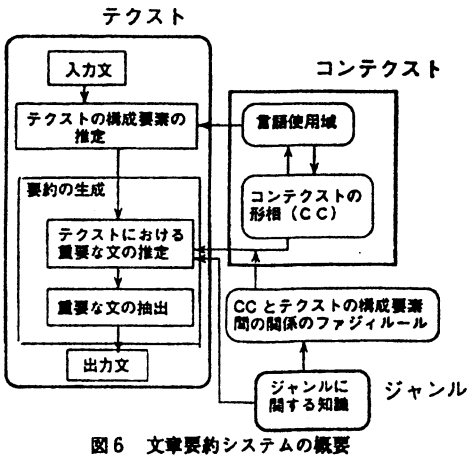


図6　文章要約システムの概要

また、設定した知識は次の4項目である。（詳細は紙面上割愛する。）－言語使用と構成要素の対応　－CCの設定　－ジャンルの設定　－CCと構成要素間の関係

これらの知識のもと、実際に得られた抽出文を「ももたろう」について示す。（要約文として抽出する文の重要度のしきい値を0.6に設定した。）

テクスト「ももたろう」の抽出文

おばあさん：「どれどれ、わたしは、川へせんたくに行きましょう。」
おばあさん　：「はて、なんだろう。」
おばあさん：「まあ、めずらしい桃。なんて大きな、おいしそうな桃。いいえ、きれいで、そして美しい桃。」
おばあさん：「おじいさんといっしょに食べましょう。きっと、もう今まで食べたことのないほどおいしい味にちがいない。」
おじいさん：「やっ、りっぱな桃だ。日本一の桃だ。」
おじいさん：「待て。待て。すぐ食べるのおしいじゃないか。」
おばあさん：「では、とにかく、すこし味をきいてみることにしよう。」
おばあさん：「おう、おう。」
おばあさん：「なんて、かわいい赤ん坊か。」
桃太郎：「おじいさん、おばあさん、ぼくが鬼が島へ鬼退治に行きます。おべんとうにきびだんごをつくってください。」
桃太郎：「何だ。用事か。」
犬：「いったい、どこへ行かれるのですか。」
桃太郎：「鬼が島へ鬼退治に行く。」
桃太郎：「よし、それではこのきびだんごをやる。これを食べてからついてこい。」
桃太郎：「なんだ。用事か。」
さる：「一体、どこへ行かれるのですか。」
桃太郎：「鬼が島へ鬼退治に行く。」
桃太郎：「よし。それでは、このきびだんごをやる。これを食べてからついてこい。」
桃太郎：「鬼が島へ鬼退治する。」
桃太郎：「このきびだんごを食べて、元気をつけてついてこい。」
桃太郎：「だれか舟をさがしてこい。」
桃太郎：「せめこめ、せめこめ。まず、キジとサルで、せめ入り、このとびらを内から開け。」
桃太郎：「それでは、日本一の、この桃太郎が、あいてをしてやろう。」
鬼たち：「桃太郎さん、おゆるしください。もう悪いことはしません。人間からとってきた宝物はみんなお返しします。この島もたちのき、遠いところへまいります。遠いところで、いい鬼になってくらします。」
桃太郎：「どうじゃ。」
鬼たち：「おゆるしなさいませ。」

4　まとめ

本システムで得られた抽出文から、その物語のストーリー、すなわち、状況のコンテクストが再現できることがわかった。また、被験者による抽出文と比較してもほぼ、同様であることがわかった。これより、本研究で用いた手法は有効性が示されたと考える。

今後の課題として、本システムでは、CCの設定いかんでは、要約文は異なってくる。すなわち、CCが要約生成の鍵となる。本研究では、CCの表現は重み付けという簡単なものであった。優れた要約文を生成するには、CCの表現方法の改善が望まれる。また、本システムで得られた抽出文は完全な要約文とはいえない。なぜなら、人間は重要と思われる文を抜き出した後、なめらかな要約文を生成するからである。そのための知識として、文の相互関係や結束性といったものや、要約文を作成する人と要約文を欲する人の地位、役割関係や要約文が書き言葉なのか話し言葉なのかといった、外的な状況が必要と考える。さらに、重要なものとして、おばあさんが「どれどれ、川でせんたくに行きましょう。」「まあ、めずらしい桃。」とあれば、"おばあさんが川で桃を見つけた。"といった推論機構をシステムが持っていないとならない。人間はこのような常識を用いて推論し、巧みにまとまった要約文を作成すると考える。

それらを克服した場合、提案した手法を用いたよりよい文章要約システムの実現が可能となろう。

参考文献

[1] M.A.K. Halliday and Ruqaiya Hasan 機能文法のすすめ　大修館書店　1991/7
[2] 山口　登　選択体系文法理論（前編）福島大学教育学部論集40号　1986/11
[3] 山口　登　選択体系文法理論（前編）福島大学教育学部論集48号　1991/11
[4] 竹田　幸史　ファジィ理論を用いた文章の要約に関する研究　東京工業大学システム科学　1992/2
[5] 坪田　譲治　日本昔話（一）　新潮文庫

問い合わせ先：〒227
横浜市緑区長津田町4259
東京工業大学　システム科学専攻　菅野研究室内　古川　力
Tel 045-922-1111　（内線 2645）

TD5-2

定性的知識データと数値データに基づく言語的システム記述
Linguistic System Description based on Qualitative Knowledge Data and Numerical Data

安川 隆廣　　菅野道夫
Takahiro YASUKAWA　　Michio SUGENO
東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

Abstract: In this paper, we propose a method of linguistic system description. First,we identify a numerical data based input-output model and a knowledge-based-model. Then we combine the two models comparing with each other's structure. Finally, we make a qualitative system description based on the combined model. We show an application to an economic system.

1 序論

対象システムをモデル化し、表現する手法にはさまざまなものがある [1]。それらの中で、ファジィモデルは、言語を用いてシステムを記述でき、人間が容易にシステムを理解できるという特徴を持つ。

従来から用いられているファジィモデリング手法は、入出力データに基づき、入出力変数の直接的なファジィ関係を求めるものである。しかし、直接的な記述しただけでは、対象システムがいかにしてそのような挙動をするのかを深く理解することはできない。

あるシステムについて他人から言語で説明を受ける場合、単に入出力間の関係を聞くよりも、その内部の仕組みまで細かな説明を受ける方が、理解も深まるであろう。本研究は、人間が言語を用いて説明を行なうように、ファジィ理論を用いて知識とデータに基づき記述を生成することを目的とする。

記述を行なうため、まず対象システムのモデリングを行なう。従来のファジィモデリングは、入出力データのみに基づくブラックボックスアプローチである。しかし、対象システムが全くのブラックボックスであることは稀で、モデリングを行なうモデラーは、たとえば入力変数の候補やむだ時間の値域など、ある程度対象に関する知識を有している。よって実際には、対象システムはグレイボックスであることが多い。

そこで本論文では、このグレイボックスシステムに対し、入出力データに基づくモデル（「入出力モデル」）と知識データに基づくモデル（「知識モデル」）を独立してモデリングした後、これらを融合したモデル（融合モデル）を構成する手法を提案する。

融合モデルの構成は、2つのモデルを相互参照して行なう。その理由は、一般に数値データは雑音に侵されており、それに基づくモデルも雑音の影響を除くことができないこと、また知識もあいまいかつ不完全であり、知識に基づくモデルにも同じことが言えるからである。

入出力モデリングにはファジィモデリングを用いる。これは、数値型データの知識型データへの融合を意味し、2つのモデルの融合を容易にすることができる。また、入出力モデルをそのまま知識として獲得し、関連システムの記述の際にも用いることができる。

知識モデリングには、対象システムに関する知識を用いて因果ネットワークを構成する。

次に、融合されたモデルを用いて言語的システム記述を生成する手法を提案する。この手法は単にルールの羅列を避け、簡潔・詳細が柔軟に表現でき、前向き・後向きの記述を行なうことができる。

適用例を示し、本手法の有効性を確認する。

2 入出力モデルの同定

入出力数値データから入出力モデルを同定するファジィモデリング手法は、数多く提案されている（例えば [2, 3] など）。

本論文では、後件部データクラスタリングによるファジィモデリング法 [4] を用いる。アルゴリズムはここでは省略するが、この手法は他の手法と比較し、同定法

が簡単で、ルール数が少ないという特徴を持つ。

また、本手法で同定された入出力ファジィモデルは、前・後件部変数の値が共にファジィ集合で記述されるため、後の知識モデルとの融合も容易となる。

3 知識モデルの構成

3.1 知識表現

対象システムに関する知識は、次の2つの種類を用いて表現する。

(1) 対象システムを構成するサブシステムの因果関係を表す知識。

(2) 変数名の関係を表す知識。

知識データは定性的な言語で記述されるため、あいまいな知識を表現できるファジィ・インプリケーションでこれらを表現する。

例えば、{ 変化率 } という変数は、(今の値、前の値) → (変化率) というインプリケーションで表現でき、言語を他の言語を用いて表現する場合に有効である。

また、(2) は言語の同義性に対応できるよう同値関係でも表現する。例えば、{ 速度 } という変数名は、<速度>⇔<速さ>、<速度>⇔<スピード>というように、同値関係で表現できる。

変数名間の関係は、ネットワーク上では因果関係と同じ取り扱いができる。また、本論文では取り扱う知識には、大きな矛盾が存在しないことを仮定する。

3.2 因果ネットワークの構成

対象システムに関する知識を用いて、因果ネットワークを構成する。因果ネットワークは、入出力モデルの入力変数を含めて構成し、変数名をノード、関係を枝とする有効グラフで表現する。

構成された因果ネットワークが知識モデルとなる。

4 入出力モデルと知識モデルの融合

4.1 相互参照

データは誤差を含むものであり、知識も不完全・不完備なものであるならば、それらに基づいたモデルも当然完全なものではない。よって2つのモデルを融合する際は、一方のモデルを他方のモデルに基づいて修正するのではなく、互いにモデルを参照して融合すべきである。

本論文では、モデルのパラメータについては修正を行なわず、入力変数の構造についてのみ相互参照を用いて融合を行なった。

融合手順は次のように行なう。

図1のように、入出力モデルの入力変数集合を X_io、知識モデルの入力変数集合を X_k とすると、$X_fi = X_io \cap X_k$ は融合モデルの入力変数として確定する。

$X_e = X_io + X_k - X_fi$ は、入出力モデリングの構造同定過程の結果、知識の見直し、または入出力モデリングの再試行を通じて、融合モデルの入力変数に加えるか否かをモデラーが判断する。

X_eのうち、融合モデルの入力変数に加えるものを X_fa とすると、$X_f = X_fi + X_fa$ が融合モデルの入力変数となる。

例えば、$X_io - X_fi$ のうち、出力に及ぼす影響が小さいものは削除、大きいものは X_fa の要素とし、仮説を生成する。

また、$X_k - X_fi$ のうち、その数値データが入手可能であれば、そのデータを加えて入出力モデリングを再試行し、その結果が良好ならば X_fa の要素とする。

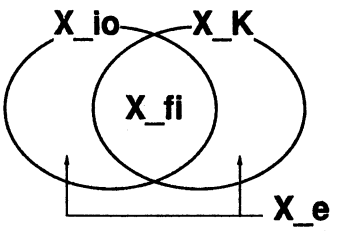


図 1: 入力変数構造の融合

4.2 仮説生成

知識モデルに存在しない新たな入力変数を、融合モデルに組み込むことは、その変数から出力変数への枝が生成されること、つまり仮説が生成されることになる。

ここで、その新たな入力変数から出力変数への直接パスを生成するだけでなく、知識モデルを用い、さらに仮説を構成することができる。これは、新たな入力変数は、本来サブシステムの変数と何らかの関係があるにもかかわらず、知識が不完全なために、この関係に関する知識が欠落していた可能性を意味する。

しかし、新たな入力変数 (その下位ノードを含む) と、サブシステムの全てのノードとの関係を確認することは、システムが複雑になるほど作業量が増大する。本論文では、サブシステムのノードのうち、『新たな入力変数と何らかの関係があるノード間』、または『新たな入力変数と $X_k - Xfi$ 間』について、その関係をモデラーに提示し、モデラーの判断をもって枝を生成する。

例えば、図2は知識モデルに新たな変数X2が組み込まれた場合、X2の下位ノードZ2はZ1の下位ノードでもあり、仮にZ2→Z1が言えるのであれば、X2からYへのパスが成立する。また、X2→Z3が言えるのであれば、$X_k - Xfi$ の要素であるZ3から

Yへのパスは、融合過程において切断する必要がなく、しかもX2からYへのパスが成立する。

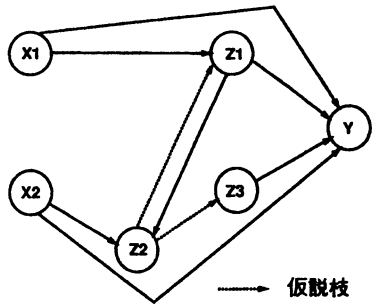


図 2: 仮説生成

5 言語的記述の生成

システムの記述は、「何を」・「どのように」記述するかという2つの問題に分類できる。
本論文では、「何を」という問題を「どのノードを」と解釈し、「どのように」を「記述内容と記述の順序」と解釈する。

一般に、入出力変数ノードを除くノード数nのサブシステムからなるシステムの場合、あるノードを用いて記述するか、しないかという組合せから、ノード全体集合のべき集合の基数= 2^n通りの記述の方法がある。

最も粗い方法はノードを1つも用いない記述、つまり入出力変数のみを用いる記述であり、最も細かい方法は全てのノードを用いる記述である。どの程度詳細な記述を行なうかは、その記述を理解する人間の選択による。

記述の内容と順序については、ある値の入力あるいは出力があった場合のシステムの挙動を、因果関係を前向きあるいは後向きにシミュレートながら、ノードの値を言語近似し記述する。この方が、単にルールの羅列よりも直観的にシステムの挙動の理解ができる。

しかし、ここで2つの問題がある。1つは、多段の推論になるため、あいまいさが増大すること。もう1つは、後向き推論の場合は、さらにあいまいさが増大する場合がある [5] ことである。

前者は、説明順序にかかわらず、既知値からの最短パスを使って推論を行なうことで、あいまいさの増大を最小におさえる。それでも生じたあいまいさの増大は、それを受け入れる方がむしろ自然と考える。

後者は、変数次元の増加のため避けられない問題であり、前向きの記述と併用することで対応する。

図3は、車のアクセルとスピードに関する簡単なシステムと、そのサブシステムの例である。このシステムに関しては $2^2 = 4$ のノードの組合せに対し、前向き・後向きの記述ができ、記述例は以下のようになる。

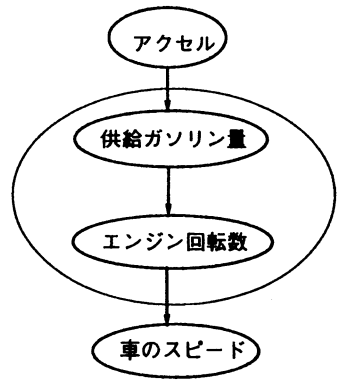


図 3: 自動車システム

1. アクセルを強く踏むと、車のスピードが上がる。
2. アクセルを強く踏むと、供給ガソリン量が増え、車のスピードが上がる。
3. アクセルを強く踏むと、エンジン回転数が増え、車のスピードが上がる。
4. アクセルを強く踏むと、供給ガソリン量が増え、エンジン回転数が増え、車のスピードが上がる。
5. 車のスピードが上がるのは、アクセルを強く踏むからである。
6. 車のスピードが上がるのは、供給ガソリン量が増えるからで、供給ガソリン量が増えるのは、アクセルを強く踏むからである。
7. 車のスピードが上がるのは、エンジン回転数が増えるからで、エンジン回転数が増えるのは、アクセルを強く踏むからである。
8. 車のスピードが上がるのは、エンジン回転数が増えるからで、エンジン回転数が増えるのは、供給ガソリン量が増えるからで、供給ガソリン量が増えるのは、アクセルを強く踏むからである。

6 適用例

本手法を、マネーサプライ変化率を入力、GNPデフレータ変化率を出力とする経済システムに適用した。

数値データとして1965年～1990年の日本のマネーサプライとGNPデフレータの数値データ [6]、知識データとしてマクロ経済学の書籍 [7] から得た以下のような21個の知識を用いた。

1. マネーサプライ変化率とは、通貨供給量変化率のことである。
2. 通貨供給量変化率が大きければ、貨幣残高が増える。
3. 財貨サービスに対する支出が増えれば、名目国民総支出が増える。
4. 名目国民総支出は名目GNPに等しい。
   ……

ここで、X_k ={ マネーサプライ変化率、実質GNP } であり、入出力モデリングから X_io ={ マネーサプライ変化率, 昨年マネーサプライ変化率 } となった。

これより X_fi ={ マネーサプライ変化率 } で、入出力モデリングの構造同定過程の結果、および再試行から融合モデルの入力変数は、X_f ={ マネーサプライ変

化率, 実質 GNP } となり、図 4 の構造を持つ融合モデルが構成された。

ここで「貨幣残高」と「財貨サービスに対する支出」間の知識は欠落しているものとし、仮説を立てることを試みた。

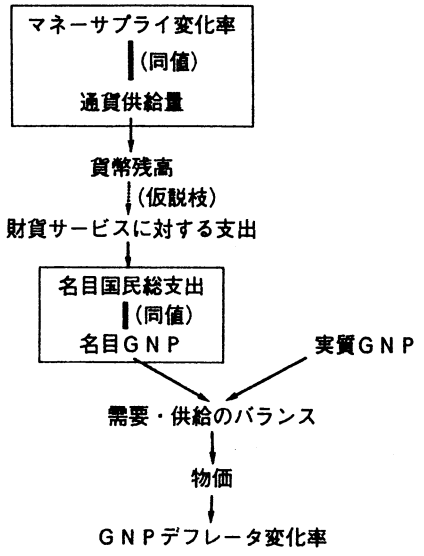


図 4: 経済システムモデル

この融合モデルを用いて、前向き初期入力（マネーサプライ変化率, 実質 GNP）＝{（小さい, 減少）,（大きい, 減少）,（小さい, 増加）,（大きい, 増加）}、後向き初期入力（GNP デフレータ変化率）＝{（減少）,（増加）} の場合のシステム記述例を以下に示す。

知識表現および記述の生成に用いた言語は、{ 減少、やや減少、一定、やや増加、増加、小さい、中くらい、大きい、バランスがとれる、需要過剰、供給過剰 } の１１個である。

また、仮説を立てた箇所には「たぶん」という副詞を付し、それと判るようにした。

（前向き）

1. マネーサプライ変化率が小さいと、貨幣残高が減少し、たぶん財貨サービスに対する支出が減少し、名目 GNP が減少する。一方、実質 GNP が減少すると、需要・供給のバランスがとれ、GNP デフレータ変化率は一定となる。
2. マネーサプライ変化率が大きいと、貨幣残高が増加し、たぶん財貨サービスに対する支出が増加し、名目 GNP が増加する。一方、実質 GNP が減少すると、需要過剰となり、GNP デフレータ変化率は増加する。
3. マネーサプライ変化率が小さいと、貨幣残高が減少し、たぶん財貨サービスに対する支出が減少し、名目 GNP が減少する。一方、実質 GNP が増加すると、供給過剰となり、GNP デフレータ変化率は減少する。
4. マネーサプライ変化率が大きいと、貨幣残高が増加し、たぶん財貨サービスに対する支出が増加し、名目 GNP が増加する。一方、実質 GNP が増加すると、需要・供給のバランスがとれ、GNP デフレータ変化率は一定となる。

（後向き）

1. GNP デフレータ変化率が減少するのは、供給過剰となるからで、供給過剰となるのは、名目 GNP が減少しかつ実質 GNP が増加するためであり、名目 GNP が減少するのは、マネーサプライ変化率が小さいためである。
2. GNP デフレータ変化率が増加するのは、需要過剰となるからで、需要過剰となるのは、名目 GNP が増加しかつ実質 GNP が減少するためであり、名目 GNP が増加するのは、マネーサプライ変化率が大きいためである。

この結果から、本記述法は、単にサブシステムのルールを羅列する方法より直観的に理解しやすく、また実データに基づくことから、あらたな知識（入出力モデルと仮説）の獲得にも有効である。

7 結論

定性的知識データと数値データに基づく言語的システム記述法を提案した。これは、知識モデルと、入出力モデルから融合モデルを構成し、そのモデルに基づいて記述を行なう手法である。

本手法は、対象システムの数値モデリングが困難ではあるが、ある程度の知識を有するような、社会システムや環境システムなどの問題に有効であると思われる。

今後の課題としては、知識表現の幅を広げ、多種の知識データを処理すること、融合モデルに基づき、制御方策の記述を行なうことなどが挙げられる。また本論文では、知識に大きな矛盾が存在しないことを仮定したが、大きく矛盾する知識が存在する場合、「矛盾する知識をいかに発見するか」、「矛盾の度合をいかにして測るか」という問題の解決策も課題となる。

参考文献

[1] 浅居喜代治, "現代システム工学の基礎," オーム社, 1979.

[2] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control," *IEEE Trans. Syst., Man, And Cybern.*, vol. SMC-15, pp.116-132, 1985.

[3] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational systems," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 13, pp.153-167, 1984.

[4] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 1, No. 1, 1993 (to appear).

[5] 村上雄二郎, 寺野寿郎, "あいまい論理を用いた異常診断," システムと制御, vol. 24, No. 11, pp.719-725, 1980.

[6] "経済新語辞典９２年版," 日本経済新聞社, 1991.

[7] 新保生二編, "マクロ経済学入門," 日本経済新聞社, 1991.
"システムモデルに基づく定性的制御ルールの設計," 第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.533-536, 1992.

問い合わせ先：〒２２７
横浜市 緑区 長津田 ４２５９
東京工業大学システム科学専攻
菅野研究室内 安川隆廣
Tel 045-922-1111 (内 2645)
taka@sys.titech.ac.jp

TD5-3

記号処理・ファジィ推論融合型問題解決の枠組み

A Problem Solving Framework via Fusion of Symbolic and Fuzzy Inference

○片井 修, 松原 繁夫*, 増市 博**, 椹木 哲夫, 片山 朋宏△, 岩井 壮介

Osamu KATAI, Shigeo MATSUBARA, Hiroshi MASUICHI, Tetsuo SAWARAGI, Tomohiro KATAYAMA, Sosuke IWAI

京都大学工学部 * 日本電信電話㈱ ** 富士ゼロックス㈱ △ 大阪ガス㈱

Kyoto Univ. NTT Corp. Fuji Xerox Co. Ltd. Osaka Gas Co.Ltd.

Abstract: From constraint-oriented problem solving framework, double-layered problem solving architecture which is capable of treating continuous and fuzzy variables is introduced. The main gist of our approach is to combine symbolic reasoning with synergetic computation such a manner that concurrent processing between these different kinds of problem solving is attained. This autonomous decentralized system is implemented on transputers by using parallel processing language Occam.

1．はじめに

近年、分散処理・並列処理による問題解決、とくに自律分散型問題解決が注目されている。本研究では制約指向の立場から問題を捉えることによって、自然な形でファジィ情報処理の中に、論理的整合性に注目した処理の部分と、力学的な運動原理に基づく処理によって解全体のバランスをとるための自律分散型処理の部分が内包されていることを明らかにし、二つの計算原理を含む階層型の自律分散型問題解決の枠組みの導入と、制約充足問題の解決への適用について検討を行なう。見方を変えると、意思決定支援システムとして、AHPに代表されるような、従来からの問題を規定する種々の整合的設定とその上でのシステマティクな解導出のいう方法に替えて、自己組織的な計算場の設定をした後は、整合性とバランスを考えた解が計算場の自己組織的な振舞い、あるいは場の秩序形成によって導かれる方式であり、意思決定者は場の設定に関連したマクロなパラメータ値あるいは境界条件の設定を行なうだけで問題解決が実行される。このためには、意思決定者の選好構造を計算場に反映させる必要があり、本研究では、自律分散型問題解決の構成原理に関する一般的考察、制約指向の立場からのファジィ情報の捉え方、とくにファジィネスの意味論と語用論に注目することによって、計算場設定の方法について明らかにする。

2．制約指向の立場からみたファジィネスーその意味論と語用論ー

モリスの記号論に従うと、記号の取り扱いには構文論、意味論、語用論の三つの視点が必要となる。ファジィ集合論におけるファジィ概念（記号）のメンバーシップ関数表現は、外延的な記号（概念）とその指示対象（全体集合）の間の対応関係を規定する意味論解釈を導入しているとみることができる。一方、問題解決の立場からは、意思決定者の視点、すなわち記号の使用者、解釈者の側面、いわゆる語用論的側面を取り扱う必要がある。従来からのファジィ情報処理においては、この意味論と語用論の側面が未分化のまま取り扱われていたのではないかと考えられる。

我々は制約指向の立場から、ファジィ集合をクリスプな制約（区間制約）の集合組織体として捉える区間制約ファジィ集合概念を導入した[1],[2]。個々のファジィ集合は、制約区間の下端点と上端点を二次元表示（MinMax図表現）することによって、ひとつの有向曲線（区間制約メンバーシップ曲線）表示される。メンバーシップグレード値そのものは意味を持たず、値（グレードのレベル）の間の順序（大小）関係のみが曲線の向きを決定する意味をもつ（図１）。

このようにファジィ集合を定性的な「型」として捉える立場である。複数のファジィ集合を扱うときに初めてファジィ集合の「形」が必要になる。これは、複数のグレードのレベル（制約レベル）の相互関係、具体的には同じ制約の強さ・確からしさを表すレベルと考える－同値レベル制約関係－を導入し、区間制約ファジィ集合をネットワークとして組織化することを意味しており、問題に関連する様々なファジィネスを分散的ある

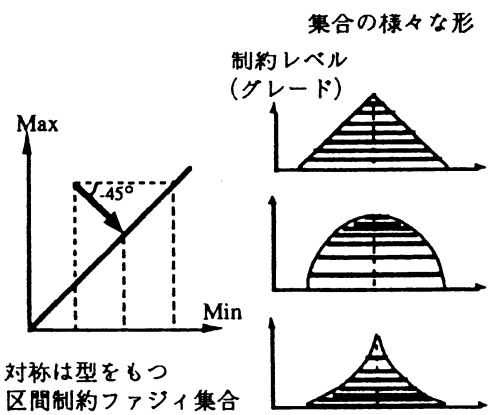


図１ 区間制約ファジィ集合の型と形

いは自己組織型システムとして捉える視点を提供する。このネットワークを形成する同値レベル制約関係は、意思決定者の選好構造を反映したものとなる。すなわち、制約レベル軸をファジィ変量の許容変動範囲（トレランス）を指定する意思決定の軸として捉えるとき、これら意思決定軸間の同値レベル性は、それぞれの変量の間のトレードオフ関係、したがって意思決定者の選好構造を反映したものとなる。つまり、先のファジィ集合の「型」が、ファジィネスの意味論を与えるものとすれば、この「形」（同値レベル制約関係）は、ファジィネスの語用論的側面を与えるものと言える。

3．自律分散システムの構成原理

自律した問題解決サブシステム群が存在し、それらの協調的な作業の結果、システム全体に秩序が出現することにより問題解決を行うシステムを考える。ここでは2階層からなるシステム構成を考える[3]。

これはサブシステムに自律性と協調性という相反する特性を付与したシステムといえる。下位層（自律分散層）では、各自律分散ユニットが隣接する自律分散ユニットとの間で、影響を及ぼし合いながら内部状態を変更し、上位層にそれを伝える。これを繰り返すことにより上位層にはマクロな秩序が形成され、今度はその秩序に下位層は隷従化する（スレイビング原理）。上位層（記号処理層）では、次節で述べるCLP問題の解決が行われる。

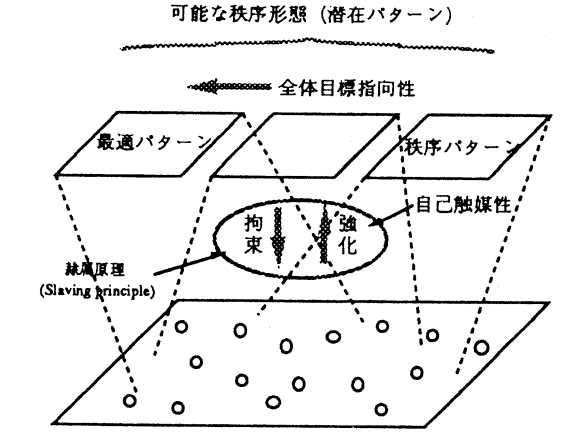


図2　自律分散システムの構成原理

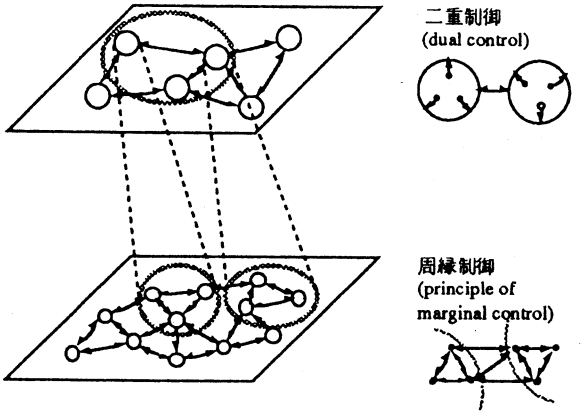


図3　自律分散システムにおける上下位層の制御

スレイビング原理[4]が成立するための上・下位層の構成原理として、下位層の自律分散ユニットに自己触媒性、すなわち秩序形成を指向する性質と、全体目標性、すなわち形成された秩序が全体に課せられた目標に沿うような性向を付与する。これは上・下位層間の関係としては、二重制御あるいは周縁制御（図2）の原理が働くように、計算場を設定することを意味する（図3）[5]。

4．記号処理に基づく制約充足問題の解決（整合ラベリング問題：CLP）

制約指向とは、制約の集まりを充足する解を探索する問題として問題を捉えることである。とくに設計や計画あるいは信号解釈・理解などの問題がこの範疇に入る。

CLP(Consistent Labering Problem) は、問題を構成する要素の局所的な構造に基づいて局所解の候補（ユニットのラベル候補）を求め、その中から全体的に矛盾のない整合する解を求める問題である。よく知られた例としては、連立方程式やクロスワードパズルなどがある。

CLPが解を持つかどうかはＮＰ完全、すなわち問題のサイズに指数関数的に増加する計算時間を必要とする探索問題であり、本質的に効果的なアルゴリズムは存在しない。そこで処理の迅速性を図りつつ近似解を求める作業が必要となる。CLPには解（ラベル）候補に重みをつけた概整合CLP（ラベルの候補に選好度がある）がある。

一般にCLPの解法には、木探索法、弛緩法、併合法などがあり、併合法にDP(Dynamic Programming)の考え方を導入して計算量、メモリ容量を低減した方法にinvasion（侵入法）がある。これは制約情報を波面に集約し、波面を前進（侵入）させることによって、大局的な制約充足解を求めるものである[6],[7]。

5．ファジィ変量を含む制約充足問題の解法システム

制約充足問題を近似解法で解く手段として、ダイナミクスに基づく処理が考えられるが、全体的な整合性も保証するよう、記号処理手法も取り入れることが望ましい。そこで上位層でファジィ集合間の関係を、下位層で区間制約間の関係を扱う2層構造のシステムを構築する（図4）。

上位層では、CLPによって全体の整合性を図る処理を行う。適当なタイミングで活性値の差が著しいラベル組（解の候補の可能性が高いところ）からCLPのinvasionを開始し、最終的に全体解の候補を導く。

下位層では、メンバーシップ関数を1つの自律分散ユニットとして、ネットワークを構成する。ネットワークは先ほど述べた同値レベル制約関係によって構成される。自らと隣接する自律分散ユニットとの間で現時点の活性値の問い合わせを行い、自らの次の時点の活性値を自律的に決定する。

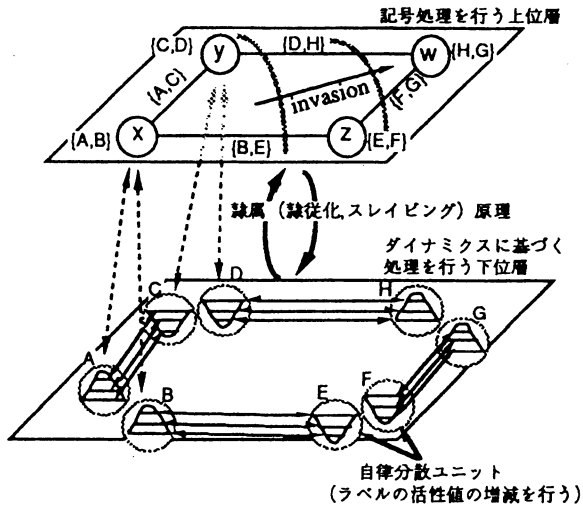
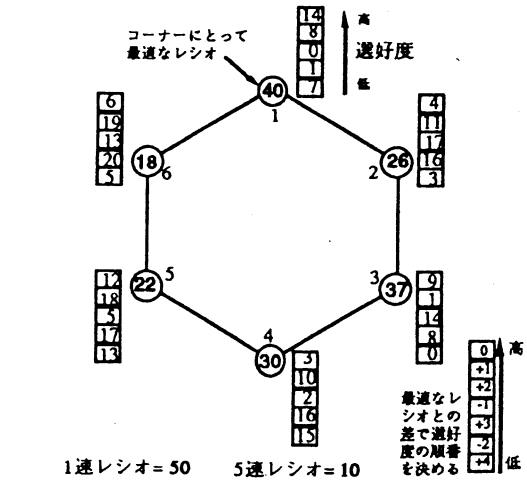


図４　記号処理とダイナミクスに基づく処理を組み合わせた２層構造の問題解決システム



Aモジュール	ラベル	0	1	2	3	4	5	6
	レシオ	42	39	32	30	27	21	18
Bモジュール	ラベル	7	8	9	10	11	12	13
	レシオ	43	41	37	31	28	22	20
Cモジュール	ラベル	14	15	16	17	18	19	20
	レシオ	40	33	29	25	23	19	17

図５　ギア比決定問題の例題

下位層における自律分散ユニットは、それぞれ自分の活性値を上位層に伝える。また上位層においては、記号処理によって自律分散ユニットの活性値を変更し、その影響を下位層の自律分散ユニットに伝えるとともに、invasionによって削除されたラベルの活性値を抑制する。

以上のような構成によって、先に述べた自律分散システムの構成原理が具体化される。

６．ギア比決定問題への適用

制約充足問題の一つとして、与えられたサーキットをできるだけ早く周回するために、車に搭載するトランスミッションのギア比を決定する問題を取り上げる。今回対象としたサーキットは、図５に示すような六角形のコースである。各頂点はそれぞれ異なる半径のコーナーで構成され、搭載するギアは、１速から５速までの５つのギアである。このうち１速と５速はあらかじめ最適なギア比を決めておき、残りの３つのギア比を選択する。選択されるギアは、３つの異なるモジュールで構成され、１つのモジュールには７つのレシオの異なるギアがそれぞれ用意されている。したがって、２１種類のギア比が離散量としてあらかじめ与えられており、その中から３つの値を選択する問題である。なお、モジュールとはギアの歯の大きさを定めるもので、ギアの基準ピッチ円直径を歯数で割った値である。モジュールの異なるギアどうしはかみ合わないことから、大局的制約として選択されるギアのモジュールが全て同一であることが要請される。

選択されるべきギア群は、コーナーそれぞれに適する度合の順に、そのコーナーにおけるギアの優先順位（選好度）を設定できることになる。したがってギアをラベルに、コーナーをユニットに、選好度をユニットにおける解の妥当性の順位を表す値とみなすことによって、本問題は概整合ラベリング問題を形成していることがわかる。

この問題では、自律分散ユニットには、サーキットの各コーナーと、あらかじめ与えられた１速ギアと５速ギアを割り当てた。この自律分散ユニットは、より優先順位の高いギアの活性値を、より高くするような働き（全体目標指向性）を保持している。コーナーが構成する自律分散ユニットは、５段階の選好順位のラベル（ギア）を保持している。つまり、コーナーは最適なラベルから５番目によいラベルまでを、あらかじめ与えられている。ラベルどうしは、興奮性か抑制性かのいずれかのリンクで結びついており、興奮性のリンクで結びついているラベルは活性値を上げ、逆に抑制性のリンクで結びついているものは下げる。このようにして、いったんこの力学場に適合した活性値分布パターンが形成され始めると、これがより強く形成される指向性（自己触媒性）が付与される。１速ギア、５速ギアが構成する自律分散ユニットは、それらとなめらかにつながるギアには興奮性を、なめらかではないギアには抑制性のリンクを張り、同様にギアの活性値の増減を行う。このように、リンクでつながったラベルどうしの活性値の増減の作業が、下位層のダイナミクスに基づく処理の内容である。そして、自律分散ユニットが保持するラベルのうち最も活性値の高いラベルを、その時点でのユニットにとっての代表ラベルとして、下位層から上位層に伝える。

上位層では、ダイナミクスに基づく処理が下位層である程度進行した後に、下位層から伝えられた自律分散ユニットの代表ラベルから、サーキットの周回に最も適切なモジュールを、与えられた３つのモジュールから決定する（図６）。同時に、選ばれたモジュールから活性値の高い３つのギアを選ぶ作業を記号処理手法のinvasionで行い、それを解候補として意思決定者に示す（図７）。

以上の処理の結果、最終的に選ばれた３つのギアは、レシオがそれぞれ３９、３０、２１となっており、あらかじめ与えられていた１速ギアのレシオ５０や、５速ギアのレシオ１０との間を、なめらかに接続するだけでなく、各コーナーにとっても

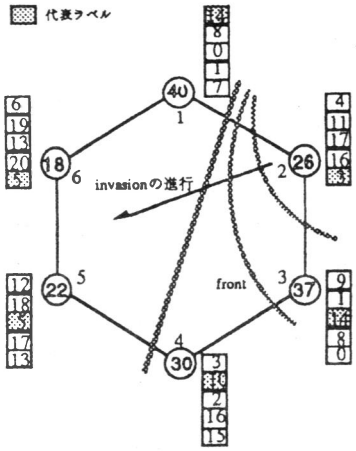


図６　invasion による頂点併合の進行

ギア	1速ギア	2速ギア	3速ギア	4速ギア	5速ギア
ラベル		1	3	5	
レシオ	50	39	30	21	10

図７　最終的に意志決定者に示された３つのギア比

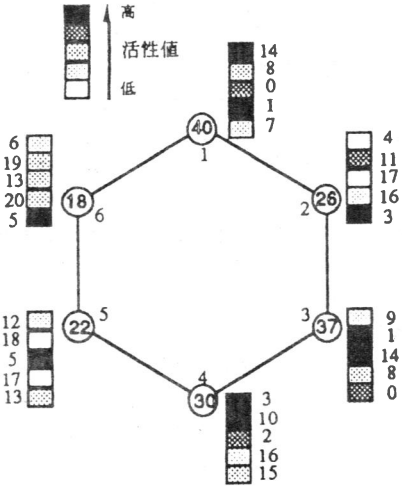


図８　下位層のダイナミクスに基づく処理と上位層の記号処理の相互作用による最終結果

比較的選好度の高いギア群が、導かれていることがわかる（図８）。

上位層の大局的制約充足解導出の働きを殺し、下位層のみによって解を求めると図９に示すようになる。ラベル３、５の活性値が高いものの、ラベル１の活性値は比較的低い。つまり上位層の処理に基づく大局的制約充足によって、ラベル３、５とモジュールが同じであるラベル１の活性値が引き上げられたことがわかる。

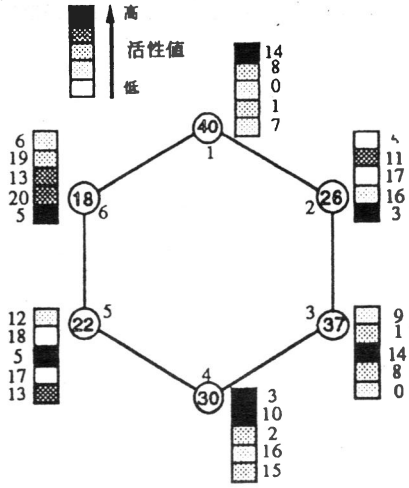


図９　下位層のダイナミクスに基づく処理だけによる最終結果

７．むすび

本研究では、意思決定者の選考構造を反映しつつ自己組織的に秩序を形成しながら問題解決を行う２階層からなる自律分散問題解決の枠組みを導入した。基本となるのはファジィネスに対する制約指向的な解釈に基づく分散的な捉え方と自律分散システムの構成原理であり、意思決定者はマクロパラメータあるいは境界条件を操作するだけで、詳細なアルゴリズム設計に立ち入る必要がない。本システムは並列処理言語Occamを用いてトランピュータ上に実装化されている。

【参考文献】

[1] 片井、井田、樞木、岩井：順序制約構造に基づくファジィ集合概念と推論の定式化、計測自動制御学会論文誌, Vol.28-1, pp30-39, 1992

[2] 片井、井田、樞木、岩井：区間制約ファジィ推論法による倒立振子の制御と車両移動計画の生成、計測自動制御学会論文誌, Vol.29-4, pp470-479, 1993

[3] Osamu Katai, Masaaki Ida, Tetsuo Sawaragi, and Sosuke Iwai: An Autonomous Decentralized System for Constraint-Oriented Problem Solving Involving Continous and Fazzy Variables, Proc. of ISADS '93, Japan, 1993

[4] H. Haken: Synergetics - An Intriduction, Nonequilibrium Phase Transitions and Self-Organization in Physics, Chemistry and Biology, Springer-Verlag, 1978

[5] 増市、片井、樞木、西山、岩井：問題解決のための階層型自律分散システムの構成、計測自動制御学会論文誌, Vol.28-11, pp1364-1373, 1992

[6] E. C. Freuder: Synthesizing Constraint Expressions, Commun. ACM, Vol. 21, No.11, pp. 958-966, 1978

[7] R. Seidel: A New Method for Solving Constraint Satisfaction Problems, Proc. of the 7th IJCAI, pp. 338-342, 1981

【問い合わせ先】
〒606-01 京都市左京区吉田本町
京都大学工学部精密工学教室
片井　修
Tel. (075) 753-5201　Fax. (075) 753-7286

TD6-1

ファジィ制御による毛筆文字出力システム
A Fuzzy-Based Writing System for Brush Characters

中村 剛士　松岡 康広　伊藤 英則　世木 博久
Tsuyoshi NAKAMURA　Yasuhiro MATSUOKA　Hidenori ITOH　Hirohisa SEKI
名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology

Abstract In this paper, we present a fuzzy-based writing system for brush characters. The system converts one-stroke-at-a-time mouse input to brush characters. Accordingly, the individuality of user-input characters can be reflected in each one- stroke of the character by this feature of the system. The individuality in this case is the speed of the moving mouse, the length of the stroke and the position of the stroke. As a result, the output characters have a nutural scratched look and length depended on input stroke.

1. はじめに

これまでに報告されている文字出力システムには, 大別して2つの方法がある.

その一つとして, 文字認識およびその書体変換において, 文字全体をある種のパターンとしてとらえて認識し, 一括して書体変換する方法[1]である. この方法では文字入力者の1ストローク毎の特徴情報(画(カク)の長さ, 曲げ方, 払い方等)が, 出力される書体に反映されない.

もう一つとして, 骨格文字(ペンなどを用いて書いた文字)に, 毛筆により肉付けを行い, 書体を形成する方法[2][3][4]がある. この方法は, 文字全体をグラフィックパターンとして認識しなく, しかも書体変換も行わない. したがって, 入力者の入力した通りの文字が出力される. この方法は, 入力画の位置, 長さ, 太さについての個人情報が出力画に活かされる.

本論文で報告するシステムは両者の中間に位置するシステム[5][6][7]である. 本システムは文字入力者の画単位の入力位置, 長さおよび筆運びのスピードについての個性を出力書体文字に反映させるため, 1ストローク(画)毎にその認識を行なう. また, 1ストローク毎のデータベースをシステムが準備して, 認識した画をそのデータベースの画毎に毛筆書体に変換する. さらにその変換された書体の画の形状を筆運びの速さおよび仮想化した墨の量の変化に応じて自動的に変化させる. すなわち, 画の太さ, かすれをファジィルールにより決定し, 表現する. このシステムはマウスにより画面入力する. マウスにより入力される文字は"カナクギ"的文字であるが, これを毛筆書体文字に一画毎に実時間変換して出力する.

2. システムの概要

システム構成と処理の流れの概要について述べる.

2.1 構成と処理の流れ

本システムは図1に示すように, 入力部, 認識部, 出力部, データベースの4つの部分から構成される. 処理の流れを以下に示す.

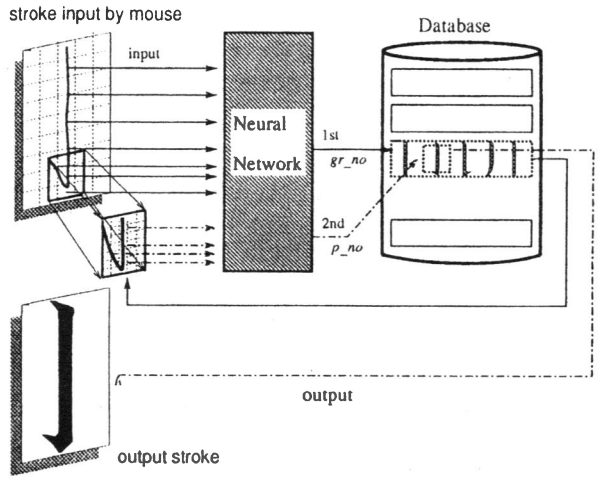


図1：システムの構成と処理の流れ

1. マウスによって画面上に入力画を描く.
2. 入力画を認識部であるニューラルネットワーク(neural network)を用いて認識する.
3. 認識した画 ID によりデータベースから出力用画を検索する.
4. 出力画を変形し画面に出力する.

以上を一画毎にオンライン処理を行なう.

入力された画の大きさ(縦×横)は個人の特徴情報である. 画の大きさはこの特徴情報に依存してその都度決定する. ここでは, max(縦の長さ,横の長さ) を L として, $L \times L$ をマスクの大きさとする. つぎに $L \times L$ の正方形のそれぞれを m 等分し, $m \times m$ 個の桝目に分割する. この分割された桝目に入力画の一部が含まれれば, この桝目を1, 含まれなければ0として, 1, 0 を要素とした $m \times m$ のビットパターンを作成する.

画の認識方法は三層構造の階層ニューラルネットワークを用いる．このニューラルネットワーク内の学習方法としては誤差逆伝搬法を用いる．

さらに，画の認識方法は同一アルゴリズムを2回用いる2段階計算法を採用している．

第1段階目では，マウス入力画が変換された $m \times m$ のビットパターンを，第1段階ニューラルネットワークによって K 種類のグループ番号 (gr_no) に大別されたうちから1種類を選択する．楷書については $K = 18$，隷書については $K = 10$ としている．

つぎに，第2段階目では，前段で K種類の1つを選択されたものから，それをさらに細分類する．ここでは各々の画の細部の特徴が現れる部分を $n \times n$ のビットパターンに変換したものを第2段階ニューラルネットワークの入力として細部の分類をし，パターン番号 (p_no) を決定して，認識を完了する．

m と n の大小関係については，処理する書体によって異なる．すなわち，楷書では $m_1 > n_1$，隷書では $m_2 = n_2$ として良い結果を得た．(m_1=16,n_1=8,m_2=n_2=8) この他，篆書と寄席文字については実験中であるが，篆書については画が多様化しているためデータベースが膨大になる．このことから篆書の文字すべてを表現するのは困難である．したがって，本システムでは，一部の篆書体文字を扱うことにとどめ実験を行なった．寄席文字については，基本的に楷書と同一とみなせる．しかし，寄席文字には，寄席文字独特の画が存在する．このため，楷書よりも画の種類は多くなる結果を得ている．

2.2 画の分類と画データーベースの構築

画の分類は，上記の2段階ニューラルネットワークに適した分類方法を採用した．楷書体の分類表を表1に，隷書体の分類表を表2に例示した．

gr_no(グループ番号)，p_no(パターン番号) については表1，表2に示すように，それぞれ第1段階ニューラルネットで分類されたとき出力される ID，第2段階ニューラルネットで細分類されたときに出力される IDを表す。これら gr_no, p_no によって，データベースから出力画が決定される。

本システムでは楷書体としては合計44種類，隷書体は合計30種類のストロークパターンをデーターベースとして持たせた．楷書でJIS第1水準の漢字を表現するには，表1の分類で十分であるを確認した．第2水準についても，現在実験中であるがこれ以上ストロークの種類を増やす必要はないと見通しを得ている．隷書に関しては文献[9]の pp. 12–108 に掲載されている107文字は表現することができる．

なお，データベース内の各ストロークは図2のようにそれぞれいくつかの部品に分けられている．また，それぞれの部品はアウトラインフォント (outline font) として，データベースに格納されている．

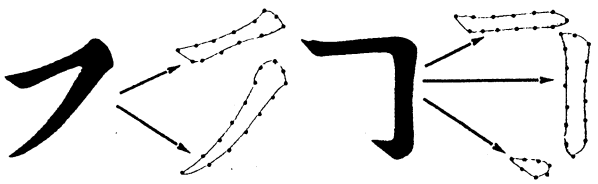


図2：部品に分けられた画

gr_no \ p_no	00	01	02	03	04
楷書基本画 00					
楷書基本画 01					
楷書基本画 02					
楷書基本画 03					
楷書基本画 04					
楷書基本画 05					
楷書基本画 06					
楷書基本画 07					
楷書基本画 08					
楷書基本画 09					
楷書基本画 10					
楷書基本画 11					
楷書基本画 12					
楷書基本画 13					
点画 14					
点画 15					
点画 16					
点画 17					

表1：画の分類 (楷書体)

gr_no \ p_no	00	01	02	03
隷書基本画 00				
隷書基本画 01				
隷書基本画 02				
隷書基本画 03				
隷書基本画 04				
点画 05				
点画 06				
点画 07				
点画 08				
点画 09				

表2：画の分類 (隷書体)

3. 毛筆書体の出力

出力部では，認識部からの $ID(gr\_no, p\_no)$ によって決定されたデータベース内のストロークを入力画の大きさに合わせて拡大・縮小する．次に，その拡大・縮小されたストロークは，太さの変化および“かすれ”を施し画面に出力する．

3.1 画の太さの変化・“かすれ”の表現

ここで，ストロークの形状を変化させるためのパラメータとして (1) 筆運びの速さと (2) 墨の量を導入する．

筆運びの速さは入力装置であるマウスの移動スピード v_m を用いる．

墨の量に関しては，疑似的に筆が紙に置かれている時間，つまり，入力時間 t_i を用いる．これは，筆が紙に置かれている時間 t_i によって墨の量が変化すると想定する．

画の太さ w_o はこれら 2 つのパラメータによって変化する．太さの変化は図 3 に示すように，出力画であるアウトラインフォントを構成する点の移動によって行う．点の移動方向については，データベース内の各ストロークに依存する．

また，かすれに関しては図 4 に示すように，出力画に白の線分を描くことによって表現する．この白の線分の幅をかすれ幅 w_s とする．本システムでは，そのかすれ幅 w_s を，マウスの移動スピード v_m，入力時間 t_i によって各位置で変化させることによってかすれを表現している．

以上マウスの移動スピードと入力時間を用いたファジィルールによって太さ，かすれ幅を変化させる．

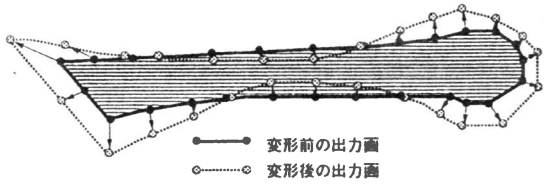


図 3：画の変形

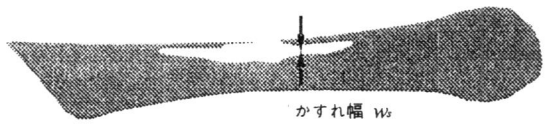


図 4：“かすれ”の表現

3.2 入力画と出力画との対応づけ

本システムは，入力画の軌跡に肉づけを行い書体を生成するという方法を採用していない．よって，入力画の各位置でのマウスの移動スピードを完全に出力画に対応させることは難しい．しかし，入力画の各位置でのマウスの移動スピードを出力画に対応させ，太さおよびかすれ幅を変えなければならない．そのためには，入力画の任意の位置に出力画の位置を一対一に対応させる必要がある．

本システムでは，認識が完了した時点で，入力画をいくつかの部品に分解する．その分解方法は，認識結果から求められるデータベース内の出力画に従う．前節で述べたように，データベース内の出力画はいくつかの部品に分けられている．入力画はその分けられた出力画部品と対応するようにそれぞれ分解される．本システムは入力画の任意の部品の長さ l_i とその任意の部品に対応した出力画の部品の長さ l_o を 1 に正規化することによってその部品単位で位置の対応を行う．

3.3 ファジィ制御ルール

		筆運び		墨の量		画の太さ		かすれ幅
1.	if	速い	and	多い	then	そのまま	and	0
2.	if	速い	and	ふつう	then	細く	and	小
3.	if	速い	and	少ない	then	細く	and	大
4.	if	ふつう	and	多い	then	そのまま	and	0
5.	if	ふつう	and	ふつう	then	そのまま	and	0
6.	if	ふつう	and	少ない	then	細く	and	小
7.	if	ゆっくり	and	多い	then	太く	and	0
8.	if	ゆっくり	and	ふつう	then	太く	and	0
9.	if	ゆっくり	and	少ない	then	そのまま	and	小

これらのルールに用いられている表現のメンバーシップ関数を図 5 ～図 8 に示す．

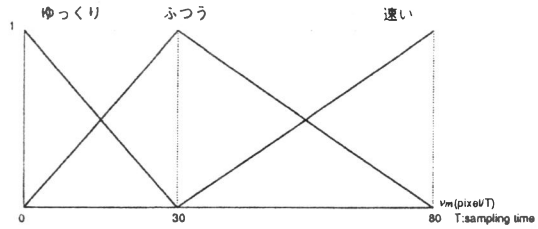


図 5：筆運びの速さのメンバーシップ関数

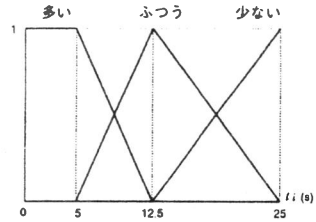


図 6：墨の量 (入力時間) のメンバーシップ関数

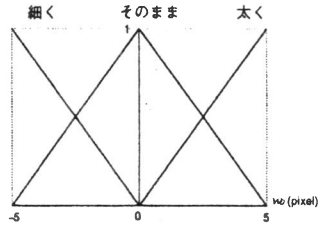


図 7：画の太さの変化幅のメンバーシップ関数

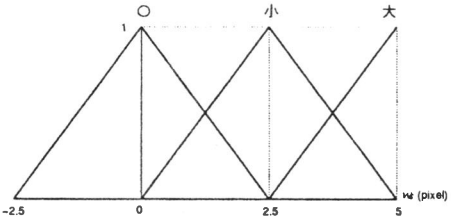


図 8：かすれ幅のメンバーシップ関数

3.4 出力例

本システムによる毛筆書体の生成過程を図 9 に示す．また楷書体，隷書体，篆書体，寄席文字，かすれを出した楷書の出力例を図 10，図 11，図 12，図 13 に示す，それぞれ左図が入力画，右図が出力画である．

4. むすび

本研究では，マウス文字入力から，毛筆書体への一画毎変換システムを提案し，そのプログラムを作成し，動作確認を行なった．本システムの 1 ストローク単位で認識および変換

出力する性質上，数千種類ある漢字もデーターベースとしては，上記のように30～40数種類程度で表現でき，複雑な漢字の出力も容易である．

また，本論文で楷書，隷書，篆書，寄席文字などを扱ったようにデータベースの交換によって，簡単に様々な書体を使用することが可能である．

かすれ部分のパターンの多様化については今後の課題である．

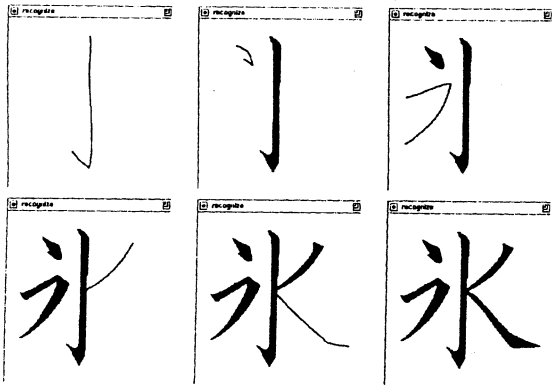


図9：楷書体の生成過程「氷」

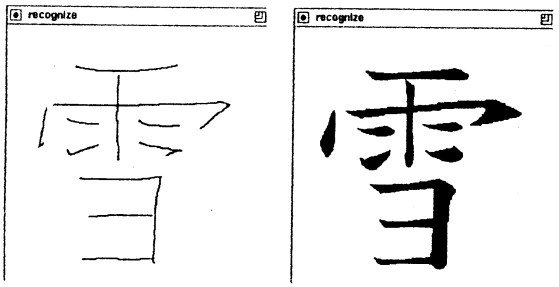


図10：楷書体の出力例「雪」

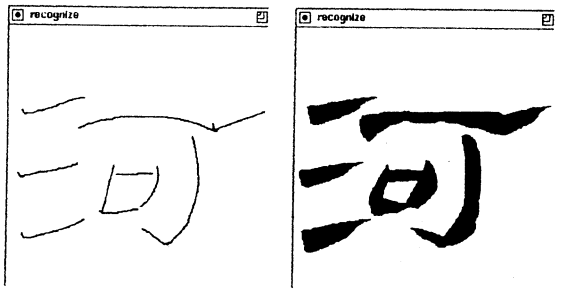


図11：隷書体の出力例「河」

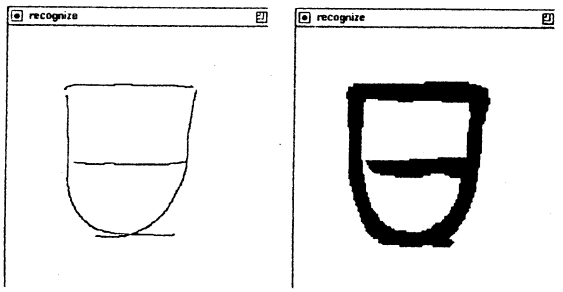


図12：篆書体の出力例「日」

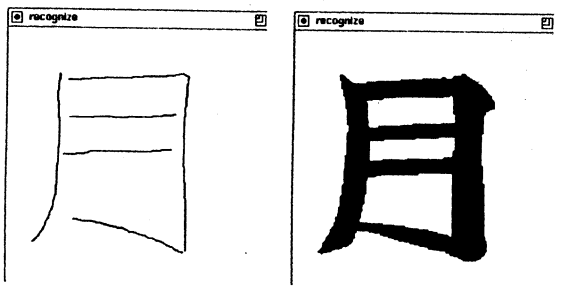


図13：寄席文字の出力例「月」

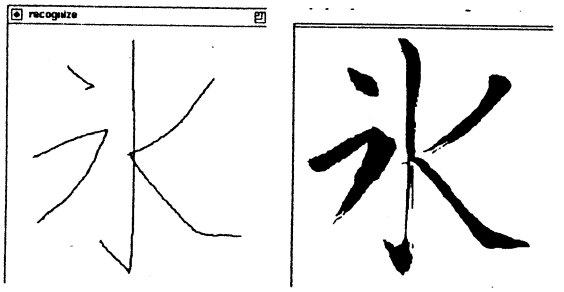


図14：筆運びの速さを変化させた場合の出力例「氷」

参考文献

(1)富本，太田，杉田：手書きワープロの構想と開発過程，信学技報，PRU86-77，pp.57-62，1986

(2)山本，山崎，井口：書写技能知識を組み込んだＣＡＩシステム，信学論 (D-II)，9，pp.1493-1500，1989

(3)張，真田，手塚：漢字楷書毛筆字体の計算機による生成，信学論 (D)，J67-D，5，pp.599-606，1984

(4)山崎，中村，服部：書字知識を利用する毛筆書体文字の生成，信学技報，AI92-11，pp75-80，1992

(5)胡，倉田，八重樫：劣化拓本文字の半自動修復システム，信学技報，PRU90-154，pp.71-78，1991

(6)田中哲朗他：漢字スケルトンフォントの生成支援システム，第３２回プログラミング・シンポジウム報告集（１９９１年１月），pp.1-8

(7)陳，小沢：多様な明朝体の規則的な生成，信学論 (D-II)，J72-D-II，9，pp.1423-1431

(8)鈴木：書道入門（楷書編），金園社，1992

(9)加瀬：独習隷書の書き方，東京堂出版，1990

(10)小原：図解篆書の書き方，木耳社，1992

(11)橘：寄席文字辞典，グラフィック社，1980

問い合わせ先：〒466 名古屋市昭和区御器所町
名古屋工業大学電気情報工学専攻
伊藤研究室
中村　剛士
TEL (052)-732-2111 内線 (2863)
FAX (052)-733-6589

TD6-2

ファジィテンプレートを基にしたファジィ位相空間の構成と画像処理への応用
Finite Topology based on Fuzzy Templates and its Application

宮崎 敬* 師玉 康成** 中村八束** 山浦弘夫**
Takashi MIYAZAKI* Yasunari SHIDAMA** Yatsuka NAKAMURA** Hiroo YAMAURA**
* 長野工業高等専門学校
** 信州大学工学部
* Nagano National College of Technology
** Faculty of Engineering, Shinshu University

Abstract. The authors have constructed a theory of topology, called Finite Topology, for discrete spaces and have applied it to the work of image processing. In this report, we extend this concept to a discrete fuzzy topological space by using specific fuzzy sets, giving it the name of Fuzzy Template.

This topological space is based on a fuzzy open base from the intersection of these sets. We also defined such concepts as interiors, exteriors and boundaries. Finally, we consider gray scale images as a fuzzy set and show the result of boundary extraction by using these concepts.

1 はじめに

身の回りにおける画像情報の増加と共に画像認識や理解のための画像処理の手法が多々開発され、実用化されている[1]. しかし、X線写真やCT画像のような医用画像においては、処理対象の形状が持つ曖昧性や画像の解像度や雑音の影響などでその境界が明確化し難いものがある. また、写真の写りが一様でないために境界の明確化のしきい値を可変する必要性がある. このような問題を含む画像処理の方法としてファジィ理論を導入したものが提案されている[2][3]. これらは、処理のしきい値を決定するのにファジィのルール規則を用いる方法である.

本論では、筆者らが従来から提案してきた有限位相空間[4]の概念をファジィ集合を用いて拡張し、これを画像処理に応用する方法を提案する[5][6]. これは、処理対象の濃淡画像の境界が曖昧性を持つことに着目し、処理対象の画像をファジィ集合として捉えることにより位相空間論による画像処理を行なうものである. 以下2節ではファジィテンプレート集合により有限ファジィ位相空間を構成する. 3節ではこれによる曖昧性を持つ画像からの境界線抽出方法の手順を説明し、4節では実際の処理例を基に本手法の有効性を考察する.

2 有限ファジィ位相の概念

ファジィ集合の概念を用いることにより通常の位相空間の拡張であるファジィ位相空間が構成できることが知られている. ここでは、ある特定のファジィ集合の族を基にしたファジィ位相構造を導入する. 以下、合弁∪、共通部分∩などの集合演算はファジィ集合の意味での集合演算を表す.

X上のファジィ集合全体の部分族をTとする. すなわち、

$$T \subseteq \{t \mid t : X\text{上のファジィ集合}\}$$

ただし、Tは

$$\bigcup_{t\in T} t = X, \quad \phi \in T$$

を満たすものとする.Tの各元tをファジィテンプレートと呼ぶことにする.

次に、Tの有限個の元 (ファジィ集合) の共通部分全体をBで表す. すなわち、

$$B = \left\{ \bigcap_{i\in M} t_i \mid (t_i)_{i\in M} : T\text{の元の有限族 } (M\text{は任意の有限添字集合}) \right\}$$

であり、$T \subseteq B$となる. また、$\beta, \beta' \in B$ のとき、$\beta \cap \beta' \in B$ である.

このBの元の任意個の合弁全体をτで表す. すなわち、

$$\tau = \left\{ \bigcup_{i\in I} \beta_i \mid (\beta_i)_{i\in I} \subseteq B,\ I\text{は任意の添字集合} \right\}$$

である. τはX上のファジィ位相構造を定義し、Bはτの開基になっている. また、$T \subseteq B \subseteq \tau$である. 実際$\tau$は次の条件を満たしている.

(I) $X, \phi \in \tau$

(II) $(O_i)_{i\in M} \subseteq \tau, M\text{は有限集合} \Rightarrow \bigcap_{i\in M} O_i \in \tau$

(III) $(O_i)_{i\in I} \subseteq \tau \Rightarrow \bigcup_{i\in I} O_i \in \tau$.

なぜならば、(I) については

$$\bigcup_{t\in T} t = X$$

より $T \subseteq B$ であることに注意して $X \in \tau$である. また、$\phi \in T \subseteq B \subseteq \tau$.

(II) については帰納法による.(有限集合Mの要素数をnとする)

① $n = 2$のとき、

$$O_1, O_2 \in \tau$$

とすると、Bの部分族$(\beta_i^1)_{i\in I}$, $(\beta_j^2)_{j\in J}$があって

$$O_1 = \bigcup_{i\in I} \beta_i^1 \quad O_2 = \bigcup_{j\in J} \beta_j^2$$

ゆえ

$$O_1 \cap O_2 = \left(\bigcup_{i\in I}\beta_i^1\right)\cap\left(\bigcup_{j\in J}\beta_j^2\right) = \bigcup_{(i,j)\in I\times J}\beta_i^1\cap\beta_j^2 .$$

$\beta_i^1, \beta_j^2 \in B$だから

$$\beta_i^1 \cap \beta_j^2 \in B .$$

よって、

$$O_1 \cap O_2 \in \tau .$$

② $n \leq m$のとき成り立つと仮定する.

$$O_1, O_2, \cdots, O_m, O_{m+1} \in \tau \quad \text{のとき}$$
$$\bigcap_{i=1}^{i=m+1} O_i = \left(\bigcap_{i=1}^{i=m} O_i\right)\cap O_{m+1} \quad \text{で}$$
$$\bigcap_{i=1}^{i=m} O_i \in \tau \text{ かつ } O_{m+1} \in \tau \text{ だから}$$
$$\bigcap_{i=1}^{i=m+1} O_i \in \tau .$$

(III) については、$(O_i)_{i\in I} \in \tau$とするとき　$O_i \in \tau (i \in I)$ だから、各iについてBの部分族$(\beta_k^i)_{k\in K_i}$があって

$$O_i = \bigcup_{k\in K_i}\beta_k^i$$
$$\text{よって} \quad \bigcup_{i\in I} O_i = \bigcup_{i\in I}\left(\bigcup_{k\in K_i}\beta_k^i\right) \in \tau .$$

Xは有限個の画素全体を表しているから、このX上に定義されたファジィ位相を有限ファジィ位相と呼ぶことにする.

τに属すX上のファジィ集合は開ファジィ集合と呼ばれる.

また、X上のファジィ集合Aの補集合A^cがτに属すとき、Aは閉ファジィ集合と呼ばれる. 同様に内部、外部および境界が定義される.

AをX上のファジィ集合とする.Aに包まれる開ファジィ集合全体の和集合はAの内部と呼ばれ、A^iで表される. すなわち、

$$A^i = \bigcup_{O\subseteq A, O\in\tau} O$$

である.τの構成法により

$$A^i = \bigcup_{O\subseteq A, O\in\tau} O = \bigcup_{\beta\in B, \beta\subseteq A}\beta .$$

また、Aの補集合の内部$(A^c)^i$はAの外部と呼ばれ、A^eで表される. さらに、Aの内部でも外部でもない部分はAの境界と呼ばれ、ここではA^fで表す.

$$A^f = (A^i \cup A^e)^c = X - A^i \cup A^e$$

として求めることができる.

3　境界抽出への応用

前節で導入した有限ファジィ位相により定義される「境界」を実際の画像処理に適用しよう. 対象とする濃淡画像は濃度値が２５６階調をもつものとする. 濃度ヒストグラムを$[0,1]$に規格化すれば、この濃淡画像はファジィ集合と見なせる. 図１に例を示す.

ここでは説明を簡単にするため、有限ファジィ位相の基になるファジィテンプレートtを図２に示すように、3×3のマスク内に収まるもので、上下左右対称なものを選ぶことにする. グレードは、中心が1.0でその上下左右が0.5とする.

このようなファジィテンプレートの集合Tから、それの有限個の元の共通部分の全体である開基Bを構成すると、Bの元は図３の$(a),(b),(c)$の形のもの$\beta_2, \sim \beta_5$に分類される. これらには上下、左右に平行移動させることにより、

$$\beta_2 \subseteq \beta_3, \beta_4 \subseteq \beta_5 (= t)$$

という包含関係が成り立っている. ここで、

$$A^i = \bigcup_{\beta\subseteq A, \beta\in B}\beta$$

であるから、画像Aが十分大きなXに含まれていて、X自身の縁部分の処理は考慮しなくてもよいものとすれば、Aの内部A^iを構成するにはβ_2, β_5の形のものについてのみAとの包含関係を調べればよい. このことからAの境界

$$A^f = \{A^i \cup (A^c)^i\}^c$$

は次のような手順により構成できる.

1. 処理対象画像の濃度ヒストグラムを求める.
2. 濃度ヒストグラムを$[0,1]$に規格化する.
3. この正規化画像に対し、開基β_2, β_5を順次ラスター走査し、これらと画像との包含関係を調べる. 包含関係

   $$\beta_i \subseteq A \quad (i = 2,5)$$

   が成り立つ場合はそれぞれのグレードを, 成り立たない場合は0を作業用の２次元配列

   $$F_2 = \{f_{i,j}^2\}, \quad F_5 = \{f_{i,j}^5\} \quad i = 1,2,\ldots,N, \quad j = 1,2,\ldots,M$$

   に記憶させる.
4. 上で求めたF_2, F_5から

   $$F_{max} = \{\max\{f_{i,j}^2, f_{i,j}^5\}\} \quad i = 1,2,\ldots,N, \quad j = 1,2,\ldots,M$$

   を求める.
5. 正規化された画像の補集合を求める.
6. これについて3.と同様の処理を行い、その結果をB_2, B_5に記憶する.
7. 4.と同様の処理を行いB_{max}を求める.
8. 境界部分

   $$A^f = (F_{max} \cup B_{max})^c$$

   により求める.

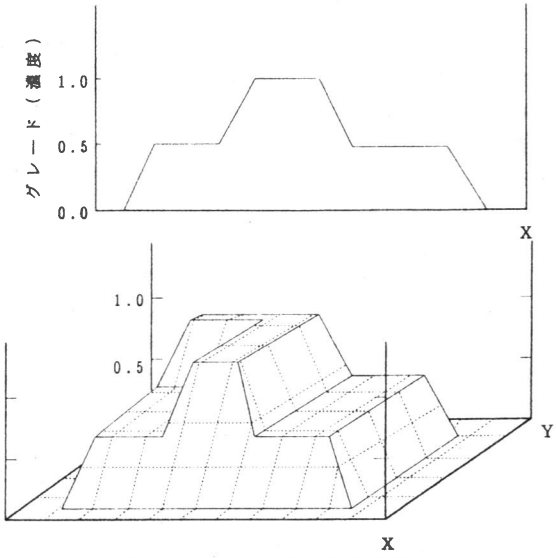
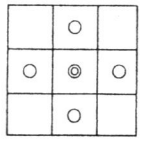
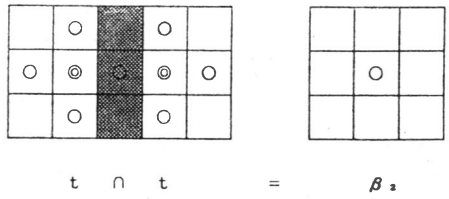


図１．濃淡画像のファジィ集合表現

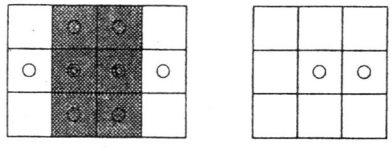


◎：グレード＝１．０
○：グレード＝０．５

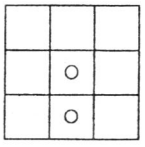
図２．基本ファジィテンプレート



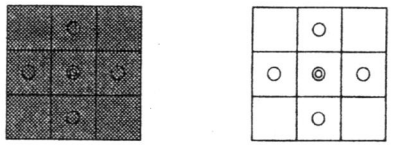
（ａ）　t ∩ t = β_2



t ∩ t = β_3

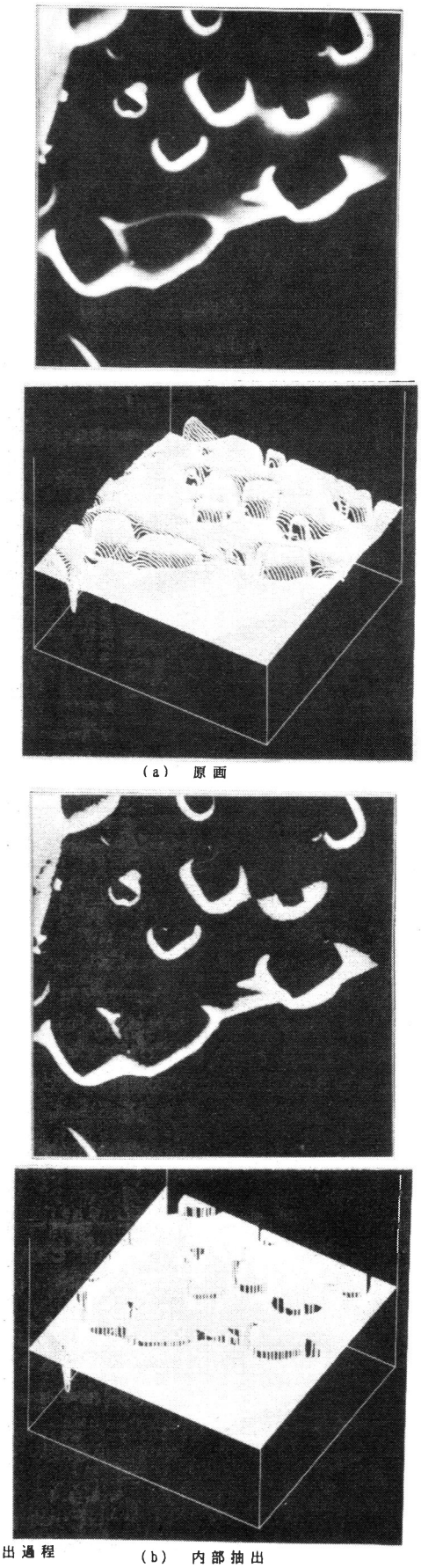


（ｂ）　β_4



（ｃ）　t ∩ t = β_5（＝ｔ）

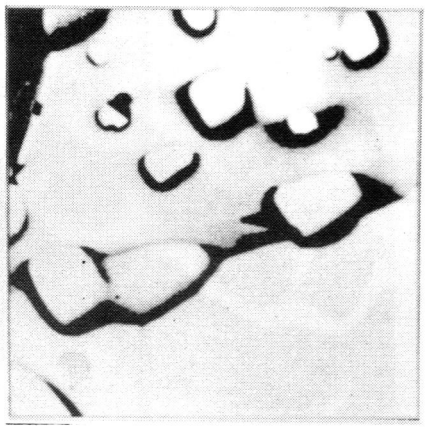
図３．ファジィテンプレート

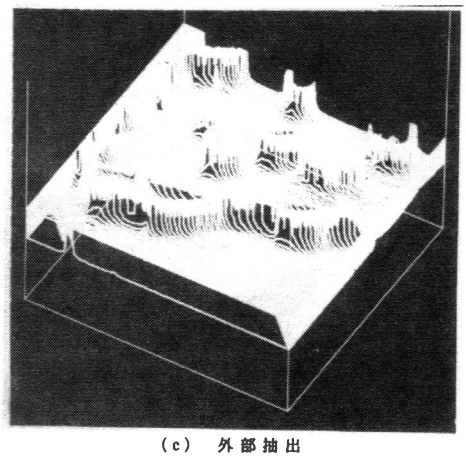


（ａ）　原画

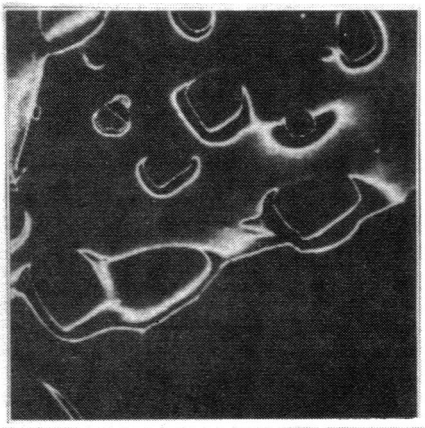
（ｂ）　内部抽出

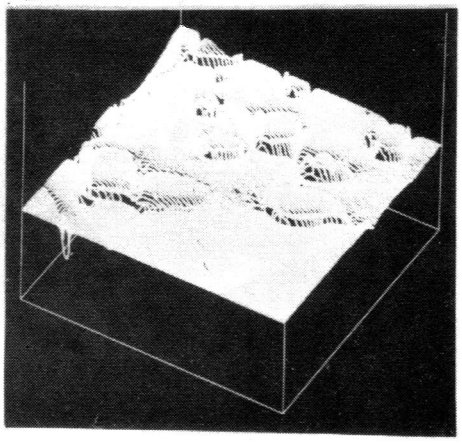
図４．境界抽出過程





(c) 外部抽出





(d) 境界抽出

4 結果

図4に原画および処理の途中経過を示す. 用いた原画像はセラミック材料の表面の走査型電子顕微鏡写真である. 黒い部分が気孔であり、通常人間がこの径の輪郭を求め、大きさを測定しているものである. (a) は原画と、その濃度のグレードの立体表示を表している。同様に (b) は原画の「内部」とそのグレードを表している。また、(c) は原画の「外部」を表している。最後に (d) は「境界」を表している。

前述したように今回のシミュレーション結果では説明を容易にするため、ファジィテンプレートとしてグレードが1.0, 0.5だけの上下左右対称の最も単純なものを用いたが、それでも従来の境界抽出法と同等の結果を得ることができた。境界抽出法が差分計算で多数回の浮動小数点演算を必要とするのに比べ、本法では大小比較と加算だけで済む。

この例では濃淡の変化の大きいところでは十分その境界が明確になっているが、変化の緩やかな部分ではその大部分が境界として表示されてしまっている. これはファジィテンプレートの選択に工夫が必要なことを示している. また、境界部からの輪郭やエッジの抽出には特定のグレード以上の部分をふるいわけるα−カットなどを用いることも可能である.

5 おわりに

濃淡画像をファジィ集合として捉え、位相論的な処理により従来の画像処理と同等の結果を得ることができた. 有限ファジィ位相をファジィテンプレートと名付けた特定のファジィ集合族から構成した. この位相構造から得られる「内部」「外部」の概念により、濃淡画像の境界抽出を行った. この境界部から輪郭やエッジをα−カットなどにより可変的に求めることができる.

ファジィテンプレートの選択法など今後の追加研究が必要であることは明かであるが、これらの処理が有効であることが確認されれば、従来困難とされ、熟練者が必要とされていたX線写真からの部位の特定化などへの応用も可能となると思われる.

さらに、ファジィ位相の近傍などを利用し、濃淡画像の連結性を扱うことを可能とし、ラベリングや細線化などの処理へ応用しようと考えている.

[謝辞] 本研究を進めるにあたり、日頃よりご指導を頂きます信州大学山本博章助教授に深く感謝の意を表します.

参考文献

[1] 田村: “コンピュータ画像処理”, 総研出版 (1985).
[2] 斉藤, 尾川, 中島: “ファジー制御を用いた最適コントラスト強調法の開発”, 信学論 (D-II),Vol.1,J73-D-II,9,pp.1504-1511(1990).
[3] M.M.Trivedi: “Analysis of Aerial Image Using Fuzzy Clustering, in Analysis of Fuzzy Information”, Vol.3, pp.133-151, cdc Press(1987).
[4] Y.Nakamura,Y.Fuwa,H.Imura: “A Theory of Finite Topology and Image Processing”, No.69, pp.11-24, Jounal of The Faculty of Engineering Shinsyu University(1991).
[5] 水本: “ファジィ理論とその応用”, サイエンス社 (1988).
[6] 内田: “集合と位相”, 裳華房 (1986).

連絡先

〒381 長野市大字徳間716
長野工業高等専門学校 電気工学科 宮崎 敬
TEL 0262(96)1515 FAX 0262(95)4356

TD7-1

実用化を目指したファジィC言語の開発

Development of practical Fuzzy C Language

藤居藤樹* 茂木義則* Don Harper† 中嶋宏* 十河太治* 荒尾真樹*
Touju Fujii Yoshinori Mogi Hiroshi Nakajima Taiji Sogoh Masaki Arao
*オムロン株式会社
OMRON Corporation
†OMRON ADVANCED SYSTEMS, INC.

Abstract

Some fuzzy programming languages have been proposed and implemented on Prolog, Lisp, etc. But almost all of them are in the experimental stage and not so useful in practical use. By using of C++ class library, we have developed the Fuzzy C++(FC++) that supports 4 kinds of data types: fuzzy set, fuzzy relation, fuzzy number and fuzzy inference. FC++ is a useful language for C and C++ programmers to develop practical fuzzy applications. This paper presents the outline of the FC++ language specification.

1 はじめに

近年、アプリケーション開発においてファジィ技術が広く用いられるようになってきたが、多くはC言語などの既存のプログラミング言語を用いて行なわれているために開発効率が悪く、より自然にファジィ集合を扱うことのできる言語が必要となってきている。

ファジィ用プログラミング言語には、PRUF[4]のような仮想的なシステムや、FS Prolog[5]やProlog-ELF[6]などのようにProlog、Lisp等を拡張することにより実現されたものがよく知られているが、どれも実験的なシステムとしての意味合いが強く、また、PrologやLispの実行速度及び応用分野の特異性の問題から実用には適しているとはいえない。

我々の開発したFuzzy C++(FC++)は、ファジィ集合型、ファジィ数型、ファジィ関係型の各種データ構造と、集合演算、比較演算、算術演算等の各種演算及び非ファジィ化、ヘッジ関数、入出力関数、さらにファジィ推論ルールなどをC++[9]クラスライブラリにより実装した。FC++は、C/C++プログラマのファジィを用いたアプリケーション開発効率の向上を目的とした実用的な言語である。

2 FC++の概要

本報告では、次章以降でファジィ集合のデータ構造、ファジィ数、及びファジィ推論に関して詳細に述べるが、FC++のデータ型および演算の特徴についてあらかじめ簡単に述べておく。

2.1 FC++のデータ型

- データ型にはファジィ集合型、ファジィ関係型、ファジィ数型及びファジィ推論型の4種類のデータ型が存在する。
- ファジィ集合、ファジィ数、ファジィ関係内では暗黙の型変換が可能である。また、ファジィ集合とファジィ数との間での型変換も可能である。

2.2 FC++の演算

- 積演算、和演算、平均演算、非ファジィ化などの演算において多くの代表的な演算をサポートしている。例えば、積演算で4種類（論理積、代数積、限界積、激烈積）、非ファジィ化で4種類（重心法、最大平均法、最大中点法、中央値法）をサポートしている。
- 集合演算、比較演算、算術演算等、頻繁に用いられる演算を、C++の演算子多重定義機構を用いることにより、演算子を用いて記述可能にしている。また、和演算など演算定義の複数存在するものについては、演算定義の変更が可能である。

例：
```
FloatFSet x(.....), y(.....), z;
z = x | y; \\論理和（デフォルト）
change_function(t_norm, algebraic_sum);
z = x | y; \\代数和
```

3 ファジィ集合

ファジイ集合には順序関係の定義された数値型と、離散的で順序関係の定義されない文字型が存在する。また、数値型には連続的な型と離散的な型が存在する。

3.1 数値型のファジィ集合

数値型のファジィ集合には、実数を扱う連続的なファジィ集合と整数を扱う離散的なファジィ集合が存在する。

全空間Xが連続的な場合、ファジィ集合Aのメンバシップ関数$\mu_A(x)$を用いた表記は以下の様になる。

$$A = \int_X \mu_A(x)/x \quad x \in X$$

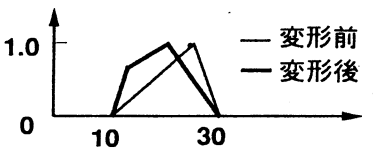
ファジィに限らずこの様な連続曲線は、計算機上では、計算機言語でいうところの関数を用いて実現されることがある。つまり連続型を関数として定義し、各演算を関数の木構造データとして保持しておき、グレード参照時に評価するという方法である。

また、ファジイ集合演算をファジィチップ[8]などにより高速処理することを考慮した、グレード値のベクタ表現による内部データ構造を持つものもある。

FC++では、連続的なファジィ集合型の内部データ構造は全て、折れ線を用いた連続表現で表されている。具体的には、要素とその要素がファジィ集合に属している度合を表すグレードとの対で折れ線の各頂点を表し、各頂点データの並びによりファジィ集合型を表現している。

この内部データ構造の最大の利点は、頂点データ単位で、ファジィ集合にアクセスすることができる為、ユーザのイメージに最も近い形でメンバシップ関数の変形操作が可能という点である。

例：
```
FloatPair x_data[]={{10,0.0},{25,1.0},
                    {30,0.0}};
FloatFSet x(x_data, 3);
x.delete_pair(2);
x.put_pair(FloatPair(12.5, 0.7));
x.put_pair(FloatPair(20, 1.0));
```



以下は前述の3種類のデータ構造を比較した結果である。

	MF変形操作	演算速度	誤差
1. 頂点データ型	ユーザのイメージどおりの変形が可能	マシンアーキテクチャに依存せずある程度高速	曲線の近似時に誤差あり
2. グレードベクタ型	可能だが冗長	ファジィチップを用いることにより最も高速	演算により誤差が拡大する
3. 関数型	細かな変形は困難	グレード参照を伴わない演算では木構造の修正のみの為、高速	誤差なし

1と2はデータ構造自体は非常に良くにているが、最も大きな違いは、2がハードウェアの処理との親和性に重点を置いているのに対して、1がソフトウェアとしてのファジィ集合の記述能力に重点を置いている点である。

さらに、FC++では、関数を用いることにより連続曲線を表現可能である。連続曲線は内部的に折れ線型に近似して保持される。

例：
```
Grade membership( double );
DoubleFSet x(membership, 0.0, 10.0, 10);
```

この例で、関数membership()により表現された連続曲線は、区間[0.0, 10.0]の間で10分割されて折れ線近似される。

3.2 文字型のファジィ集合

文字型のファジィ集合は離散的で順序関係の定義されないファジィ集合である。

全空間Xが離散的な場合、ファジィ集合Aのメンバシップ関数$\mu_A(x)$を用いた表記は以下の様になる。

$$A = \mu_A(x_1)/x_1 + \mu_A(x_2)/x_2 + ...\mu_A(x_n)/x_n$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \mu_A(x_i)/x_i$$

FC++では、文字型のファジィ集合型の内部データ構造は、文字列型(char *)の要素とグレードとの対の並びにより表現している。

例：
```
StringPair x_data[]={{"apple",0.3},
                     {"orange",0.8}, {"grape",0.6}};
StringFSet x(x_data, 3);
```

3.3 不連続スイッチとクリスプ集合

連続的なファジィ集合型で用いられる頂点データは、要素とグレード以外に第3のメンバを持っており、FC++ではこれを「不連続スイッチ」と呼ぶ。不連続スイッチには以下のような種類があり、それぞれ要素の極限値を指定するのに使用される。

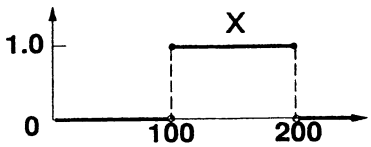
LT ： その要素の左側極限を表す
EQ ： その要素自体を表す
GT ： その要素の右側極限を表す
例えば {3, 0.3, LT} は、

$$\lim_{x \to 3-} \mu(x) = 0.3$$

を表している。不連続スイッチは省略可能であり、省略時は EQ と解釈される。

この不連続スイッチを用いることにより、クリスプ集合をも表現可能である。

```
例:DoublePair xd[]={{100,0.0,LT},{100,1.0,EQ},
                    {200,1.0,EQ},{200,0.0,GT}};
   DoubleFSet x(xd, 4);
```



4 ファジィ数

ファジィ数は、正規かつ凸で、区分的に連続なメンバシップ関数をもつ、特殊なファジィ集合である。

4.1 ファジィ数型のデータ構造

FC++では、ファジィ数型の内部データ構造を α カットの並びとしている。α カットの個数は、ファジィ数の初期化時及び関数change_division() により、自由に変更することができる。

α カットを用いて、メンバシップ関数を再構成する方法としては、分解定理

$$h_A(x) = \max_{0 \le \alpha \le 1} [\alpha \wedge \chi_{A\alpha}(x)]$$

を用いてピラミッド型のメンバシップ関数を得る方法が良く知られている [2] が、FC++では連続する α カットの区間値を直線で補間することによりメンバシップ関数を得る為、α カットの数を少なくしてもある程度の精度を保つことが可能である。

4.2 ファジィ集合としてのファジィ数

ファジィ数は、特殊なファジィ集合である為、ファジィ数からファジィ集合へは暗黙のうちに型変換される。当然明示的に型変換することも可能である。

```
例： FloatFNum x(.....);
     FloatFSet y, z;
     y = x;
     z = (FloatFSet)x;
```

この型変換機能によって、ファジィ数で定義されている四則演算以外に、ファジィ集合で定義される全ての演算子及び全ての関数をファジィ数で使用することができる。

```
例： FloatFNum x(.....), y(.....);
     FloatFSet z;
     z = x & y;
     z = power(x, 2.0);
```

これとは逆に、ファジィ集合からファジィ数への型変換は、分割数を指定する必要がある為、明示的にしか型変換できない。また、ファジィ数の性質を満たしていない場合は型変換できない。

```
例： FloatFSet x(.....);
     FloatFNum y;
     if(isfuzzynum(x)){
         y = FloatFNum(x, 4);
     }
```

5 ファジィ推論

FC++では、ファジィ集合、ファジィ数などの基本的なデータ構造だけでなく、ファジィ推論ルールをも扱える。また、FC++ではファジィ推論ルールを手続きでは無くオブジェクトとして扱うことを試みている。これによりファジィ推論ルール単位のファイル入出力が可能となり、知識ベースの構築を容易にする。

ファジィ推論ルールの宣言は、Rule 型のクラスと複数のサブクラスのコンストラクタ及びマクロにより実現される。

次に示す 3 つの IF-THEN 規則からなるファジィ推論ルール

IF a is High THEN b is Good
IF a is Mid THEN b is Fairly_Good
IF a is Low THEN b is Bad

を FC++を用いて宣言すると以下のようになる。

```
例：FloatFSet High(.....);
                .....
    Rule x((
        If(a, _EQ_, High).Then(b, Good),
        If(a, _EQ_, Mid).Then(b, Fairly_Good),
        If(a, _EQ_, Low).Then(b, Bad)
    ));
```

ファジィ推論ルールを宣言した段階では、オブジェクトの内部データ構造を IF-THEN 規則を表す木構造データ形式で構成するだけで、まだ推論は行なわれない。また、IF-THEN 規則中のファジィ集合や

実数などは、内部的には文字列型の名前とデータの対で表される。

このRule型のオブジェクトに対して、ファジィ推論を行なうにはメソッド Inference() を用いる。

```
例：Rule x(.....);
    x.Inference();
```

ファジィ推論の方法は各種提案されているが、FC++ではMamdani の方法として知られる頭切り法を用いて推論を行なう。頭切りの方法は論理積 (min) ばかりでなく、代数積、限界積、激烈積を用いることが可能である。また、後件部における非ファジィ化の方法なども、複数の方法から選択可能である。

```
例：Rule x(.....);
    x.Cut(algebraic_product);
    x.Defuzzify(median_method);
    x.Inference();
```

上の例では、頭切り方に代数積、非ファジィ化に中央値法を用いて推論を行なっている。

また、ファジィ推論ルール単位でのファイル入出力や IF-THEN 規則中の各種データの変更も行なうことができる。

```
例：FILE *from, *to;
    Rule x;
    FloatFSet new_High(.....);
        .....
    x.Fget(from);
    x.Change("High",new_High);
    x.Cut(algebraic_product);
    x.Fput(to);
```

上の例では、ファイル from からファジィ推論ルールが x に読み込まれ、データ High 及び頭切り法の変更を行なった後、ファイル to に書き出される。

また、記述の簡易性の面から、オブジェクトとして扱うファジィ推論ルールとは別に、手続きとして記述することを目的とするファジィ推論ルールも、コンストラクタを用いて実現している。

6 おわりに

本報告では、C++クラスライブラリを用いて実現したファジィ集合のデータ構造、ファジィ数、及びファジィ推論について詳細に述べた。

FC++は現在、

OMRON LUNA-88K 上の GNU C++ ver. 2.2.2

SUN SPARCstation 2 上の GNU C++. ver 2.3.3

の2つのシステム上で稼働中であるが、C++のクラスライブラリを用いて実現している為、C++処理系を持つどのマシン上でも稼働可能である。

FC++は C++の演算子の多重定義機構により演算については非常に簡潔な記述が可能である。しかし、初期化付き宣言やデータの代入等一部記述性に問題がある為、今後、FC++用のプリプロセッサ等を作成することにより、記述性を向上する必要がある。

参考文献

[1] L.A.Zadeh, "Fuzzy Sets" *Information and Control,* Vol.8, No.3, pp.338-353, 1965

[2] 日本ファジイ学会, "ファジイ集合" 日刊工業新聞社, 1992

[3] 水本雅晴, "最近のファジー理論" 情報処理, Vol.29, No.1, pp.11-22, Jan.1988

[4] L.A.Zadeh, "PRUF-A Meaning Representation Language for Natural Languages." *Int.J. Man-Machine Studies,* Vol.10, pp.395-460, 1978

[5] 馬野元秀, "ファジィ集合の概念を用いた Prolog について" 2nd Fuzzy System Symbosium, pp.88-93, 日本ファジイ学会, June 1986

[6] 金井直樹, 石塚満, "Prolog-ELF:ファジイ論理を組み込んだ Prolog" 情報処理学会論文誌, Vol.27, No.4, pp.411-416, 情報処理学会, Apr.1986

[7] 井上由文, "C++言語によるファジィ集合処理" 第8回ファジイシステムシンポジウム, pp.353-356, 日本ファジイ学会, May 1992

[8] 勝亦敦, 徳永秀和, 安信誠二, "ファジィ集合演算チップ" 第6回ファジイシステムシンポジウム, pp.279-282, 日本ファジイ学会, Sep. 1990

[9] B.J.Stroustrup, "The C++ Programming Language" *Addison-Wesley Publishing Company,* 1986

問い合わせ先

〒617 長岡京市下海印寺

オムロン株式会社 システム総合研究所 第3研究室

藤居 藤樹 (Touju Fujii)

E-mail: tfujii@ari.ncl.omron.co.jp

TEL: (075)951-5111 (ex. 3661)

FAX: (075)956-7403

TD7-2

Fuzzy SQL の言語仕様とライブラリについて

The Language Specification and the Library Fuzzy SQL

中嶋 宏　十河 太治　荒尾 真樹
Hiroshi NAKAJIMA　Taiji SOGOH　Masaki ARAO
オムロン株式会社
OMRON Corporation

Abstract

There are many kinds of imprecise data in important and effective information. The importance of accumulating and accessing the information has become widely accepted. By using fuzzy database system, it is possible to process the information including imprecise data. But there has been few industrial approach in the fuzzy database area. To develop real fuzzy database system, it should be easy to write fuzzy database application and the fuzzy database system must be capable of processing information stored in conventional database systems. This paper outlines the specification of a fuzzy database language called Fuzzy SQL and the FDL2 C library which is used to implement the Fuzzy SQL processor.

1 はじめに

我々は、ファジィデータベースを構築するために最低限必要な機能を提供するC言語ライブラリ FDL を既に開発済みである。1) しかしながら、通常のデータベースのアプリケーションはデータベース言語SQL などを利用して記述される場合がほとんどである。したがって、C 言語レベルの FDL を提供するだけでは、データベースのアプリケーションプログラマにとって、ファジィデータベースのアプリケーションを記述することは容易なことではない。ファジィデータベースを普及し活用するためには既存のデータベースを利用してファジィデータベースを構築できることと、ファジィデータベースのアプリケーションを容易に構築できることが必要要件である。

既存のデータベースを利用してファジィデータベースを構築するためにはファジィデータ処理機能を既存のデータベース管理システム（DBMS）のフロントエンドとして実現する方法が現実的である。さらに、ファジィデータベースのアプリケーションの構築を容易にするためには、SQL のレベルでアプリケーションを記述できることが必要となる。本稿では、アプリケーションの構築を容易にするファジィデータベース言語 Fuzzy SQL を中心に述べる。

Fuzzy SQL は標準 SQL をベースにしてファジィデータを扱う機能を追加することで、従来のアプリケーションプログラムを構築する工数と同程度で、ファジィデータベースのアプリケーションを構築できることを目的としている。また、現状の SQL の仕様から逸脱する仕様はできるだけ避け、SQL ユーザであれば簡単に利用できるようなインタフェースを定義している。くわえて、Fuzzy SQL 処理系を実装する際に有効であるC言語ライブラリ FDL2 を開発したので報告する。FDL2 は Fuzzy SQL 言語仕様で定義されるファジィデータの操作を行う機能を提供する。

2 Fuzzy SQL 言語仕様について

ファジィデータベースに関する研究は数多く行われ、有効な提案がなされている。2) 3) 4) 5) 6) ここでは、Fuzzy SQL で扱うファジィ関係データベースモデルを説明し、Fuzzy SQL 言語仕様を概説する。

2.1 ファジィ関係データベースモデル

SQL は、関係データベースモデルをベースにして設計された言語である。ファジィ関係データベースモデルは、以下に示す機能を関係データベースに追加する。

1. データベース内のデータと質問文などの操作文においてファジィデータを扱う。
2. 関係のあいまいさは GRADE 列を関係に付加することで表現する。GRADE 列には [0,1] の値が格納され、各行の関係への帰属度を表現する。

ファジィ関係データベースで扱う表の例を図 1 に示す。表中の下線が引かれたデータが示すようなファジィデータを扱う。この表では「毛髪の色」、「収入」、「年齢」の各列に対してファジィデータを登録する。

2.2 ファジィデータ

ファジィ関係データベースで使用するファジィデータおよびそのファジィデータの処理時に利用するデータを以下に示す。

(1) **確実度** タプルごとにそのデータの信頼性を表現するデータとして [0,1] の値を与える。

(2) ファジィ数 「約２０歳」や「約７００万円」などの数値型のあいまいなデータを表現する。二等辺三角形のメンバシップ関数によって表現する。

関係：若い人

名前	性別	毛髪の色	職業	収入		年齢	GRADE
小森 麗子	女性	茶	会社員	ABOUT 400	(1.0)	21	1.0
斉藤 泰三	男性	グレー	会社役員	1200	(0.8)	ABOUT 50	0.9
M. ジョン	男性	赤っぽい茶	教員	多い	(0.5)	ABOUT 30	0.5
山岡 知子	女性	黒	保母	400	(0.6)	若い	0.7

図 1: ファジィ関係データベースの例

(3) ファジィラベル 「若い」や「多い」などの数値型で表されるデータであり、そのデータに名称（ラベル）が付加されるあいないなデータを表現する。台形のメンバシップ関数によって表現する。

(4) 文字列ファジィ集合 「赤っぽい茶」などの文字列型のあいまいなデータを表現する。要素とその要素に対応する適合度のペアの集合によって表現する。

(5) 重視度 検索時に複数個の条件が与えられた場合に、各々の条件を重視する重要性を表現するデータとして [0,1] の値を与える。

(6) ファジィ関係 文字列型データの比較演算に対して、~= （類似している）、>> （はるかに大きい）あるいは << （はるかに小さい）といった比較演算子を追加した。これらの演算は要素が文字列のファジィ関係を利用して適合度を計算する。

(7) 演算子パラメータ 数値型データの比較演算に対しても、文字列型データと同様に ~= 、>> あるいは << の演算子を追加した。数値型に関しては以下に示すような関数を定義し、これらの関数に対してユーザが適当なパラメータ値を与えることで適合度を計算する。7)

類似している

$$G_{X\sim=Y} = e^{-C_{eq}\times|X-Y|} \quad (1)$$

はるかに大きい

$$G_{X>>Y} = \begin{cases} 0 & (X \le Y) \\ 1/(1+C_{mgt}/(X-Y)^2) & (X > Y) \end{cases} \quad (2)$$

はるかに小さい

$$G_{X<<Y} = \begin{cases} 0 & (X \ge Y) \\ 1/(1+C_{mlt}/(X-Y)^2) & (X < Y) \end{cases} \quad (3)$$

(8) ファジィ修飾子 「かなり」や「やや」などの修飾語を表現し、非修飾されるデータを変更する。ファジィ修飾は数値型データに対してのみ有効であり、データをシフトさせることによってデータを変更する。8)

2.3 データ定義言語

SQL にて定義されるデータ定義言語に対して、ファジィデータを表内に記憶するための機能とファジィデータ自体を定義する機能を追加する。

```
CREATE TABLE 若い人
( 名前        NCHAR(12)  NOT NULL
              PRIMARY KEY,
  性別        NCHAR(4),
  毛髪の色    NCHAR(12)  FUZZY,
  職業        NCHAR(12),
  収入        DEC(6) FUZZY RELDEG,
  年齢        DEC(3) FUZZY
                  CHECK 年齢 >= 若い
                  WITH GRADE > 0.2 )
```

図 2: 表定義の例

2.3.1 列定義と列制約

ファジィデータベースのスキーマ設計時に、従来の作業に加えて、「ファジィデータを含む列は何か」あるいは「列にファジィデータを登録しないが質問文ではファジィデータを利用する」などを検討する。これらの設計作業を経た後、具体的に各スキーマを決定する。Fuzzy SQL では<列定義>の<列制約指定>において、これらのファジィデータに関する取り扱いを指定する。

<列制約指定>において、

FUZZY が列制約として指定されるならば、その列にはファジィデータの登録が可能となる。

RELDEG が指定されるならば、その列には確実度の登録が可能となる。RELDEG が指定されていない列の確実度は 1.0 を持つと解釈する。

CHECK <探索条件> が指定されるならば、<探索条件>*の結果が偽（適合度が 0.0）でない値の登録が可能となる。

CHECK <探索条件> **WITH** <限定条件> が指定されるならば、<限定条件>†を含んだ結果が偽でない値の登録が可能となる。

表定義の例を図 2 に示す。

2.3.2 ファジィデータ定義

Fuzzy SQL ではファジィデータを予めデータ定義言語にて定義する。定義すべきファジィデータと定義項目は以下の通りである。

*<探索条件>は、指定される検索条件を結合演算子（AND や OR など）により結合したもので、その結果は [0,1] の適合度となる。

†<限定条件>は、指定される行に対して「真」または「偽」となる条件を指定する。<限定条件>には GRADE 列に対して与える<質限定条件>と導出表に入れる行数を指定する<量限定条件>がの 2 種類がある。

```
CREATE FDD 若い人. 年齢
  CREATE FUZNUM
  ( RATED, 10, 2.0)
  CREATE FUZLAB
  ( 若い NMF(0, 0, 20, 30),
    老いた   NMF(40, 50, 150, 150))
  CREATE HEDGE
  ( とても TIGHT 1, やや WIDE 1 )
  CREATE PARAM
  ( ~= 0.2, >> 5, << 5)

CREATE FDD 若い人. 毛髪の色
  CREATE STRFSET
  ( 赤っぽい
      ( N'赤' 0.9, N'ピンク' 0.7, N'オレンジ' 0.3),
    茶っぽい赤 ( N'茶' 0.3, N'赤' 0.8 ))

CREATE FDD 若い人. 職業
  CREATE FUZREL APE
  ( 似た職業
     (N'会社員' N'会社役員' 0.8)
     (N'教員' N'保母' 0.7) ... )
```

図 3: ファジィデータの定義例

(1) ファジィ数 三角形の低辺の幅の決定方法を各列ごとに1つ定義する。頂点の値を与えることで、個々のメンバシップ関数の形状を決定する。

(2) ファジィラベル 台形のメンバシップ関数の形状を表す4点の座標とそのファジィラベルの名称により1つのファジィラベルを定義する。各列ごとに必要なファジィラベルの個数分を定義する。

(3) 文字列ファジィ集合 要素とその適合度のペアの集合と文字列ファジィ集合の名称により1つの文字列ファジィ集合を定義する。各列ごとに必要なファジィラベルの個数分を定義する。

(4) ファジィ修飾子 操作の種類（シフトさせる方法）、操作量およびファジィ修飾子の名称により1つのファジィ修飾子を定義する。各列ごとに必要な言語修飾子の個数分を定義する。

(5) ファジィ関係 文字列型データを要素とするファジィ行列とその名称によりファジィ関係を定義する。各列の比較演算子（~=、>>、<<）ごとに必要なファジィ関係の個数分を定義する。

(6) 演算子パラメータ 比較演算子（~=、>>、<<）とそれに対応するパラメータ値（正の数値）により演算子パラメータを定義する。各列の比較演算子（~=、>>、<<）ごとに1つの演算子パラメータを定義する。

ファジィデータ定義の例を図3に示す。

2.4 データ操作言語

代表的なデータ操作文である SELECT、DELETE、INSERT、UPDATE 文に関してファジィデータを取り扱う場合の処理に関して示す。

(1)**SELECT 文** 導出表には自動的に GRADE 列が付加され、各行の GRADE 列の値は＜探索条件＞から演算される値を記憶する。"SELECT DISTINCT" が指定された場合には、GRADE 列を除く残りの列について重複している行は除いて1つの行にまとめる。このとき、GRADE 列の値は重複している行の GRADE 列の値の最大値をとる。

(2)**DELETE 文：位置付け** カーソルの現在行を削除する。GRADE 列の値に関わりなく削除する。

(3)**DELETE 文：探索** ＜限定条件＞を付加しない場合は、＜探索条件＞の結果が偽（適合度が 0.0）でない全ての行を削除する。＜限定条件＞を付加した場合には、＜限定条件＞の結果が真である全ての行を削除する。

(4)**INSERT 文** 表に新しい行を追加する。スキーマ定義における＜列制約＞にて FUZZY が指定されていない列に対してファジィデータを挿入することはできない。また、CHECK が指定されている場合にはその＜探索条件＞および＜質限定指定＞が偽（0.0）である行は追加することができない。

(5)**UPDATE：位置付け** カーソルの現在行を更新する。GRADE 列の値に関わりなく変更する。

(6)**UPDATE：探索** ＜限定条件＞を付加しない場合は、＜探索条件＞の結果の適合度が偽（0.0）でない全ての行を削除する。＜限定条件＞を付加した場合には、＜限定条件＞の結果が真である全ての行を削除する。

データ操作言語の例を図4に示す。

3 ファジィデータベースライブラリについて

Fuzzy SQL 言語に対応した C 言語によるファジィデータベースライブラリ（FDL2）は、Fuzzy SQL 言語処理系を容易に構築することを目的としている。FDL2 は FDL をベースにして Fuzzy SQL 言語仕様で定義される全てのファジィ演算機能を提供する。以下の3種類の関数群から構成される。

(1) **インタプリタ関数群** 探索条件部を処理を行い、指定される条件を適用した結果の適合度 [0,1] を計算する。

(2) **基本関数群** 述語、結合演算、関係演算などの基本的なファジィ演算を行う。

(3) **ファジィデータ辞書操作関数群** ファジィデータ辞書へのファジィデータおよびファジィデータ操作に関するデータの操作を行う。

FDL2 を Fuzzy SQL 言語処理系に組み込んだ概念図を図5に示す。既存の DBMS に対して、Fuzzy SQL 言語仕様で追加したキーワードの処理を行うための SQL 言語処理系の変更を行い、Fuzzy SQL 言語処理系とし、さらにファジィデータの処理機能を FDL2 を組み込むことによって実現する。

「年齢が若くかつ、収入が多い人を２０名求めよ。」

```
SELECT 名前, 年齢, 収入 FROM 人々
WHERE (年齢 = 若い) AND (収入 = 多い)
WITH LINES = 20
```

「年齢が中年以上という条件に対する適合度が
0.5 以上の人のデータを削除せよ。」

```
DELETE FROM 若い人
  WHERE 年齢 >= 中年 WITH GRADE >= 0.5
```

「年齢が約１９歳以下という条件に対する適合度が
0.2 以上の人の年齢は若いに変更せよ。」

```
UPDATE 若い人
  SET 年齢 = 若い
  WHERE 年齢 <= ABOUT 19 WITH GRADE > 0.2
```

「名前が山本由貴、性別が女性、毛髪の色が黒、
職業が会社員、収入が約 500 万円 (確実度が 0.7)
年齢が若い という行を追加せよ。」

```
INSERT INTO 若い人 名前, 性別, 毛髪の色, 職業,
                   収入, 年齢
  VALUES(N'山本 由貴', N'女性', N'黒', N'会社員',
         ABOUT 500 (0.7), 若い)
```

図 4: データ操作の例

4 まとめ

ファジィデータベースの実利用を考慮したファジィデータベース言語 Fuzzy SQL 言語仕様を提案し、その処理系の構築に有効なファジィデータベースライブラリの開発を行った。Fuzzy SQL はファジィデータベースのアプリケーション開発を容易にする。これにより、ファジィデータベースが普及し、情報の有効活用がさらに進むことが期待される。今後の課題としては、テキストや画像データなどのファジィデータベースでの取り扱いを Fuzzy SQL 言語レベルで可能すること、ファジィデータベースとして検索機能を高めることなどがある。

参考文献

1) H.Nakajima and T.Sogoh, *1992 Fuzzy Database Library*, Proceedings of 8th Fuzzy System Symposium, 333-336.

2) M.Umano *1983 Retrieval from Fuzzy Database by Fuzzy Relational Algebra* Proceedings of the IFAC Symposium, Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis, 1-6.

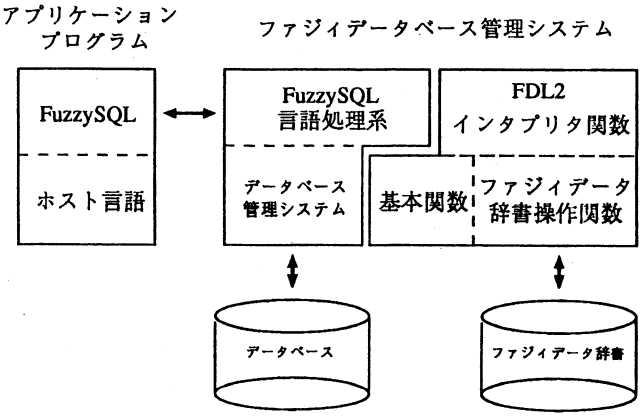


図 5: Fuzzy SQL 処理系の概念図

3) M.Zemankova L. and A. Kandel, *1984 Fuzzy Relational Data Bases a key to expert systems*, Verlag TÜV, Rheinland.

4) P.Bosc, M.Galibourg, and G.Hamon, *1988 Fuzzy Querying with SQL: Extension and Implementation Aspects*, Fuzzy Sets and Systems 28, 333-349.

5) D.Li and D.Liu, *1990 A Fuzzy PROLOG Database System*, RESEARCH STUDIES PRESS LTD.

6) M.Umano and Y.Ezawa *1991 Implementation of SQL-type Data Manipulation Language for Fuzzy Relational Databases*, Proceedings of 7th Fuzzy System Symposium, 347-350

7) L.A.Zadeh, *1971 Similarity Relations and Fuzzy Orderings*, Information Sciences 3, 177-200.

8) Y.Ezawa and M. Umano *1991 Linguistic Approximation of Fuzzy Sets by Japanese Shift Hedges*, Proceedings of 7th Fuzzy System Symposium, 351-354.

9) H.Nakajima ,T.Sogoh,and M.Arao, *1993 Fuzzy Database Language and Library - Fuzzy Extension to SQL*, Proceedings of Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems.

問い合わせ先：
〒６１７ 京都府長岡京市下海印寺
オムロン株式会社
システム総合研究所 第３研究室
中嶋 宏
E-Mail: nak@ari.ncl.omron.co.jp
TEL: 075-951-5111
FAX: 075-955-2442

TD7-3

対話処理システムFLINSにおけるファジィ事例ベース推論の検討
Fuzzy Case Based Reasoning in FLINS (Fuzzy LINgual System)

岩谷 敏治，田野 俊一，岡本 渉
Toshiharu IWATANI, Shun'ichi TANO, Wataru OKAMOTO

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering reaserch (LIFE)

Abstract: LIFE intends to construct FLINS(Fuzzy LINgual System) which can deal with the fuzziness in natural language. FLINS is designed to consist of three inference systems, that is, network inference system, fuzzy inference system and F-CBR (Fuzzy Case Based Reasoning) system. In this paper, the function of F-CBR is described. The necessity of F-CBR for FLINS and difference between F-CBR and conventional inference systems will be discussed. The image of our F-CBR algorithm is also shown with concrete examples.

1．緒言

国際ファジィ工学研究所では自然言語による対話システムFLINS (Fuzzy LINgual System) をホームコンピュータの世界とことわざの世界を対象として構築中である．FLINSの実現目標は，自然言語が持つ曖昧性の処理，自然言語による知識入力を可能とする教示機能，問題に特化したデータ構造を内部に持たない領域独立性等である．

FLINSでは，入力された文章をそのまま知識ベースとして利用する．その知識ベースをNTB（Network Text Base）と呼ぶ．推論方法は，ネットワーク型の推論，ファジィ推論，及びファジィ事例ベース推論(以下F-CBR：Fuzzy Case Based Reasoning）からなる3層構造の推論機能を持ち，相互に補完しあうことで上記の実現を目指す．

本報告ではF-CBRについて議論する．F-CBRは文章を事例としてとらえ，文を構成する格を属性とする．また，文を構成する単語間の意味関係も属性と考えること，ファジィなマッチングを利用することにより，通常の事例ベース推論（以下CBR）よりも柔軟な推論の実現を目的とする．また，F-CBRはシステムの応答性を向上させる目的も持つ．

以下，2章ではFLINSの基本原理を，3章では既存の推論手法との相違を議論し，4章ではF-CBRのアルゴリズムを具体例を用いて示す．5章では考察をおこない，6章を結言とする．

2．FLINSの動作原理[1),2)]

FLINSでは入力文をパーザを用いて構文解析する．入力文が肯定文であり，その構文木が既存のNTBとマッチしなければ，新知識としてNTB上に追加する．NTBは，計算機内ではLISP式で表現されている．この機能により，利用者はFLINSに自然言語で知識を入力できる．

文が疑問文の場合は，ＮＴＢ上でパターンマッチングをおこないその回答として適切な文を探す．"*Where* did Tom go yesterday？" という質問に対しては，動詞がgoの過去型，主格がTom，時間格がyesterdayとなっている構文木をNTB上で探す．例えば，これらの条件を満足し，場所格がto LIFEである構文木を見つければ，それを回答としてジェネレータに渡し，ジェネレータは"Tom went to LIFE yesterday." という文を作成し表示する（図１）．

このように，FLINSは"*where*～？" という形の疑問文が入力された場合の対処方法は前提知識として記述されている．*where*のような単語をFLINSではセマンティックプリミティブ（以下SP）と呼ぶ．SPにはこの他に，*if, and, imply* などがあり，本報告では斜体文字で示す．

FLINSでは，上記の推論機能をネットワーク推論とファジィ推論を用いて強化する．まず，ネットワーク推論であるが，上記の質問がおこなわれた場合に"LIFE is in Yokohama."が既に入力されていたとする．その場合ＮＴＢは図２の形となっており，ネットワークをたどることで場所格がYokohama で置き換えられた構文木，即ち，"Tom went to Yokohama yesterday" を意味する構文木も回答とすることができる．次にファジィ推論であるが，"Tom likes tall girls.","Nancy is a girl who is 160cm high." という文が入力されており，tallと身長の関係を示すメンバシップ関数も記述されていたとする．その場合，"*Does* Tom like Nancy?" という質問がおこなわれると，ファジィ推論機能によってNancy とtall girl の間のマッチングを取り，"Yes, may be" といった回答を作成する．

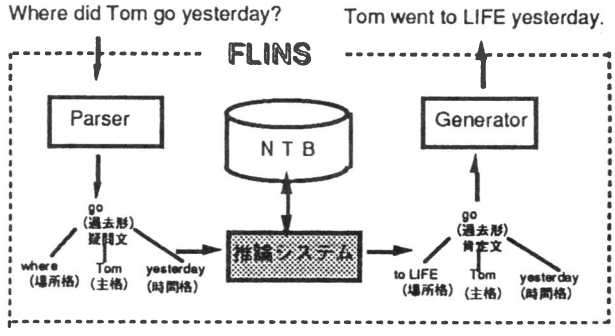


図１.FLINSの動作原理

3．既存研究との比較

3．1 ファジィ推論とF-CBR

ファジィ推論[3)]では，観測事象とルールの条件部との間で曖昧なマッチングをおこない，そのマッチング内容に応じてルールの結論部を変更して結果を導く．これに対してF-CBRは，条件部，結論部ともに内部に構文構造をもったデータを扱うことになる．従ってその推論方法の基本は，構造を持ったデータ同士の曖昧なマッチングをおこなうアルゴリズムと，そのマッチング内容に応じてルールの結論部を変更するアルゴリズムで構成される．このように考えると，F-CBRはファジィ推論を構造を持ったデータへ拡張した推論方法であると言える．

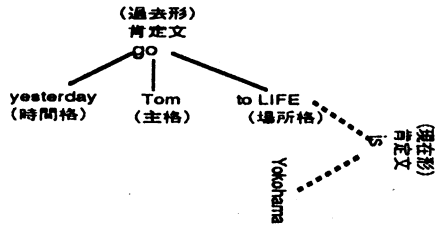


図2.FLINSのネットワーク推論

3.2 CBR[4]とF-CBR

既存のCBRシステムは特定の問題解決に用いられている．例えばCHEF[5]は中華料理の調理タスクを対象とし，MEDIATOR[6]は紛争調停案作成タスクを取り扱う．それぞれのタスクに対しては高い問題解決能力を示しているが機能拡張性は低く，CHEFの事例ベースから紛争の調停案は作成できない．CBRシステムでは，事例は属性によって特徴づけられるが，既存のCBRシステムでは属性が固定されているために同じ事例を違った目的に利用することができないのである．これに対して人間は，意外な事例を利用することで豊かな発想を実現している．鉄の鍛え方から他の金属の鍛え方を導出するだけでなく，子供の育てかたも考え出すのが人間的な発想である．そして，そのような発想の実現には，同じ"鉄は熱い内に打て"という事例を，違った角度からとらえる必要がある．つまり質問内容に応じて属性を変化させることで事例の柔軟な利用を実現している．

FLINSは対話処理システムなので多様な質問に対応する必要がある．質問内容に応じて利用する属性を変化させる，あるいは同じ属性を用いても質問内容に応じて距離が変化するような事例間の距離定義が課題となる．

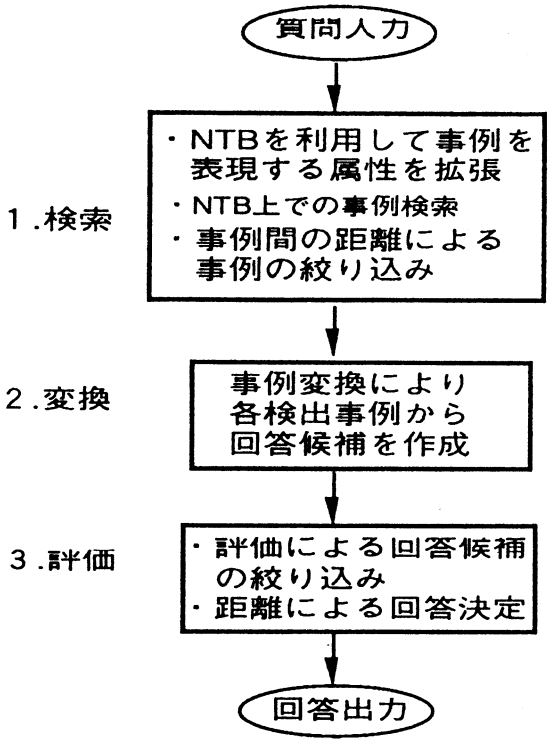


図3.F-CBR概略フロー

4. F-CBRのアルゴリズム

F-CBRの概略フローを図3に示す．本章ではF-CBRで実現したい推論例を示しながら各機能の説明をおこなう．

4.1節では，一般的なCBRを文章に適用し，ファジィなマッチングも利用する場合の推論方法を示す．4.2.節では，NTBを利用して事例の属性を拡張し，推論を実行する方法を議論する．4.3.節では回答候補群の中から回答を決定する方法を議論する．

4.1 文章の構成要素を属性とした場合の推論方法

4.1.1 検索方法

質問1に対しする推論方法を考える．FLINSの演繹推論機能はSPを理解して文章1と同じ意味をした文を探索する．NTB上の知識からある単語Xと同意であると導出される単語の集合をX（Xの袋文字）で示す．例えば，知識1-3が存在すれば文章1と等しい意味を持つ文は，文章1'で表現できる．これにマッチする文章をNTB上に発見し，that 節以下の部分をそのまま回答とするのがFLINSの演繹推論機能である．演繹に失敗したときにF-CBRが呼び出される．まず類似事例の候補を抽出するために，文章1"で示す2種類の文を検索することで利用する類似事例の候補を抽出する．

質問1. *Please teach me the method how* to use the video tape recorder.
文章1. The method how to use the video tape recorder is that ....
知識1. To utilize *is* to use.
知識2. Home video system *usually means* video tape recorder.
知識3. It is almost true that way and manner often *mean* method.
文章1'. The **method** how to **use** the **video tape recorder** is that ...
文章1". The **method** how to * the **video tape recorder** is that ...
The **method** how to **use** the * is that ...
（*は元の単語と品詞を同じくする任意の単語）

次節に示す事例距離を用いて，各文章毎に数個の事例を残す．また，任意のマッチィングを許容する単語は各文1種類とし，SPは任意マッチングの対象とはしない．

類似事例候補の一部として知識4，5を示す．

知識4. The method how to utilize the cassette tape recorder is that you should insert the cassette tape into the cassette tape recorder, select the radio program and push the start button.
知識5. The way how to use the dish washer is that you should insert the dirty dishes into the dish washer, insert the cleanser into the dish washer and push the start button.

4.1.2 事例変換方法と距離定義

事例の絞り込みのために事例間の距離を（1）式に定義し，本節でその説明をおこなう．

$$D_{\alpha}(d_1, d_2, d_3) = \alpha_1 d_1 + \alpha_2 d_2 + \alpha_3 d_3 \quad (式1)$$

d_1：変化させた格に基づく距離．
d_2：変化させた単語間に基づく距離．
d_3：ソース知識のターゲット領域への変換しにくさを示す距離．
α_i：各要素の重み．$i=1, 2, 3$.

d_1：変化させた格に基づく距離

質問内容によっては，それを変化させると推論が難しくなる格がある．例えば，方法を問われた場合に動詞を任意マッチングして事例を検出しても，利用しやすい事例は得にくいと経験的に言える．このようにd_1は，SP，質問内容等を参照する経験則によって決定される．

d_2：シソーラスによる基づく単語間の距離

FLINSの内部にシソーラスを備えておき，それによって変換された2単語間の距離を決定する．

d_3：知識の変換しやすさに基づく距離

知識11を用いて結論を出す場合には cassette tape

recorder の領域からvideo tape recorder の領域へ内容を変換することになる．このとき，知識１１をソース知識，カセットレコーダをソース語（又はソース領域），ビデオレコーダをターゲット語（又はターゲット領域）と呼ぶ．d_3はその変換しにくさを示す．事例の変換方法の概略を図４に示す．

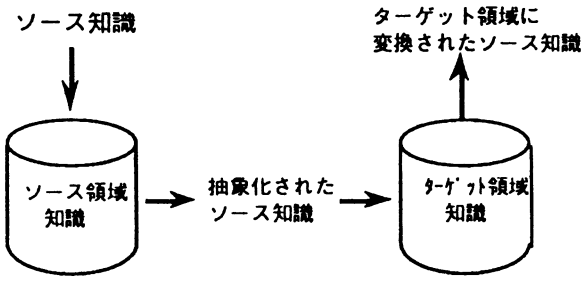


図４.F-CBRの事例変換方法

以下の知識がNTB上に存在したとする．

知識６.A cassette tape is necessary when using the cassette tape recorder.
知識７.A video tape is necessary when using the video tape recorder.
知識８.The cassette tape recorder can record radio programs.
知識９.The video tape recorder can record TV programs.
知識11.The cleanser is necessary when using the dish washer.
知識12.The dish washer can wash the dirty dishes.
知識13.A start button exists on the video tape recorder, cassette tape recorder and dish washer.

ソース語に関係する知識をソース領域知識，ターゲット語に関係する知識をターゲット領域知識と呼ぶ．例えば，知識４がソース知識の場合は，ソース領域知識は知識６，８，１３である．ソース知識４，５に対しそれぞれのソース領域知識を適用すると以下の知識４'，５'意味となる．更に，Aをビデオレコーダに変換し，ターゲット領域知識７，９，１３で知識４'をターゲット領域に再変換すれば，回答候補として知識４''が作成される．

知識４'.The method how to utilize A is that you should insert the thing which is necessary to use A, select the thing which A can record and push the thing which is on A. A:cassette tape recorder

知識５'.The way how to use B is that you should insert the thing which B can wash$_1$ insert the thing which is necessary to use B and push the thing which is on B. B:dish washer

知識４''.The method how to utilize video tape recorder is that you should insert the video cassette tape into the vidoe tape recorder, select the TV program and push the start button.

知識４''は推論結果として妥当である．これに対し，知識５'は下線部１がターゲット領域知識では変換できないので取扱が難しい．

距離要素d_3は，ソース知識のthat 節以下の文を構成する格の内，上記の変換が可能でない格の割合を示す．従って知識５の場合は，dirty dish, dish washer, cleanser, dish washer, start button の内，dirty dish が変換できないので$d_3 = 1/5$であり，知識４の場合$d_3 = 0$である．

４.２ 単語間の意味関係を属性とした場合の推論方法

４.２.１ 単語間の意味関係を属性とする必要性

質問２に対する推論方法を考える．この質問文には，child, young, parents の３語が存在し，これらは密接な関係を持つ，質問２の本質は，その関係が成り立つ場合にparentsは何をすべきかという意味である．このような質問に対しては，各単語間に成立する意味関係を属性として事例検索する必要がある．例えば，知識１４，１５がNTB上にあれば検索すべき文章は文章２と考える事ができる．

質問２.*While* the child *is* young, *what should* the parents *do*?
知識14.Parents train their child.
知識15.*While* a child *is* young, he (or she) *can be* educated easily.
文章２.*While* A *is* B, C *should* VP.
属性条件 1. *While* A *is* B, A *can be* educated easily.
2. C train A.

属性条件に出現する単語は同意語で置き換えてもよい．例えば，NTBから導出できる同意語が，**educate** = {educate, refine...}，**train** = {train, forge...} であり，知識１７，１８があれば知識１６を文章２とマッチさせることができる．

知識16.A blacksmith should strike the iron while the iron is hot.
知識17.The iron can be refined easily while it is hot.
知識18.A blacksmith forges iron.

本例では，意味関係をNTB上に存在する知識から直接導出したが，ネットワーク推論，ファジィ推論を用いて演繹的に導出されるものも利用可能とすれば，柔軟な属性の取り方が実現できる．

４.２.２ 事例変換方法と距離定義

知識１６の変換方法は４.１節で述べた事例の変換方法と同様である．但し，ソース領域は単語の集合（iron, hot, blacksmith）となり，ターゲット領域も同様に（child, young, parents）で表させる．各領域が複数の単語から構成されるので，領域知識の数が多くなる．

知識１９，２０が存在すればstrike は train severely に変換可能となり，結論は知識１６'となる．

知識19.*Almost* blacksmith forges the iron by striking.
知識20.*Some* parents bring up thier child by training severely.
知識16'.It may be true that parents should train the child severely while the child is young.

意味関係を属性とした場合の事例間の距離D_βを定義する．D_αと違い，変化させる格に基づく距離の代りに，意味関係に基づく距離を単語間の結束性[7]を利用して導入する．結束性とは２単語間の親密さである．例えばwine とdrink は類似語ではないが，関係が深い単語であり，結束性が高いが，wine と walk の間は結束性は低い．結束性が高い２単語間を関係づける意味関係は距離が短いと考え，２単語間の結束度の逆数で意味関係の距離を表す．例えば，知識１４が示す意味関係の距離はparents とchild の結束性の逆数となる．そして，各々の意味関係の総和を意味関係に基づく距離とする．

また，D_αの場合と同様単語間の距離も必要であるが，変化させる単語が複数なので単語間の距離はその総和をとり，ソース知識のターゲット知識への変換しにくさはD_αの場合と同様とする．従ってD_βは次式で示される．

$$D_\beta(d_4, d_5, d_6) = \beta_4 d_4 + \beta_5 d_5 + \beta_6 d_6 \quad (式2)$$

d_4：単語間の結束性によって決定される意味関係の距離の総和
d_5：シソーラスによって決定される，変化される単語間の距離の総和
d_6：ソース知識のターゲット領域への変換しにくさを示す距離．NTBによって決定される．
β_i：各要素の重み．$i = 4, 5, 6$

４.３ 結果の評価方法

4.3.1 NTBによる推論結果の矛盾検定

質問3に対し，道具格 on the video tape recorder の任意マッチングにより事例を検索して推論をおこない，知識21を知識22及び知識13によって変換すると推論結果は知識21'となる．

質問3. *Plese teach me the method how* to watch the STAR WARS on the video tape recorder.

知識21. The method how to watch the STAR WARS in the movie theater is that you should go to the movie theater and get in the movie theater and sit on the seat.

知識22. There exit seats in the movie theater.

知識21'. The method how to watch the STAR WARS on the video tape recorder is that you should go to the video tape recorder and get in the video tape recorder and sit on the start button.

この場合，（1）式の定義より事例間の距離D_αの値は小さいことが予想でき，それだけで回答を決定すれば知識21'が解となる恐れがある．このような事態を回避するために，推論結果を真とした場合，NTBとの間の矛盾を検討する機能が必要である．例えば，If A can get in B, A is smaller than B." という知識と，人間とビデオレコーダの大きさに関する知識があれば，知識21'がNTBに矛盾することが導出できる．

4.3.2 推論結果の一致度合

質問3に対して，同じく道具格を任意マッチングとした場合，知識23のようにvideo tape recorder が television に変化した知識から推論をおこなう場合も考えられる．

知識23. The method how to watch the STAR WARS on the television is that you should turn on the television and select the TV program.

この場合の推論結果と知識21'は，共通点がないと考えられる．これに対し，目的格を任意マッチングとすれば，INDIANA JONES に変化し事例からでも GOD FATHER に変化した事例からでも類似した結果が期待できる．このように，ある格を任意マッチングとした場合に複数の事例が抽出され，しかも得られる推論結果が類似すればその格を変化させる推論戦略は正しい可能性が高く，逆もまた成り立つといえる．

最終的な回答の決定は，以上に示した2種類の推論結果の評価方法と事例間の距離を利用しておこなう．まず，NTBとの矛盾度合が高い候補を削除し，次に推論結果の一致度を参考にして一番妥当な格変化（あるいは意味関係の変化）を選び，その中から事例間の距離が最短のものを答えとする（図5）．

5．考察

5.1 問題内容に応じた事例間の距離定義

d_3, d_6は，ソース知識の変換しにくさを示し，その値は質問内容に依存するので，3章で示した質問内容に適応する距離の実現となっている．各式の重みα，βを問題内容に応じて変化させ，より適応させることも考えられる．また単語間の意味関係も属性として利用可能としたので，属性を柔軟に決定することが可能となっている．

5.2 NTBとその他の知識の関係

F-CBRではその推論過程で，格の距離を判断する経験知識，シソーラス，単語の結束性などのNTB以外の知識を必要とする．しかし推論の基本を占めるのはNTBであり，NTBの内容さえ変えれば，その他の知識の変更がなくとも推論結果を制御可能である．また，将来的には，これらの知識はNTBに埋め込む事も可能である．

6．結言

FLINS で用いるF-CBRの説明をおこなった．F-CBRの必要性，既存研究との違いを示し，文章の知識，事例としての利用方法，事例間のマッチング方法，結論部の変換方法，推論結果の評価方法等を具体例と共に議論し，最後に考察をおこなった．今後は4章で示したアルゴリズムの細部を検討し，ホームコンピュータの領域でインプリメントを進める予定である．

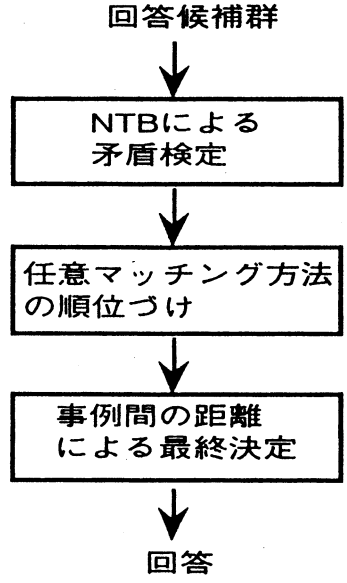


図5．最終的な回答の選択方法

参考文献

1．田野 俊一，岡本 渉，岩谷 敏治：FLINS：あいまいな自然言語対話システムのデザインコンセプト，情報処理学会 自然言語研究会92-12，pp.86-96（1992）．

2．岡本 渉，田野 俊一，岩谷 敏治：対話処理システム"FLINS"におけるファジィ限量 子に関する考察，第9回ファジィシステムシンポジウム講演予稿集（1993）．

3．菅野 道夫，向殿 政男（監訳）：ザデー・ファジィ理論，日刊工業新聞社(1992)

4．小林 重信：事例ベース推論の現状と展望，人工知能学会誌 Vol.7, No.4, pp.559-556 (1992).

5．K.J.Hammond: Case-Based planning, Academic Press (1989).

6．J.L.Kolonder and R.L.Simpson: The MEDIATOR: analysis of an early case-based problem solver, Cognitive Science, Vol.13, No.4, pp.507-549 (1989).

7．小嶋 秀樹，古郡 廷治：単語の意味的な類似度の計算，信学技法 TECHNICAL REPORT OF IEICE. AI92-100, pp.81-88 (1993).

問い合せ先：
〒231 横浜市中区山下町89-1 ｼｨﾍﾞﾙﾍﾏﾝﾅｰﾋﾞﾙ3階
国際ファジィ工学研究所
岩谷 敏治
EMAIL iwatani@fuzzy.or.jp
TEL 045-212-8263
FAX 045-212-8255

一般講演論文

5月21日（金）

［A室］

ＦＡ１	推論（理論１）	司会　水本雅晴（大阪電気通信大学）
ＦＡ２	推論（応用）	司会　江澤義典（関西大学）
ＦＡ３	推論（理論２）	司会　前田　博（九州工業大学）
ＦＡ４	推論（方法論１）	司会　本多中二（電気通信大学）
ＦＡ５	推論（方法論２）	司会　遠藤経一（（株）東芝）
ＦＡ６	推論（方法論３）	司会　伊藤秀美（気象研究所）
ＦＡ７	推論（方法論４）	司会　大内　東（北海道大学）

［B室］

ＦＢ１	心理	司会　椎名乾平（早稲田大学）
ＦＢ２	英語	司会　Anca RALESCU（国際ファジィ工学研究所）
ＦＢ３	心理学におけるファジィ理論の役割	司会　中村和男（生命工学工業技術研究所）
ＦＢ４	測度１	司会　有田清三郎（川崎医科大学）
ＦＢ５	測度２	司会　井上　洋（東京理科大学）
ＦＢ６	測度３	司会　市橋秀友（大阪府立大学）
ＦＢ７	集合	司会　中島信之（富山大学）

［C室］

ＦＣ１	画像１	司会　増井重弘（法政大学）
ＦＣ２	画像２	司会　玉野和保（広島工業大学）
ＦＣ３	方程式	司会　大里有生（長岡技術科学大学）
ＦＣ４	ハードウェア１	司会　山川　烈（九州工業大学）
ＦＣ５	ハードウェア２	司会　戸貝正喜（日本インフラロジック（株））
ＦＣ６	ハードウェア３	司会　上野文男（熊本大学）
ＦＣ７	ロボット	司会　田中一男（金沢大学）

［D室］

ＦＤ１	ＯＲ１	司会　佐藤義治（北海道大学）
ＦＤ２	ＯＲ２	司会　奥田徹示（大阪工業大学）
ＦＤ３	ＯＲ３	司会　村田　忠（琉球大学）
ＦＤ４	ＯＲ４	司会　野本弘平（三菱電機（株））
ＦＤ５	学習１	司会　山ノ井高洋（北海学園大学）
ＦＤ６	学習２	司会　福嶋茂信（国際ファジィ工学研究所）
ＦＤ７	学習３	司会　古橋　武（名古屋大学）

FA1-1

ファジィ推論における間接法と直接法について

On the Truth Space Approach and the Direct Approach in Fuzzy Reasoning

川瀬 真
Shin KAWASE
帝京技術科学大学
Teikyo University

柳原 二郎
Niro YANAGIHARA
千葉大学
Chiba University

Abstract This paper investigates the relations between the truth space approach due to Baldwin, and the direct approach due to Zadeh, in fuzzy reasoning systems. Under the rule "x is A => y is B", suppose that the premise "x is A' " leads the conclusion "y is B'_i " or "y is B'_d " through the truth space approach or through the direct approach, respectively. It has been assested that$B'_i = B'_d$ would be derived from some conditions. In this paper, we will prove that, in general, there holds $B'_d \subseteq B'_i$. Moreover, we give a condition that there holds $B'_d = B'_i$.

1. まえがき

ファジィ推論は，条件文"If x is A, then y is B"と前提"x is A'"から，結論"y is B'"を導出する推論法である．ここでA, A' B, B'はファジィな概念であり，ファジィ集合で表される．結論B'を導出する方法には，Zadehの推論法[1][3]（文献（２）に従って直接法とよぶ）以外に，Baldwin，水本，塚本の推論法等[1]（間接法とよぶ）いくつかあるため，それぞれの推論法の間の関係が問題となる．

Tongら[4]は，μ_A^{-1}が全射ならば、直接法とBaldwinの推論法は同じ推論結果を導くことを証明した．ここでμ_Aはファジィ集合Aのメンバーシップ関数である．また向殿ら[5]は，μ_Aが全射関数であり，かつ implication function I(a, b)の定義域が，I(a, b)がaに関して単調になるように分解可能であるならば，直接法とBaldwinの推論法は同じ推論結果を導くことを証明した．さらに塚本の推論法はBaldwinの推論法と本質的には同じであることを示した．

そこで次の様な問題が生ずる．まず，μ_A^{-1}が全射あるいはμ_Aが全射という条件を除いた場合でも，直接法とBaldwinの推論法とは同じ推論結果を導くであろうか．またTongらおよび向殿らは，いずれも推論の合成規則としてmax-min合成の場合を扱ったが，max-min合成以外にいくつかの推論の合成規則が提案されている．その合成規則の場合でも，直接法とBaldwinの推論法とは同じ推論結果を導くであろうか．もしそうでないとすると，同じ推論結果を導くための条件はなにか．多次元推論の場合はどうか．水本の推論法の場合は上記の問題はどうなるか，等である．

本論文では以上の問題を検討する．まず，直接法およびBaldwinの推論法によるよる推論結果を表すファジィ集合を，それぞれB'_dおよびB'_iとすると，$B'_d \subseteq B'_i$という関係が成り立つことを示す．この関係は，任意の推論の合成規則に対して成り立つ．さらに$B'_d = B'_i$となるための条件を示す．max-min合成の場合この条件は満たされるため，この結果はTongらおよび向殿らの結果を含んだものとなっている．最後に水本の推論法とBaldwinの推論法の関係を述べる．なお，紙面の都合で定理等の証明を略す（詳細は文献(10)参照）．

2. ファジィ推論法

本論文では次の形式のファジィ推論について考える。

規則　x is A => y is B
前提　x is A'　　(1)
結論　y is B'

ここでA, A'は全体集合Xにおけるファジィ集合であり，B, B'は全体集合Yにおけるファジィ集合である．Zadehは規則"x is A => y is B"を，全体集合X×Yの上のファジィ関係としてとらえた[1]．すなわち，"x is A => y is B"はX×Yのファジィ集合（これをA=>Bと書く）を表すと考え，そのメンバーシップ関数$\mu_{A=>B}(x, y)$を次式で与えた．

$$\mu_{A=>B}(x, y) = I(\mu_A(x), \mu_B(y)).$$

ここで$\mu_A(x)$,$\mu_B(y)$は，それぞれファジイ集合A，Bのメンバーシップ関数である．またI(a, b)は

$$I(a, b) = 1 \wedge (1 - a + b), \quad \wedge = \min,$$

で定義される[0,1]×[0,1]から[0, 1]への写像で，implication function と呼ばれる．implication function として上記以外にもいくつか提案されている(1)．

前提A'に対する結論B'はA => BとA'のmax-min合成

$$\mu_{B'}(y) = \bigvee_{x \in X} \{\mu_{A'}(x) \wedge I(\mu_A(x), \mu_B(y))\},$$

をとることにより求められるとした．これを”推論の合成規則”と呼ぶ．ここで$\vee$ = maxである．

一方 Baldwin(3)はファジィ真理値を用いる推論法を提案し，これを "truth space approach" と呼んだ．ファジィ真理値τとは，真理値空間[0, 1]におけるファジィ集合であり，メンバーシップ関数

$$\mu_\tau : [0, 1] \to [0, 1]$$

（以後$\mu_\tau(t) = \tau(t)$と書く）により特性づけられる．

ファジィ真理値τをもつ命題"(x is P) is τ" が与えられたとき，これと等価な命題"x is Q"を表すファジィ集合Qのメンバーシップ関数$\mu_Q(x)$は

$$\mu_Q(x) = \tau(\mu_P(x)).$$

で与えられる．これを真理値限定規則という．逆に，ある命題"x is Q"が与えられたとき，"x is Q"のもとでの"x is P"のファジィ真理値τ_Pは

$$\tau_P(t) = \sup_{\{x; \mu_P(x)=t\}} \mu_Q(x) \qquad (2)$$

で与えられる．これを逆真理値限定規則という(1)．

〔注意１〕 $\{x; \mu_P(x)=t\} = \varnothing$ならば

$$\sup_{\{x; \mu_P(x)=t\}} \mu_Q(x) = 0$$

であるから(6)，$\tau_P(t)$は，任意のt$\in$[0, 1]に対して定まる．文献(5)では$\tau_P(t) = \bigvee_{\{x; \mu_P(x)=t\}} \mu_Q(x)$としているが，$\mu_A(x)$が全射の場合でも，maxは必ずしも存在しないことに注意する．■

Baldwinの推論法では，次のようにして前提A'から結論B'を得る(3)．まず逆真理値限定規則により，A'のもとでのAのファジィ真理値$\tau_A(a)$:

$$\tau_A(a) = \bigvee_{\{x; \mu_A(x)=a\}} \mu_{A'}(x).$$

を求める．つぎに$\tau_A(a)$とI(a, b)のmax-min合成:

$$\tau_B(b) = \bigvee_{a \in [0,1]} [\tau_A(a) \wedge I(a, b)]$$

により$\tau_B(b)$を求め，最後に真理値限定規則により，結論B'のメンバーシップ関数$\mu_{B'}(y)$:

$$\mu_{B'}(y) = \tau_B(\mu_B(y))$$

を得る．

３．直接法とBaldwinの推論法の比較

Tong(4)らはμ_A^{-1}が全射ならば、直接法とBaldwinの推論法は同じ推論結果を導くことを証明した。また向殿ら(5)は，次の二つの条件：

(1) μ_Aは全射である．

(2) implication function I(a, b)がaに関して単調になるように，I(a, b)の定義域を分解できる．

が満たされるならば，直接法とBaldwinの推論法は同じ推論結果を導くことを証明した．ただし，Tongらおよび向殿らは，いずれも推論の合成規則としてmax-min合成の場合を扱っている．

ここでは，$\mu_A(x)$およびimplication functionに対して何等の条件も課せられていない場合であって，かつ推論の合成規則として，max-min合成を一般化したmax-*合成の場合を扱う．ここで”*”は，T-normで定まる２項演算である．

T-normとは[0, 1]の上の２項演算，すなわち

$$T : [0, 1] \times [0, 1] \to [0, 1]$$

なる関数で，次の条件を満たすものをいう(7)．

(a) $T(a, 1) = a$, $T(0, b) = 0$

(b) $a_1 \leqq a_2$, $b_1 \leqq b_2$

$$=> T(a_1, b_1) \leqq T(a_2, b_2) \qquad \text{(単調性)}$$

(c) $T(a, b) = T(b, a)$ (交換性)

(d) $T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$ (結合性)

また，$T(\cdot,\cdot)$が[0, 1]×[0, 1]の上の連続関数のとき，$T(\cdot,\cdot)$を連続なT-normという．T-normは，演算子記号"*"を用いてT(a, b) = a * b とも書く．

T-norm"*"を用いた推論の合成規則：

$$\mu_{B'}(y) = \sup_{x \in X} [\mu_{A'}(x) * I(\mu_A(x), \mu_B(y))]$$

あるいは

$$\tau_B(b) = \sup_{a \in [0,1]} [\tau_A(a) * I(a, b)]$$

をmax-*合成と呼ぶ（sup-*合成というべきであろうが，従来の呼び方に従う）．定理の証明のため，次の補題を準備する．

〔補題１〕 $T(\cdot,\cdot)$をT-normとする．$\{a_x;\ x \in M\}$を，Mを添数集合とする[0, 1]の元の族とする．任意のb$\in$[0, 1]に対して

$$\sup_{x \in M} T(a_x, b) \leqq T(\sup_{x \in M} a_x, b) \qquad (3)$$

が成り立つ．とくに，任意のb$\in$[0, 1]に対し，T(a,

b)がaに関して左連続ならば

$$\sup_{x\in M} T(a_x, b) = T(\sup_{x\in M} a_x, b) \qquad (4)$$

が成り立つ．■

〔定理１〕 ファジイ推論：

規則　x is A => y is B
前提　x is A'
結論　y is B'

におけるimplication functionをI(a, b)とする．直接法による結論をB'$_d$で表し，そのメンバーシップ関数を

$$\mu_{B'_d}(y) = \sup_{x\in X}[\mu_{A'}(x)*I(\mu_A(x), \mu_B(y))] \qquad (5)$$

とする．Baldwinの推論法による結論をB'$_i$で表し，そのメンバーシップ関数を

$$\mu_{B'_i}(y) = \sup_{a\in[0,1]}[\tau_A(a)*I(a,\mu_B(y))]$$

とする．このとき，任意y∈Yに対して

$$\mu_{B'_d}(y) \leqq \mu_{B'_i}(y) \qquad (6)$$

となる．とくに演算"*"を定義するT-normが連続ならば

$$\mu_{B'_d}(y) = \mu_{B'_i}(y) \qquad (7)$$

が成り立つ．■

〔注意２〕 * =∧のとき（すなわちmax-min合成のとき），T(a, b) = a∧bは連続であるから，$\mu_{B'_d}(y) = \mu_{B'_i}(y)$が成り立つ．従ってこの定理は，Tongらおよび向殿らの結果を含んでいる．さらにこの定理では，μ_AおよびI(a, b)に対して何等の条件も付けられていないことに注意する．■

〔注意３〕 補題１から，定理の後半における" T(a, b)が連続" という条件は" T(a, b)がaに関して左連続 "という条件に弱めることができる．■

さて，この定理から，直接法よる推論結果B'$_d$とBaldwinの推論法による推論結果B'$_i$との間には $B'_d \subseteq B'_i$ という関係が成り立つことがわかる．とくに連続なT-normの場合には$B'_d = B'_i$が成り立つ．現在提案されているT-normの多くは連続であることに注意する[7]．

〔注意４〕T(a,b)が連続でないならば，必ずしも$B'_d = B'_i$という関係は成り立たない（文献(9)参照）．■

4．多次元におけるBaldwinの推論法と直接法

次のような多次元のファジィ推論を考える．

条件　x_1 is A_1, x_2 is A_2,…, x_n is A_n => y is B
前提　x_1 is A_1', x_2 is A_2',…, x_n is A_n'
結論　y is B'

直接法による結論B'のメンバーシップ関数$\mu_{B'_d}(y)$は

$$\mu_{B'_d}(y) = \bigvee_{x_1,\cdots,x_n}[\mu_{A'_1}(x_1)\wedge\cdots\wedge\mu_{A'_n}(x_n) \wedge I(\mu_{A_1}(x_1)\wedge\cdots\wedge\mu_{A_n}(x_n), \mu_{B'_d}(y))] \qquad (8)$$

で与えられる[8]．

一方Baldwinの推論法では，まず逆真理値限定規則によりτ(a)を求める．

$$\tau(a) = \bigvee_{\mu_{A_1}(x_1)\wedge\cdots\wedge\mu_{A_n}(x_n)=a} \{\mu_{A'_1}(x_1)\wedge \cdots\wedge\mu_{A'_n}(x_n)\}. \qquad (9)$$

つぎにτ(a)とimplication function I(a, b)のmax-min合成：

$$\tau_B(a) = \bigvee_a[\tau(a)\wedge I(a, b)]$$

により$\tau_B(b)$を求め，最後に真理値限定規則により，結論B'のメンバーシップ関数$\mu_{B'_d}(y)$:

$$\mu_{B'_d}(y) = \tau_B(\mu_B(y))$$

を得る[4]．

〔注意５〕 (9)において，制約条件$\mu_{A_1}(x_1)\wedge\cdots\wedge\mu_{A_n}(x_n)=a$のもとで，$\mu_{A'_1}(x_1)\wedge\cdots\wedge\mu_{A'_n}(x_n)$の最大値を求める計算のアルゴリズムは複雑であり，Tongらはこのことを，Baldwinの推論法が有用でない主な理由として挙げている．しかし，次に述べる補題から

$$\sup_{a\in[0,1]}[\tau(a)\wedge I(a, b)]$$
$$= \sup_{a_1,\cdots,a_n}[\tau_{A'_1}(a_1)\wedge\cdots\wedge\tau_{A'_n}(a_n) \wedge I(a_1\wedge\cdots\wedge a_n, b)]$$

が成り立つから，

$$\mu_{B'_d}(y) = \sup_{a_1,\cdots,a_n}[\tau_{A'_1}(a_1)\wedge\cdots\wedge\tau_{A'_n}(a_n) \wedge I(a_1\wedge\cdots\wedge a_n, \mu_{B'_d}(y))]$$

となり，(8)と比較すると，計算の複雑さは直接法と変わらないといえる．■

〔補題２〕

$$\sup_{\mu_{A_1}(x_1)*\cdots*\mu_{A_n}(x_n)=a}\{\mu_{A'_1}(x_1)*\cdots*\mu_{A'_n}(x_n)\} \leqq \sup_{a_1*\cdots a_n=a}\{\tau_{A'_1}(a_1)*\cdots*\tau_{A'_n}(a_n)\}$$

が成り立つ．とくに，演算"*"を定義するT-normが連続ならば等号が成り立つ．■

推論の合成規則がmax-*合成で与えられる場合，多次元のBaldwinの推論法と直接法との間の関係として，次の定理が成り立つ．

〔定理２〕 ファジイ推論：

条件　x_1 is A_1, x_2 is A_2,…, x_n is A_n => y is B
前提　x_1 is A_1' x_2 is A_2',…, x_n is A_n'
結論　y is B'

における implication function をI(a, b)とする．直接法による結論B'$_d$のメンバーシップ関数を$\mu_{B'_d}(y)$:

$$\mu_{B'_d}(y) = \sup_{x_1,\cdots,x_n}[\mu_{A'_1}(x_1)*\cdots*\mu_{A'_n}(x_n)$$

$$*I(\mu_{A1}(x_1)*\cdots*\mu_{An}(x_n), \mu_{B'}(y))]$$

とする．Baldwinの推論法による結論B'$_i$のメンバーシップ関数を$\mu_{B'i}(y)$:

$$\mu_{B'i}(y) = \sup_{a\in[0,1]} [\tau(a)*I(a, \mu_B(y))]$$

とする．ここで

$$\tau(a)= \sup_{\mu_{A1}(x_1)*\cdots*\mu_{An}(x_n)=a} \{\mu_{A1'}(x_1)*\cdots*\mu_{An'}(x_n)\}$$

である．このとき，任意$y\in Y$に対して

$$\mu_{B'd}(y) \leqq \mu_{B'i}(y)$$

となる．とくに演算"*"を定義するT-normが連続ならば，

$$\mu_{B'd}(y) = \mu_{B'i}(y)$$

が成り立つ．このときには，$\mu_{B'i}(y)$を

$$\mu_{B'i}(y) = \sup_{a_1,\cdots,a_n} [\tau_{A1'}(a_1)*\cdots*\tau_{An'}(a_n) *I(a_1*\cdots*a_n, \mu_B(y))]$$

と表すことができる．■

5．水本の推論法とBaldwinの推論法の比較

水本[1]により提案された推論法では，(1)のファジィ推論において，次のようにして前提A'から結論B'を得る．まず逆真理値限定規則により$\tau_A(a)$:

$$\tau_A(a) = \bigvee_{\{x;\mu_A(x)=a\}} \mu_{A'}(x)$$

を求める．つぎに条件文" x is A => y is B" のファジィ真理値$\tau_{A=>B}$を，

$$\tau_{A=>B}(c) = \sup_{I(s,t)=c} \{\tau_{true}(s)\wedge\tau_{true}(t)\} \quad (10)$$

により求める．ここで I(s, t)は implication function である．さらにτ_Aと$\tau_{A=>B}$からτ_Bを

$$\tau_B(b) = \sup_{a\wedge c=b} \{\tau_A(a)\wedge\tau_{A=>B}(c)\}$$

により求める．最後に真理値限定規則により，結論B'のメンバーシップ関数$\mu_{B'}(y)$:

$$\mu_{B'}(y) = \tau_B(\mu_B(y))$$

を得る．

〔定理３〕 ファジイ推論:

規則　x is A => y is B
前提　x is A'
結論　y is B'

におけるimplication functionをI(a, b)とする．水本の推論法による推論結果は，implication functionを

$$J(a, b) = \sup_{a\wedge c=b} \tau_{A=>B}(c)$$

とするBaldwinの推論法による推論結果と一致する．ここで$\tau_{A=>B}$は(10)で与えられる．■

6．むすび

本論文で，直接法と間接法における推論結果の関係が明かとなった．いずれの推論法が有用であるかは，問題によると思われる．Tongらおよび向殿らは，ファジィ推論を真理値空間で行う間接法は，推論過程を複雑にするだけであると批判している．しかし推論の問題を，真理値空間という決まった空間に移して扱う手法は，ファジィ推論の性質の理論的検討には有用な手法であるといえよう．このような例として文献(9)があるが，間接法の応用は今後の検討課題であろう．

文献

(1) 水本雅晴：" ファジィ推論法"，システムと制御，28，7，pp.436-441 (1984).

(2) 塚本弥八郎：" あいまい推論"，計測と制御，22，1，pp.139-145 (1983).

(3) Baldwin J. F. :"A new approach to approximate reasoning using a fuzzy logic", Fuzzy Sets and Systems, 2, pp.309-325(1979).

(4) Tong R. M. et al. : "A critical assesment of truth function modification and its use in approximate reasoning", Fuzzy Sets and Systems, 7, pp.103-108 (1982).

(5) 向殿政男，野島和行：" ファジィ推論における直接法と間接法に関する考察"， 日本ファジィ学会誌，4，2，pp.325-333 (1982).

(6) 弥永，小平：現代数学概説Ⅰ，岩波 (1961).

(7) Gupta M.M. and Qi J. : "Theory of T-norms and fuzzy inference methods", Fuzzy Sets and Systems, 40, pp.431-450 (1991).

(8) Mizumoto M.:"Fuzzy controls under various fuzzy reasoning methods", Information Sciences, 45, pp.129-151 (1988).

(9) 川瀬真，柳原二郎，" ファジィ制御における間接法について - 間接法とファジィ･エントロピー - "，第15回Dynamical System Theory シンポジウム資料，(1992-12).

(10) 川瀬真，柳原二郎，" ファジィ推論における間接法について （投稿中）.

連絡先：　川瀬　真　帝京技術科学大学情報学部
〒 290-01 市原市潤井戸字大谷2289-23
☎　0436(74)5511

FA1-2

準同型分離規則と推論の合成法

Relations Between Homomorphic Modus Ponens and Compositional Rules

江澤 義典
Yoshinori Ezawa

関西大学 工学部
Kansai University

Although almost all of the Compositional Rules used in Fuzzy Inference for many application areas are Zadeh's Max - Min methods, they does not satisfy the modus ponens. Even though the Mamdani's relation which is used in almost all of the fuzzy control system satisfies the modus pones, it does not satisfy the 'extended modus ponens.'
Mizumoto reported the possibilities of alternative compositional rules, where the 'Minimum' operation is replaced by the 'Bounded product' or the 'Drastic product.'
In this paper, the sufficient conditions for the Fuzzy inference relation using the 'Maximum' operation and any t-norms, which satisfies 'homomorphic fuzzy modus ponens' are derived. Moreover, the characteristics of new compositional rules defined by some combinations of s-norms and t-norms are also investigated.

1 はじめに

推論の合成規則としては、max - min 合成法が一般的であり多くの応用分野で使われている [1]。一方、エキスパートシステムなどを構築する場合には分離規則 (modus ponens) の成立することが基本である。ところが、Zadeh が最初に提案したファジィ推論手法では分離規則の成立しないことが判明したので、分離規則と矛盾しない推論の合成規則を調べる研究が数多く報告されている [2, 3, 4, 5]。

そして、分離規則を拡張した場合についての研究も進み、言語ヘッジとの関係から準同型言語ヘッジに対して max - min 合成法で分離規則の成立する変換式の性質が導かれた [6]。

本報告では、三角ノルムを用いた合成法の性質を検討するために、s-ノルムとして max を用いた場合に t-ノルムの性質によって、準同型の意味で分離規則が成立する変換式の条件を調べる。また、s-ノルムとして代数和を用いた場合に準同型の意味で分離規則が成立する変換式の条件も明らかにする。

2 諸定義

ファジィ集合の演算に関する諸定義は参考文献 [3, 7] に従うが主なものを以下に示す。

2.1 ファジィ集合演算

定義 1 二つのファジィ集合の**積集合** (intersection) と**和集合** (union) は、それぞれ、次のようにメンバーシップ関数値の演算式で定義される。

$$\mu_{A\cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x).$$

$$\mu_{A\cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x).$$

定義 2 二つのファジィ集合の**代数積** (algebraic product)(AB) と**代数和** (algebraic sum)$(A\dot{+}B)$ は、それぞれ、次のようにメンバーシップ関数値の演算式で定義される。

$$\mu_{AB}(x) = \mu_A(x)\mu_B(x).$$
$$\mu_{A\dot{+}B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x)\mu_B(x).$$

定義 3 二つのファジィ集合の**限界積** (bounded product)$(A \odot B)$ と**限界和** (bounded sum)$(A \oplus B)$ は、それぞれ、次のようにメンバーシップ関数値の演算式で定義される。

$$\mu_{A\odot B}(x) = 0 \vee (\mu_A(x) + \mu_B(x) - 1).$$
$$\mu_{A\oplus B}(x) = 1 \wedge (\mu_A(x) + \mu_B(x)).$$

定義 4 t-ノルム (triangular norm: t−norm) とは次の条件を満たす関数である。

写像 $[0,1] \times [0,1] \to [0,1]$.

境界
$$t(0,0) = 0.$$
$$t(\mu_A(x), 1) = \mu_A(x).$$

単調性 $\mu_A(x) \le \mu_C(x)$ かつ $\mu_B(x) \le \mu_D(x)$ のとき

$$t(\mu_A(x), \mu_B(x)) \le t(\mu_C(x), \mu_D(x)).$$

対称性
$$t(\mu_A(x), \mu_B(x)) = t(\mu_B(x), \mu_A(x)).$$

推移性
$$t(\ t(\mu_A(x), \mu_B(x)), \mu_C(x))$$
$$= t(\mu_A(x), t(\mu_B(x), \mu_C(x))).$$

積集合・代数積・限界積などはt-ノルムに属する積演算である。

定義 5 t-ノルムに双対な演算は**s-ノルム** (s−norm) とか**t-コノルム** (triangular conorm: t−conorm) と呼ばれ, 次の条件を満たす関数である。

写像 $[0,1]\times[0,1]\rightarrow[0,1]$.

境界 $s(1,1) = 1.$

$s(\mu_A(x),0) = \mu_A(x).$

単調性 $\mu_A(x)\leq\mu_C(x)$ かつ$\mu_B(x)\leq\mu_D(x)$ のとき

$$s(\mu_A(x),\mu_B(x))\leq s(\mu_C(x),\mu_D(x)).$$

対称性 $s(\mu_A(x),\mu_B(x)) = s(\mu_B(x),\mu_A(x)).$

推移性 $s(\ s(\mu_A(x),\mu_B(x)),\mu_C(x))$

$= s(\mu_A(x),s(\mu_B(x),\mu_C(x))).$

和集合・代数和・限界和などはs-ノルムに属する和演算である。

2.2 言語ヘッジ

定義 6 一つのファジィ集合が与えられたとき、メンバシップ関数値空間の上の適当な写像によって他のファジィ集合に変換できることがある。例えば、ある写像 $f:[0,1]\rightarrow[0,1]$ にたいして、

$$\mu_F(x) = f(\mu_A(x)),$$

なるとき、

$$F = f(A),$$

と書き、これを**言語ヘッジ** (linguistic hedge) という。

定義 7 メンバシップ関数値の順序関係を保存する言語ヘッジのことを**準同型言語ヘッジ** (homomorphic linguistic hedge) という。

$$\forall x_1,x_2\epsilon X,$$

$$\mu_A(x_1)\leq\mu_A(x_2)\ \Rightarrow\ f(\mu_A(x_1))\leq f(\mu_A(x_2)).$$

応用分野で良く使われる修飾語のなかで very、 more or less、べき乗、スカラー倍、集中化、拡大化、明暗強化、正規化などは準同型言語ヘッジの例である。

2.3 合成規則

定義 8 ファジィ推論の規則はファジィ関係 R とファジィ集合 A との合成として定義される。**sup-inf 合成規則** (sup-inf compositional rule) は次のように定義される。

$$\mu_{A\circ R}(y) = sup(inf(\mu_A(x),\mu_R(x,y)))$$

ここで、sup としては max などの適当な s-ノルムをとり、inf としても min などの適当な t-ノルムを組み合わせると様々な合成規則が考えられる。Zadeh が最初に提唱した規則は max と min との組合せであった。その後、t-ノルムである min の代わりに限界積を用いる規則および min 演算の代わりに激烈積を用いる規則について水本が詳細な検討結果を報告している [2, 3]。

2.4 ファジィ含意命題

ファジィ集合 A および B が与えられ、それぞれの普遍集合が X および Y であるとき、ファジィ推論の前提となる含意命題「A ならば B である」は直積集合 $X\times Y$ の上のファジィ集合 (ファジィ集合 A および B のファジィ関係) で表現できる。

定義 9 *Zadeh* の変換式 R_a は次式で与えられる。

$$\mu_{R_a}(x,y) = 1\wedge(1-\mu_A(x)+\mu_B(y)).$$

定義 10 *Mamdani* の変換式 R_c は次式で与えられる。

$$\mu_{R_c}(x,y) = \mu_A(x)\wedge\mu_B(y).$$

定義 11 その他の変換式としては、古典論理からの拡張による以下の変換式が良く知られている。

$$\mu_{R_m}(x,y) = (\mu_A(x)\wedge\mu_B(y))\vee(1-\mu_A(x)).$$

$$\mu_{R_b}(x,y) = \mu_B(y)\vee(1-\mu_A(x)).$$

$$\mu_{R_\Delta}(x,y) = \begin{cases} 1 & \cdots\ \mu_A(x)\leq\mu_B(y), \\ \frac{\mu_B(y)}{\mu_A(x)} & \cdots\ \mu_A(x)>\mu_B(y). \end{cases}$$

$$\mu_{R_g}(x,y) = \begin{cases} 1 & \cdots\ \mu_A(x)\leq\mu_B(y), \\ \mu_B(y) & \cdots\ \mu_A(x)>\mu_B(y). \end{cases}$$

$$\mu_{R_s}(x,y) = \begin{cases} 1 & \cdots\ \mu_A(x)\leq\mu_B(y), \\ 0 & \cdots\ \mu_A(x)>\mu_B(y). \end{cases}$$

3 準同型分離規則

ここでは、ファジィ推論形式として次のものを考える。ファジィ集合 A と C は普遍集合 X の上で定義されており、ファジィ集合 B と D は普遍集合 Y の上で定義されているとする。

$$\begin{array}{ll} \text{前提 1}: & A\text{ならば }B\text{である.} \\ \text{前提 2}: & C\text{である.} \\ \hline \text{結論}: & D\text{である.} \end{array} \qquad (1)$$

結論のファジィ集合 D は前提 1 を表すファジィ関係 R と前提 2 のファジィ集合 C との合成で導かれる。

定義 12 推論の合成規則 (compositional rule) を用いてファジィ推論結果は次式のように表される。

$$D = C\circ R.$$

定義 13 ファジィ推論形式 (1) において、ファジィ集合 C がファジィ集合 A と同一であるときに、結論であるファジィ集合 D がファジィ集合 B と同一であるならば、**ファジィ分離規則** (fuzzy modus ponens) が成立するという。

定義 14 準同型ヘッジ ψ に対して、ファジィ推論形式 (1) の前提 2 と結論が、

$$C = \psi(A),$$

$$D = \psi(B).$$

であるならば、**ψファジィ分離規則** (ψ fuzzy modus ponens) が成立するという。

定義 15 任意の準同型ヘッジ ψ に対して、ψファジィ分離規則が成立するとき、**準同型ファジィ分離規則** (homomorphic fuzzy modus ponens) が成立するという。

3.1 max 型合成規則

まず、sup 演算が max である場合について考察する。

定理 1 与えられた準同型ヘッジ ψ に対して、sup-inf 合成規則の sup が max 演算であるとき、ψファジィ分離規則が成立する十分条件は次のようになる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad t(\psi(\mu_A(x)), \mu_R(x,y)) = \psi(\mu_A(x)). \tag{2}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad t(\psi(\mu_A(x)), \mu_R(x,y)) \leq \psi(\mu_B(y)). \tag{3}$$

定理 2 sup-inf 合成規則の sup が max 演算であるとき、ファジィ分離規則を満足するための十分条件は、次式が成立することである。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad t(\mu_A(x), \mu_R(x,y) = \mu_A(x). \tag{4}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad t(\mu_A(x)), \mu_R(x,y) \leq \mu_B(y). \tag{5}$$

定理 3 sup-inf 合成規則の sup が max 演算であるとき、準同型ファジィ分離規則を満足するための十分条件は、次式が成立することである。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) = 1. \tag{6}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) = 0. \tag{7}$$

系 1 *t-norm* として *min* を用いた場合には、定理 1の条件は次式となる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \geq \psi(\mu_A(y)). \tag{8}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \leq \psi(\mu_B(y)). \tag{9}$$

とくに、$\psi = i$ の場合には次のようになる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \geq \mu_A(y). \tag{10}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \leq \mu_B(y). \tag{11}$$

系 2 *t-norm* として限界積を用いた場合には、定理 1の条件は次式となる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) = 1. \tag{12}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \leq \psi(\mu_B(y)) + 1 - \psi(\mu_A(x)). \tag{13}$$

とくに、$\psi = i$ の場合に後者の条件は次のようになる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \leq \mu_B(y) + 1 - \mu_A(x). \tag{14}$$

系 3 *t-norm* として代数積を用いた場合には、定理 1の条件は次式となる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) = 1. \tag{15}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \leq \frac{\psi(\mu_B(y))}{\psi(\mu_A(x))}. \tag{16}$$

とくに、$\psi = i$ の場合に後者の条件は次のようになる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) \leq \frac{\mu_B(y)}{\mu_A(x)}. \tag{17}$$

系 4 *t-norm* として激烈積を用いた場合には、定理 1の条件は次式となる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y), \quad \mu_R(x,y)) = 1. \tag{18}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \psi(\mu_A(x)) = 1, \quad \mu_R(x,y) \leq \psi(\mu_B(y)). \tag{19}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \psi(\mu_A(x)) < 1, \quad \mu_R(x,y) < 1. \tag{20}$$

とくに、$\psi = i$ の場合に後者の条件は次のようになる。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = 1, \quad \mu_R(x,y)) \leq \mu_B(y). \tag{21}$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) < 1, \quad \mu_R(x,y)) < 1. \tag{22}$$

命題 1 合成規則として max - min 合成を用いたとき、ファジィ分離規則が成立するのは、ファジィ含意に Mamdani の変換式 R_c または R_g、R_s などを採用したときである。

補題 1 ファジィ含意の変換式 R_a、R_c、R_m、R_b、R_Δ、R_g、R_s の間には次の関係がある。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) > \mu_B(y), \quad R_a \geq R_b \geq R_m \geq R_c = R_g \geq R_s, \quad R_\Delta \geq R_c = R_g \geq R_s. \tag{23}$$

命題 2 合成規則として max -限界積合成を用い、ファジィ含意として Zadeh の変換式 R_a を採用したときファジィ分離規則が成立する。また、そのとき R_c、R_m、R_b、R_Δ、R_g、R_s のどの変換式を採用してもファジィ分離規則が成立する。

命題 3 合成規則として max-代数積合成を用いたとき、ファジィ分離規則が成立するのは、ファジィ含意に R_Δ、R_c、R_g、R_s などを採用したときである。

補題 2 ファジィ含意の変換式 R_a、R_c、R_m、R_b、R_Δ、R_g の間には次の関係がある。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = 1,$$
$$\mu_B(y) = R_a = R_b = R_m = R_\Delta = R_c = R_g. \quad (24)$$

命題 4 合成規則として max-激烈積合成を用い、ファジィ含意として Zadeh の変換式 R_a を採用したときファジィ分離規則が成立する。また、そのとき R_c、R_m、R_b、R_Δ、R_g、R_s のどの変換式を採用してもファジィ分離規則が成立する。

3.2 代数和型合成規則

つぎに、sup 演算が代数和$\dot{+}$である場合を考える。

定義 16 二つのファジィ集合 F とファジィ集合 G のメンバシップ関数が次式を満たすとき、F は G に対して一意であるという。

$$\forall y\epsilon Y, \exists! x\epsilon X, \quad (25)$$
$$\mu_G(y) = \mu_F(x). \quad (26)$$

定理 4 与えられた準同型ヘッジ ψ に対して、sup-inf 合成規則の sup が代数和であるとき、ψファジィ分離規則が成立する十分条件は次の 3 条件が満たされることである。

$$A \text{ は } B\text{に対して一意である.} \quad (27)$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y),$$
$$t(\psi(\mu_A(x)), \mu_R(x,y)) = \psi(\mu_A(x)). \quad (28)$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) \neq \mu_B(y),$$
$$t(\psi(\mu_A(x)), \mu_R(x,y)) = 0. \quad (29)$$

定理 5 sup-inf 合成規則の sup が代数和であるとき、準同型ファジィ分離規則を満足するための十分条件は、定理 4の条件 (28) および (29) がそれぞれ次のようになることである。

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) = \mu_B(y),$$
$$\mu_R(x,y) = 1. \quad (30)$$

$$\forall x\epsilon X, \forall y\epsilon Y, \mu_A(x) \neq \mu_B(y),$$
$$\mu_R(x,y) = 0. \quad (31)$$

4 おわりに

ファジィ推論の sup-inf 合成において、sup が max である場合に、準同型ファジィ分離規則が成立する変換式の条件を明らかにした。また、sup が代数和などの s-ノルムである場合についても検討した。

参考文献

[1] 寺野, 浅居, 菅野：応用ファジィシステム入門, オーム社 (1989).

[2] Mizumoto, M.: Comparison of Various Fuzzy Reasoning Methods, *Preprints of Second IFSA Congress* (1987).

[3] 水本：最近のファジィ理論, 情報処理, Vol. 29, No. 1 (1988).

[4] 坂和：ファジィ理論の基礎と応用, 森北出版 (1989).

[5] Zadeh, L. A.: Fuzzy Logic and Approximate Reasoning, *Synthese*, Vol. 30, (1975).

[6] Ezawa, Y. and Kandel, A.: Robust Fuzzy Inference, *International Journal of Intelligent Systems*, Vol. 6, No. 2 (1991).

[7] 水本：ファジィ理論とその応用, サイエンス社 (1988).

[問い合わせ先]

〒564 吹田市山手町 3-3-35
関西大学 工学部 管理工学科
江澤 義典
TEL: 06−388−1121 (ext. 5811)
FAX: 02−330−3154
E−mail: ezawa@kansai−u.ac.jp

FA1-3

Thornber の Modus ponens による近似推論

Approximate reasoning based on modus ponens proposed by K.K.Thornber

磯部光朗 Mitsuro Isobe
高橋恒介 Kosuke Takahashi
小池仁 Hitoshi Koike
NEC
NEC Corp.

Abstract Modus ponens proposed by Thornber (FUZZ-IEEE'92) is compared with Mizumoto's table, and applied to compose approximate reasonig method. Thornber's modus ponens shows unique behavior when not A is input. Appoximating method based on Thornber's modus ponens is more flexible and simple to modelfitting in nonlinear system than other.

1．はじめに

ファジィ推論に基づく近似推論は、定式化され実用化されているが、基本の含意につき提案が幾通りもある。一方、Thornberは、古典論理の体系での推論形式を、すべてに亘り無限多値化する体系を提案している（文献〔2〕）。この提案の実用性を検討するため、Thornberによるmodus ponensを用いて、近似推論システムを構成し、modus ponensの成立性を水本の表（文献〔1〕）と比較しながら検討し、更に、modus ponensのfidelityの内挿性への寄与も検討し、非線形モデリングを試行した。

その結果、modus ponens性はnot Aに関し、因果関係がMandani より弱いが、その他の方 式より強い。非線形モデリングにつ いては、簡略的な簡易性とルールの真理値をパラメータ とするフィッティングしやすさとが明らかになった。

2．Thornber提案によるmodus ponens

FUZZ－IEEE '92（1992年3月）において、Thornberは、大要次のようにmodus ponensについて、提案している。

(1) 考え方（文献〔2〕）

Modus ponensの目的は、ファジィ関数Bを、ファジィ関数A(minor premise) とファジィ関数A→B (major premise)を用いて表現することとしている。これは、古典論理の{0，1}の16ヶの関数の中から導入すると2変数のファジィ論理関数では実現できない。実現できるとすると、ファジィ論理はzero-ambiguityにおいて、

$B = f(A, A \rightarrow B)$

となるべきであるが、そのようには整備されていない。ファジィ論理を古典論理と対応しないように変えてしまうと、論理表現を誘導できる手なれた記号操作の多くを失うこととなる。

記号論理の規則に対応し、対偶律、帰謬、modus ponens、modus tollens を維持し、更に限量、counter set、三段論法の豊富さと形式的誘導可能の利点を活用できるようなファジィ推論の規則系を得るには、次の定式化を用いることとする。

①ファジィ論理関数の選定

$$\text{fuzzy AND}: \mu(A \wedge B) = \min(\mu A, \mu B) \quad (1)$$
$$\text{fuzzy OR}: \mu(A \vee B) = \max(\mu A, \mu B) \quad (2)$$
$$\text{fuzzy NEGATION}: \mu(\neg A) = 1 - \mu A \quad (3)$$

②含意の選定（文献〔3〕と一致する）

$$\mu(A \rightarrow B) = \mu(\neg A \vee B) = \max(\mu(\neg A), \mu B) \quad (4)$$

これによれば、排中律と矛盾律以外は古典論理を継承できる。

③Modus ponens

以上のファジィ関数の選定の下に、古典論理のmodus ponens

$$(A, A \rightarrow B) \rightarrow B \quad (5)$$

を考慮して次のようにファジィ推論を式(4) を用いて算出する。

$$(\mu A,\ \mu(A\rightarrow B)\rightarrow \mu B=\mu(A\rightarrow B) \quad \text{但し、}\mu(A\rightarrow B)>\mu(\neg A) \tag{6}$$

(5)の対偶をとり、

$$(\neg B,\ \neg B\rightarrow\neg A)\rightarrow\neg A$$

すなわち、

$$(\neg B,\ A\rightarrow B)\rightarrow\neg A \tag{7}$$

から、同様にして、Modus Tollens を設定する。

$$\mu(\neg B,\ A\rightarrow B)\rightarrow\mu(\neg A)=\mu(A\rightarrow B) \quad \text{但し、}\mu(A\rightarrow B)>\mu B \tag{8}$$

④fidelity

式(6) の成立する度合を、次式(9) の大きさで定めるとして、

$$fp=\mu(A\rightarrow B)-\mu(\neg A) \tag{9}$$

Modus ponensの成立する度合いfidelity fp を設定する。同様にmodus tollens に対して、fidelity ft を設定する。

$$ft=\mu(A\rightarrow B)-\mu B \tag{10}$$

⑤Modus ponensとしての特性

ファジィ推論に従来採用されている$\mu(A\rightarrow B)$を用いたmodus ponensとしての特性は、水本により文献〔1〕などに克明に示めされている。それらと、Thornberによる方式の定性的考察を次に示す。

• 式(6) のように、含意が、前件部の否定よりも強いとき、後件部を含意としている。すなわち、前件部が偽寄りの程度が強いときはmodus ponensは成立しにくいと考えられる。

• 古典論理の含意$A\rightarrow B=\neg A\vee B$の意味する「Aが真であるのにBが偽である場合を排する」すなわち「Aが偽である場合、Bの真偽に関係なくA→Bが成立する」という考え方を、含意の強さの定義には用いている。

(2) 水本のmodus ponensの表の値の算出とfidelityの効果

水本のmodus ponensの検討の表（文献〔1〕）にThornberの方法の場合を載せる

ここで、Aに$\underset{\sim}{A}$が代入されるときのBを$\underset{\sim}{B}$で示す。

図示すると、図1のようになる。

fp が存在する領域でのみ、modus ponensが成立する。$fp\cdot\mu B$は、Bのクラス2のメンバシップ関数を示すと

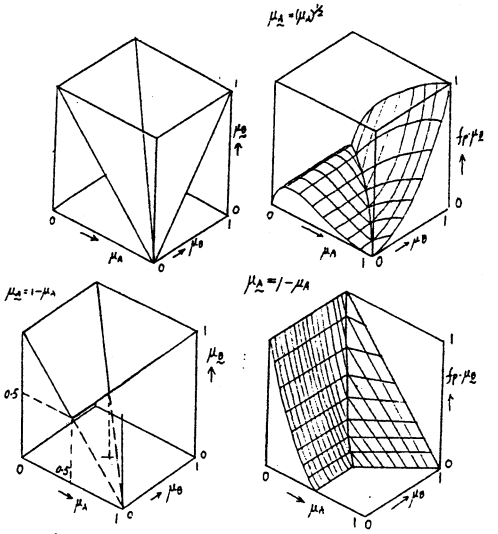


図1. μAに$(\mu A)^{1/2}$, $1-\mu A$ が入力されるときのμB、$fp\cdot\mu B$

解されよう。

μAが入るとき、μBとしてμBが出る。$(\mu A)^2$が入るとき、μBとしてμBが出るが、modus ponensの成立する領域が狭くなり、クリスプ性が強くなると理解される。$(\mu A)^{1/2}$ が入るとき、modus ponensは（μA, μB）の全領域で成立するのは、クリスプ性が弱くなるためであるが、（μA, μB）領域の半分では、事実上はmodus ponensの成立は極めて弱い。μAに$\mu(\neg A)$が入るときは、μBは$\frac{1}{2}$以上となり、Mandani よりは、古典論理の方に寄った判断が出力される。

(3) 水本のmodus ponensの表との比較

水本のmodus ponensの性質の検討を行う表にThornberの方法を掲載し他方式と比較する。他方式は合成を行うのでその方法による効果も示されている。

先に述べたように、Thornberによると、more or less AとnotAが他方式と異るが、fp を調べると、more or less AはAのときの有効領域（μA, μB）にあるとき、事実上推論が有効であり、μBと解されるし、not Aは、図3のように 0.5以上となる。他方式では、Mandani 以外では、古典論理の含意の意味がnot Aのとき強く出ており、Mandani では、古典論理と反して、not Aのとき因果関係のみ強く出ている。Thornberでは、not Aのとき、Mandani よりは、古典論理寄りであるが、因果関係へのこだわりが、modus ponensの束縛条件によって効果を表わしてMandani 以外の他方式より因果関係が強く出ている。

表1．Modus ponens の比較表（水本の表にThornberを追加）

$\mu(A\to B)$ ＼ A 合成		A μA	very A $(\mu A)^2$	more or less A $(\mu A)^{1/2}$	not A $1-\mu A$	提案者または方式
$1\wedge(1-\mu A+\mu B)$	min	$(1+\mu B)/2$	(=1)	(=3)	1	Zadeh (Lukasiewicz)
	●	μB	μB	(=5)		
	∧			$(\mu B)^{1/2}$		
$(\mu A\wedge\mu B)\vee(1-\mu A)$	min	0.5 μB	(=2)	(=4)	1	Zadeh
	●	μB	μB	$\frac{1}{4}\vee\mu B$		
	∧			μB		
$\mu A\wedge\mu B$	min	μB	μB	μB	$0.5\wedge\mu B$	Mamdani
	●				0	
	∧					
$\begin{cases}1\cdots\mu A\le\mu B\\ 0\cdots\mu A>\mu B\end{cases}$	min	μB	$(\mu B)^2$	$(\mu B)^{1/2}$	1	Standard Sequence
	●					
	∧					
$\begin{cases}1\cdots\mu A\le\mu B\\ \mu B\cdots\mu A>\mu B\end{cases}$	min	μB	μB	$(\mu B)^{1/2}$	1	Gödel
	●					
	∧					
$(1-\mu A)\vee\mu B$	min	0.5 μB	(=2)	(=4)	1	Kleene
	●	μB	μB	$\frac{1}{4}\vee\mu B$		
	∧			μB		
$\begin{cases}1\cdots\mu A\le\mu B\\ \mu B\\ \cdots\mu A>\mu B\\ \mu A\end{cases}$	min	$(\mu B)^{1/2}$	$(\mu B)^{1/2}$	$(\mu B)^{1/2}$	1	Gaines
	●	μB	μB	$(\mu B)^{1/2}$		
	∧					
$(1-\mu A)\vee\mu B$	代数	μB	μB	$\begin{cases}\mu B\cdots\\ \mu A+\mu B\ge1\\ 1-\mu A\cdots\\ \mu A+\mu B<1\end{cases}$	$\begin{cases}\mu B\cdots\\ \mu A+\mu B\ge1\\ \text{かつ}\mu B>\mu A\\ 1-\mu A\cdots\\ \mu A+\mu B<1\\ \text{かつ}\mu A<\end{cases}$	Thornber

（×1～×5は〔1〕と同じであるので省略する）

3．Thornberのmodus ponensを用いる複数規則による近似推論

複数規則を用いると近似推論を、Thornberのmodus ponensを用いて、試みる。上述の説明から、modus ponensの特性は、古典論理の含意の考え方と、因果関係重視の中間にあるので、近似推論に用いて、どんな利点があるか、検討したい。更に、含意のファジィ関数を、規則の重要度に関連づけることにより、モデリングが容易になるかどうかも興味深いと思われる。

近似推論の構成を次のように行う。

- 規則を含意に対応させる。
- 後件部のファジィ関数から後件部変数を求める操作を、水本の簡易法を含む方法とする。
- 複数規則の統合は、fidelity fp による重みづけによる。

(1) Thornberのmodus ponensを用いる複数規則による近似推論の定式化

Modus ponensを用いるので、入出力関係として考えるとき、多変数入力、1変数出力となる。規則n個、入力変数m個として、規則を(23)式とする。

$$\begin{aligned}Rk\ :\ &\text{if } x_1 \text{ is } A_{1k},\ x_2 \text{ is } A_{2k},\ \cdots\cdots,\\ &x_m \text{ is } A_{mk},\ \text{then } y \text{ is } B_k\end{aligned}\qquad(23)$$

$$k = 1,2,\cdots,m$$

modus ponensは (6)式と同様に

$$\mu(A_0,\ A_{1k}\wedge A_{2k}\wedge\cdots\wedge A_{mk}\to B_k)\to\mu B_{0k}=\mu Rk\qquad(24)$$

但し、$\mu Rk > \mu(\neg(A_{1k}\wedge A_{2k}\wedge\cdots\wedge A_{mk})$

ここで、A_c は入力（x_{1c}，x_{2c}，…，x_{mc}）である。またμRk は規則Rk につき、設定される規則の重要度である。

式(24)は、$\mu Bk(y)$ の推定値をμRk とする。これを直ちにαカットと解釈するよりも、

$$B_{0k}=Rk\wedge Bk\qquad(25)$$

と考える方が、情報量が豊かであろう。

一方、この推論の成立の度合は、式(9) より、次のように拡張する。

$$f_{pk}=\mu Rk-\mu(\neg(A_{1k}\wedge A_{2k}\wedge\cdots\wedge A_{mk})\qquad(26)$$

従って、求めるB　は統合して

$$B_0=\Sigma f_{pk}\cdot B_{0k}/\Sigma f_{pk}\qquad(27)$$

但し、$1/\Sigma f_{pk}$は正規化のため用いる。

式(27)よりy_c を求める操作は、簡略法を包含するように、各規則によるB_{ck}から代表値y_{ck}を求めることにする。例えば、μRk によるαカットの中央値を用いると、シングレトンの場合と整合しやすい。これをy_{ck}とすると、式(27)より

$$y_c=\frac{\Sigma f_{pk}\cdot y_{ck}}{\Sigma f_{pk}}\qquad(28)$$

但し、

$y_{ck}=\mu Bk$ のμRk によるαカットの中央値のy

これによると、$\mu Rk=1$，μBk が最大値に関して対称のとき簡略法に一致する。

(2) 近似推論としての特徴

Thornberのmodus ponensを用いて、上のように定式化したが、その特徴は次のように予想される。

- 規則の重みを設定すると、それが効果を持つので、モデリング上のフィッティングの自由度が増える。
- デ・ファジィが必要でないので、その分演算所要時間が節約できる。

この推論を直感的に説明するために1入力、1出力系で図示してみる。（図2）

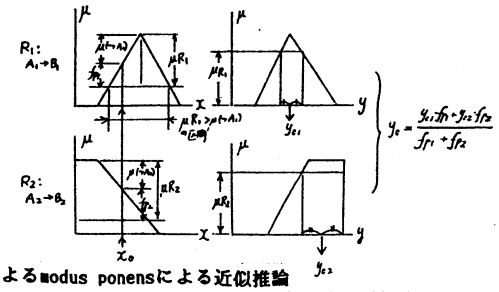


図2. Thornberによるmodus ponensによる近似推論

図２から容易に分るように、規則の重要度の効果は、例えば、次のようにも考えられ、内挿性がよいであろうことが分る。

• μRが大きいとき：

μAが小さくても推論が成立する。μAが小さくても、μBは最大値に近いので、y_o はμBの最大値のyに近い。しかし、μAが小さいとき、fp＝μR－μ(¬A)が小さくなるので、y_oがμBの最大値のyに近くても、fpにより、y_o・fp として寄与が調整されてしまう。

• μRが小さいとき：

μAが大きいときに推論が成立する。μBは最大値より離れるが、μBからyを求める操作の定義により（αカットの中央値とする）y_o はμBの最大値のyから遠くはない。μAが大きいときfp ＝μR－μ（¬A）も無視できない値となり、y_o・fp の寄与も無視できない

μAが小さいとき、推論は成立しない。

4．ThornberのModus Ponensによる近似推論の特性検討

上述のようにThornber方式の近似推論によるとモデルフィッティングがしやすいことが予想されるので、非線形の入出力関係のモデルフィッティングを試みた。

(1) 非線形の入出力関係のモデルフィッティング

文献〔５〕に示されているように、予め非線形の入出力関係と、空間分割とメンバシップ関数を定めておき、同じ規則を用いて、異る方式でモデリングを行い、誤差を調べる。

Mandani 方式と比較した結果の３例を図３に示す。この場合、Thornber方式は空間分割の両端以外は簡略法と一致するので、Mandani 方式よりも誤差は少い場合がある。Thornber方式において、μRを調整してある。

これら例題では、出力変数の空間分割が粗いので、Mandani 方式では不利であるが、Thornberによる場合はμRが調整できるので、簡略法より有利である。例えば、

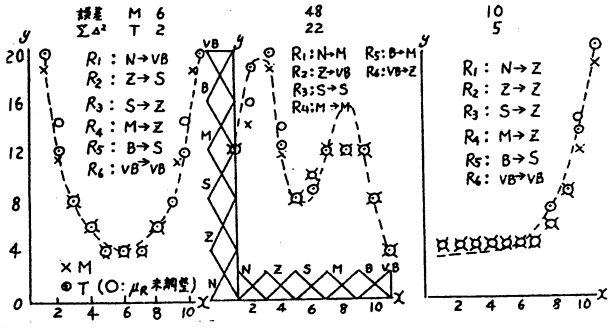


図3. 非線形に対するモデルフィッティング

図３では、Thornber方式によると、図示する空間分割とメンバシップ関数を用いるから、簡略法と一致する。μRの調整を行わない場合、メンバシップ関数のクロスオーバ点で、出力は両側隣接推定点の平均となるので、左図および右図において、誤差の大きい点がある。これをμRの調整により、フィッティング出来る。しかしながら、中央図のように、μRの調整だけでは、フィッティングの改善は出来ない場合がある。入力変数のメンバシップ関数のクロスオーバ点で、出力を大きく変化させると、フィッティング出来るが、ThornberでもMandaniでもメンバシップ関数を変化させる必要がある。

5．考察

含意における(¬A）の効果が、μ（A→B)≫μ（¬A）で消されているための、因果関係がくずされていないので、入出力関係のモデリングにも利用できる。

参考文献

〔１〕 Mizumoto, M., “Comparison of various fuzzy reasoning methods” Reprints of Second IFSA Congress Tokyo, July 20-25, '87, 2-7.

〔２〕 Thornber, K.K., “A new look at fuzzy logic inference” , Fuzzy-IEEE '92, 271-278.

〔３〕 Kleene: “Mathematical Logic” ,John Wiley& Sons Inc.'67.

〔４〕 Thornber, K.K., to be explaind at FUZZ-IEEE '93

〔５〕 Stachowicz, M.M., et al “Fuzzy Modeling of the Process” Reprints of Second IFSA Congress Tokyo, July 20-25, '87, 86-89.

[問い合わせ先]
〒108-01
東京都港区芝５丁目７－１（ＮＥＣ本社ビル）
日本電気㈱ 制御システムサブグループ
磯部 光朗
TEL (03)3798-6384

FA2-1

ファジィ推論の画像平滑化への応用
Application of Fuzzy Reasoning to Image Smoothing

鈴木　茂人[1)]，上杉　正人[2)]
Shigehito Suzuki[1)], Masahito Uesugi[2)]

北海道大学医療技術短期大学部診療放射線技術学科[1)]，北海道大野病院[2)]
Department of Radiological Techniques, College of Medical Technology, Hokkaido University[1)], Hokkaido Ohno Hospital[2)]

Image smoothing can remove random statistical noise in images, but it simultaneously degrades the edge sharpness. It is hence desired to achieve the best combination of the two conflicting factors. For this purpose fuzzy reasoning is applied to image smoothing. A proper way of smoothing for each pixel is inferred from fuzzy reasoning rules.

Results for nuclear medicine images show that the smoothing algorithm is useful and has a high potential for practical applications.

１．はじめに

画像の平滑化は画像中の統計的雑音（変動）を除去するが，同時に空間的ぼけをもたらし画質を低下させることがある。それゆえ，雑音除去とエッジ保存の良好な組合せを実現する平滑化アルゴリズムが望まれてきた。われわれは，ファジィ推論を利用して異なった性質を有する平滑化フイルタを画素のエッジの大きさに応じて使い分けて上記の目的を達成する試みを行った[1,2)]。鋭いエッジが存在するときは高いエッジ保持能を有する平滑化フイルタを使用し，正反対の場合には雑音除去に優れたフイルタを適用するというように使い分ける。この方法を一般に高い統計的雑音を示す核医学画像に応用しその有効性を評価する。

２．原理

２．１　推論

画素点における勾配の大きさgをこの画素のエッジの大きさとし，画素をgの大きさにしたがって三段階，*Small*(S)，*Medium*(M)，*Large*(L)に分けるが，これらをファジィ集合として定義し，０から１までの数値をとるメンバーシップ関数$h(g)$で表現する（図１）。これは，０か１かという２値的評価で画素を一つの等級に分けることに伴う問題を解決するためである。極端にgが小さいかまたは大きい場合には画素を一つの等級に明確に分類できるが，それ以外については区別が容易でないし，いずれか一つに決定すること自体不合理な場合がある。

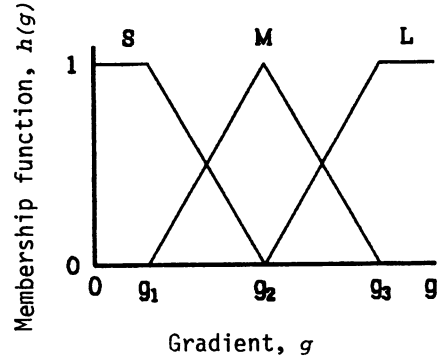


図１　画素の勾配 g の大きさに関するファジィ集合

この問題を解決するため，図１では各等級に所属する画素の度合をメンバーシップ関数にしたがって０から１へと連続的に変化させた。この図でg_1，g_2，g_3は，ファジィ集合を定義するパラメータで，正の値をとる。画素は同時に二つの隣接するファジィ集合に所属できる。たとえば，画素のg値が$g_1 \leq g \leq g_2$のとき，この画素はSとMに属する。

画素のエッジの大きさを表す変数名をEDとし，$ED=S$，M，Lのときに最適な平滑化フィルタをそれぞれ記号 SM_1，SM_2，SM_3 で表す。画素がSに所属するといってもその所属度はg によって異なり，これに伴ってSM_1の最適さの度合も変化する。この度合を０から１までの数値で定義したのが図２のファジィ集合M_1である。この図のM_2，M_3 も同様にSM_2，SM_3 の最適度を表す。これらのファジィ集合はメンバーシップ関数$h(x)$で定義され，x は平滑化フイルタを表す変数，正確にはその最適度を表す変数である。平滑化フイルタに関する変数名をWSと表し，これを用いて平滑化フイルタが“最適である”ことを$WS=M_1$，M_2，M_3 と記述する。

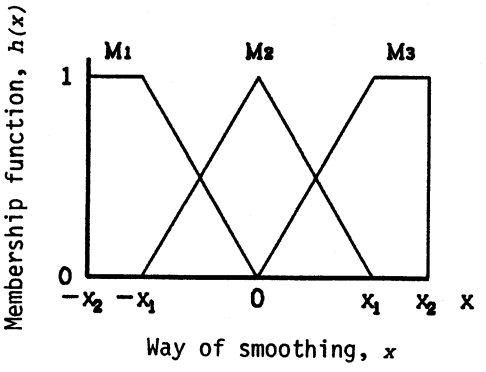


図２　平滑化フイルタの最適度に関するファジィ集合

図１と図２のファジィ集合間の関係を If …then… 形式の言語的規則で次のように記述する。すなわち

R_1:If $ED = S$ then $WS = M_1$,
　　else
R_2:If $ED = M$ then $WS = M_2$,
　　else
R_3:If $ED = L$ then $WS = M_3$

で，“else”は，三つの規則 R_1，R_2，R_3 を結び付ける演算子で，和集合を意味する。

画素のエッジの大きさg が与えられると，上のファジィ推論規則からこの画素の平滑化に関する解がファジィ集合の形で得られる。画素がSとMに属する場合の解は，規則 R_1とR_2からの二つの推論結果の和集合に等しい。この各規則からは，図２に示すM_1，M_2が画素の所属度にしたがってその形を変えて出力される。この様子を図３（ａ）と（ｂ）に示す。図３（ａ）のα_1，α_2はSとMに対する画素の所属度を表し，図３（ｂ）の二つの陰影部分は R_1とR_2からの推論結果をそれぞれ表す。この和集合が図３（ｃ）の陰影部分で，平滑化に関する解である。

この解をある確定した値へと変換し，これから平滑化フイルタの重みを求め，平滑値決定に使用する。平滑値は，二つのフイルタ SM_1とSM_2，あるいはSM_2とSM_3の重み付きとして求める。これについては下で取り上げる。解の非ファジィ化には，ファジィ集合の重心を用いる。図３（ｃ）に示す記号x_c は，この図の陰影部分の重心を表したもので

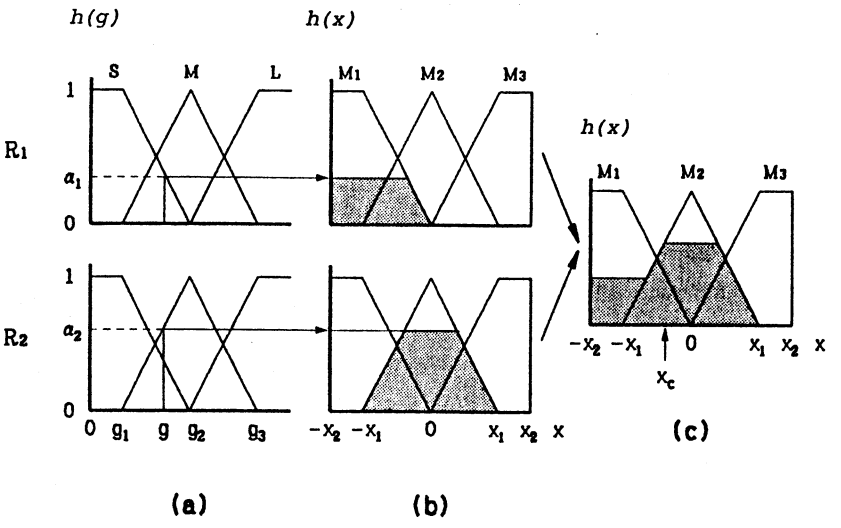


図３　ファジィ推論実行例

$$x_c = \frac{\int x h_{M^*}(x)dx}{\int h_{M^*}(x)dx}$$

と求められる。ここで$h_{M^*}(x)$は推論結果M^*，すなわち図３（ｃ）の陰影部分に相応するメンバーシップ関数を表す。この関数は，各規則からの出力M_i^*（i=1，2，3)に対するメンバーシップ関数を$h_{M_i^*}(x)$とすると

$$h_{M^*}(x) = \max(h_{M_1^*}(x), h_{M_2^*}(x), h_{M_3^*}(x))$$

と求められる。ここで

$$h_{M_i^*}(x) = \min(\alpha_i, h_{M_i}(x)), \quad i = 1, 2, 3$$

で，α_1，α_2，α_3は集合S，M，Lに対する各画素の所属度をそれぞれ表し，$h_{M_i}(x)$は図２と図３に示すファジィ集合M_i（i=1，2，3)のメンバーシップ関数を表す。これらの関数は，x_cが$|x_c| \leq 1$を満足するように$|x| \leq x_2$なるｘに対して定義され，x_2はx_1=1のとき1.5774に等しい。以上，推論はmax-min合成重心法を用いて実行する。

２．２　平滑化

画素(i,j)に対する平滑化フイルタSM1，SM2，SM3の処理結果を$s_1(i,j)$，$s_2(i,j)$，$s_3(i,j)$とする。また，これらフイルタの重み係数を$w_1(i,j)$，$w_2(i,j)$，$w_3(i,j)$とすると，この画素の平滑値$s(i,j)$は

$-1 \leq x_c \leq 0$のとき，$s(i,j) = w_1(i,j)s_1(i,j) + w_2(i,j)s_2(i,j)$，$w_1(i,j) = -x_c$，$w_2(i,j) = 1 + x_c$

$0 \leq x_c \leq 1$のとき，$s(i,j) = w_2(i,j)s_2(i,j) + w_3(i,j)s_3(i,j)$，$w_2(i,j) = 1 - x_c$，$w_3(i,j) = x_c$

と与えられる。推論結果M^*が$M^* = M_1$，M_2，M_3のとき，x_c=-1，0，1がそれぞれ得られ，このとき上式から平滑値は$s(i,j) = s_1(i,j)$，$s_2(i,j)$，$s_3(i,j)$となる。

３．結果と考察

上で述べたファジィ平滑化法を模擬ならびに実際の核医学画像に応用した。ここでは模擬画像に対する結果を下に示す。左の画像は高い統計的変動を示す模擬画像である。右の

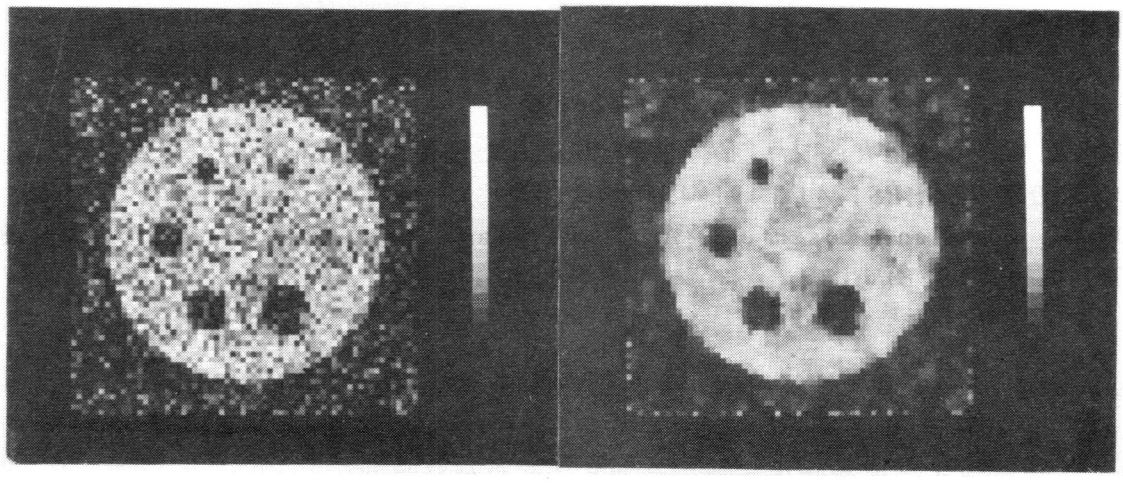


図４　ファジィ平滑化法による結果　左：原画像，右：平滑化画像

画像は，ファジィ平滑化法を左の画像に一回適用して得られた結果である。このとき，平滑化フイルタ SM_1，SM_2，SM_3 として等しい重みをとる 3×3 平均フイルタ，$k=7$ と $k=6$ の 3×3 k-nearest neighbor フイルタ[3]をそれぞれ使用した。この 3×3 平均フイルタは雑音除去に優れ，$k=6$ の k-nearest フイルタは高いエッジ保持能を有するフイルタとして知られている。これらフイルタの中間に $k=7$ の k-nearest フイルタが位置する。

図4の右の画像においては，左の画像にみられる統計的変動が著しく除去され，同時にエッジも良く保存されている。この平滑化法の特長は，平滑化の繰返し回数が増加するにつれてますます明白になっていく。例えば，二回目の平滑化においてファジィ法と 3×3 平均フイルタは同程度に雑音を除去したが，後者は著しい空間的ぼけを引き起こした。例を図4の左真横の直径16mm陰影模様にとると，3×3 平均フイルタは一回目から二回目の平滑化にかけてこの模様のコントラストを18%も低下させたのに対して，ファジィ法は 7%低下させたにすぎなかった。また，$k=6$ の k-nearest フイルタは，エッジ保存に関してはファジィ法とほぼ同じ結果をもたらしたが，雑音除去では劣った。

このように，ファジィ法は統計的雑音除去とエッジ保存のバランスがとれた結果をもたらした。これは，この方法が使用した三つの平滑化フイルタを画素のエッジの大きさ g に応じて適当に使い分けたことによる。

平滑化フイルタの使い分けは図1に示すパラメータ g_1，g_2，g_3 の値によって決定されるので，平滑化の結果はこれらの値に依存する。それゆえ，目的に適ったパラメータ値の設定が可能となる。これらの値は，平滑化対象画像におけるエッジ g の累積相対度数分布を利用して決定した。

ファジィ平滑化アルゴリズムの計算時間は上の $k=6$ の k-nearest フイルタの1.2倍と，三つの平滑化フイルタを使用する割には短かく，一般にその計算時間が長い解析的規則に基づくエッジ保存平滑化法と異なる[1]。これは，アルゴリズムが If…then… 形式の簡単な言語的規則で記述したことによる。なお，全体の計算時間の中で推論に要したのは２％で，残りは５％が g の計算，93%が三つの平滑化フイルタの計算時間であった。

４．おわりに

ファジィ推論を利用した平滑化法は，２値的評価に伴う不合理さを解消し，画像平滑化において相反する要素である統計的雑音除去とエッジ保存の良好な組み合せを実現できた。その上，この方法は多くの計算時間を要しなかった。それゆえ，その有用性と実用性が期待される。

参考文献

１）鈴木茂人，上杉正人：ファジィ推論を利用した画像の平滑化Ｉ．理論，*RADIOISOTOPES*，41，483-490（1992）

２）鈴木茂人，上杉正人：ファジィ推論を利用した画像の平滑化ＩＩ．応用，*RADIOISOTOPES*，41，491-498（1992）

３）Davis，L. S. and Rosenfeld，A.：IEEE Trans. Sys. Man Cybern.，SMC-8，705 - 710(1978)

問い合わせ先

〒060　札幌市北区北12条西5丁目
北海道大学医療技術短期大学部診療放射線技学科
鈴木茂人

FA2-2

ファジイ・スプライン曲線同定法のCAD図形入力への一応用

AN APPLICATION OF FUZZY SPLINE CURVE IDENTIFIER TO A CAD SYSTEM

佐賀聡人 Sato SAGA　西田修司 Shuji NISHIDA　奥野 勉 Tsutomu OKUNO　牧野宏美 Hiromi MAKINO

株式会社テクノバ
TECNOVA CORP.

Abstract - In this paper, Fuzzy Spline Curve Identifier (FSCI), which performs on-line identification of free-hand curves based on "fuzzy spline interpolation technique," is proposed. Then an application of FSCI to a CAD system as a direct human interface for curve drawing with pen and tablet is introduced.

1 はじめに

我々は、ペン描画動作による直接的図形入力のための汎用的基本技術としてファジイ・スプライン曲線同定法 (Fuzzy Spline Curve Identification, FSCI) を提案してきた[2][3][4]。本稿ではまずFSCIの概要を紹介し、さらにFSCIの最も単純な形の一応用例として既存CADへの組み込みを試みたのでこれについて報告する。

2 FSCIの概要

FSCIは、図(1)の流れに沿って、手書き入力された曲線を線分、円、円弧、楕円、楕円弧、閉自由曲線、開自由曲線の7種類の基本曲線の系列として同定するものであり、(1) ファジイ・スプライン補間、(2) ファジイ曲線セグメンテーションおよび(3) ファジイ曲線同定の3つの部分により構成される。

2.1 ファジイ・スプライン補間[2][4]

ペンによりタブレットから入力された手書き曲線は等時間間隔でサンプル (毎秒10点程度) され点列 $\mathbf{p}_i$ として得られる。ここで $\mathbf{p}_i$ は必ずしも書き手が意図した曲線の位置情報を忠実に反映したものではなく、一般に、曲線が粗雑に書かれるほどサンプル点の位置情報には大きな曖昧さが含まれると仮定される。そこで、ここでは描画動作の粗雑さを曲線の書かれている加速度によって簡単に評価することにし、加速度に比例した量の曖昧さ情報をサンプル点の位置情報に付加する。これは、各 $\mathbf{p}_i$ における加速度に比例した値 r_{p_i} を求め、各サンプル点を図2のような円錐型メンバシップ関数によって特徴づけられるファジイベクトル $\tilde{\mathbf{p}}_i = < \mathbf{p}_i, r_{p_i} >$ でモデル化することによって実現できる。

このような処理によってファジイ化サンプル点列 $\tilde{\mathbf{p}}_i$ を構成すれば、文献[2]、[4]のファジイ・スプライン補間法によりこれらのファジイ点列 $\tilde{\mathbf{p}}_i$ を補間するファジイ・スプライン曲線が

$$\tilde{\mathbf{s}}^n(u) = \sum_{i=0}^{L+n-1} \tilde{\mathbf{d}}_i N_i^n(u) \qquad (1)$$

なる形式で求められる。ここで式(1)において u を任意の細かさで変化させて曲線を評価すれば、入力曲線は図1(b)のような任意の細かさのファジイ点列 $\tilde{\mathbf{q}}_i$ となる。

このように得られたファジイ・スプライン曲線は書き方の丁寧さを反映した位置情報の曖昧さを内包する手書き曲線のファジイ・モデルとして以下の処理で利用される。

2.2 ファジイ曲線セグメンテーション[2][4]

ファジイ・スプライン補間によってファジイ点列 $\tilde{\mathbf{q}}_i$ と表された入力曲線をストロークの区切れによって複数のセグメントに分割する。ここでストロークの区切れは本質的に曲線描画の停止点によって検出するが、実際の描画動作では必ずしも明確な停止点が検出されない場合が多い。したがって以下のようなファジイ的なアプローチによる柔軟な停止点検出を行なう。

まず各ファジイ点 $\tilde{\mathbf{q}}_i$ における停止性をファジイ測度によって評価して区間真理値 $[N_i, P_i]$ で表す。ただし

$$N_i = \inf_{\mathbf{v}}((1-\mu_{\tilde{\mathbf{q}}_i}(\mathbf{v})) \vee \mu_{\tilde{\mathbf{q}}_{i-k}}(\mathbf{v})) \qquad (2)$$

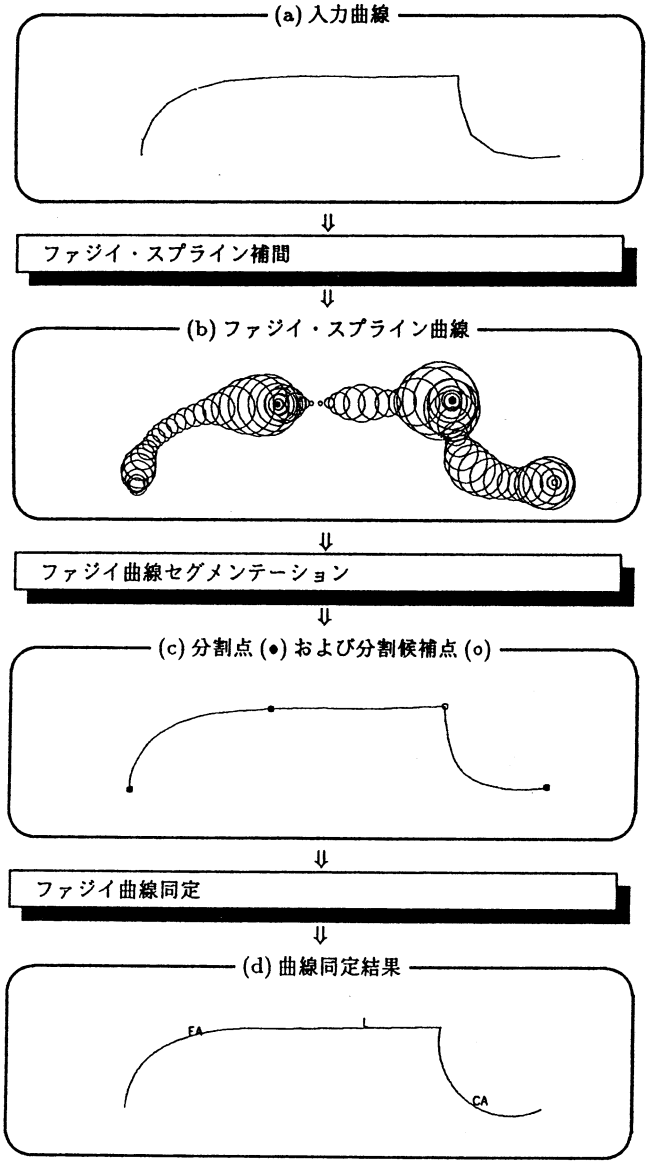


図 1: FSCI の概要

$$P_i = \sup_{\mathbf{v}}(\mu_{\tilde{\mathbf{q}}_i}(\mathbf{v}) \wedge \mu_{\tilde{\mathbf{q}}_{i-k}}(\mathbf{v})) \qquad (3)$$

であり、これらはそれぞれ "$\tilde{\mathbf{q}}_i$ is $\tilde{\mathbf{q}}_{i-k}$" なるファジイ命題の必然性および可能性をあらわす。

つぎに $[N_i, P_i]$ のそれぞれをある閾値αによって "1(真)"、"?(不定)" "0(偽)" のいずれかに量子化し、さらにグルーピングすることにより図3のように確定的な分割点 (•) および非確定的な分割候補点 (o) を検出する。

このファジイ・セグメンテーションにより、書き方の丁寧さ加減に応じて、書き手が明確に区切って書いた点は確定的な分割点として自動的に処理され、曖昧な区切り方となってしまった点についてのみ書き手に確認を促す柔軟なヒューマン・インターフェイスが実現される。

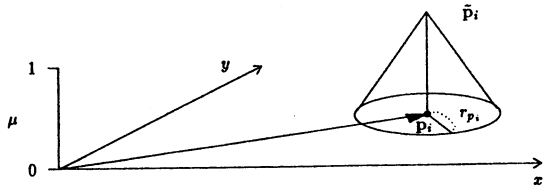


図 2: 円錐型ファジイ・ベクトル

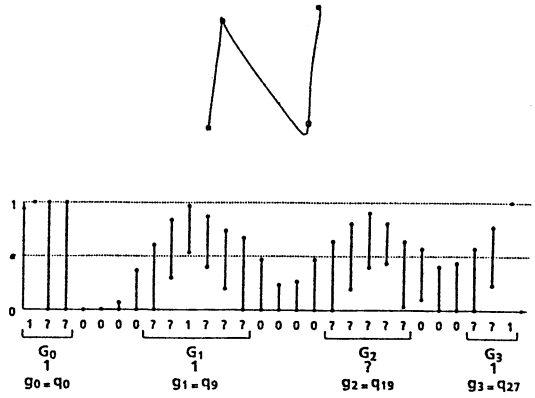


図 3: ファジイ・セグメンテーションの例

2.3 ファジイ曲線同定[3][4]

ファジイ・セグメンテーションによって分割された各基本曲線セグメントのそれぞれについて、それがどのような幾何曲線を意図して書かれたものかを同定する。各曲線セグメントの曲線クラスは線分 (L)、円 (C)、円弧 (CA)、楕円 (E)、楕円弧 (EA)、閉自由曲線 (FC) および開自由曲線 (FO) の 7 種類の基本曲線クラスを台集合とする離散ファジイ集合として推論され、またそれぞれの基本曲線クラスに対応した曲線形状パラメータが同定される。

2.3.1 サンプル・モデルの構成

対象となる曲線セグメントに対応する部分のファジイ・スプライン曲線を図4の Sample Model のようにサンプル・モデルとして抽出する。

2.3.2 レファレンス・モデルの構成

サンプル・モデル上から数点のファジイ点を選択し、これらのファジイ点を満足する線分、円弧および楕円弧の仮説モデル (図 4の Reference Model) を構成しこ

れらを線分、円弧および楕円弧のレファレンス・モデルとする。ここで線分レファレンス・モデルは

$$\tilde{\mathrm{b}}(t) = (1-t)\tilde{\mathrm{a}}_0 + t\tilde{\mathrm{a}}_1 \qquad t \in [0, t_e] \qquad (4)$$

なる形のファジイ線分として、また円弧および楕円弧レファレンス・モデルは

$$\tilde{\mathrm{b}}(t) = \frac{B_0^2(t)\tilde{\mathrm{b}}_0 + wB_1^2(t)\tilde{\mathrm{b}}_1 + B_2^2(t)\tilde{\mathrm{b}}_2}{B_0^2(t) + wB_1^2(t) + B_2^2(t)} \qquad t \in [0,1] \qquad (5)$$

$$\tilde{\mathrm{b}}^c(t) = \frac{B_0^2(t)\tilde{\mathrm{b}}_2 + (-w)B_1^2(t)\tilde{\mathrm{b}}_1 + B_2^2(t)\tilde{\mathrm{b}}_0}{B_0^2(t) + (-w)B_1^2(t) + B_2^2(t)} \qquad t \in [0, t_e] \qquad (6)$$

なる形のファジイ有理型 Bézier 曲線として構成される。

2.3.3 可能性検証

3つのレファレンス・モデルの正当性を可能性測度によって検証する。そのため、まずサンプル・モデルに沿って等間隔にならんだファジイ点列を求めこれをサンプル・モデルのファジイ・マッチング・ポイント・セット (FMPS) $\{\tilde{\mathrm{s}}_1, \tilde{\mathrm{s}}_2, \ldots, \tilde{\mathrm{s}}_{n_{fmps}}\}$ とする。同様に3つのレファレンス・モデルについても FMPS を $\{\tilde{\mathrm{r}}_1^{Class}, \tilde{\mathrm{r}}_2^{Class}, \ldots, \tilde{\mathrm{r}}_{n_{fmps}}^{Class}\}$ $(Class \in \{Line, Circle, Ellipse\})$ と求める。

各 FMPS が求まったらつぎに、曲線クラス $Class$ のレファレンス・モデルの正当性を可能性測度に基づいて

$$P^{Class} \stackrel{\mathrm{def}}{=} \min_i \left(\sup_{\mathbf{v}} (\mu_{\tilde{\mathrm{s}}_i}(\mathbf{v}) \wedge \mu_{\tilde{\mathrm{r}}_i^{Class}}(\mathbf{v})) \right) \qquad (7)$$

と可能性として評価する。

また一方、サンプル・モデルのファジイ始点 $\tilde{\mathrm{q}}_s$ およびファジイ終点 $\tilde{\mathrm{q}}_e$ を用いて、サンプル・モデルが閉曲線である可能性を

$$P^{Closed} \stackrel{\mathrm{def}}{=} \sup_{\mathbf{v}} (\mu_{\tilde{\mathrm{q}}_e}(\mathbf{v}) \wedge \mu_{\tilde{\mathrm{q}}_s}(\mathbf{v})) \qquad (8)$$

と評価する。

2.3.4 ファジイ曲線クラスの推論と曲線同定

求まった4つの可能性 P^{Line}、P^{Circle}、$P^{Ellipse}$ および P^{Closed} を入力として図5のファジイ推論を行ない書き手の意図した曲線クラスを離散ファジイ集合として推論する。これにより曲線を素早くに象徴的に書くほど単純な曲線クラスのグレードが高くなり、一方、丁寧に具体的に書くほど複雑な曲線クラスのグレードが高くなる傾向が得られる。書き手はこの性質を利用して、描画の形状とともに描画の丁寧さ加減を変化させて自分の意図する幾何曲線を自然な形で FSCI に伝えて入力することが可能となる。例えば図6の結果は、曲線形状が類似しているにもかかわらず、描画の丁寧さ加減の調整により推論される曲線クラスをコントロールすることができることを示している。

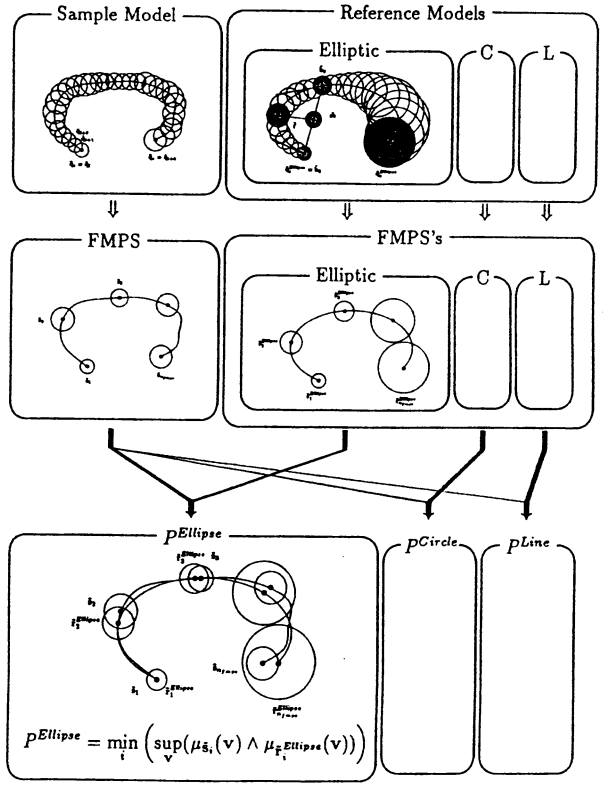


図 4: 曲線クラスの可能性検証

ファジイ曲線クラス推論結果から会話的処理によって一つの曲線クラスを選択すれば、その曲線クラスに対応したレファレンス・モデルから形状パラメータを求めることにより曲線形状が同定される。

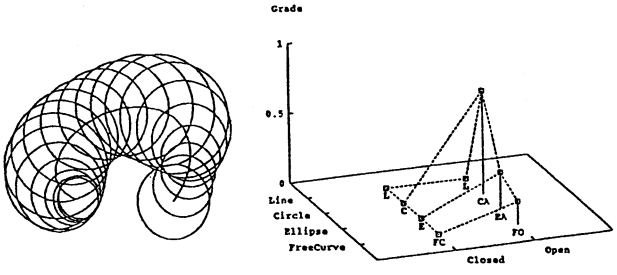
3 FSCI の CAD 図形入力インターフェイスへの応用例

FSCI が認識ずる7種類の基本曲線は通常に用いられる幾何図形の構成要素として必要最少限のものを網羅しており、その意味では FSCI はペン入力による直接的図形入力ヒューマン・インターフェイスの汎用的基礎技術と位置づけられる。したがって FSCI を要素技術としたさまざまな応用展開が期待できるが、今回は FSCI の図形入力ヒューマン・インターフェイスとしての基本性能を検証するための試みとして、最も単純な形で既存の機械 CAD システムに FSCI を組み込んだ。

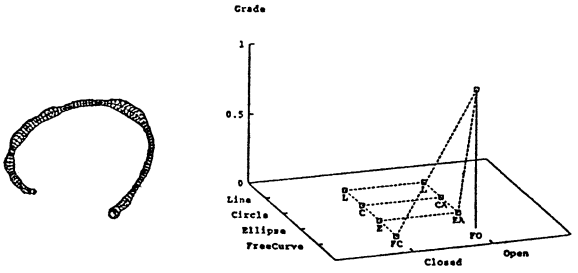
使用した CAD はパーソナル・コンピュータ上で動作

If	P^{Line}								Then	Line (L)
If	$not(P^{Line})$	and	P^{Circle}				and	P^{Closed}	Then	Circle (C)
If	$not(P^{Line})$	and	P^{Circle}				and	$not(P^{Closed})$	Then	Circular Arc (CA)
If	$not(P^{Line})$	and	$not(P^{Circle})$	and	$P^{Ellipse}$	and	P^{Closed}	Then	Ellipse (E)
If	$not(P^{Line})$	and	$not(P^{Circle})$	and	$P^{Ellipse}$	and	$not(P^{Closed})$	Then	Elliptic Arc (EA)
If	$not(P^{Line})$	and	$not(P^{Circle})$	and	$not(P^{Ellipse})$	and	P^{Closed}	Then	Closed Free Curve (FC)
If	$not(P^{Line})$	and	$not(P^{Circle})$	and	$not(P^{Ellipse})$	and	$not(P^{Closed})$	Then	Open Free Curve (FO)

図 5: ファジイ曲線クラスのファジイ推論ルール



(a) 円弧を意図して象徴的に書いた例



(b) 開自由曲線を意図して丁寧に書いた例

図 6: ファジイ曲線クラスの推論例

するものであり、その表示をタブレットと液晶画面が一体化したビデオ・タブレット上に行なうことによりペン・コンピューティングの環境を実現した。既存の CAD で FSCI のメニューを選択すると FSCI に制御が移り、図 7の流れによって FSCI によって同定された曲線のパラメータが CAD のデータベースに次々に登録される形とした (文献 [5] 参照)。

図 7の処理に見るように一筆で書かれた曲線は、(1) セグメンテーションにおける分割候補点のペンによる変更指示、および (2) 曲線クラスの次候補選択を希望するセグメントのペンによる指示という 2 つのループを経て直ちにデータベースに幾何図形として登録され、軽快な操作感が得られることが確認された。特にストロークの区切りを丁寧に書いた場合は確定的でない分割候補点が出現しないため自動的に (1) のループは省略され、結局必要な操作は曲線クラス認識結果の承認作業のみとなる。

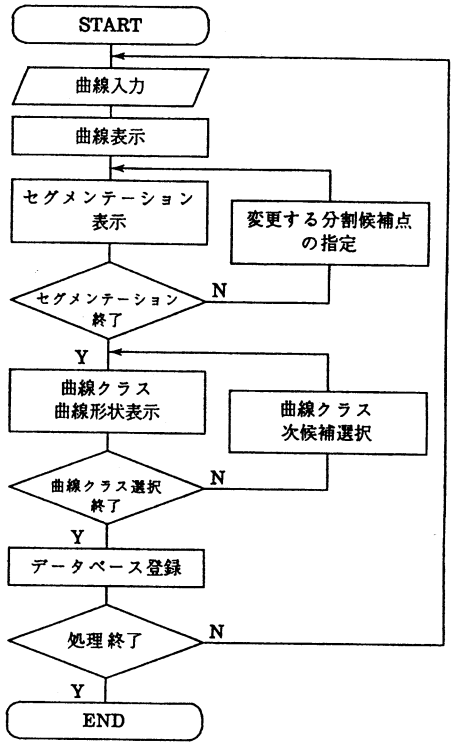


図 7: FSCI による曲線入力の流れ

参考文献

[1] G. Farin, "Curves and Surfaces for Computer Aided Geometric Design, A practical Guide," Academic Press, 1988.

[2] 牧野, 佐賀, "ファジイ・スプライン補間法の提案とそのオンライン手書き曲線セグメンテーションへの応用," 信学技報, PRU92-93, 31–38, 1992.

[3] 佐賀, 牧野, "ファジイ・スプライン補間法を用いたオンライン手書き曲線のファジイ同定法," 信学技報, PRU92-92, 23–30, 1992.

[4] S. Saga and H. Makino, "Fuzzy Spline Interpolation and Its Application to On-Line Freehand Curve Identification," Proc. 2nd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems (to be published), 1993.

[5] 佐賀, 西田, 奥野, 牧野, "ファジイ・スプライン曲線同定法," 第 9 回ファジイシステムシンポジウム (デモ・セッション)(予定), 1993.

問い合せ先:〒 004 札幌市厚別区下野幌テクノパーク 2-3-3

株式会社テクノバ　研究開発室　佐賀聡人

TEL: 011-807-6881 FAX: 011-898-3951

FA2-3

ファジィ推論による履歴曲線のモデリングとその応用

Modelling of Hysteretic Curves Based on Fuzzy Reasoning And Its Application

古田 均 Hitoshi FURUTA
京都大学 Kyoto Univ.

○熊崎 幾太郎 Ikutarou KUMAZAKI
中部電力 Chubu Electric Power Com.

渡邊 英一 Eiichi WATANABE
京都大学 Kyoto Univ.

Abstract : The first purpose of this study is to verify the validity of the identification method based on the successive learning of the rule parameters and to demonstrate that various shapes of curves can be expressed by the fuzzy inference rules even if the number of the rules is rather few as five. The second purpose is to show that complex and nonlinear hysteretic curves of simple plate elements can be represented with Fuzzy Constitutive Relation defined by the fuzzy inference rules. The third purpose is to present a modelling of the hysteretic curves based on the fuzzy reasoning and to verify the effectiveness of the Fuzzy Constitutive Relation of thin steel plate elements applying it to the prediction of the cyclic behavior of thin-walled hollow segments under constant axial compressive force and repetitive bending.

1．はじめに

材料の構成則や局部座屈を考慮した全体的な荷重－変位関係に見られる非線形の履歴挙動は，構造物あるいは部材の終局状態を把握し予測するために重要である．設計法が許容応力度設計法から限界状態設計法へ移行している今日，簡易で精密な非線形挙動のモデリング手法が期待されている．これまでに，様々な非線形挙動に関して多くの実験データや有限要素解析法を用いた研究事例が蓄積されている．従って，このような蓄積も考慮した適切なモデリング手法が開発され数値解析などに応用されるならば，非線形解析の精度や効率を改善するのに役立つであろう． 近年の大型コンピュータの進歩により，構造解析には有限要素法などの離散化手法が用いられ初期変形や残留応力などのような初期不整をも考慮に入れた組み合わせ非線形解析が可能になった．しかし，繰り返し荷重下における局部座屈も考慮した全体構造解析を行うには最新の技術を用いたとしても多大な時間と費用を要し，実際にはほとんど不可能である．

そこで，本研究ではファジィ推論による履歴曲線のモデルとして単一板要素についてのファジィ構成則を提案し，それを一定軸圧縮力及び繰り返し曲げを受ける薄板集成部材の全体的な履歴挙動の予測に応用してファジィ構成則の有効性を示す．

2．ファジィ構成則の定義

前件部の各メンバーシップ関数は二等辺三角形型とする．三角型メンバーシップ関数の形状を決定するパラメータは三角形の底辺の中点の値 a_1 及び幅の値 b_1 である．本研究で用いるファジィ推論ルールの前件部は一変数でメンバーシップ関数の本数は5本とする．従って，ファジィ推論ルールの数は5つということになる．入力を ε で表し，出力を σ で表すと，ファジィ推論ルールは次のように表される．

Rule 1: If ε is $\tilde{A}_1$ then $\sigma = f_1(\varepsilon)$
Rule 2: If ε is $\tilde{A}_2$ then $\sigma = f_2(\varepsilon)$
Rule 3: If ε is $\tilde{A}_3$ then $\sigma = f_3(\varepsilon)$
Rule 4: If ε is $\tilde{A}_4$ then $\sigma = f_4(\varepsilon)$
Rule 5: If ε is $\tilde{A}_5$ then $\sigma = f_5(\varepsilon)$
input: ε_0

---

output: z_0

ここで，シンボル ～ はファジィ量であることを意味し，$f_1(\varepsilon)$ は実数値である．本研究では，材料の構成則が上に示されるようなファジィ推論ルールを通しての入出力関係によって表されるので，これらのファジィ推論ル

ールの一組を”ファジィ構成則（Fuzzy Constitutive Relation）”と言う．

3．ファジィ推論ルールの同定法[1)～3)]

後件部の学習は次式で表される[2)]．

$$f_i(\varepsilon)_{N+1} = f_i(\varepsilon)_N + \alpha h_i (Z_e - z_0)$$

一方，前件部の学習は最急降下則により次式のように導かれる[1)]．

$$a_{i\,N+1} = a_{i\,N} + \beta \frac{sgn(\varepsilon - a)(Z_e - z_0)(f_i(\varepsilon) - z_0)}{b_i \sum_{i=1}^{n} h_i}$$

$$b_{i\,N+1} = b_{i\,N} + \gamma \frac{(Z_e - z_0)(f_i(\varepsilon) - z_0)|\varepsilon - a|}{b_i^2 \sum_{i=1}^{n} h_i}$$

ここで，N は学習の繰り返し数であり，α, β, γ は学習係数である．また，Z_e は理想出力，z_0 はファジィ推論による出力，h_i は i 番目のメンバーシップ関数によって得られる入力 ε の適合度である．

4．ファジィ推論ルールによる任意曲線の表現

同定されたファジィ推論ルールに対し，k 個の入力値 ε_{0j} が与えられると，各々の入力値に対してファジィ推論が行われ，k 個の出力値 z_{0j} が得られる．このようにして得られるデータ（ε_{0j}, z_{0j}）　（j＝1, 2, ..., k）をグラフとして描くことにより任意の曲線を表現できる．（図１）

5．ファジィ構成則のモデリング

ルールの前件部及び後件部のパラメータの学習は鋼薄板についての繰り返し圧縮－引張実験データを学習データとして用いて行った．パラメータの学習は半サイクルの曲線毎に行った．ただし，本研究では繰り返し履歴曲線の１つの端点から次の端点までの各曲線を半サイクルの曲線とする．鋼薄板の供試体についての圧縮－引張実験データから得られた応力－ひずみ曲線を図２に示す．図３～図５は実験データを学習データとして同定したファジィ推論ルールの各パラメータの載荷サイクルの進行に伴う変遷を示している．次に，前件部及び後件部の同定された各パラメータの載荷サイクルの進行に伴う変遷を観察し，パラメータの変遷の定性的な特徴を捉え，ファジィ推論に基づく単一板要素の構成則のモデリングを試みた．ファジィ構成則における載荷サイクルの進行に伴うファジィ推論ルールの前件部及び後件部パラメータの変遷は，観察結果を考慮して経験的にシンプルな直線によって設定した（図６～図８）．この直線はルールパラメータの簡略化した定性的な変遷を表現できるように設定した．また，これにより結果的に得られた単一板についてのファジィ構成則を図９に示す．

6．ファジィ構成則の簡易解析モデルへの応用[4)]

一定軸圧縮力及び繰り返し曲げの組み合わせ荷重を受ける薄板集成箱型部材の繰り返し履歴挙動を評価するために，単一板要素のファジィ構成則を３つのタイプの簡易解析モデルに応用した．解析は次のように行った．曲率の増分が与えられたときにフランジ及びウェブのひずみが満足しなければならない力学的条件，すなわち軸力の増分がゼロとなるという条件を満たすようにフランジ及びウェブのひずみを決定し，薄板合成部材の全体的な復元特性を評価した．その際，提案するファジィ構成則を上下フランジの板要素についての応力－ひずみ関係として用いた．３つのタイプのモデルとは，ウェブの耐力を無視しフランジの耐力のみを考慮した”ダブルフランジモデル”，ウェブを常に弾性体と仮定した”弾性ウェブモデル”，降伏曲面によってウェブの弾塑性挙動を仮定した”弾塑性モデル”である．３つのモデルによる解析結果を図１０～図１２に示す．

7．結論

１）ルールパラメータの逐次学習に基づく同定法の妥当性が確かめられ，ルール数が５本と比較的少なくても，様々な形状の曲線をファジィ推論ルールによって表現できることが示された．

２）ファジィ推論ルールによって定義されたファジィ構成則を用いて，単一板要素の複雑な非線形の履歴曲線をある程度良く表現することができる．

３）一定軸力及び繰り返し曲げを受ける薄板集成部材の解析においては，”ダブルフランジモデル”や”弾性ウェブモデル”に比較して，”弾塑性ウェブモデル”が最も良くセグメントの繰り返し履歴挙動を予測することができる．（図１２）

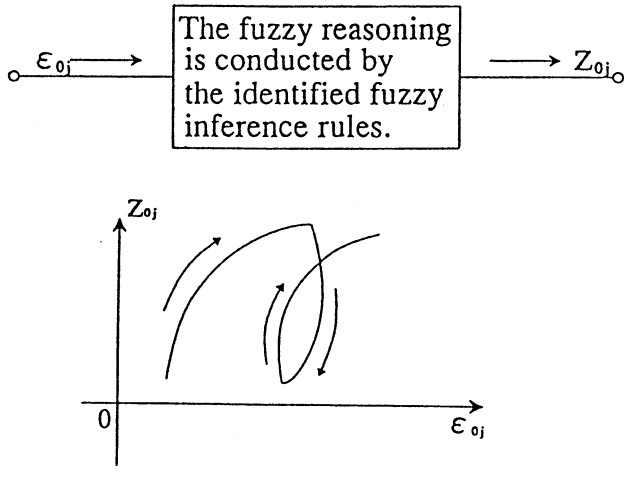


図１ルールに基づく任意曲線の表現

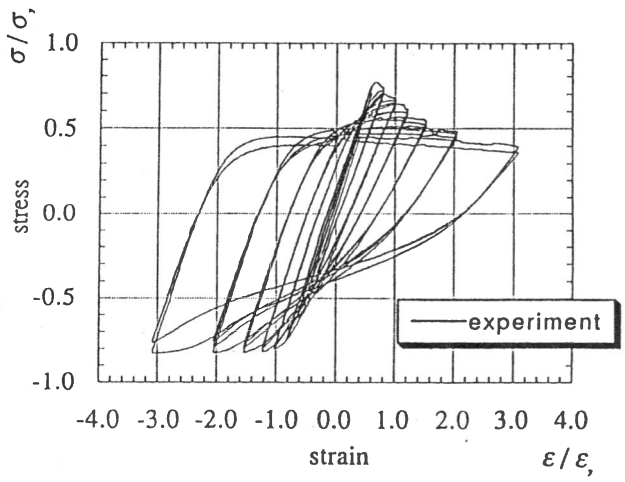


図２応力ーひずみ曲線（実験結果）

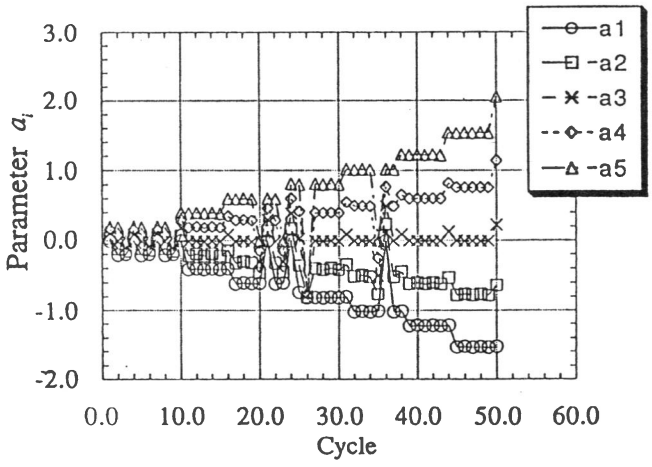


図３前件部パラメータa_iの変遷

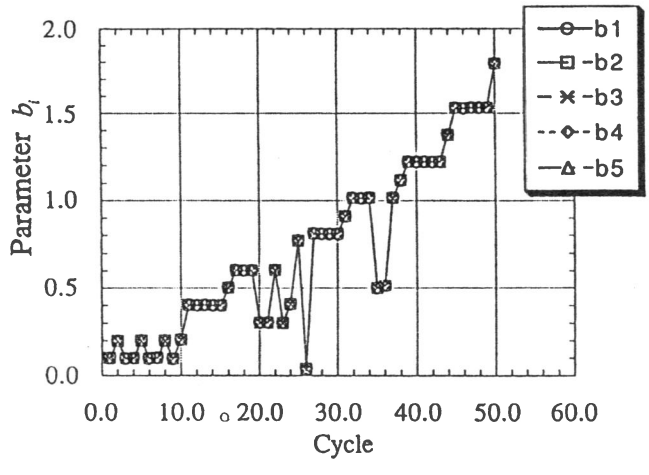


図４前件部パラメータb_iの変遷

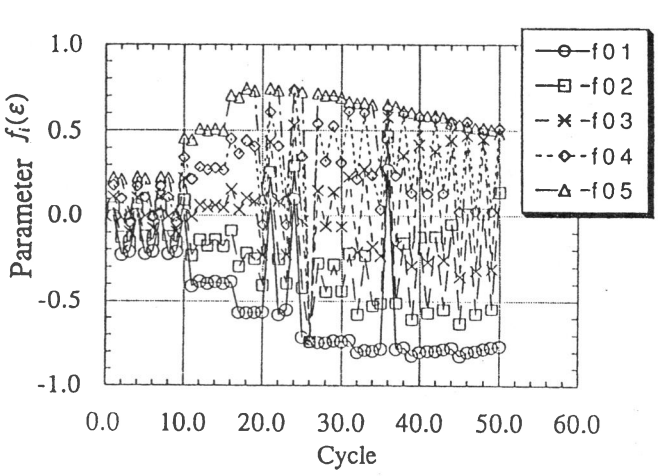


図５後件部パラメータ$f_i(\varepsilon)$の変遷

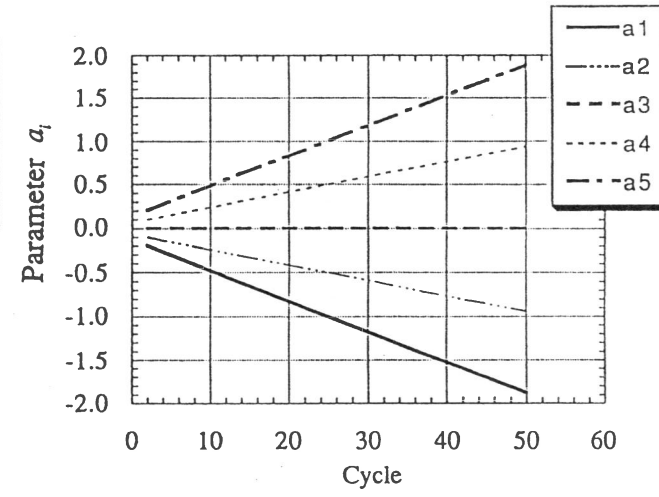


図６ＦＣＲの前件部パラメータa_iの仮定

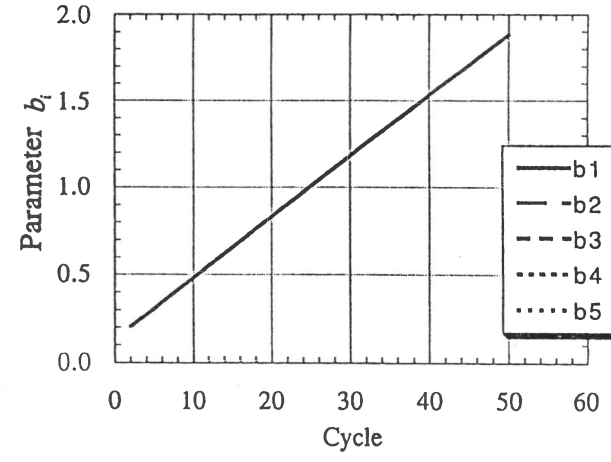


図７ＦＣＲの前件部パラメータb_iの仮定

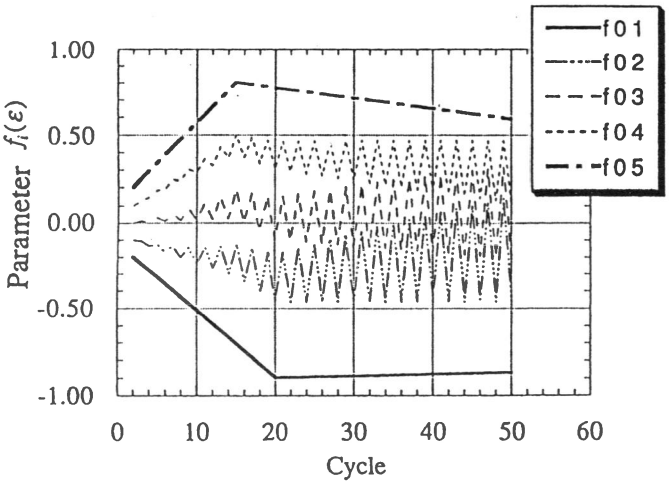


図８ＦＣＲの後件部パラメータ$f_i(\varepsilon)$の仮定

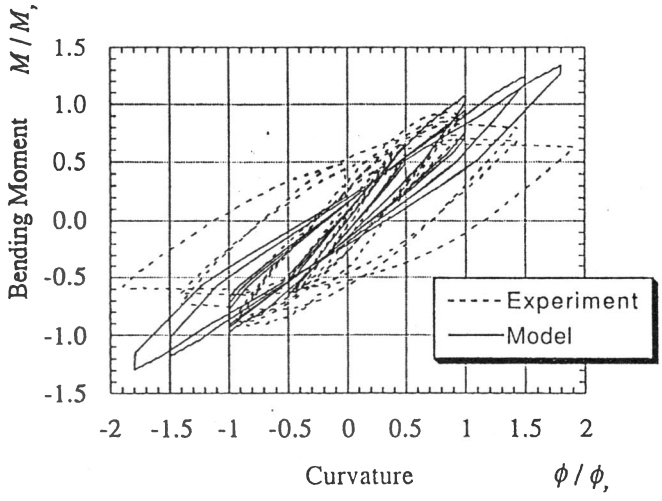


図１１弾性ウェブモデルによる解析結果

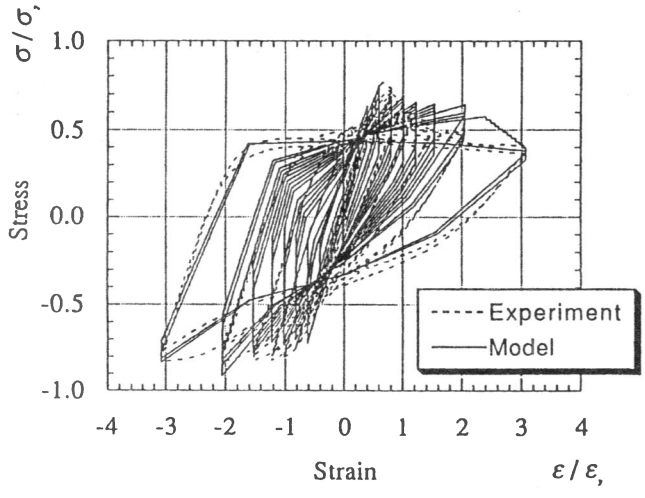


図９単一板のファジィ構成則

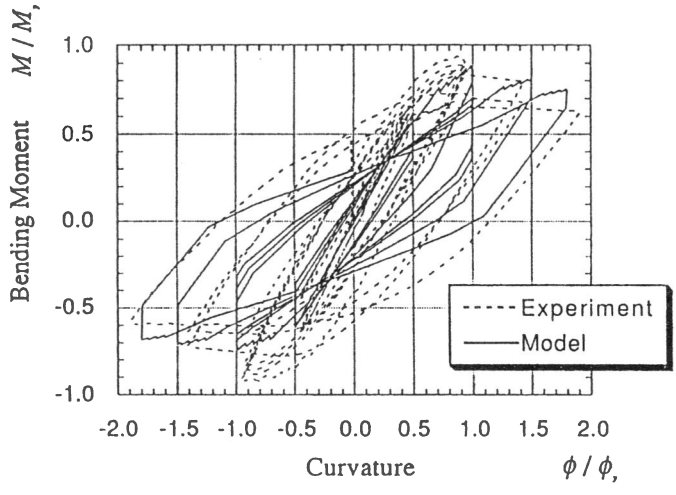


図１２弾塑性ウェブモデルによる解析結果

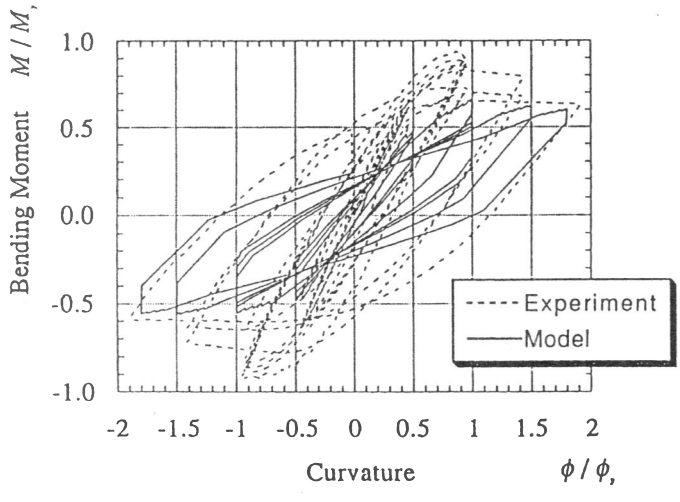


図１０ダブルフランジモデルによる解析結果

参考文献

１）野村博義，林勲，若見昇：最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用，第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.423-426（1990）

２）市橋秀友：階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習，第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.539-542（1990）

３）Kosko, B.：Fuzzy Systems As Universal Approximators, Proc. of IEEE International Conference on Fuzzy Systems, March 8-10, 1992, pp.1153-1162.

４）森忠彦：軸圧縮力と繰り返し曲げを受ける鋼薄板集成断面はり－柱の簡易解析，構造工学における数値解析法シンポジウム論文集，第15巻，pp.169-174（1991）

問い合わせ先

〒606 京都市左京区吉田　京都大学工学部土木工学教室構造力学研究室　（075）753-5078　古田均

FA2-4

あいまいな計測データからの溶接ビード強度のファジィ推論

Fuzzy estimation of strength on a
weld bead using fuzzy measured data

牛込博康
Hiroyasu Ushigome
石川島播磨重工業 技術研究所
Research Institute, Ishikawajima-Harima Heavy Industries Co. Ltd

Abstract:It is hard to measure configurations of a weld bead precisely. But a inspection specialist gives a good judgement for it with a linguistic expression. And a specialist about fatigue strength sometimes estimates its rough fatigue life using crisp data analogized from fuzzy data. Using this thoughts, this paper proposes a method for estimating a fatigue life on a weld bead using fuzzy measured data.

1．はじめに

人間の判断にはあいまいな判断が多いが、必ずしもあいまいなまま議論を進めているわけではない。例えば、溶接ビードの疲労強度を評価する際には、あいまいな評価が行われることがあるが、その過程ではあいまいな判断をクリスプな数値に置き換えて演算を行い、最後に安全係数で調整を行いその評価を実施していることが多い。ファジィ理論を用いた評価を行う際にも、この様な推論法が適用できるものと考えられる。人間の判断の有効性については筆者の行った研究[1]において、専門家の判断であれば評価に用いることができることを示している。

ところで、溶接ビードは形状は複雑に変化しており、これを定量的に計測することは非常に困難である。このような溶接ビードの品質管理において、ビード形状をあいまいな計測で済ますことができればその省力化に対する効果は計り知れない。本文では、溶接ビードとそこに作用する公称応力に対するあいまいな判断からファジィ理論を用いて、その疲労強度をあいまい推論する手法を提案する。

2．溶接部の疲労強度におけるあいまいさ

溶接、特に手溶接のビード形状は複雑に変化しており、このための応力集中が原因となる疲労破壊が種々の構造物において見られる。図1は隅肉溶接継手の断面形状を拡大したものであるが、この形状から溶接趾端部の半径ρやフランク角θを求めることは容易ではない。何らかの定義を行ってこれらの値を求めることになるが、その手間の割にはそのようにして求めた値が特別な意味を持つものではないので、あいまいに評価することで代用できれば好都合である。そして、応力集中係数をビード形状から求める簡易式がいくつか報告されているが、この式もこれまでの実験データから分析した簡易式であり、あいまいさが含まれている。

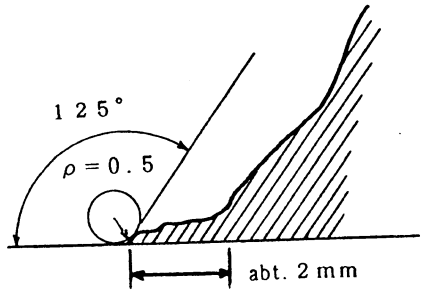


図1 溶接ビード趾端部の形状

また、疲労試験において、精確な疲労発生寿命Nc を求めることは容易ではない。実際には、これもある定義を行ってNcを求めその値で代用しているが、あいまいな値といわざるを得ない。さらに、構造物に作用する応力値についても、有限要素法などの手法により精密な解析が行われるようになってきてはいるが、荷重や境界条件などあいまいな部分も多く残されており、得られた結果にもあいまいさが含まれているといえる。

これまでの手法は、苦労して求めたあいまいさが含まれたデータ値をもとに疲労評価を実施しているが、本文ではあいまいな評価データをもとに疲労強度を推定する方法について述べる。

3．溶接部の疲労強度試験結果に対するファジィ回帰分析

3.1 分析データと計算仮定

造船研究協会の２０２部会（ＳＲ２０２）が実施した「海洋構造物の疲労強度設計法および溶接部の品質に関する研究」[2]の中の「リブ十字継手の引張り疲労試験結果（t_1= 22mm, t_2= 10.5mm）」のデータを用いて溶接ビード形状と疲労強度の関係について分析した。解析に用いた試験片に関するデータは表1の通りである。なお、趾端半径、フランク角およびアンダカットなどはき裂発生部での値である。また、ここでの応力集中係数Ktcは後川[3]の式により求められた値である。

解析に当たって以下の仮定を行った。

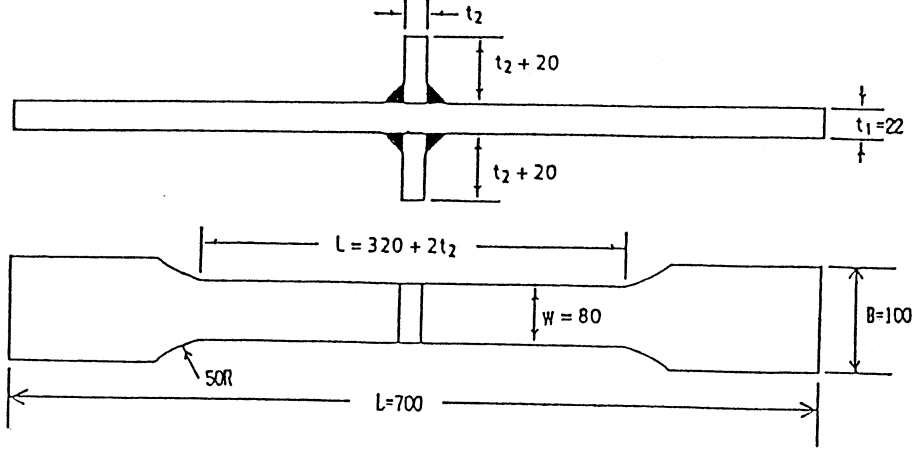
1）一般の構造物の溶接品質管理において、アンダーカットδは目標値としては許されず原則としてゼロと考えた。

2）このため、応力集中係数に影響するパラメータとしては、フランク角θと溶接趾端半径ρのみが関係するものとした。

3）ＳＲ２０２で報告されているデータにおいて、前述したようにθやρにはあいまいさが含まれており、このため得られ

表１　溶接趾端部の形状と疲労試験結果（ＳＲ２０２より）

試験片記号	応力範囲 ΔS (kgf/mm²)	き裂発生寿命 Nc*10⁴	趾端半径 ρ (mm)	余盛角 θ (deg)	応力集中係数 Ktc	アンダーカット (mm)
0-1	40.	0.55	0.30	106.8	6.77	0.42
0-2	31.	2.73	0.45	119.3	5.17	0.0
0-3	25.	6.8	0.55	139.8	4.06	0.22
0-4	20.	13.2	1.10	116.0	3.39	0.05
0-5	16.	－－	0.75	110.0	4.16	0.0
0-6	12.5	85.3	0.48	122.7	4.82	0.08
0-7	10.	236.0	0.40	125.3	5.34	0.09
0-8	9.	247.0	0.20	123.5	7.71	0.33
0-9	20.	－－	1.35	133.0	2.83	0.04
03-1	40.	0.33	0.40	125.8	5.30	1.47
03-2	31.	－－	0.23	115.0	7.58	0.67
03-3	25.	1.5	0.33	126.5	5.70	1.69
03-4	20.	4.5	0.48	128.5	4.74	1.78
03-5	16.	15.8	0.48	96.5	5.42	1.31
03-6	12.5	17.0	0.35	113.9	6.02	0.56
03-7	10.	102.0	1.10	115.0	3.38	0.47
03-8	8.	239.0	0.40	118.0	5.51	0.50
03-9	20.	－－	0.23	126.5	7.07	0.79
05-1	40.	0.22	0.30	123.8	6.08	1.22
05-2	31.	2.18	0.43	152.5	3.88	0.7
05-3	25.	－－	0.60	126.0	4.25	1.4
05-4	20.	3.8	0.45	146.5	4.15	0.92
05-5	16.	11.6	0.39	138.0	4.85	1.0
05-6	12.5	34.0	0.25	155.0	4.82	0.35
05-7	10.	80.0	1.15	110.9	3.32	1.45
05-8	8.	286.0	0.50	115.3	4.99	1.14
05-9	20.	－－	0.53	115.5	4.76	1.8
1-1	40.	0.18	0.45	128.5	4.82	1.86
1-2	31.	0.64	0.55	136.0	4.14	1.37
1-3	25.	1.1	0.35	111.5	5.99	1.84
1-4	20.	2.0	0.45	153.4	3.69	1.34
1-5	16.	4.1	0.83	135.0	3.43	1.44
1-6	12.5	14.0	0.30	121.9	6.13	1.28
1-7	10.	29.0	0.95	119.6	3.43	1.28
1-8	8.	187.0	0.40	97.5	5.79	1.34
1-9	20.	－－	0.28	69.6	7.33	1.45



十字継手疲労試験片形状

ている応力集中係数Ktcにもあいまいさがある。

イ）き裂の発生回数Nc についても計測の定義はあるものの、ゲージの貼付位置などによるばらつきがあり、得られた値にはあいまいさが含まれている。

3．2 応力集中係数に関するファジィ回帰分析

ファジィ回帰分析[4]は与えられたあいまいさを含むデータ(yi, xi) が指定されたｈレベル以上に含まれるような推定ファジィ出力とその広がりを最小とするようなファジィ係数Ａi（＝$(\alpha i, c i)_L$）求めるものである。（図２参照）

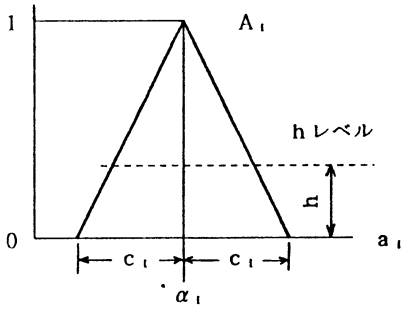


図2　ファジィ回帰分析におけるファジィ係数

前節で述べた仮定に基づき、以下の手順により分析を行った。

溶接ビード部の応力集中係数は、ここでは次式のような関係があるものとした。

$$Kt = 1 + A_0 \cdot (180-\theta)^{A_1} * (1/\rho)^{A_2} \qquad (1)$$

上式の対数をとると

$$\log(Kt-1) = \log A_0 + A_1 \cdot \log(180-\theta) + A_2 \cdot \log(1/\rho) \qquad (2)$$

となり、係数Ａi をファジィ集合とみなしたファジィ線形回帰分析が可能となる。原則的にアンダーカットのない表１の 0-1 から 0-9までのデータを用いて、θ、ρとKt のファジィ回帰分析を ｈ＝０．１として行い、これらの関係を求めた。回帰分析により得られた各係数は表２の通りである。

表2　Ktのファジィ回帰分析結果

	αi	ci
log(Kt－1)	0.0	0.02761
log(180-θ)	0.2136	0.0
log(1/ρ)	0.6466	0.0

3．3 疲労き裂発生寿命に関するファジィ回帰分析

表１に示すデータのうち疲労き裂発生寿命Nc の得られている全てのデータを用いて、ローカル応力範囲ΔＳ₁とNcとのファジィ回帰分析を行い両者の関係を求めた。ただし、ローカル応力範囲ΔＳ₁＝公称応力範囲ΔＳ×Ｋｔ と定義した。ΔＳ₁とNcとの関係は以下のように表されるものとした。

$$\log(\Delta S_1) = A_0 - A_1 \cdot \log Nc \qquad (3)$$

ファジィ回帰分析結果は表３の通りである。

この分析結果を図３に示した。図に示した実線はグレード値 1.0の線であり、２本の一点鎖線はグレード値 0.0の線である。

表3　疲労き裂発生寿命のファジィ回帰分析結果

	αi	ci
log(ΔＳ₁)	3.0575	0.2334
log Nc	0.2317	0.00952

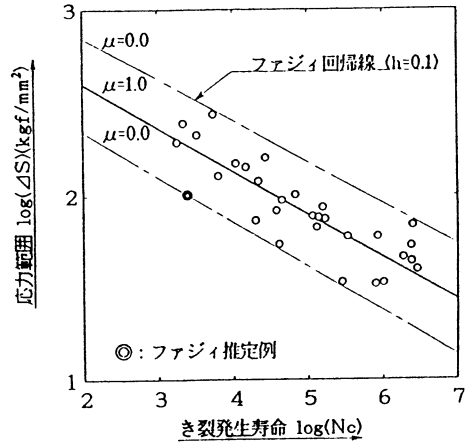


図3　疲労試験結果のファジィ回帰分析

4．あいまい評価の方法

4．1 あいまいさと可能性

図４に示すようなメンバシップ関数が与えられたとき、これを可能性関数と見なすことができる。x_A という値をファジィ評価すると、Ｂと評価されることもあるがＡと評価されることの方が一般的である。逆にＢと評価された場合には、その要素値はx_{B1}からx_{B2}の範囲にある可能性が高く、x_{B0}である可能性が最も高い。あるファジィ評価が行われたとき、そのグレードとしては ０．５以上の部分で検討を行えば良いものと判断できる。

次に、ふたつのファジィ評価を組み合わせるとき、たとえば、溶接部の趾端半径とフランク角に対するファジィ評価から応力集中係数を求める場合について考える。

両者のグレード ０．５の要素値が同時に発生する可能性はファジィ代数演算を用いて ０．２５と計算される。実際にはこのよ

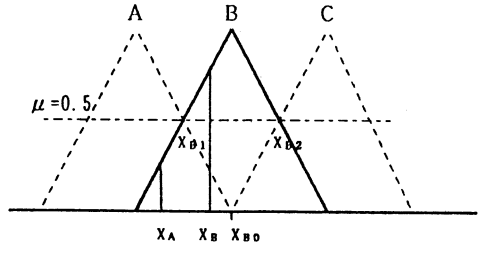


図4　可能性関数

うに可能性の低い状態を考慮する必要はない。しかし、この値を用いて求めた応力集中係数の可能性としては、安全性を考慮してゼロに近い値が採用されることになる。結局、最終的に可能性の低い値が採用されるようにすれば良い。

以上の理由により、本文では人間が行うファジィ評価につい

てはグレード値 1.0での要素値を用いて計算を進め、最終結論を得るファジィ回帰分析で可能性の値を調整することとした。

4．2 疲労強度に関するファジィ評価の手順

これまでのように、溶接ビードの該当部分のθやρを直接計測して求めるのではなく、専門家が目でみたままをファジィ評価するものとする。それに、あいまいに推定された応力を用いて、疲労強度を推定する手順について以下に述べる。

(1) ファジィ評価されたθ、ρのグレード 1．0での要素値を用いて、ファジィ回帰線を利用して応力集中係数Ktfを推定する。この時のグレード値は 0．0とする。

(2) このKtfとファジィ評価された公称応力範囲から、疲労強度を評価すべき点のローカル応力範囲ΔS₁ を求める。

(3) ΔS₁ より、図3を用いて h=0.0での疲労繰り返し回数を求める。

4．3 計算例

上述したあいまい評価の方法の妥当性を検証するために以下に示すような手順で解析を行った。

(1) 計算に用いるθ、ρおよびΔSのメンバシップ関数の形状を図5の様に定めた。

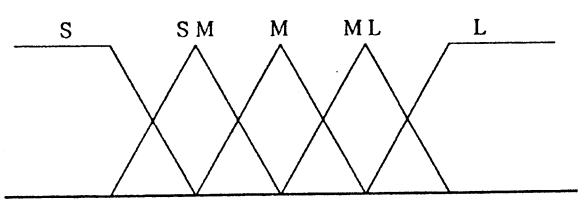
(2) ここではアンダカットがないことを前提としているので表1に示す 0-1から 0-9までのデータについて、各データのθやρの値と (1)で示したメンバシップ関数とを比較し、各値がμ＝0.5 のどのレベル集合に属するかにより、該当のファジィ集合であると評価されるものとした。

例えば、ρ＝0.45であれば、それがファジィ評価されたときはSMになると考える。

(3) 0-1から0-9までの9つのデータについて、ファジィ評価されたファジィ集合のμ＝1.0 の要素値を用いて、ファジィ回帰分析の式から応力集中係数値を求める。

上述の方法で求めた応力集中係数Ktfと表1に示す後川の式による応力集中係数値Ktcとを比較したものが図6である。この結果から明らかなように、ファジィ評価により応力集中係数を求める方法はこれまでの手法より安全側の値となる傾向はあるが、非常に良い対応を示しており、これまでのような込み入った計測でθやρの値を求める必要性はなく、ファジィ評価で十分であるといえる。

今回は既存データをファジィ集合に変換したために 0-1のρ＝0.3 をファジィ集合に変換する際に、SとするかSMとするかにより解が変化する。△印はSMとした場合であり、▼はS



(1)	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	mm
(2)	100	110	120	130	140	deg
(3)	8	16	24	32	40	kgf/mm2

注) (1)趾端半径(ρ)、(2)フランク角(θ)、(3)応力範囲(ΔS)

図5 計算に用いたメンバシップ関数

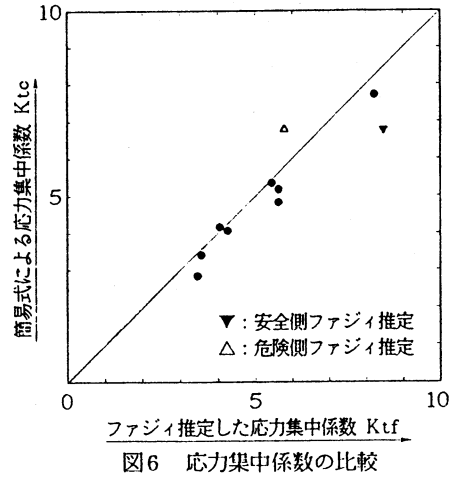


図6 応力集中係数の比較

とした場合である。ファジィ評価する際に、どちらにするか迷うような場合には、安全側となるような評価としておくことが無難である。

応力範囲についてもまったく同様の方法で取り扱うことができる。 0-3の応力範囲についてMとファジィ評価し、μ＝1.0 の要素値２４kgf/mm² を用いてファジィ回帰分析してやれば図3の◎印のように寿命値が得られる。得られた値はあいまいさやバラツキを考慮した安全側の値が得られるが、どの程度の安全性を持たせるかは回帰分析におけるｈレベルの設定により変えることができる。

5．あとがき

専門家が普段行っているあいまいな判断をファジィ理論で取り扱う方法について提案を行い、あいまいな評価であっても十分利用できることを示した。これまであいまいであるために捨てられていたデータをもっと積極的に生かすことが必要と考えられる。本文では、公称応力などすべての値があいまいであるとして疲労強度を推定する方法について述べたが、無理矢理あいまいにする必要は全くない。しかし、全てをあいまいであるとしてもかなりの推定ができることを示した。

今後の課題として、検査員のメンバシップ関数の同定方法の検討や、溶接ビードの形状をファジィ評価するためには、アンダカットや３次元的な形状変化も考慮することも必要である。

［ 参 考 文 献 ］

1)牛込、「構造物の信頼性解析における帰属度関数の実験的研究」、機論Ａ、54巻508号、昭63年12月

2)日本造船研究協会 第202研究部会、「海洋構造物の疲労強度設計法および溶接部の品質に関する研究」報告書、1991.3

3)後川、中山、「溶接継手部の応力集中係数」、石川島播磨技報 第23巻第4号、昭58年7月

4)寺野 他、「ファジィシステム入門」、オーム社、昭62年4月

<問い合わせ先> 〒135 東京都江東区豊洲３－１－１５
石川島播磨重工業（株） 技術研究所 牛込博康
TEL.03(3534)3455 FAX.03(3534)3344

FA3-1

ファジィ関係式のあいまい後ろ向き推論への適用

Application of fuzzy relational equations to fuzzy backward-reasoning

アルヌ　ティエリ　田野　俊一　加藤　康記　三好　力
Thierry Arnould　Shun-ichi Tano　Yasunori Kato　Tsutomu Miyoshi

技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

In this paper, we study the formulation of fuzzy backward-reasoning .First, we show that, in the case of discrete universes of discourse, solving a fuzzy backward-reasoning problem is equivalent to solving a fuzzy relational equation. Then, we consider the interpretation of the solutions given by fuzzy relational equation solving methods, as well as the choice of a particular solution as a sub-goal. Highlighting the sensitivity of fuzzy relational solving methods, we propose a method to find approximate solutions based on a modification of either the goal or the rule, and study the properties of this searching method.

1．はじめに

通常、ファジィ推論システムは前向き推論機構のみを持つが、自然言語理解や診断などを行おうとした場合、後ろ向き推論機構も必要となってくる。

本研究では、あいまい後ろ向き推論の定式化について検討する。先ず、ファジィ後ろ向き推論の数学的な定式化を考える。離散的な全体集合の場合、ファジィ後ろ向き推論はファジィ関係式と対応することを示し、ファジィ関係式の解法を調べる。これを後ろ向き推論へ応用し、方程式の解の解釈に基づきサブゴールとして特別な解を選択する。ここで、ファジィ関係式の解法は敏感であることを明らかにし、最後に近似解の探索方法を検討する。

なお、本研究はLIFE（国際ファジィ工学研究所）で開発中のファジィ推論システムFINESTの一機能として存在する[5]。

2．後ろ向き推論の定式化

クリスプな場合、後ろ向き推論は次のように表現できる。

「ルール"if x is A then y is B"が与えられ、事実"y is B"が成り立つための十分条件は"x is A"である。」

if x is A then y is B
y is B ?
---
x is A ?

Generalized Modus PonensはModus Ponensのファジィ理論への拡張である。同じように、後ろ向き推論をファジィ理論へ拡張することもできる。ファジィ後ろ向き推論は次のように表現できる。

「ファジィルール"if x is A then y is B"とファジィゴール"y is B'"が与えられ、ゴール"y is B'"を推論できるようなサブゴール"x is A'"を求める。」

サブゴール"x is A'"を求めることができる場合、事実"y is B'"が成り立つような十分条件は"x is A'"である。

if x is A then y is B
y is B' ?
---
x is A' ?

クリスプな後ろ向き推論と異なり、ファジィ後ろ向き推論の場合、ルールの結論部と異なるゴールが与えられても、そのルールを用いて適切なサブゴールを生成しなければならない。

3．後ろ向き推論の数学的な定式化

xとyは全体集合XとY上の変数とし、AとA'はX上のファジィ集合、BとB'はY上のファジィ集合とする。ファジィ集合はメンバーシップ関数μで表される。xとyの関係を表すため、含意関数Iを用いる。xの値が既知の場合yの条件付き可能性分布は次のように表現できる。

$$\forall x \in X, \forall y \in Y, \pi(y|x) = I(\mu_A(x), \mu_B(y)) \qquad (1)$$

推論方法としてGeneralized Modus Ponensを用いると、推論式は次のようになる。

$$\forall y \in Y, \mu_{B'}(y) = Sup_{x \in X}(\mu_{A'}(x) \wedge I(\mu_A(x), \mu_B(y))) \qquad (2)$$

前向き推論の場合、A,B,I,A'が与えられ、式(2)によりB'を簡単に求めることができる。逆に、後ろ向き推論の場合、A,B,I,B'が与えられ、式(2)が成り立つようなA'を求めなければならない。従って、前向き推論の問題より、後ろ向き推論の問題を解くことは困難である。

ファジィ集合が連続の場合、一般的な解法が存在しないため、先ず、XとYは離散的な全体集合である場合について検討する。ここでは、次の記法を用いる。

$X = \{x_1, x_2, \ldots, x_i, \ldots, x_n\}$　　$Y = \{y_1, y_2, \ldots, y_j, \ldots, y_m\}$

$\forall i = 1,n,\ a'_i = \mu_{A'}(x_i)$　　$\forall j = 1,m,\ b'_j = \mu_{B'}(y_j)$

$$\forall i=1,n,\forall j=1,m,\ I_{ij}=I\left(\mu_A(x_i),\mu_B(y_j)\right)$$

式(2)は次の式(3)になる。

$$\forall j=1,m,\ b'_j=Max_{i=1,n}\left(a'_i\wedge I_{ij}\right) \qquad (3)$$

マトリクス表現で、ベクトルA'とB'、マトリクスIを次のように定義する。

$$\mathbf{A}'=\left(a'_1,a'_2,\ldots,a'_i,\ldots,a'_n\right)$$

$$\mathbf{B}'=\left(b'_1,b'_2,\ldots,b'_j,\ldots,b'_m\right)$$

$$\mathbf{I}=\left(I_{ij}\right)_{i=1,n,\ j=1,m}$$

式(3)は通常のファジィ関係式$\mathbf{A}'\circ\mathbf{I}=\mathbf{B}'$で記述する。この式を用い、ベクトルB'とマトリクスIが与えられ、式(3)が成り立つようなベクトルA'を求めなければならない。

従って、元のゴールB'を推論できるような適当なサブゴールA'の探索はファジィ関係式$\mathbf{A}'\circ\mathbf{I}=\mathbf{B}'$の解の探索と対応するので、以下ではファジィ関係式の解法について調べる。

つまり、離散的な全体集合の場合、後ろ向き推論は次のように表現できる。

「ゴールベクトルB'と含意マトリクスIが与えられ、ファジィ関係式$\mathbf{A}'\circ\mathbf{I}=\mathbf{B}'$が成り立つようなサブゴールベクトルA'を求める。」

4．ファジィ関係式の解法

ファジィ関係式のいわゆる逆問題は次のように表現できる。

「ファジィ関係$\mathbf{R}\subset U\times V$とファジィ集合$\mathbf{B}\subset V$が与えられ、方程式$\mathbf{A}\circ\mathbf{R}=\mathbf{B}$が成り立つような全てのファジィ部分集合$\mathbf{A}\subset U$を求めなければならない。」

ファジィ関係式の解法は多くの研究の対象になった。先ず、論文[3]により、最大解の解法が提案され、PappisとSugenoにより全ての解を求める効率的な方法が報告された[2]。本研究ではこの方法を用いるものとする。

解の計算方法は次のアルゴリズムにより得られる。

ステップ1：列ベクトル$\mathbf{A}^*$を次のように計算する。

$$\forall i=1,n,\ a_i^*=Min_{k=1,m}\left(r_{ik}\alpha b_k\right)$$

ここで、演算子αは $x\alpha y=\begin{cases}1 & x\le y\\ y & x>y\end{cases}$

ステップ2：$\mathbf{A}^*$が式$\mathbf{A}^*\circ\mathbf{R}=\mathbf{B}$を満たす場合、方程式$\mathbf{A}\circ\mathbf{R}=\mathbf{B}$は解を持ち、$\mathbf{A}^*$は最大解となる。満たされない場合、方程式$\mathbf{A}\circ\mathbf{R}=\mathbf{B}$は解を持たない。

ステップ3：式$\mathbf{A}\circ\mathbf{R}=\mathbf{B}$が解を持つ場合、いくつかの極小解が存在する。解の集合は最大解とそれぞれの極小解の区間の合成により得られる（図1）。

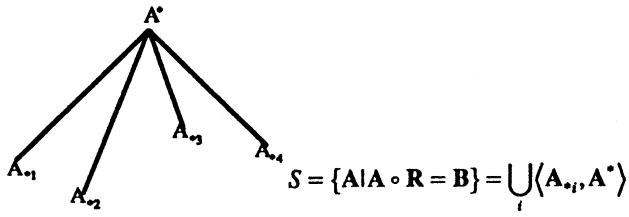


図1：解の集合

5．後ろ向き推論への応用

後ろ向き推論の解を求めるため、先の解法を用いることができる。後ろ向き推論に対応するファジィ関係式が解を持たない場合、ファジィルール"if x is A then y is B"を用いて、元のゴール"y is B'"を推論できるようなサブゴール"x is A'"を見つけることができない。この場合、ルールベース中の別のルールを用いなければならない（いわゆるバックトラッキング方法）。

逆に、後ろ向き推論に対応するファジィ関係式が解を持つ場合、ゴール"y is B'"を推論できるようなサブゴール"x is A'"が存在する。通常、合成演算子としてMaxとMin演算子を用いるため、複数の解が存在する。従って、ファジィ関係式のそれぞれの解がゴール"y is B'"を推論できるようなサブゴールと対応する。少なくとも一つのサブゴールが成り立つことを調べなければならない。どのようにサブゴールとして解を選べばいいか考えなければならないので以下ではこの解の選択方法を検討する。

6．ファジィ関係式の複数解の解釈

定義より、最大解は他の解より大きいので最大解のメンバーシップ関数と対応する可能性分布は最も特殊ではない可能性分布である。それゆえに、最大解は変数xについて最も不明確な情報を与える解とみなすことができる。

逆に、それぞれの極小解はそれより小さい解が存在しない解として定義されるため、一つの極小解は変数xの一つの値として一番明確な情報を与える解とみなすことができる。複数の極小解が存在することはxに関して複数の可能な値が存在することを示し、それぞれの極小解はそれぞれの値について最も明確な情報を与える。

最後に、極小解の定義に従うと、それぞれの中間解は一つの極小解と最大解の区間に属する。極小解の解釈に基づくと、変数xの値は極小解で得られる情報より中間解で得られる情報の方が不明確である。それゆえ、中間解は変数xの一つの値として多かれ少なかれ明確な情報を与える解とみなすことができる。

解の解釈は図2で表される。

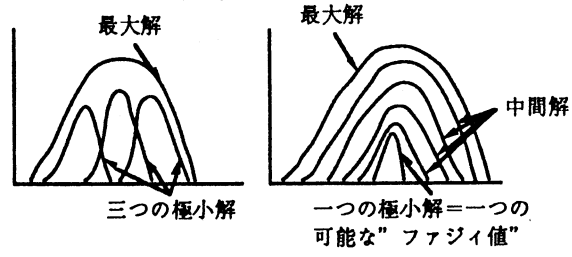


図2：極小解、中間解と最大解の解釈

7．サブゴールとしての解の選択

多段後ろ向き推論を行う場合、サブゴールとして一つの解を選択し、そのサブゴールを用いて、再び後ろ向き推論を行う。従って、サブゴールの選択は重要である。解の集合は複数の区間の合成であるため、一つの解を選ぶためには、先ず一つの極小解を選択し、その極小解と最大解の間で中間解を選ばなければならない。

先の解釈に従い、一つの極小解を選択することは変数xの値が大体分かると仮定することと対応する。また、その極小解と最大解の間に中間解を選択することは変数xの値がどれぐらい分かるかと仮定することと対応する。つまり、「サブゴールとして解を選択することは主観にたよらざるを得ない」と言えよう。ここで、Minimum specificityの原理[1]によれば、最も特殊ではない可能性分布を選択しなければならないので、サブゴールとして最大解を選択することにする。

ファジィ関係式の解は区間で表現されるので、対象となるゴールも区間で表せば、先の問題点がない。将来的には、ゴールを区間で表現し、その場合の関係式は不等式となる。

8．ファジィ関係式の解法の感度

解法の敏感の問題点を明らかにするため、次の例を考える。

例）全体集合XとYは15個の要素がある。ファジィ集合AとBは下記の集合とする。

$$A=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.125\ 0.25\ 0.375\ 0.5\ 0.625\ 0.75\ 0.875\ 1\ 1\ 1\ 1)$$
$$B=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.25\ 0.5\ 0.75\ 1\ 0.75\ 0.5\ 0.25\ 0\ 0\ 0\ 0)$$

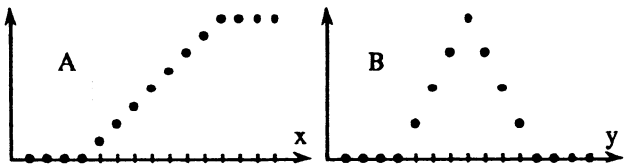


図3：例で用いられるファジィ集合

含意関数として、Gödelの関数を用いると、含意マトリクスIは次のようになる（ここで明らかにするのは一般の問題点であり、用いる含意関数には関係しない）。

$$I=\begin{pmatrix}
1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1\\
1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1\\
1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1\\
1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1&1\\
0&0&0&0&1&1&1&1&1&1&1&0&0&0&0\\
0&0&0&0&1&1&1&1&1&1&1&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&1&1&1&1&1&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&1&1&1&1&1&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&0.5&1&1&1&0.5&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&0.5&1&1&1&0.5&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&0.5&0.75&1&0.75&0.5&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&0.5&0.75&1&0.75&0.5&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&0.5&0.75&1&0.75&0.5&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&0.5&0.75&1&0.75&0.5&0.25&0&0&0&0\\
0&0&0&0&0.25&0.5&0.75&1&0.75&0.5&0.25&0&0&0&0
\end{pmatrix}$$

先ず、ゴールを下記のベクトルB'_1とすると方程式の最大解は下記のベクトルA'^{*}_1となる。ここで、条件$A'^{*}_1 \circ I = B'_1$は成り立つので、このファジィ関係式は解を持つ。また、極小解は四つ存在する。

$$B'_1=B=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.25\ 0.5\ 0.75\ 1\ 0.75\ 0.5\ 0.25\ 0\ 0\ 0\ 0)$$
$$A'^{*}_1=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.25\ 0.25\ 0.5\ 0.5\ 0.75\ 0.75\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1)$$

次に、元のゴールの第9番目の要素の値を修正する。0.75を0.749と0.751に置き換える（図4）

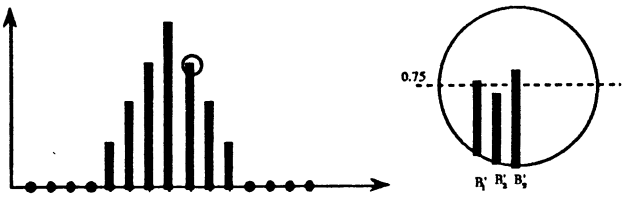


図4：元のゴールの修正

ゴールとして下記のベクトルB'_2とする（9番目の要素を0.749で置き換える）場合、アルゴリズムのステップ1で得られるベクトルは下記のベクトルA'^{*}_2になる。しかし、条件$A'^{*}_2 \circ I = B'_2$は満たされないので、ファジィ関係式は解を持たないことになる。

$$B'_2=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.25\ 0.5\ 0.75\ 1\ 0.749\ 0.5\ 0.25\ 0\ 0\ 0\ 0)$$
$$A'^{*}_2=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.25\ 0.25\ 0.749\ 0.749\ \ldots\ 0.749)$$

最後に、ゴールとして、下記のベクトルB'_3とする（9番目の要素を0.751で置き換える）場合、アルゴリズムのステップ1で得られるベクトルは下記のベクトルA'^{*}_3になる。しかし、条件$A'^{*}_3 \circ I = B'_3$は満たされないので、ファジィ関係式は解を持たないことになる。

$$B'_3=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.25\ 0.5\ 0.75\ 1\ 0.751\ 0.5\ 0.25\ 0\ 0\ 0\ 0)$$
$$A'^{*}_3=(0\ 0\ 0\ 0\ 0.25\ 0.25\ 0.5\ 0.5\ 0.75\ 0.75\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1)$$

ここで、三つのゴールB'_1、B'_2、B'_3は数値的には余り違わないが、B'_1の場合だけ方程式が解を持つことに注目すると、ファジィ関係式はゴールにとても敏感であると言える。

ファジィ関係式の感度の問題はファジィの考え方に合わない。そこで、この敏感さを補うため、近似解の探索を行う。以下では、近似解の探索方法について検討する。

9．近似解の探索

上記に述べた解法によれば、解が存在するための必要十分条件は$\wedge(R \alpha B)^{T} \circ R=B$である。その条件は次のように書ける。

$\{A \mid A \circ R = B\} \neq \varnothing \Leftrightarrow$

$$\forall j=1,m,\exists i=1,n,\left(\left(b_j \le r_{ij}\right) \text{ and } \left(\forall k \mid b_k < r_{ik}, b_j \le b_k\right)\right) \quad (4)$$

条件(4)のそれぞれの部分条件を表すために、以下のマトリクスとベクトルを定義する。

$$\mathbf{P}=(p_{ij})_{i=1,n,\ j=1,m} \quad p_{ij}=\begin{cases}1 & b_j \le r_{ij}\\ 0 & b_j > r_{ij}\end{cases}$$

$$\mathbf{Q}=(q_{ij})_{i=1,n,\ j=1,m} \quad q_{ij}=\begin{cases}1 & b_j < r_{ij}\\ 0 & b_j \ge r_{ij}\end{cases}$$

$$\mathbf{C}=(c_i)_{i=1,n} \qquad c_{ij}=\begin{cases}Min\{b_k | q_{ik}=1\} & \{k|q_{ik}=1\}\neq\varnothing\\ 1 & \{k|q_{ik}=1\}=\varnothing\end{cases}$$

$$\mathbf{S}=(s_{ij})_{i=1,n,\ j=1,m} \quad s_{ij}=\begin{cases}1 & b_j \le c_i\\ 0 & b_j > c_i\end{cases}$$

$$\mathbf{T}=(t_{ij})_{i=1,n,\ j=1,m} \quad t_{ij}=Min(p_{ij},s_{ij})$$

先の条件(4)は次のように書ける。

$$\{\mathbf{A}|\mathbf{A}\circ\mathbf{R}=\mathbf{B}\}\neq\varnothing \Leftrightarrow \forall j=1,m,\exists i=1,n,t_{ij}=1 \qquad (5)$$

ここで、ファジィ関係式が解を持つ必要十分条件は「マトリクスTのそれぞれの列の中で、少なくとも一つの要素が1と等しくなければならない」である。ある列の全ての要素が0ならば、ファジィ関係式は解を持たない。従って、マトリクスTを見ることにより、式が解を持つかどうかが簡単に分かる。

さらに、ファジィ関係式が解を持つ場合、方程式の最大解はベクトルCで表現されており、別の計算方法を用いて、最大解を計算する必要がない。

また、解が存在しない場合、マトリクスTは条件(5)を満たすためにどのようにマトリクスRかベクトルBを修正すればいいかが分かる。つまり、マトリクスTのそれぞれの列の中で少なくとも一つの要素が1と等しくなければならないように修正すればよい。この修正方法としてベクトルBの修正又はマトリクスRの修正が考えられる。

マトリクスTの定義によれば、$t_{ij}=\mathrm{Min}(p_{ij},s_{ij})$である。これより$t_{ij}$を1にするためには、$p_{ij}=s_{ij}=1$としなければならない。次の二つの場合を考える。

→$p_{ij}=0$の場合、マトリクスPの定義により、$r_{ij}<b_j$である。$p_{ij}=1$とするため、次の二つの修正ができる：

- r_{ij}の値を増やす、
- b_jの値を減らす。

→$s_{ij}=0$の場合、マトリクスSの定義により、$c_i<b_j$である。マトリクスQとベクトルCの定義によれば、$c_i=\mathrm{Min}\{b_k/q_{ik}=1\}$、$q_{ik}=1\Leftrightarrow b_k<r_{ik}$であるので、$s_{ij}=1$とするため、次の三つの修正を考えることができる。

- b_jの値を減らす、
- c_iの値を増やすため、条件「$q_{ik}=1$と$b_k<b_j$」を満たす要素b_kの値を増やす、
- c_iの値を増やすため、q_{ik}を0と等しくするために、添え字kが条件「$q_{ik}=1$と$b_k<b_j$」を満たす要素r_{ik}の値を減らす。

• ベクトルBを修正する場合、修正の解釈は次のように表現できる。

「与えられたゴールを推論できないが、与えられたルールを用いて近似ゴールを推論できる。」

ここで、ベクトルBを修正するとき、マトリクスPとSの変更は独立ではない。したがって、修正方法は困難と言えよう。例えば、マトリクスPの要素を1とするとき、あるマトリクスSの要素が0と等しくなる、またその反対もある。

• 逆に、マトリクスRを修正する場合、修正の解釈は次のように表現できる。

「与えられたルールを用いて、元のゴールを推論できないが、近似ルールを用いてそのゴールを推論できる。」

マトリクスRを修正する場合、マトリクスPとSの変更は独立であるので修正方法は単調である。従って、探索方法は必ず収束する。しかし、マトリクスRを修正するとき、"if...then..."ルールとしての解釈は難しい。

10．まとめ

本研究では、ファジィルールを用いる後ろ向き推論の定式化を検討した。先ず、離散的な全体集合の場合、後ろ向き推論の問題はファジィ関係式と対応することを示し、ファジィ関係式の解法を述べた。次に、ファジィ関係式の解法の問題点を明らかにし、マトリクスに基づいた解法を提案した。最大解の簡単な計算方法と近似解の探索方法を提案した。今後の課題として、解の修正方法による性質の比較、ファジィ関係不等式の解法の検討などがある。

参考文献

[1] D. Dubois, H. Prade, Fuzzy sets in approximate reasoning - Part 1 : Inference with possibility distributions, Fuzzy sets and systems 40 (1991), 25th Anniversary Memorial Volume, pp. 143-202.

[2] C.P. Pappis, M. Sugeno, Fuzzy relational equations and the inverse problem, Fuzzy sets and systems 15 (1985), pp. 79-90.

[3] E. Sanchez, Resolution of composite relation equations, Inform. Control 30 (1) (1976), pp. 38-48.

[4] 田野　俊一、三好　力、加藤　康記、ティエリ　アルヌ：チューニング機構お持つあいまい推論環境FINESTの背景、目的とそのイメージ、第9回ファジィシステムシンポジウム (1993).

問い合わせ先：
〒231　横浜市中区山下町89-1
シイベルヘグナービル3階
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Thierry Arnould
Tel. : 045 212 8237 Fax : 045 212 8255
E-mail : arnould@fuzzy.or.jp

FA3-2

ファジィ構造モデリングにおける推移的結合問題の特殊解

若林 高明　　大内 東
Taka-aki WAKABAYASHI　Azuma OHUCHI
北海道大学　工学部
Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract

Fuzzy transitive coupling is interconnecting two fuzzy subsystem models defined by fuzzy matrices A and B, and a common, transitive, fuzzy contextual relation to form a fuzzy system model defined by fuzzy matrix M. It may be difficult to find general solutions to this problem. In this paper, we show that this problem has particular solutions. The methods for finding them are given. Furthermore, we describe the effective application of the fuzzy transitive coupling to the embedding process for fuzzy structural modeling.

1 はじめに

ISM(Interpretive Structural Modeling)[1] は Warfield によって開発されたシステム構造化技法の一つである．ISM ではシステム構成要素集合とその上の反射的かつ推移的二項関係(擬順序) に着目し，要素間の一対比較によって求められる要素間の相互関係から全体の構造を把握しようとする．今までに様々な改良を加えた ISM が考案されているが [2][3][4]，著者らはより柔軟な構造モデリングの実現を目的として，それらを改良した FISM/FUZZY を開発中である．FISM/FUZZY の主な特徴は要素間の二項関係の有無を関係の強さ，曖昧さを考慮してファジィ化したことである．FISM/FUZZY 過程は具象化，構造化，描画の三つの過程からなる．このうちの具象化過程において重要な部分を占めるのがファジィ推移的結合問題である．著者らは文献 5) においてこの問題の解法を提案した．本稿では，ファジィ推移的結合問題の解についての新知見を得たので報告する．更に，その有効な応用としてのファジィ具象化について述べる．

2 諸定義 ·諸記号

本稿で使用する諸定義，諸記号を述べる．

定義 1 ファジィ関係 R : 直積空間 $S \times S$上のファジィ集合．メンバシップ関数$\mu_R : S \times S \to [0,1]$によって特性づけられる．FISM/FUZZY で扱うファジィ関係は反射的かつ推移的であること (ファジィ擬順序) を前提とする．

定義 2 ファジィ行列 M : ファジィ関係 Rを表現する行列．各要素 m_{ij}は順序対 $(i,j) \in N \times N$の Rへの帰属度を示す．

$$0 \le m_{ij} \le 1, \ ^{\forall} (i,j)$$

定義 3 ファジィベクトル $\boldsymbol{x}$,$\boldsymbol{y}$: 各成分 x_i, y_iが閉区間[0,1]内の値を取る列ベクトル．$\boldsymbol{x}^T$,$\boldsymbol{y}^T$は行ベクトルを表す．

定義 4 二つのファジィ行列 A, Bの大小関係を以下のように定義する．

$$A \le (<) \ B \overset{\text{def.}}{\iff} a_{ij} \le (<) \ b_{ij}, \ ^{\forall} (i,j)$$

定義 5 ファジィ行列 A, Bに対し以下の演算を定義する．

- 和 ·積は通常のファジィ代数演算とする．
- $(A @ B)_{ij} = \min\limits_k (a_{ik} \ \alpha \ b_{kj}) = \prod\limits_k (a_{ik} \ \alpha \ b_{kj})$

  ここで，$a \ \alpha \ b = \begin{cases} 1 : a \le b \\ b : a > b \end{cases}$
- $(\bar{A})_{ij} = 1 - a_{ij}$

定義 6 可到達行列 : 以下の条件を満たすファジィ行列 Mを (ファジィ) 可到達行列という．

$$M = M + I \tag{1}$$

$$M^2 = M \tag{2}$$

ここで，Iは単位行列である．言い換えれば Mが可到達行列であるとは，反射的かつ推移的であることを言う．

3 ファジィ推移的結合

3.1 問題の定式化

共通のファジィ関係を有し，ファジィ行列 A,Bで定義される二つのサブシステムを結合し，ファジィ行列 Mで定義される一つのシステムを形成する問題をファジィ推移的結合という [5]．ファジィ推移的結合は，FISM/FUZZY において重要な部分を占める．システムの具象化を行うにあたり，システム構成要素が多い場合は，構成要素集合を幾つかの部分集合に分割して構造化を行い，後でその結果を結合してシステム

全体のファジィ構造行列を形成することによって効率的な具象化が可能となる．

ファジィ推移的結合の目的は，以下のようなファジィ行列Mが可到達行列となるように，Mの未知の部分を埋めることである．

$$M = \begin{bmatrix} A & X \\ Y & B \end{bmatrix} \tag{3}$$

ここで，AとBは既知のファジィ行列である．AとBは同じ次数である必要はない．s,tをそれぞれA,Bの次数とする．このとき，相互連関行列X,Yはそれぞれ$s \times t$型，$t \times s$型のファジィ行列となる．

3.2 含意行列

Mが可到達であるための条件より，部分行列X,Yに課せられる条件は，行列の展開，演算子 @ を用いることにより (4)-(6)(または (7)) 式と等価であることが示される [6][7]．よって，ファジィ推移的結合問題を解くことは (4)-(6)((7)) 式を解くことに帰着される．以下では，Xの列を縦に並べたベクトルを$\boldsymbol{x}$，Yの行を横に並べたベクトルを$\boldsymbol{y}^T$とする．

$$\boldsymbol{x} = P\boldsymbol{x} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{y} = P^T\boldsymbol{y} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{y}^T \leq \boldsymbol{x}^T \mathbin{@} F \tag{6}$$

または

$$\boldsymbol{x}^T \leq \boldsymbol{y}^T \mathbin{@} F^T \tag{7}$$

ここで，PはXの自己含意行列であり，$(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j^T)$で添字づけられる$P$の$(i,j)$ブロックは

$$P^{i,j} = \delta_{ij}A + \bar{\delta}_{ij}b_{ji}A \tag{8}$$

と書き表せる．ここで，$\boldsymbol{x}_i$はXの第i列，δ_{ij}はKroneckerのデルタであり，$\bar{\delta}_{ij}$はその補数である．また，P^TはYの自己含意行列である．Fは$(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}^T)$で添字づけられる$X$から$Y$への相互含意行列である．$(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{y}_j)$で添字づけられる$F$の$(i,j)$ブロックは

$$F^{i,j} = \delta_{ij}A + \bar{\delta}_{ij}\left(b_{ji}I + \bar{I}\right) \tag{9}$$

となる．ここで，$\boldsymbol{y}_j$はYの第j行である．一方，F^Tは$(\boldsymbol{y},\boldsymbol{x}^T)$で添字づけられる$Y$から$X$への相互含意行列である．

P^2を実際に計算することにより，Pは可到達行列であることが示される．P^Tもまた可到達行列である．

3.3 ファジィ推移的結合の特殊解

(4)-(6)((7)) 式の自明な解は，すべての未知数が0となるものである．文献 [5] において提案した一般解を求める方法では，例えば，自己含意行列がすべて非ゼロ要素からなる場合は一般解を求めることは困難であった．しかし，条件を満たすある種の解は容易に求めることができる．今後はその解を特殊解という．以下では特殊解に関する定理を述べる (証明略)．文中のp_{ij}は自己含意行列の，f_{ij}は相互含意行列の要素とする．

定理 1 以下で表される組 $(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ は (4)-(6) ((7)) 式の解である．

max-min 解

$$\boldsymbol{x},\ x_i = \sum_{j \neq i} p_{ij},\ {}^\forall i \tag{10}$$

$$\boldsymbol{y},\ y_i = \prod_i p_{ij},\ {}^\forall j \tag{11}$$

min-max 解

$$\boldsymbol{x},\ x_i = \prod_j p_{ij},\ {}^\forall i \tag{12}$$

$$\boldsymbol{y},\ y_j = \sum_{i \neq j} p_{ij},\ {}^\forall j \tag{13}$$

min-min 解

$$\boldsymbol{x},\ x_i = \prod_j p_{ij},\ {}^\forall i \tag{14}$$

$$\boldsymbol{y},\ y_j = \prod_i p_{ij},\ {}^\forall j \tag{15}$$

max-max 解が存在しないのは，(6) 式 (7) 式が$\boldsymbol{x}$または$\boldsymbol{y}$の要素のうち一方の値が総じて大きいならば，他方の値は総じて小さくなるという性質に起因する．

推移的結合を実際に適用した場合，各特殊解のうちどれを選択するかは，既知行列AとBに対応するサブシステムS_1, S_2の要素の相互間に階層構造を認めるかどうかによる．例えば，二項関係が "優先する" のとき，S_1の要素のS_2の要素に対する優先度が総じて高い場合は，最も適切な解はmax-min解であり，S_1の要素とS_2の要素の関係の度合いが総じて低い場合はmin-min解である．(図1参照)．

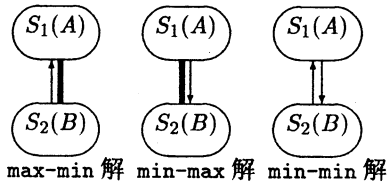


図 1: max-min, min-max, mim-min 解のイメージ (太い矢印は相対的に強い関係，細い矢印は弱い関係を表す)

3.4 推移的拡大

本節では，推移的結合の特殊な場合であるに推移的拡大ついて言及する．推移的拡大とは$B = 1$の場合であり，システムに後から一つだけ構成要素を付加する場合に相当する．このとき，Xは列ベクトル$\boldsymbol{x}$，Yは行ベクトル$\boldsymbol{y}^T$である．この場合を推移的拡大という．この場合の制約式は以下のようになる．

$$A\boldsymbol{x} = \boldsymbol{x} \tag{16}$$

$$A^T\boldsymbol{y} = \boldsymbol{y} \tag{17}$$

$$\boldsymbol{y}^T \leq \boldsymbol{x}^T \mathbin{@} A \tag{18}$$

または

$$\boldsymbol{x}^T \leq \boldsymbol{y}^T \mathbin{@} A^T \tag{19}$$

即ち，この場合は自己含意行列 P と相互含意行列 F は共に A に等しい．特殊解は (10)–(15) 式の p_{ij} を a_{ij} に置き換えて推移的結合の場合と同様に求められる．

4 ファジィ具象化への応用

本章では，FISM/FUZZY における推移的結合を用いたファジィ具象化過程の詳細を述べる．

前処理 構成要素集合 S を互いに排反な部分集合 $S_1, S_2, \cdots, S_m$ に分割する．このステップは FISM/FUZZY セッション参加者が KJ 法等を用いて行う．その際，各構成要素群の特徴が明確となるように分割するのが望ましい．

第一フェーズ それぞれの構成要素の部分集合に対し，部分具象化を行う．各部分集合から二つの要素を選んで一対比較を行って得られた 2×2 型行列に推移的拡大 [5] を用いて逐次的に要素を付加してゆき，各部分構造行列を得る．この際，初期の段階で機械的に部分構造行列を決定してしまうと後で同じ値が構造行列中に多く現れてしまうので，特に 2×2 型から 3×3 型への拡大は柔軟かつ慎重に行う必要がある．

第二フェーズ 得られた部分構造行列に推移的結合を行って，全体の構造行列を得る．この際に部分行列相互間の階層構造に応じて適切な解を選択する．

5 例題

本章ではファジィ具象化の例題として要素集合が

$$S = \{s_1, s_2, s_3, s_4, s_5\} \tag{20}$$

で与えられるシステムの構造解析を行う．

前処理 S を互いに排反な部分集合に分割する．$S_1 = \{s_1, s_2, s_3\}$ と $S_2 = \{s_4, s_5\}$ に分割されたとする．

第一フェーズ s_1 と s_2 の一対比較によって，S_1 の部分構造行列 A が以下のように得られたとする．推移的拡大を用いて未知要素の値を決定する．

	1	2	3
1	1	.7	x_1
2	.2	1	x_2
3	y_1	y_2	1

(21)

一対比較によって $x_1 = .0.9$ が得られたとする．(16),(17),(18) 式のうち，x_1 を含み，x_1 が他の要素に影響を与える可能性のあるものは

$$x_1 + 0.7x_2 = x_1 \tag{22}$$

$$0.2x_1 + x_2 = x_2 \tag{23}$$

$$y_2 \leq (x_1 \alpha 0.7)(x_2 \alpha 1) \tag{24}$$

$x_1 = 0.9$ とすることによって，$x_2 \geq 0.2$，$y_2 \leq 0.7$ が得られる．

ここでまず $x_2 = 0.4$ とすると

$$y_1 \leq (x_1 \alpha 1)(x_2 \alpha 0.2) \tag{25}$$

より $y_1 \leq 0.2$ を得る．

一方，$y_2 = 0.6$ とすれば，(17) 式の

$$y_1 + 0.2y_2 = y_1 \tag{26}$$

より $y_1 \geq 0.2$ が得られるので，$y_1 \leq 0.2$ と併せて，$y_1 = 0.2$ に決定する．以上のように決定した未知要素の値は (16),(17),(18) 式のすべての条件を満たしている．

結局，A は以下のようになる．

	1	2	3
1	1	.7	.9
2	.2	1	.4
3	.2	.6	1

(27)

一方，B は

	4	5
4	1	.8
5	.3	1

(28)

であるとする．

第二フェーズ 全体の構造行列 M は以下のようになる．

$M =$

	1	2	3	4	5
1	1	.7	.9	x_1	x_4
2	.2	1	.4	x_2	x_5
3	.2	.6	1	x_3	x_6
4	y_1	y_2	y_3	1	.8
5	y_4	y_5	y_6	.3	1

(29)

推移的結合によってこの行列の未知要素の値を決定する．この場合，自己含意行列 P は以下の通りに生成される．

$$P = \begin{bmatrix} 1 & .7 & .9 & .3 & .3 & .3 \\ .2 & 1 & .4 & .2 & .3 & .3 \\ .2 & .6 & 1 & .2 & .3 & .3 \\ .8 & .7 & .8 & 1 & .7 & .9 \\ .2 & .8 & .4 & .2 & 1 & .4 \\ .2 & .6 & .8 & .2 & .6 & 1 \end{bmatrix} \tag{30}$$

max–min 解，min–max 解，min–min 解はそれぞれ以下のようになる．

max–min 解

$$x^T = [.9, .4, .6, .9, .8, .8] \tag{31}$$

$$y^T = [.2, .6, .4, .2, .3, .3] \tag{32}$$

min–max 解

$$x^T = [.3, .2, .2, .7, .2, .2] \tag{33}$$

$$y^T = [.8, .8, .9, .3, .7, .9] \tag{34}$$

min–min 解

$$x^T = [.3, .2, .2, .7, .2, .2] \quad (35)$$

$$y^T = [.2, .6, .4, .2, .3, .3] \quad (36)$$

Mで表現されるシステムがS_1がS_2よりも上位であるような階層構造を有する(ファジィ関係Rが"優先する"ならばS_1の各要素のS_2の各要素に対する優先度が総じて高い)ならば，以上の解のうち，max–min 解が最も適切な解となる．max–min 解によって各未知要素の値を決定したMは以下のようになる．

$$M = \begin{array}{c|ccccc} & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ \hline 1 & 1 & .7 & .9 & .9 & .9 \\ 2 & .2 & 1 & .4 & .4 & .8 \\ 3 & .2 & .6 & 1 & .6 & .8 \\ \hline 4 & .2 & .6 & .4 & 1 & .8 \\ 5 & .2 & .3 & .3 & .3 & 1 \end{array} \quad (37)$$

更に，Mに対しαレベル分解を行って二値行列に変換し，その推移的簡約を有向グラフで表現すると図2のようになる．

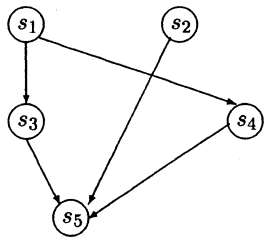


図 2: max–min 解の場合の Mの構造グラフ ($\alpha = 0.8$)

同様に，min–max 解，min–min 解の場合の Mの構造グラフはそれぞれ，図3，図4のようになる．3 つのグラフを比較すると，階層構造の差異が明確となる．

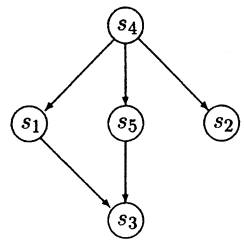


図 3: min–max 解の場合の Mの構造グラフ ($\alpha = 0.8$)

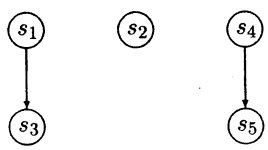


図 4: min–min 解の場合の Mの構造グラフ ($\alpha = 0.8$)

6 おわりに

本稿では，ファジィ推移的結合問題に特殊解が存在することを示した．既知行列 A,Bに対して各特殊解が一意的に決定するので，効率的に推移的結合問題を解くことができる．モデル生成者はシステムの階層構造に応じてこれらの中から適切な解を選ぶことができる．更に，推移的結合を応用した FISM/FUZZY におけるファジィ具象化を提案した．提案した方法では，各部分構造行列及びその間の階層構造が決定すれば，自動的にシステム全体のファジィ構造行列を生成することができる．この方法を用いることによって，マンパワーを要する要素間の一対比較の回数が低減され，効率的なシステムの具象化を図ることができる．

参考文献

[1] J.N.Warfield : " Societal Systems–Planning, Policy and Complexity", John Wily(1976)

[2] 大内 : " FISM : 柔軟な発想支援ツール", 発想支援システムの構築に向けて–国際研シンポジウム報告書, pp398–411, (株) 富士通研究所国際情報社会科学研究所 (1991)

[3] R.K.Ragade : " Fuzzy Interpretive Structural Modeling ", *J. of Cybern.*, Vol.6, pp189-211 (1976)

[4] E.Tazaki and M.Amagasa : " Structural Modeling in a Class of Systems Using Fuzzy Sets Theory", *International Journal for Fuzzy Sets and Systems*, Vol 2. No.1, pp1–17(1979)

[5] 若林, 大内 : " ファジィシステム構造行列の推移的結合", 情報処理学会論文誌, 33 巻 5 号, pp620–627 (1992)

[6] 児玉, 須田 : " システム制御のためのマトリクス理論", 計測自動制御学会 (1978)

[7] E.Sanchez : " Resolution of Composite Fuzzy Relation Equations", *Informatioin and Control* 30, pp38-48 (1976)

問い合わせ先 :

〒060 札幌市北区北 13 条西 8 丁目
北海道大学工学部情報工学科システム工学講座

若林 高明

Tel. : 011–716–2111 Ext. 6498
Fax. : 011–757–3524
E–mail : waka@huie.hokudai.ac.jp

FA3-3

ファジィ可到達行列モデルの推論構造

Implication Structures for Fuzzy Reachability Matrix Model

三田村 保　　大内 東

Tamotsu Mitamura　Azuma Ohuchi

北海道大学 工学部

Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract : Fuzzy Flexible Interpretive Structural Modeling (FISM/FUZZY) is a fuzzy version of Flexible Interpretive Structural Modeling (FISM). The fuzzy transitive embedding is a problem of how to efficiently fill the fuzzy reachability matrix. In this paper an implication theory and an algorithm for fuzzy transitive embedding of FISM/FUZZY are proposed. A fuzzy partially filled reachability matrix is proposed, which is an extension of a fuzzy reachability matrix and has great utility in the process of developing a fuzzy reachability matrix. The algorithm for the determining all of the implied values of unknown elements of the fuzzy partially filled reachability matrix derived from the supplied value is proposed. The algorithm requires $O(n^2)$ computer time and $\theta(n^2)$ storage, where n is the number of the system elements. Use of the algorithm makes it possible to do a flexible and an efficient modeling for complex and fuzzy systems.

1. はじめに

ファジィ構造モデリング「FISM/FUZZY」は，従来の構造モデリング「FISM」[1][2]を拡張し，システムの構成要素集合とその上に定義されるファジィ二項関係に注目し，システムの構造をファジィ行列を用いて分類・整理するものである．さらにファジィ二項関係が反射的かつ推移的性質であるファジィ擬順序（ファジィ前順序）関係を持つ場合にはその性質を利用して効率よくシステム構造を解析することができる[4][5]．

従来のファジィ構造モデリング[3]において，ファジィ二項関係の帰属度の決定が困難である場合が生じる．また，その一対比較の手間が生じる．一対比較の回数は構成要素数に比例して指数関数的に増大する．

本稿ではこれらの問題点を解決するために柔軟なファジィ行列モデルとして部分的既知なファジィ行列を提案し，その部分的既知なファジィ行列がファジィ擬順序関係に矛盾することがない行列モデルとしてファジィ部分可到達行列を提案する．更に，ファジィ部分可到達行列の更新における推論構造を明らかにする．

本稿の成果を利用することによって，柔軟にかつ効率的なファジィ構造モデリングが可能となる．

2. 諸記号，諸定義

本稿で使用する主な記号と定義について記述する．さらに必要なものについてはその都度定義する．Iは単位行列を表す[6]．

- $N=\{1,2,\cdots,n\}$：システム要素に対する添字集合，$J=N\times N$とする．
- $R=\{(i,j)|i,j\in N\}\subseteq J$：$N$上の反射的かつ推移的ファジィ二項関係（ファジィ擬順序関係）．
- ファジィ行列：ファジィ擬順序関係 R への帰属度を表す数値を要素とする行列である．行列 M の (i,j) 要素を m_{ij} と書く．ただし，$0\le m_{ij}\le 1$ である．すなわち

$$M=[m_{ij}]. \tag{1}$$

- 演算：ファジィ行列 M の構成要素 m_{ij},m_{lm} に対し，以下の演算を定義する．

$$\begin{aligned} m_{ij}m_{lm} &= \min(m_{ij},m_{lm}),\\ m_{ij}+m_{lm} &= \max(m_{ij},m_{lm}),\\ m_{ij}\alpha m_{lm} &= \begin{cases} 1 & : m_{ij}\le m_{lm}\\ m_{lm} & : m_{ij}>m_{lm}. \end{cases} \end{aligned}$$

2.1 部分的既知なファジィ行列

ファジィ二項関係を用いた構造モデリングにおいて，ファジィ擬順序関係 R の帰属度を一意に決定できない場合が生じる．以下に帰属度を柔軟に表現することが可能である部分的既知なファジィ行列を定義する．

定義 2.1 部分的既知なファジィ行列

部分的既知なファジィ行列とは，その行列の要素が最大値と最小値をもつ行列である．行列 M の (i,j) 要素の最小値を$\underline{m}_{ij}$，最大値を$\overline{m}_{ij}$と書く．ただし，$0\le \underline{m}_{ij}\le \overline{m}_{ij}\le 1$ である．すなわち

$$M = [\underline{m}_{ij},\overline{m}_{ij}]. \tag{2}$$

部分的既知なファジィ行列に対して要素を未知要素と既知要素に分ける．ただし未知要素と既知要素を以下で定義する．

$$M(i,j)=\begin{cases} \text{既知要素} & : \underline{m}_{ij}=\overline{m}_{ij}\text{のとき}\\ \text{未知要素} & : \underline{m}_{ij}<\overline{m}_{ij}\text{のとき}. \end{cases} \tag{3}$$

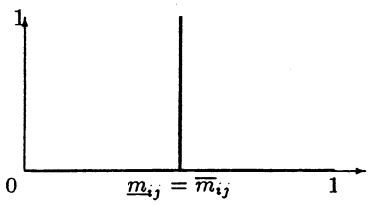


図 1: iRjが既知である場合

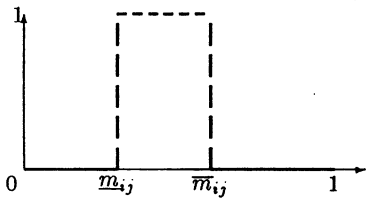


図 2: iRjが未知の場合

部分的既知なファジィ行列を用いると，ファジィ擬順序関係 Rの帰属度を柔軟に表現することが可能である．(i,j)要素が既知要素であるとき，その要素の値は，従来のファジィ行列と同様にファジィ擬順序関係 iRjの帰属度を示す（図1）．一方 (i,j) 要素が未知要素であるときは，iRjの帰属度が $[\underline{m}_{ij}, \overline{m}_{ij}]$ で一意に決定することができない状態を示す（図2）．

図3は部分的既知なファジィ行列の一例である．構成要素が既知であるときは，値を一つのみ表示する．

$M =$

	1	2	3
1	1	0.5	[0.2,0.5]
2	[0.3,1]	1	[0.2,0.7]
3	[0,0.3]	[0,0.4]	1

図 3: 部分的既知なファジィ行列

2.2 他の行列モデルとの関係

部分的既知なファジィ行列と他の行列モデル（ファジィ行列 [6]，部分的既知な二値行列 [1]，二値行列）との関係について述べる．

次の定理は部分的既知なファジィ行列がファジィ行列の拡張であることを示している．

定理 2.1 部分的既知なファジィ行列 M の全ての要素が既知要素であるとき，行列 Mはファジィ行列である．

ファジィ行列は通常の二値行列の拡張であることが知られている．ファジィ行列の値が $\{0,1\}$ のみからなる場合，二値行列となる．またファジィ行列を Mとし，$\alpha \in [0,1]$ に対して，そのα－レベル行列を M_αを

$$M_\alpha(i,j) = \begin{cases} 1 & : \ m_{ij} \geq \alpha \\ 0 & : \ m_{ij} < \alpha, \end{cases} \tag{4}$$

と定義すると，M_αは二値行列である．

また二値行列の拡張として，ブール変数 x をも含む部分的既知な二値行列がある（詳しくは文献 [1][2] 参照）．

次の諸定理は部分的既知な二値行列 Mの未知要素 x を部分的既知なファジィ行列 Mの未知要素 [0,1] に対応させると，ファジィ部分可到達行列が部分可到達行列の拡張であることを示す．

定理 2.2 行列 Mが部分的既知な二値行列とする．その(i,j)要素の値を以下のように行列 Mに対応させると，行列 Mは部分的既知なファジィ行列となる．

$$M(i,j) = \begin{cases} [1,1] & : \ M(i,j) = 1 \text{ のとき} \\ [0,0] & : \ M(i,j) = 0 \text{ のとき} \\ [0,1] & : \ M(i,j) = x \text{ のとき}. \end{cases} \tag{5}$$

定理 2.3 部分的既知なファジィ行列 M のα－レベル行列 M_αを

$$M_\alpha(i,j) = \begin{cases} 1 & : \ \underline{m}_{ij} \geq \alpha \\ x & : \ \underline{m}_{ij} < \alpha \leq \overline{m}_{ij} \\ 0 & : \ \overline{m}_{ij} < \alpha, \end{cases} \tag{6}$$

とするとき，α－レベル行列 M_αは部分的既知な二値行列である．

以上の諸定理から部分的既知なファジィ行列は，ファジィ行列，部分的既知な二値行列，二値行列のある種の拡張であることがいえる（図4）．

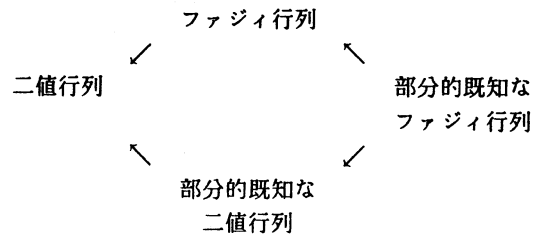


図 4: 行列モデル間の関係

3. 部分的既知なファジィ行列の可到達性

部分的既知なファジィ行列の未知要素を既知要素にし，最終的に全構成要素が既知であるファジィ可到達行列を生成するための条件について考察する．一般に行列 A がファジィ可到達行列であるとは，$A+I=A$（ファジィ反射性），$A=A^2$（ファジィ推移性）が成り立つことをいう．

以下に部分的既知なファジィ可到達行列としてファジィ部分可到達行列を定義する．ファジィ部分可到達行列は，部分的既知なファジィ行列がファジィ可到達行列となるための矛盾を取り除いた状態である．

定義 3.1 ファジィ部分可到達行列

行列 Mがファジィ部分可到達行列であるとは，行列 Mが部分的既知なファジィ行列でかつ以下のファジィ反射性とファジィ可到達性を有する．

ファジィ反射性：

行列 M がファジィ反射性を有するとき対角要素は既知で値は 1 である.

$$\overline{m}_{ii} = \underline{m}_{ii} = 1. \tag{7}$$

ファジィ可到達性：

行列 M がファジィ可到達であるとは，要素の三組 (i,j,k) に対して

$$\underline{m}_{ij} \geq \min(\underline{m}_{ik}, \underline{m}_{kj}), \tag{8}$$
$$\overline{m}_{ij} \geq \min(\overline{m}_{ik}, \underline{m}_{kj}), \tag{9}$$
$$\overline{m}_{ij} \geq \min(\underline{m}_{ik}, \overline{m}_{kj}), \tag{10}$$

の全ての条件を満たすことをいう.

次の定理はファジィ部分可到達行列がファジィ可到達行列の拡張であることを示している.

定理 3.1 ファジィ部分可到達行列 M の全ての要素が既知要素であるとき，行列 M はファジィ可到達行列である.

定理 3.2 行列 M が部分可到達行列とする．その (i,j) 要素の値を定理 2.2 と同様に行列 M に対応させると，行列 M はファジィ部分可到達行列となる.

定理 3.3 ファジィ部分可到達行列 M の $\alpha-$レベル行列 M_α は部分可到達行列である.

以上の諸定理からファジィ部分可到達行列は，ファジィ可到達行列，部分可到達行列，可到達行列のある種の拡張であることがいえる（図 5）.

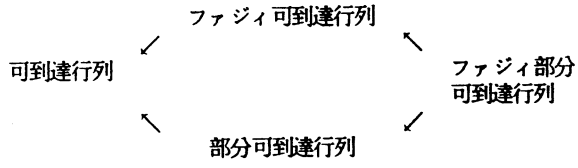


図 5: 可到達行列モデル間の関係

4. 含意関係

行列 M がファジィ部分可到達行列であることより，行列 M のある未知要素を一意に決定した場合，新たな行列はファジィ反射性とファジィ推移性を満足しなければならない．このうちファジィ反射性については対角要素が既知要素より恒等的に成立するので，以下では M の未知要素がファジィ推移性を満たすべき条件について考察する.

行列 M がファジィ可到達性の条件を満たすとき要素間に含意が成立する．含意とは $\underline{m}_{ij}$ $(\overline{m}_{ij})$ を $\underline{m}'_{ij}$ $(\overline{m'}_{ij})$ としたとき，他の要素の値が $\underline{m}_{lm}$ $(\overline{m}_{lm})$ が $\underline{m}'_{lm}$ $(\overline{m'}_{lm})$ となる．ただし，$0 \leq \underline{m}_{ij} \leq \underline{m}'_{ij} \leq \overline{m}_{ij} \leq \overline{m'}_{ij}$ とする．以下で導かれる要素間の含意を基本含意とする.

式 (8) より

$$\underline{m}_{ik} \to \underline{m}_{ij} \text{含意} \ : \ \underline{m}'_{ij} = \underline{m}_{ij} + \underline{m}_{kj}\underline{m}'_{ik}, \tag{11}$$
$$\underline{m}_{kj} \to \underline{m}_{ij} \text{含意} \ : \ \underline{m}'_{ij} = \underline{m}_{ij} + \underline{m}_{ik}\underline{m}'_{kj}, \tag{12}$$

式 (9) より

$$\overline{m}_{ij} \to \overline{m}_{ik} \text{含意} \ : \ \overline{m'}_{ik} = \overline{m}_{ik}(\underline{m}_{kj} \alpha \overline{m'}_{ij}), \tag{13}$$
$$\underline{m}_{kj} \to \overline{m}_{ik} \text{含意} \ : \ \overline{m'}_{ik} = \overline{m}_{ik}(\underline{m}'_{kj} \alpha \overline{m}_{ij}), \tag{14}$$

式 (10) より

$$\overline{m}_{ij} \to \overline{m}_{kj} \text{含意} \ : \ \overline{m'}_{kj} = \overline{m}_{kj}(\underline{m}_{ik} \alpha \overline{m'}_{ij}), \tag{15}$$
$$\underline{m}_{ik} \to \overline{m}_{kj} \text{含意} \ : \ \overline{m'}_{kj} = \overline{m}_{kj}(\underline{m}'_{ik} \alpha \overline{m}_{ij}). \tag{16}$$

基本含意関係を組み合わせて，二つの構成要素 $(i,j),(l,m)$ 間の完全含意を生成する.

式 (11)，式 (12) より

$\underline{m}_{ij} \to \underline{m}_{lm}$ 含意：

$$\underline{m}'_{lm} = \underline{m}_{lm} + \underline{m}_{li}\underline{m}_{jm}\underline{m}'_{ij}. \tag{17}$$

式 (13)，式 (15) より

$\overline{m}_{ij} \to \overline{m}_{lm}$ 含意：

$$\overline{m'}_{lm} = \overline{m}_{lm}((\underline{m}_{il}\underline{m}_{mj}) \alpha \overline{m'}_{ij})). \tag{18}$$

式 (11)，式 (16) または式 (16)，式 (15) より

$\underline{m}_{ij} \to \overline{m}_{lm}$ 含意：

$$\begin{aligned} \overline{m'}_{lm} &= (\overline{m}_{lm}((\underline{m}'_{ij}\underline{m}_{jl}) \alpha \overline{m}_{im})) \\ &\quad (\overline{m}_{lm}(\underline{m}_{jl} \alpha (\underline{m}'_{ij} \alpha \overline{m}_{im}))) \\ &= \overline{m}_{lm}(\underline{m}'_{ij} \alpha (\underline{m}_{jl} \alpha \overline{m}_{im})). \end{aligned} \tag{19}$$

式 (12)，式 (14) または式 (14)，式 (13) より

$\underline{m}_{ij} \to \overline{m}_{lm}$ 含意：

$$\begin{aligned} \overline{m'}_{lm} &= (\overline{m}_{lm}((\underline{m}'_{ij}\underline{m}_{mi}) \alpha \overline{m}_{lj})) \\ &\quad (\overline{m}_{lm}(\underline{m}_{mi} \alpha (\underline{m}'_{ij} \alpha \overline{m}_{lj}))) \\ &= \overline{m}_{lm}(\underline{m}'_{ij} \alpha (\underline{m}_{mi} \alpha \overline{m}_{lj})). \end{aligned} \tag{20}$$

式 (19), 式 (20) より

$\underline{m}_{ij} \to \overline{m}_{lm}$ 含意：

$$\overline{m'}_{lm} = \overline{m}_{lm}(\underline{m}'_{ij} \alpha ((\underline{m}_{jl} \alpha \overline{m}_{im})(\underline{m}_{mi} \alpha \overline{m}_{lj}))). \tag{21}$$

以上を含意規則として定義する.

定義 4.1 含意規則

未知要素 $M(i,j)$ の値 $[\underline{m}_{ij}, \overline{m}_{ij}]$ を $[\underline{m}'_{ij}, \overline{m'}_{ij}]$ としたとき，以下の 3 通りの規則を適用すれば，(l,m) 要素の値 $[\underline{m}_{lm}, \overline{m}_{lm}]$ は新たな値 $[\underline{m}'_{lm}, \overline{m'}_{lm}]$ となる．ただし，$0 \leq \underline{m}_{ij} \leq \underline{m}'_{ij} \leq \overline{m'}_{ij} \leq \overline{m}_{ij} \leq 1$ とする.

min → min 含意：

$$\underline{m}'_{lm} = \underline{m}_{lm} + \underline{m}_{li}\underline{m}_{jm}\underline{m}'_{ij}, \tag{22}$$

max → max 含意：

$$\overline{m}'_{lm} = \overline{m}_{lm}((\underline{m}_{il}\underline{m}_{mj}) \alpha \overline{m}'_{ij})), \tag{23}$$

min → max 含意：

$$\overline{m}'_{lm} = \overline{m}_{lm}(\underline{m}'_{ij} \alpha ((\underline{m}_{jl} \alpha \overline{m}_{im})(\underline{m}_{mi} \alpha \overline{m}_{lj}))). \tag{24}$$

定理 4.1 含意規則を用いて更新された新たな行列 M は再びファジィ部分可到達行列となる.

以上の定理よりファジィ部分可到達行列の未知要素に値を与えて, この含意規則を繰り返し適用すれば, ファジィ部分可到達行列の要素全体が既知であるファジィ可到達行列が得られることが可能である. 規則の計算量は, 任意の入力された (i,j) 要素の値より (l,m) 要素の最低値, 最大値を変更するので $O(n^2)$ である. またファジィ部分可到達行列の必要記憶容量も $\theta(n^2)$ である.

5. 例題

例題を示す. 図6の行列 M はファジィ部分可到達行列である.

$M(2,3) = 0.7$ の情報を入力すると, 含意規則を適用すると以下の未知要素の値が変更となる.

$$\begin{aligned} \underline{f}_{13} &= 0.2 \quad (\min \to \min \text{ 含意より}) \\ \overline{f}_{31} &= 0 \quad (\max \to \max \text{ 含意より}) \\ \overline{f}_{42} &= 0.5 \quad (\min \to \max \text{ 含意より}) \end{aligned}$$

新たな 行列 M は M' の通りであり, ファジィ部分可到達行列である. さらに $M'(2,4) = 0.2$, $M'(4,2) = 0.2$, $M'(1,4) = 1$, $M'(1,3) = 0.5$, $M'(3,2) = 0.2$, を順次入力し, 含意規則を適用し行列 M' を更新すると, 最終的に行列は M'' となりファジィ可到達行列が生成される. M'' の α-レベル構造グラフを図7に示す.

$M =$

	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1	0.2	[0,1]	[0,1]
s_2	0	1	[0,1]	[0,1]
s_3	[0,1]	[0,1]	1	[0,1]
s_4	[0,1]	[0,1]	0.5	1

$M' =$

	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1	0.2	[0.2,1]	[0,1]
s_2	0	1	0.7	[0,1]
s_3	0	[0,1]	1	[0,1]
s_4	[0,1]	[0,0.5]	0.5	1

$M'' =$

	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1	0.2	0.5	1
s_2	0	1	0.7	0.2
s_3	0	0.2	1	0.2
s_4	0	0.2	0.5	1

図 6: 行列 M の更新

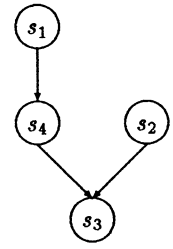


図 7: 構造グラフ $\alpha = 0.5$

6. むすび

本稿では, 柔軟なファジィ構造モデリングとして「FISM/FUZZY」の基礎的理論を提案した. ファジィ部分可到達行列は対話にファジィ可到達行列の作成を柔軟に試行することが可能となる. また含意規則を適用した行列の更新は他の未知要素を推移性により値を含意することができる. これにより関係のあいまい性を取り入れた構造モデリングがマン・マシン・インターフェースの点でより柔軟に行うことが可能となった.

今後の課題としては対話による含意を効率よく行うための戦略の考察が必要となる.

参考文献

[1] Ohuchi, A., Kurihara, M. and Kaji, I. : Implication Theory and Algorithm for Reachability Matrix Model, *IEEE Trans. SMC*, Vol. SMC-16, No 8, pp. 610-616 (1986).

[2] Ohuchi, A. and Kaji, I. : Correction Procedures for Flexible Interpretive Structural Modeling, *IEEE Trans. SMC*, Vol. SMC-19, No 1, pp. 85-94 (1989).

[3] Tazaki, E. , Amagasa, M. : Structural Modeling in a Class of Systems Using Fuzzy Sets Theory, *International Jounal for Fuzzy Sets and Systems*, Vol 2. No 1, pp.1-17(1979).

[4] 若林, 大内 : ファジィシステム構造行列の推移的結合, 情処論, Vol. 33, No 5, p620 (1992)

[5] 三田村, 大内 : ファジィ部分可到達行列の更新アルゴリズム, 第45回情報処理学会全国大会論文集,(1992)

[6] 水本 : ファジィ理論とその応用, サイエンス社, (1989)

問い合わせ先

〒060 札幌市北区北13条西8丁目
北海道大学工学部情報工学科
システム工学講座
Tel: (011)716-2111, 内線 6498
Fax: (011)757-3524 (講座直通)
e-mail: mitamura@huie.hokudai.ac.jp

FA4-1

ファジィシングルトン型推論法による ファジィ規則の自動生成

SELF-GENERATION OF FUZZY RULES BY FUZZY SINGLETON-TYPE REASONING METHOD

水本雅晴　　岩切正夫
Masaharu MIZUMOTO　　Masao IWAKIRI

大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University

This paper discusses a self-generating method of fuzzy rules under fuzzy singleton-type reasoning method. It is shown that this method can generate smaller number of fuzzy rules compared with the case by simplified reasoning method under the same criterion.

1．はじめに

入出力データに基づくファジィ規則の自動生成に関する手法が、最近多くの研究者により研究されている。その１つが荒木ら[1][2]によって提案されたもので、簡略化推論法を用いてファジィ規則の後件部の実数値を勾配法によって調整しながら、ファジィ分割された前件部の領域の中で最も推論誤差の大きい領域に逐次的にファジィ規則を生成しようというものである。この手法を拡張して、梶谷ら[3][4]は、内点ペナルティ法と勾配法を用いることで、前件部の三角型メンバーシップ関数の頂点座標をチューニングできるようにしている。これらの手法はファジィ規則やメンバーシップ関数の数を予め固定しなくても、ファジィ規則の自動生成を行うことができるのが特徴である。

本論文では、筆者らが提案したファジィシングルトン型推論法（別名：重み付き簡略化推論法）[5]のファジィ規則を自動生成する手法を試み、通常の簡略化推論法によって自動生成した場合[3]との比較、検討を行った。今回用いた手法は荒木らの手法を拡張したもので、後件部実数値については勾配法で調整し、前件部の三角形メンバーシップ関数の頂点と後件部の重みについては勾配法を修正した方法で調整しながら、逐次的にファジィ規則を生成していくものである。ファジィシングルトン型の規則を用いることで、より少ない分割数でファジィ規則が生成できることを数値例を用いて示すと共に、生成したファジィ規則のパラメータ数に基づく考察も行った。

2．ファジィシングルトン型推論法による ファジィモデリング

ファジィシングルトン型推論法は後件部を実数値ではなくファジィシングルトンにしたものである[5]。ファジィシングルトンとは実数に重みを付加したもので、これによりファジィ規則を強調したり抑制したりすることができる。

ファジィシングルトン型推論法は次の形式で表される（図１参照）。

規則１：　A1 => w1/y1
……
規則ｎ：　An => wn/yn
事　実：　x
結　論：　y*　　(1)

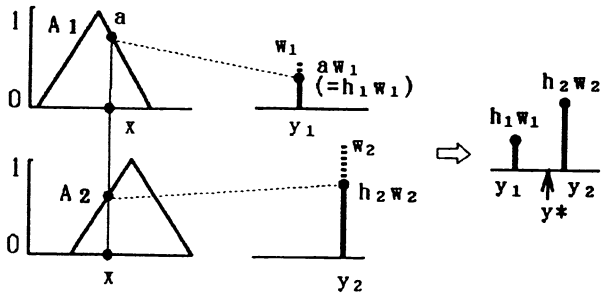


図１　ファジィシングルトン型推論法の説明図

ここで A1,…,An はファジィ集合であり、y1,…,yn は後件部の実数値、w1,…,wn はその重み（０以上の実数値）である。

事実 x が与えられたときの各ファジィ規則の前件部 Ai との適合度 hi は

$$hi = \mu_{Ai}(x) \qquad (2)$$

と与えられる。結論 y* は後件部の値 y1,…,yn を、適合度 hi に重み wi を掛けた値 h1w1,…,hnwn で荷重平均することにより次のように得られる。

$$y^* = \frac{h1w1y1 + h2w2y2 + \cdots + hnwnyn}{h1w1 + h2w2 + \cdots + hnwn} \qquad (3)$$

ファジィ規則の前件部 Ai は、図２に示すように頂点の座標を ai、幅を $a_{i+1}-a_{i-1}$ とする。Ai は隣合うメンバーシップ関数の値との和が１になる三角型をしているので、前件部の適合度は以下のように与えられる。

$$\mu_{Ai}(x) = \begin{cases} \dfrac{x - a_{i-1}}{a_i - a_{i-1}} & \cdots\ a_{i-1} \leq x \leq a_i \\ \dfrac{a_{i+1} - x}{a_{i+1} - a_i} & \cdots\ a_i \leq x \leq a_{i+1} \\ 0 & \cdots\ \text{その他の場合} \end{cases} \qquad (4)$$

ファジィ規則の自動生成の手順は文献[1][2]に基づいているが、本論文では、前件部の頂点の値 ai、後件部の実数値 yi と重み wi の３つのパラメータのチューニングとファジィ規則の生成を適宜繰り返すことにより行っている。

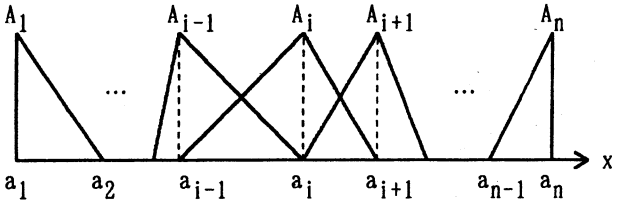


図２　前件部のメンバーシップ関数

各パラメータのチューニングは勾配法に基づいた手法で以下のように行う。

今、入力が x のときの理想値を y^r とし、推論値 y^* との２乗誤差 E を

$$E = \frac{1}{2}(y^* - y^r)^2 \tag{5}$$

とする。ここで、２乗誤差を減少させるために i 番目の規則「Ai => wi/yi」の ai、wi、yi を修正することを考える。ai、wi、yi のそれぞれについて

$$-\frac{\partial E}{\partial ai}, \quad -\frac{\partial E}{\partial wi}, \quad -\frac{\partial E}{\partial yi} \tag{6}$$

方向に各パラメータを修正していけば誤差が減少することが期待できるので、入力データが与えられるごとに以下の式によって学習をすればよい。

$$ai^{NEW} = ai - \tau_a \cdot \frac{\partial E}{\partial ai} \tag{7}$$

$$wi^{NEW} = wi - \tau_w \cdot \frac{\partial E}{\partial wi} \tag{8}$$

$$yi^{NEW} = yi - \tau_y \cdot \frac{\partial E}{\partial yi} = yi - \tau_y (y^* - y^r) \frac{hiwi}{\sum_{j=1}^{n} hjwj} \tag{9}$$

τ_a, τ_w, τ_y はそれぞれ a, w, y の学習係数である。

後件部の実数値 yi については入出力データが与えられるごとに式(9)によってチューニングを行う。

後件部の重み wi については、効率よくチューニングするために、wi = exp(si) と置いて以下のようにチューニングを行う。この置き換えを行っても学習方向は変わらないことがわかる。

$$wi^{NEW} = \exp(si^{NEW}) = \exp(si - \tau_s \cdot \frac{\partial E}{\partial si}) = wi \cdot \exp(-\tau_s \cdot \frac{\partial E}{\partial si}) \tag{10}$$

ここで

$$si^{NEW} = si - \tau_s \cdot \frac{\partial E}{\partial si} \tag{11}$$
$$= si - \tau_s (y^* - y^r)(yi - y^*) \frac{\exp(si) hi}{\sum_{j=1}^{n} hjwj}$$

ここで、τ_s は s の学習係数である。

前件部の頂点 ai については、$a_i < a_{i+1}$ の大小関係を保存するために以下のような変換を行っている。このような変換を行っても学習方向は同じであることがいえる。この変換を行うことで、学習後の ai^{NEW} は必ず区間 (a_{i-1}, a_{i+1}) の間に存在し、かつ ai^{NEW} の変動の大きさも $(\partial E / \partial ai)$ の値に応じた値になる。

$$ai^{NEW} = \begin{cases} ai - (a_i - a_{i-1}) \cdot f(\tau_a \cdot \frac{\partial E}{\partial ai}) & \cdots \frac{\partial E}{\partial ai} \geq 0 \text{ のとき} \\ ai - (a_{i+1} - a_i) \cdot f(\tau_a \cdot \frac{\partial E}{\partial ai}) & \cdots \frac{\partial E}{\partial ai} < 0 \text{ のとき} \end{cases} \tag{12}$$

ここで

$$f(x) = \frac{e^x - 1}{e^x + 1} \tag{13}$$

$$\frac{\partial E}{\partial ai} = \begin{cases} (y^* - y^r)(y^* - yi) \dfrac{wi(x - a_{i-1})}{(a_i - a_{i-1})^2 \sum_{j=1}^{n} hjwj} & \cdots a_{i-1} \leq x \leq ai \text{ のとき} \\ (y^* - y^r)(y^* - yi) \dfrac{wi(x - a_{i+1})}{(a_{i+1} - a_i)^2 \sum_{j=1}^{n} hjwj} & \cdots a_i \leq x \leq a_{i+1} \text{ のとき} \\ 0 & \cdots \text{その他の場合} \end{cases} \tag{14}$$

（注） f(x) はシグモイド関数の変形であり、x＝-∞ で－１に収束し、x＝０ で０をとり、x＝∞ で１に収束する単調増加関数である。

チューニングを繰り返すことで、ほとんどの場合は誤差が減少していくが、チューニングを繰り返していくと誤差が変化しなくなる場合がある。この場合の誤差が、作成するファジィモデルの目標精度より大きければ新しいファジィ規則を生成する。ファジィ規則の生成は前件部のメンバーシップ関数の頂点の値で区切られる区間ごとに誤差を計算し、最も誤差の大きい領域をファジィ分割することで行う。例えば、区間 $[a_i, a_{i+1}]$ で誤差が最大であるとすると、その区間の中点 $(a_i + a_{i+1})/2$ が新しく生成されるファジィ規則の頂点の値になる。

以下にファジィ規則の自動生成の手順を詳しく説明する。

［手順１］

最初のファジィ規則を適当に（例えばランダムに）設定する。ただし前件部の分割数は２以上にする。また、作成するファジィモデルの目標精度 p と誤差が減少しているかどうかを判定する係数 q を設定する。

［手順２］

データ番号 k = 1 から Nd（総データ数）まで［手順２］を行う。

k 番目の入出力データ (x_k, y_k^i) を読み込む。この入力 x_k に対する推論値 y_k^* と、式(9)(10)(12) により、前件部のメンバーシップ関数の頂点の値 ai と、後件部の実数値 yi、重み wi をそれぞれ修正する。

［手順３］

学習回数 t 回目における絶対値誤差 Ea(t) と変化量

$\Delta Ea(t)$ を計算する。

$$Ea(t) = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{Nd} |y_k^r - y_k^*| \qquad (15)$$

$$\Delta Ea(t) = Ea(t) - Ea(t-1) \qquad (16)$$

$Ea(t) \leq p$ であれば、求めるファジィモデルが得られたので、このアルゴリズムを終了する。

$Ea(t) > p$ なら［手順４］に進む。

［手順４］

チューニングを続けるか、ファジィ規則を生成するかを次の式によって判定する。判定後、t に１を加える。

$$|\Delta Ea(t)| < q \cdot Ea(t) \qquad (17)$$

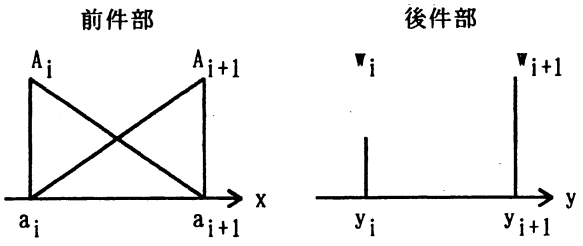
この式が真なら［手順５］に進み、偽なら［手順２］に戻る。

［手順５］

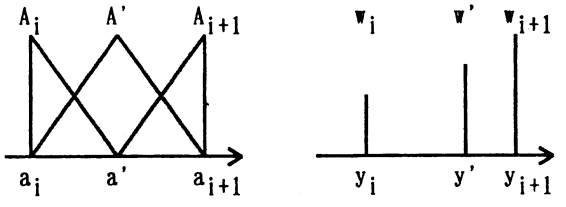
前件部のメンバーシップ関数の頂点で区切られる区間ごとに絶対値誤差を計算し、最も誤差の大きい領域をファジィ分割することによってファジィ規則を生成する。生成されるファジィ規則の前件部の頂点の値は、ファジィ規則を生成する区間の中点の値 $a'=(a_i+a_{i+1})/2$ とする（図３参照）。生成した規則の後件部の実数値 y' は生成前の規則に分割点の値 $(a_i+a_{i+1})/2$ を代入した値であり、重みの値 w' は $(w_i+w_{i+1})/2$ とする。

規則を生成した後、［手順２］に戻る。

以上の手順でファジィ規則の自動生成を行う。



(a) 生成前のファジィ規則



(b) 生成後のファジィ規則

図３　ファジィ規則の生成

３．シミュレーション結果

本論文で用いる数値例は、文献[1-3]で与えられた２つの関数の入出力値を先に述べたアルゴリズムで同定するものである。データは区間 [-1,1] を等分割する４３個のデータとしている。

関数Ａ:

$$y = \begin{cases} -x & \cdots -1 \leq x \leq 0 \\ x^2 & \cdots 0 \leq x \leq 1 \end{cases} \qquad (18)$$

関数Ｂ:

$$y = 2^{-2/3}(1.27x + 0.27)^2\{1-(1.27x + 0.27)\}^{2/3} \quad \cdots -1 \leq x \leq 1 \qquad (19)$$

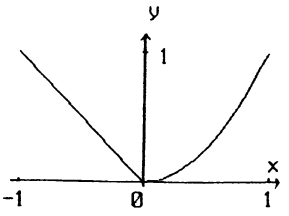


図４ 関数Ａのグラフ

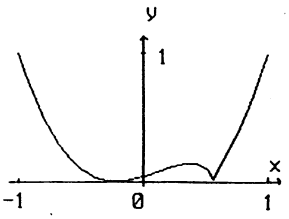


図５ 関数Ｂのグラフ

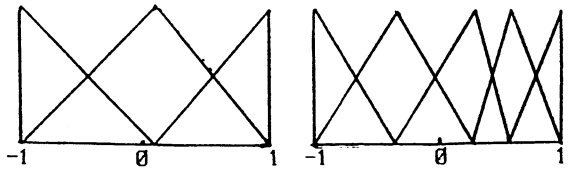
これらのデータから生成されたファジィ規則を表１と表２に、前件部のメンバーシップ関数を図６(a),(b)に示す。精度は Ea < 0.01 とした。

表１ 関数Ａを同定したときの
ファジィシングルトン型の規則

前件部	頂　点	-1.000	0.072	1.000
後件部	実数値	1.012	-0.045	1.013
	重　み	1.187	1.327	0.649

表２ 関数Ｂを同定したときの
ファジィシングルトン型の規則

前件部	頂　点	-1.000	-0.331	0.305	0.589	1.000
後件部	実数値	1.020	-0.015	0.143	0.065	1.005
	重　み	1.317	3.219	1.783	0.887	0.571



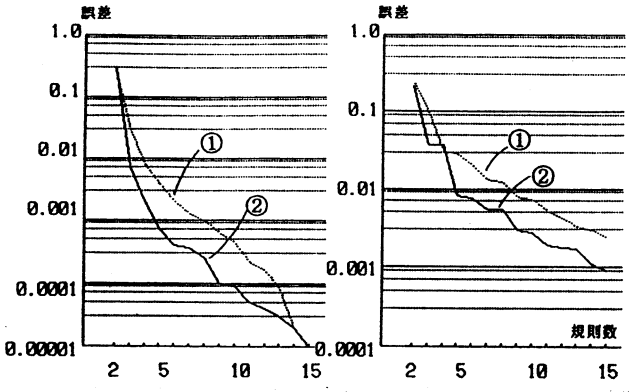
(a)関数Ａ(式(18))の場合 (b)関数Ｂ(式(19))の場合

図６ ファジィシングルトン型推論法で
関数を同定したときの前件部

通常の簡略化推論法によってファジィ規則を生成させた場合[3]では、前件部の分割数は、関数Ａで４分割、関数Ｂで９分割になるが、本手法ではそれぞれ３分割、５分割であるので同程度の精度のファジィ規則がより少ない分割数で生成できることがわかる。

規則数と得られた精度の関係を図７(a),(b) と表３に示す。表３は目標精度を０としたときの途中経過を示しており、各規則数で最も精度が良くなったときの値を示している。ここでは比較のため、簡略化推論法でファジィ規則を生成させた場合[3]も示している。これより規則数が同じときには、一般的にファジィシングルトン型の方が精度が良いといえる。

簡略化推論法の規則は１つの規則を決めるのに前件部の頂点と後件部の位置という２つのパラメータを使用しているのに対し、ファジィシングルトン型の規則の場合はこれらに重みを加えた３つのパラメータが必要である。そこで、生成した規則のパラメータ数と精度との関係を図８(a),(b) に示す。これらの図から分かるように、パラメータ数と精度の関係については必ずしも重みを付けた方が良いとはいえない。



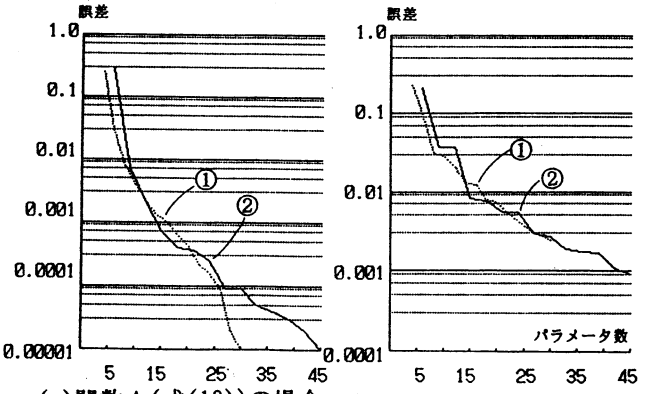
(a)関数A(式(18))の場合　(b)関数B(式(19))の場合

図7 関数を同定したときの規則数と誤差の関係
①簡略化推論法の場合
②ファジィシングルトン型の場合

表3 規則数と精度

規則数	関数A		関数B	
	重み付き Ea	簡略化 Ea	重み付き Ea	簡略化 Ea
2	0.28745	0.26416	0.21274	0.23786
3	0.00720	0.03031	0.03830	0.10117
4	0.00203	0.00781	0.03737	0.03138
5	0.00071	0.00394	0.00845	0.02859
6	0.00039	0.00211	0.00783	0.02080
7	0.00036	0.00134	0.00549	0.01357
8	0.00025	0.00099	0.00547	0.01259
9	0.000099	0.00064	0.00299	0.00790
10	0.000090	0.00043	0.00272	0.00743
11	0.00005	0.00022	0.00193	0.00532
12	0.00004	0.00016	0.00176	0.00434
13	0.00003	0.00009	0.00170	0.00333
14	0.00002	0.00002	0.00111	0.00298
15	0.00001	0.00001	0.00090	0.00249

簡略化推論法で規則を生成させた場合と、ファジィシングルトン型の規則を生成させた場合の違いは、前者が2点を通る直線を使って関数を同定するのに対し、後者は2点を通る単調な曲線を使って関数の同定を行っている点にある。このため、精度が同じ場合には一般に重み付きの方が分割数が少なくなる。しかしながら、パラメータ数に基づいた比較では、図8(a),(b) で示したように、必ずしも重みを付けた方が良くなっていない。これは、今回与えたデータに対して2分割など分割数が少なすぎる場合には、直線を曲線に換えても良いモデルは得られなかったからである。また、データに対して分割数が多すぎる場合も、小刻みにつながれた直線と、細かくつないだ曲線の間に違いがなくなるので、曲線を使う利点がなくなる。与えられたデータに対して分割数が多すぎも少なすぎもしない場合には、直線で同定するのと、曲線を使って分割数を減らして同定するのとでは、一般的には優劣がつけ難いといえる。



(a)関数A(式(18))の場合　(b)関数B(式(19))の場合

図8 関数を同定したときのパラメータ数と誤差の関係

4．おわりに

本論文では、ファジィシングルトン型推論法で規則を自動生成した場合と簡略化推論法で規則を自動生成した場合について比較、検討を行った。ファジィシングルトン型の規則を生成した時には、一般的により少ない分割数で同程度の精度のファジィ規則を生成できることが示された。パラメータ数が同程度の規則の比較では、分割数が多すぎも少なすぎもしない場合に、差異が認められないことが示された。

今後の課題は、多入力の場合での比較やファジィシングルトン型の規則を使うことでパラメータ数を減らせるような対象を明確にすること等が挙げられる。

参考文献

1. 荒木・野村・林・若見、ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と移動ロボットの障害物回避ルールの獲得、第7回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、pp.623-626、1991.
2. 荒木・野村・林・若見、ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの1提案、日本ファジィ学会誌,vol.4,No.4、pp.722-732、1992.
3. 梶谷・片山・西田、ペナルティ法を用いたファジィ知識の自動獲得、第8回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、pp.257-260、1992.
4. 梶谷・片山・西田、制約条件を考慮したファジィ知識自動獲得手法とその性能評価、平成4年電気関係学会関西支部連合大会講演論文集、pp.S54、1992.
5. 水本、ファジィ制御の改善法（VI）－ファジィシングルトン型推論法による場合－、第8回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、pp.529-532、1992.

問い合わせ先：〒572 寝屋川市初町18-8
大阪電気通信大学 経営工学科
水 本 雅 晴
Tel: 0720-24-1131 ext 2361
Fax: 0720-24-0014
E-mail: mizumoto@mzlab.osakac.ac.jp

FA4-2

ルール前件部における相関関係の処理方法

Handling method for the correlation property in the condition part of a fuzzy rule

加藤 康記　ティエリ アルヌ　三好 力　田野 俊一
Yasunori KATO　Thierry ARNOULD　Tsutomu MIYOSHI　Shun'ichi TANO

技術研究組合 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE)

Abstract - This paper presents a method for defining combination operators that can account for synergism between the items that make up the conditions of a rule. When the condition part of a rule contains several conditions, the global truth value of the rule is given by the combination of the truth values of all the conditions. Usual combination operators, however, can not be used to express synergistic relations that may exist between the different items in the conditions. This paper therefore proposes a method for defining new combination operators that take those relations into account. Finally, we extend the method to the various correlations that can exist in the condition part of the rule.

1．はじめに

我々はLIFE（国際ファジィ工学研究所）において、FOREX（外国為替取引支援エキスパートシステム）を開発した[1]。FOREXは新聞等で発表される経済データをもとに、今後の外国為替の動向を予測するエキスパートシステムである。

FOREXを構築するに際し、経済アナリストらが持つ経済知識をインタビューにより抽出し、その分析を行った。この結果、経済アナリシストが持つ知識とは経済項目間の関係を表現した知識であり、「公定歩合が上がれば、金利が上がる」と言ったように言語で表現される曖昧な知識であることが分かった。このような曖昧さが存在する知識はファジィプロダクションルールを用いて表現した。ところが、経済アナリシストから得られた知識を通常のファジィ推論方法を用いて推論を行った場合、経済アナリストが行う推論機構とファジィ推論が行う推論とは何らかの違いが存在することが分かった。そこで、経済アナリストが行う推論機構を分析した結果、前件部と後件部の間にグラジュアル性、ルールの前件部に複数の項目が存在した場合、それらの項目間には相乗性が存在することが分かった。

グラジュアル性とは、ルールの前件部の状態値がルールの条件を満たしている度合によって後件部の状態値が後件部の条件を満たす度合が変化するというものである。このような知識はGradual Equivalenceと言う方法を用いて表現した[2][3]。相乗性の表現方法については文献[4][5]により報告した。

本研究は文献[6]で示されるように、あいまい推論環境統合ツールFINESTの一機能として存在するものであり、将来的には相乗性の範囲、強さ等を自動的にチューニングする予定である。従って、これらの演算子は微分可能であることが必要条件となっている。

本論文では、すでに報告済みの相乗性を扱う演算子*and*オペレータを微分可能な演算子に拡張したものを紹介する。また、この拡張として、ルールの前件部に存在する相乗性を含めた相関関係についても考察を行う。

2．相乗性とは

ここで言う相乗性が存在する知識とは、「FFレートが上がり、米公定歩合が下がれば、米短期金利は上がる」と表現されるような、ルールの前件部に複数の条件項目があり、それぞれの項目が共に高い度合で条件を満たせば、項目間で互いに強め合い、推論結果は前件部の各項目が満たしている以上に後件部の条件を満たすというものである。この例で言えば、FFレートの値が「だいたい高い」、米公定歩合の値が「だいたい低い」であった場合、つまりそれぞれの項目がだいたい高い度合でルールの条件を満たしていた場合、米短期金利の値は「とても高い」を示すような値になるような知識である。

3．*and*オペレータ

通常、ルールの前件部に複数の条件項目が存在した場合、それぞれの真理値はt-norm演算子[7]を用いて結合される。しかし、このような演算子はここで述べた相乗性をうまく扱うことが出来ない。従って、このような性質を満たす結合演算子として*and*演算子を提案する。

この演算子は[0,1]空間上の真理値を結合するための以下のような演算子であり、

$$*and*:[0,1]\times[0,1]\rightarrow[0,1]$$

入力変数の値が共に高い場合、出力値は通常の結合演算子より高い値になり、それ以外の部分では通常のt-norm演算子と同じ様な値を出力する関数である。図1にルールの前件部に2つの項目が存在した場合の相乗性が存在する領域を示す。

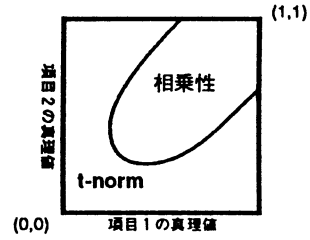


図１．相乗性が必要とされる領域

４．作成アルゴリズム

ここでは以上述べてきた*and*演算子の作成アルゴリズムについて簡単に述べる。おもに使用した関数としては以下に示すような３つがある。

a) 基本関数
　基本的な性質を満たす関数
b) 相乗性関数
　相乗性の性質を定義した関数
c) 領域定義関数
　相乗性の現れる領域を定義した関数

*and*演算子は基本関数と相乗性関数を領域定義関数を用いて重み付き平均を行うことにより作成する。図２に簡単な作成アルゴリズムを示す。

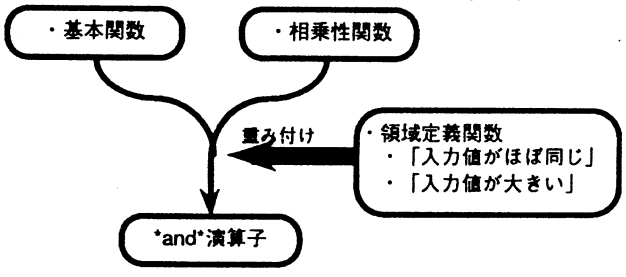


図２．*and*演算子の作成アルゴリズム

次に各関数について詳しく述べる。ここでは説明を簡単にするため前件部の項目数は２つに限定する。

a) 基本関数

この関数は*and*演算子がベースとする関数を定義する。この関数には通常の結合演算子であるt-norm演算子を用いる。

$$basic(x,y) = T(x,y) \qquad (1)$$

ここで、T(x,y)はt-norm演算子を意味する。

b)相乗性関数

この関数は相乗性がどのような性質であるかを定義した関数である。ここで言う相乗性とはt-norm演算より出力値が大きくなる性質のことを言う。従ってこの関数の定義としてはt-norm演算の出力値より大きな値を定義すれば良い。しかし、その度合は相乗性の度合によって異なっているため、その性質の最大値である、常に１を出力する関数を相乗性関数とする。

$$synergy(x,y) = 1 \qquad (2)$$

c)領域定義関数

この関数は相乗性の性質が表れる領域を定義した関数である。相乗性が出る領域は図１に示したが、この領域を下に示すように２つの性質を満たす領域として定義した。

(i)「入力値がほぼ同じ」
(ii)「入力値が大きい」

(i)「入力値がほぼ同じ」に関して

この領域は２つの入力変数がほぼ等しい領域を定義した関数で表現する。前段階として真理値空間上に「だいたい a」を表現するファジィ数を定義する。ファジィ数の定義式には、図３に示すような、曖昧さを示すパラメータαを用いた釣鐘型のメンバーシップ関数を用いる。

$$almost(a,x,\alpha) = e^{\ln 0.5 \bullet (x-a)^2/\alpha^2} \qquad (3)$$

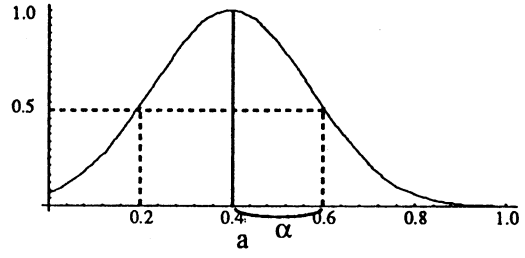


図３．釣鐘型メンバーシップ関数

ここで、入力変数（x,y）がほぼ等しいとは、各入力変数の差が０であることを示す。そこで、この定義関数として「だいたい０」を表すファジィ数を用い、以下のように定義する。

$$equal(x,y) = almost(0, x-y, \alpha) \qquad (4)$$

図４に*equal*関数の出力図を示す。ここで用いたパラメータαには0.5を用いた。

(ii)「入力値が大きい」に関して

この領域は２つの入力変数が「ほぼ大きい」領域を定義した関数で表現する。ほぼ大きいとは入力値がほぼ１であることを意味する。したがってこの関数の定義式は以下のように「だいたい１」を示すファジィ数を用いて定義する。

$$high(x,y) = 「x がほぼ 1」 \times 「y がほぼ 1」 = almost(1,x,\beta) \times almost(1,y,\beta) \qquad (5)$$

図５にパラメータβを0.5とした場合の出力図を示す。

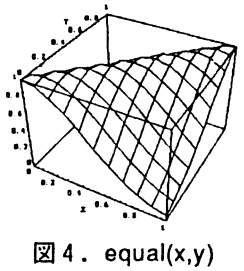


図４．equal(x,y)

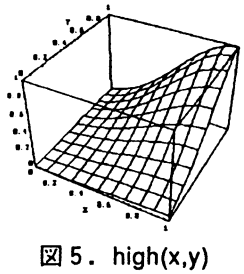


図５．high(x,y)

これらの関数を用い、領域定義関数を以下のように定義する。図６にその出力図を示す。

$$area(x,y) = equal(x,y) \times high(x,y) \qquad (6)$$

ここで、相乗性の強さについて考える。領域定義関数*area*は相乗性の強さを定義したものである。相乗性の強さは表現する知識によって異なると考えるのが妥当である。しかし、この関数では強さを変えることは出来ない。従ってこの強さをパラメータγにより変化させることを考える。領域定義関数は以下のようになる。

$$area(x,y) = equal(x,y) \times high(x,y) \times \gamma \qquad (7)$$

図7にarea(x,y)の出力図を示す。なお、ここで用いたパラメータの値はα,βとも0.5、γの値は1.0である。また、各パラメータの意味をつかむため、それぞれの値の変化がどのように領域定義関数に反映されるかについても併記した。

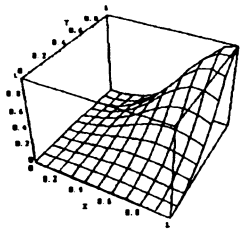


図6．area(x,y)

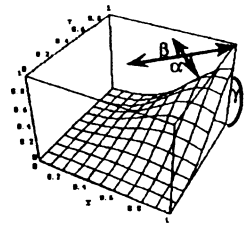


図7．area(x,y)

d)*and*演算子の合成

以上定義してきた3つの関数（基本関数、相乗性関数、領域定義関数）を用い、重み付け平均により*and*演算子を合成する。以下にその式を示す。

$$*and*(x,y) = w \times synergy(x,y) + (1-w) \times basic(x,y) \qquad (8)$$
$$where \quad w = area(x,y)$$

例として基本関数に代数積（図8）、

$$basic(x,y) = T(x,y) = x.y \qquad (9)$$

を用い、パラメータα,β に0.5、γに1.0を用いた場合の*and*演算子の入出力を図9に示す。

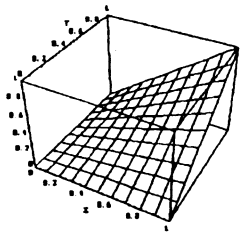


図8．代数積演算子

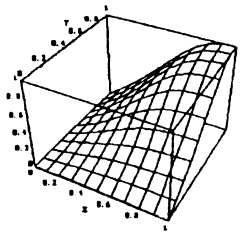


図9．*and*演算子

5．相関性関数

これまで相乗性を扱う演算子*and*についてのみ検討を行ってきた。ルールの前件部の複数の項目間に存在する相関関係としては相乗性以外にも他の性質が存在する場合もあるであろう。ここではこれまで検討してきた相乗性の定義を拡張することにより、ルールの前件部に存在する様々な相関関係の定義について考察する。

5．1　相殺性関数

我々が相乗性と双対の意味で用いている言葉に相殺性と言うものがある。これもルールの前件部に存在するであろう相関的な関係の1つであると思われる。相殺性が相乗性の反対の意味であった場合、相殺性の定義は相乗性の定義の反対の意味を用いれば良い。相乗性関数の定義は以下の性質を持つ結合演算子であった。

(1)入力値が共に高ければ、出力値は大きくなる。

この定義文中の下線部は双対な意味を持つ言葉である。この部分を入れかえることにより、以下のような3つの定義文が出てくる。

(2)入力値が共に高ければ、出力値は小さくなる。
(3)入力値が共に低ければ、出力値は大きくなる。
(4)入力値が共に低ければ、出力値は小さくなる。

まず、(4)の性質について考えてみる。これは真理値が低い場合、より低い真理値を出力するので、Aの性質を補助的に強調している性質と見ることが出来る。従って(4)も相乗性の一種であると考えることが出来る。ここで、(1)の性質を正の相乗性と呼び、(4)の性質を負の相乗性と呼ぶことにする。次に(3)の性質について考える。この性質は(4)の性質同様、前件部の真理値が低いときの性質であるので、何らかの性質の補助的な性質と考えることが出来る。従って残った(2)が相殺性の性質と呼べるのではなかろうか。ここでは(2)を正の相殺性と呼び、(3)を負の相殺性と呼ぶことにする。表1に各定義をまとめる。

出力 / 入力	高くなる		低くなる	
高い	(1)	正の相乗性	(2)	正の相殺性
低い	(3)	負の相殺性	(4)	負の相乗性

表1．各性質の定義

5．2　各性質への拡張

ここで、前述した4つの性質を満たす結合演算子の作成方法について述べる。主な変更点は、2つ(入力値が高い／低い、出力値が高くなる／低くなる)である。

・入力値が高い／低い

*and*演算子では入力値の高い領域の定義として、*high*関数(式(5))を用いた。入力値が低い領域の定義には以下のような「だいたい0」を示すファジィ数を用いた*low*関数により定義する。

$$low(x,y) = almost(0,x,\beta) \times almost(0,y,\beta) \qquad (10)$$

・出力値が高くなる／低くなる

*and*演算子では出力値が高くなる性質を*synergy*関数(式(2))により表現した。出力値が低くなる性質としては以下のような*cancel*関数により定義する。

$$cancel(x,y) = 0 \qquad (11)$$

表2にこれらの性質を付加した結合演算子の出力図を示す。

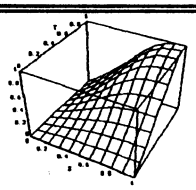
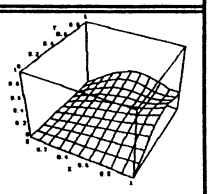
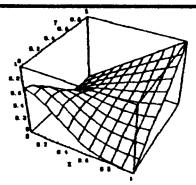
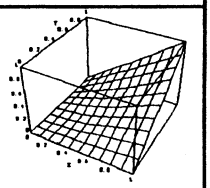
出力 / 入力	高くなる		低くなる	
高い	(1)		(2)	
低い	(3)		(4)	

表2．各演算子の出力図（t-normベース）

5．3　考察

ここで、もう一度相殺性の意味について考えてみる。まず、入力変数が共に高い(条件に合っている)場合、それぞれの項目は打ち消し合い、結果として低い値が出力される。次に片方の真理値が高く、もう一方の真理値が低い場合（(x,y)=(0,1)のとき）を考える。この時は真理値が低い項目は他の項目に対して何の影響も与えないので、真理値の高い項目の値がそのまま出力されるのが妥当ではないか。これは、前述した相殺性を持つ関数（表2-(2)）の性質と異なっている。そこで、今度は相殺性について必要とされる条件から洗い出しを行ってみる。

相殺性関数が満たすべき性質としては以下のものが挙げられよう。

a)各入力値全てが高い（条件を満たしている）とき、それらの真理値は共に打ち消し合い、合成結果の真理値としては低いものとなる。

b)ある1つの項目が高く（条件を満たしている）、他の項目が低い（条件を満たしていない）とき、条件を満たしている項目の真理値が合成結果の真理値となる。

ここで、b)の条件を見てみるとこれはor演算子の性質そのものである。したがって、相殺性関数はor演算子にa)の性質を付加したものと言うことが出来よう。

そこで、基本関数をor演算子であるt-conormで置き換えたものを考える。表3に各々の出力図を示す。

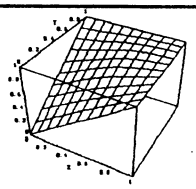
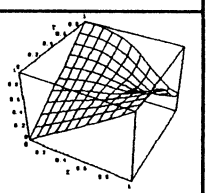
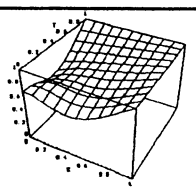
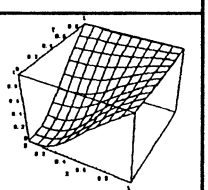
出力 / 入力	高くなる		低くなる	
高い	(1)		(2)	
低い	(3)		(4)	

表3．各演算子の出力図（t-conormベース）

表3中にある性質(2)を持ったt-conorm演算子は前述した相殺性の性質を満たしている。従って、この演算子は相殺性を表す演算子と言うことが出来る。また、表3中の(1),(4)の性質もt-norm同様、相乗性の性質を満たしていると言える。

表4にこれまで定義した各性質を持った演算子をまとめる。

入力 / 出力 (basic function)		高くなる		低くなる	
高い	t-norm	(1)	正の相乗性	(2)	
	t-conorm	(1)	正の相乗性	(2)	相殺性
低い	t-norm	(3)		(4)	負の相乗性
	t-conorm	(3)		(4)	負の相乗性

表4．各演算子の定義

表4では性質の定義が出来ない項目がいくつかある。ここではその性質が何であるかについては触れないが、ここで示した各性質はルールの前件部に存在するであろう相関性をある視点から分類を行ったものである。

5．3　まとめ

本論文ではFOREXを開発する際に問題となった、ルールの前件部に相乗性がある場合に用いる結合演算子の合成方法を検討した。また、その拡張として、相乗性／相殺性を含む相関関係の分類を行った。今回行った分類はルールの前件部に存在する相関関係をある視点から検討したものであり、視点を変えることにより他の分類方法もあり得ると考える。

参考文献

[1] H. Yuize, et.al. : "Decision Support System for Foreign Exchange Trading - Practical Implementation -," Proceedings of IFES'91 Japan, pp. 971-982 (1991).

[2] Y. Katoh, et.al. : "Gradual Rules in a Decision Support System for Foreign Exchange Trading," Proceedings of IIZUKA'92 Japan, pp. 625-628 (1992).

[3] D. Dubois and H. Prade : "Gradual Inference Rules in Approximate Reasoning," Information Sciences, Vol.61, pp. 103-122 (1992).

[4] 加藤康記, 他："ファジィプロダクションルールにおける相乗性について," 情報処理学会第45回全国大会講演論文集(2), pp. 75-76 (1992).

[5] Y. Kato, et.al. : "Conjunction and disjunction with synergistic effect," Proceedings of IEEE-FUZZ USA, (1993).

[6] 田野俊一, 他："チューニング機構を持つあいまい推論環境FINESTの背景、目的とそのイメージ," 第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1993)

[7] Godo L., Jacas J., and Valverde L. : "Fuzzy values in fuzzy logic," Proceedings of IFSA USA, pp.829-832 (1989).

問い合わせ先：〒231　横浜市中区山下町89-1ｼｲﾍﾞﾙﾍﾙｸﾞﾅｰﾋﾞﾙ3階　国際ファジィ工学研究所
加藤　康記
TEL (045)212-8234　FAX (045)212-8255

FA4-3

ファジイ数値関数近似のためのファジイ推論

Fuzzy Reasoning for Approximating Fuzzy-Number-Valued Functions

石渕久生 Hisao ISHIBUCHI
田中英夫 Hideo TANAKA

大阪府立大学工学部
University of Osaka Prefecture

This paper proposes fuzzy reasoning methods for approximating fuzzy-number-valued nonlinear functions by fuzzy if-then rules. Fuzzy functions that map real vectors to fuzzy numbers are referred to as fuzzy-number-valued functions in this paper. First a fuzzy reasoning method is proposed for conventional fuzzy if-then rules such as "If x_1 is small and x_2 is large then y is small". It is shown that the inferred fuzzy output becomes a triangular fuzzy number when the consequent fuzzy sets in the given fuzzy if-then rules are triangular fuzzy numbers. Next the proposed fuzzy reasoning method is extended to the fuzzy if-then rules whose consequent parts are given as fuzzy linear functions of input variables. Fuzzy linear functions are fuzzy-number-valued linear functions, which have been employed in fuzzy regression analysis as linear fuzzy regression models.

1 はじめに

ファジィIf-Thenルールに基づくファジィ制御システムは，種々の制御問題へ適用され，良好な結果が得られることが報告されている[1,2]．また，ファジィ制御システムを関数近似器とみなした場合での関数近似能力に関して，任意の連続関数を任意の精度で近似できるということが証明されている[3,4]．さらに，ファジィ制御システムの学習に関しても，種々の方法が提案されている(例えば,[5-7])．

n入力1出力システムに対するファジィ制御システムでは，一般に次のようなファジィIf－Thenルールが用いられる．

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n \text{ then } y \text{ is } B \qquad (1)$$

ここで，$\boldsymbol{x}=(x_1,\cdots,x_n)$ は入力変数，y は出力変数，A_i, B はファジィ集合である．結論部ファジィ集合として，実数[5]や線形式[8]が用いられる場合もある．式(1)のファジィIf-Thenルールは，n次元入力空間と1次元出力空間の間のあいまいな関係を記述したものであるが，重心法等のファジィ推論を用いてクリスプな入出力関係を同定するために用いられる．

本研究では，あいまいな入出力関係を記述することができるというファジィIf－Thenルールの持つ特徴をそのまま活用することにより，ファジィIf-Thenルールを用いて非線形のファジィ数値関数を表現することを試みる．具体的には，式(1)のようなファジィIf-Thenルールおよび次のようなファジィIf-Thenルールを用いて，ファジィ数値関数を表現するためのファジィ推論の方法を提案する．

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n \text{ then } Y = B_0 + B_1 x_1 + \cdots + B_n x_n \qquad (2)$$

ここで，A_i はファジィ集合，Y, B_i はファジィ数である．このファジィIf-Thenルールは，Takagiら[8]のファジィIf-Thenルールの結論部線形式をファジィ線形式に置き換えたものである．

本研究では，ファジィ数値関数という用語を，実数入力ベクトル $\boldsymbol{x}$ をファジィ数 Y に写像するような関数に対して用いている．このようなファジィ数値関数の代表的なものは，線形計画法に基づくファジィ回帰分析[10,11]で用いられている次のようなファジィ線形モデルである．

$$Y(\boldsymbol{x}) = B_0 + B_1 x_1 + \cdots + B_n x_n \qquad (3)$$

これは，式(2)のファジィIf-Thenルールの結論部と全く同じ構造をしている．したがって，式(2)の形式のファジィIf-Thenルールに対して提案するファジィ推論法は，複数のファジィ線形モデルを統合してファジィ非線形モデルを構築する方法と考えることができる．

2 ファジィ数の演算

本研究で必要なファジィ数の演算は，ファジィ数の実数倍とファジィ数の積である．これらの演算は，拡張原理[9]を用いて次のように定義される．

$$\mu_{kA}(z) = \sup_{x}\{\mu_A(x) : z = kx\} \tag{4}$$

$$\mu_{A+B}(z) = \sup_{x,y}\{\mu_A(x) \wedge \mu_B(y) : z = x + y\} \tag{5}$$

ここで，A, Bはファジィ数，kは実数，$\mu(\cdot)$はメンバーシップ関数である．

三角型ファジィ数を，その下限，中心，上限の値により，(下限，中心，上限)と表記することにする．例えば，図1の三角型ファジィ数Aは，$A = (a^L, a^C, a^U)$と表記され，そのメンバーシップ関数は次のようになる．

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0; & \text{if } x < a^L \\ (x - a^L)/(a^C - a^L); & \text{if } a^L \le x < a^C \\ 1; & \text{if } x = a^C \\ (a^U - x)/(a^U - a^C); & \text{if } a^C < x \le a^U \\ 0; & \text{if } a^U < x \end{cases} \tag{6}$$

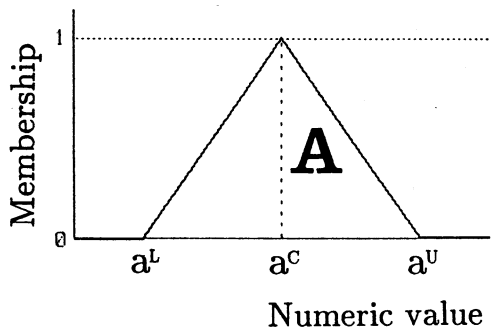


図1　三角型ファジィ数A

式(4)および式(5)において，ファジィ数A, Bが三角型ファジィ数の場合では，それぞれ，次のようになる．

$$\begin{aligned} kA &= k(a^L, a^C, a^U) \\ &= \begin{cases} (ka^L, ka^C, ka^U); & \text{if } k \ge 0 \\ (ka^U, ka^C, ka^L); & \text{if } k < 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{aligned} A + B &= (a^L, a^C, a^U) + (b^L, b^C, b^U) \\ &= (a^L + b^L, a^C + b^C, a^U + b^U) \end{aligned} \tag{8}$$

3 ファジィ推論法 I

n入力1出力システムの入出力関係に関して次のようなq個のファジィIf-Thenルールが与えられているとする．

$$\begin{aligned} &\text{If } x_1 \text{ is } A_{k1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{kn} \\ &\quad \text{then } y \text{ is } B_k,\ k = 1, 2, \cdots, q \end{aligned} \tag{9}$$

ここで，A_{ki}はファジィ集合，B_kはファジィ数である．本研究では，n次元実数ベクトル$\boldsymbol{x}$をファジィ数Yに写像するようなファジィ数値関数を表現するために，ファジィIf-Thenルールを用いる．したがって，本研究での問題は，与えられたファジィIf-Thenルールを用いて，n次元実数ベクトル$\boldsymbol{x}^O = ({x_1}^O, \cdots, {x_n}^O)$に対するファジィ数出力値$Y^O$をどのように推論するかということである．

通常のファジィ推論と同様に，各ファジィIf-Thenルールの適合度（ウエイト）w_kを積演算あるいはMin演算を用いて求める．すなわち，

$$w_k = \mu_{A_{k1}}({x_1}^O) \times \cdots \times \mu_{A_{kn}}({x_n}^O) \tag{10}$$

あるいは，

$$w_k = \mu_{A_{k1}}({x_1}^O) \wedge \cdots \wedge \mu_{A_{kn}}({x_n}^O) \tag{11}$$

とする．適合度を用いて各ファジィIf-Thenルールに重み付けを行うことにより，ファジィ数出力値Y^Oの推論法として，次のような方法を提案する．

$$Y^O = (w_1 B_1 + w_2 B_2 + \cdots + w_q B_q)/w \tag{12}$$

ここで，

$$w = w_1 + w_2 + \cdots + w_q \tag{13}$$

である．式(12)におけるファジィ数出力値Y^0の計算は，2章で定義したファジィ数の実数倍およびファジィ数の和という演算のみを用いて実行することができる．

式(9)のファジィIf-Thenルールにおいて，結論部ファジィ数B_kが三角型ファジィ数の場合を考えよう．すなわち，

$$B_k = ({b_k}^L, {b_k}^C, {b_k}^U),\ k = 1, 2, \cdots, q \tag{14}$$

とする．このとき，$w_k \ge 0$であることから，式(12)における ファジィ数出力値Y^Oは，式(7)と式(8)より次

のように求めることができる.

$$\begin{aligned} Y^O &= (w_1B_1 + w_2B_2 + \cdots + w_qB_q)/w \\ &= \left\{w_1({b_1}^L,\ {b_1}^C,\ {b_1}^U) + w_2({b_2}^L,\ {b_2}^C,\ {b_2}^U)\right. \\ &\qquad \left. + \cdots + w_q({b_q}^L,\ {b_q}^C,\ {b_q}^U)\right\}/w \\ &= (y^{OL},\ y^{OU},\ y^{OU}) \end{aligned} \tag{15}$$

ここで,

$$y^{OL} = (w_1{b_1}^L + w_2{b_2}^L + \cdots + w_q{b_q}^L)/w \tag{16}$$

$$y^{OC} = (w_1{b_1}^C + w_2{b_2}^C + \cdots + w_q{b_q}^C)/w \tag{17}$$

$$y^{OU} = (w_1{b_1}^U + w_2{b_2}^U + \cdots + w_q{b_q}^U)/w \tag{18}$$

である. すなわち, ファジィIf-Thenルールの結論部が三角型ファジィ数の場合は, ファジィ推論により得られるファジィ数出力値も三角型となる.

ここで示したファジィ推論の方法は, $w > 0$ となる任意のn次元入力ベクトル $\boldsymbol{x}^O$ に対して用いることができる. したがって, 定義域がDであるファジィ数値関数をファジィIf-Thenルールにより表現するためには, $\boldsymbol{x}^O \in$ Dである任意の $\boldsymbol{x}^O$ に対して $w > 0$ となるようにファジィIf-Thenルールが与えられていなければならない.

4 ファジィ推論法 II

n入力1出力システムの入出力関係に関して次のようなq個のファジィIf-Thenルールが与えられているとする.

$$\begin{aligned} &\text{If } x_1 \text{ is } A_{k1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{kn} \\ &\text{then } Y = B_{k0} + B_{k1}x_1 + \cdots + B_{kn}x_n, \\ &\qquad\qquad k = 1, 2, \cdots, q \end{aligned} \tag{19}$$

ここで, A_{ki} はファジィ集合, B_{ki} はファジィ数とする. 本章では, このようなファジィIf-Thenルールを用いて, n次元実数ベクトル $\boldsymbol{x}^O$ に対するファジィ数出力値 Y^O を推論する方法を提案する.

n次元実数ベクトル $\boldsymbol{x}^O$ が与えられた場合での各ファジィIf-Thenルールの適合度(ウエイト) w_kを, 式(10)の積演算あるいは式(11)のMin演算により求めることにする. 3章と同様に, 適合度を用いて各ファジィIf-Thenルールに重み付けを行うことにより, ファジィ数出力値 Y^O の推論法として, 次のような方法を提案する.

$$Y^O = \{w_1F_1(\boldsymbol{x}^O) + w_2F_2(\boldsymbol{x}^O) + \cdots + w_qF_q(\boldsymbol{x}^O)\}/w \tag{20}$$

ここで, $F_k(\boldsymbol{x}^O)$ は式(19)のファジィIf-Thenルールの結論部ファジィ線形式である. すなわち,

$$F_k(\boldsymbol{x}^O) = B_{k0} + B_{k1}{x_1}^O + \cdots + B_{kn}{x_n}^O \tag{21}$$

である. 式(21)からわかるように, $F_k(\boldsymbol{x}^O)$ は2章で示したファジィ数の実数倍およびファジィ数の和という演算のみにより求めることができる. したがって, 式(20)のファジィ数出力値 Y^O は, 3章で提案した推論法と同様に, 2章で示したファジィ数の演算のみにより求めることができる.

式(19)のファジィIf-Thenルールにおいて, 結論部ファジィ線形式のファジィ係数 B_{ki} が三角型ファジィ数の場合を考えよう. すなわち,

$$\begin{aligned} &B_{ki} = ({b_{ki}}^L,\ {b_{ki}}^C,\ {b_{ki}}^U), \\ &\qquad i = 0, 1, \cdots, n;\ k = 1, 2, \cdots, q \end{aligned} \tag{22}$$

とする. このとき, 式(21)の $F_k(\boldsymbol{x}^O)$ は, 式(7)と式(8)を用いて次のように計算される.

$$\begin{aligned} F_k(\boldsymbol{x}^O) &= B_{k0} + B_{k1}{x_1}^O + \cdots + B_{kn}{x_n}^O \\ &= ({b_{k0}}^L,\ {b_{k0}}^C,\ {b_{k0}}^U) \\ &\quad + ({b_{k1}}^L,\ {b_{k1}}^C,\ {b_{k1}}^U){x_1}^O + \cdots \\ &\quad + ({b_{kn}}^L,\ {b_{kn}}^C,\ {b_{kn}}^U){x_n}^O \\ &= ({f_k}^L(\boldsymbol{x}^O),\ {f_k}^C(\boldsymbol{x}^O),\ {f_k}^U(\boldsymbol{x}^O)) \end{aligned} \tag{23}$$

ここで,

$${f_k}^L(\boldsymbol{x}^O) = {b_{k0}}^L + \sum_{\substack{i=1 \\ {x_i}^O \geq 0}}^{n} {b_{ki}}^L{x_i}^O + \sum_{\substack{i=1 \\ {x_i}^O < 0}}^{n} {b_{ki}}^U{x_i}^O \tag{24}$$

$${f_k}^C(\boldsymbol{x}^O) = {b_{k0}}^C + \sum_{i=1}^{n} {b_{ki}}^C{x_i}^O \tag{25}$$

$${f_k}^U(\boldsymbol{x}^O) = {b_{k0}}^U + \sum_{\substack{i=1 \\ {x_i}^O \geq 0}}^{n} {b_{ki}}^U{x_i}^O + \sum_{\substack{i=1 \\ {x_i}^O < 0}}^{n} {b_{ki}}^L{x_i}^O \tag{26}$$

である. $w_k \geq 0$ であることと式(23)より, 式(20)のファジィ数出力値 Y^O は, 次のように求められる.

$$\begin{aligned} Y^O &= \{w_1F_1(\boldsymbol{x}^O) + w_2F_2(\boldsymbol{x}^O) + \cdots + w_qF_q(\boldsymbol{x}^O)\}/w \\ &= (y^{OL},\ y^{OU},\ y^{OU}) \end{aligned} \tag{27}$$

ここで,

$$y^{OL} = (w_1{f_1}^L(\boldsymbol{x}^O) + w_2{f_2}^L(\boldsymbol{x}^O) + \cdots + w_q{f_q}^L(\boldsymbol{x}^O))/w \tag{28}$$

$$y^{OC} = (w_1{f_1}^C(\boldsymbol{x}^O) + w_2{f_2}^C(\boldsymbol{x}^O) + \cdots + w_q{f_q}^C(\boldsymbol{x}^O))/w \tag{29}$$

$$y^{OL} = (w_1{f_1}^U(\boldsymbol{x}^O) + w_2{f_2}^U(\boldsymbol{x}^O) + \cdots + w_q{f_q}^U(\boldsymbol{x}^O))/w \tag{30}$$

である．すなわち，ファジィIf-Thenルールの結論部ファジィ線形式の係数が三角型ファジィ数の場合では，ファジィ推論により得られるファジィ数出力値も三角型ファジィ数となる．また，3章で提案した方法と同様に，定義域がDであるファジィ数値関数を式(19)のファジィIf-Thenルールにより表現するためには，$x^0 \in$ Dである任意の x^0 に対して $w > 0$ となるようにファジィIf-Thenルールが与えられていなければならない．

5 結論

本研究では，実数ベクトルをファジィ数に写像するような非線形ファジィ数値関数を表現するために，2種類のファジィIf-Thenルールに対するファジィ推論の方法を提案した．提案手法は，ファジィ推論により得られる出力値がファジィ数であるという点で，実数ベクトルを実数に写像するような非線形関数を同定する手法と考えることのできる通常のファジィ推論と異なる．ファジィIf-Thenルールを用いて非線形ファジィ数値関数を表現する場合では，本研究で取り扱ったファジィ推論に加えて，次のような問題に対する今後の考察が必要である．

1) ファジィIf − Thenルールの獲得方法

2) 非線形ファジィ数値関数を近似する場合での近似能力

3) ファジィ回帰分析[10,11]やニューラルネット[12]を用いたファジィ数値関数の同定手法との比較

参考文献

[1] M.Sugeno, An introductory survey of fuzzy control, Information Sciences, Vol.36, pp.59-83,1985.

[2] C.C.Lee, Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller − Part Iand Part II, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol.SMC-20, pp.404-435, 1990.

[3] B.Kosko, Fuzzy systems as universal approximators, Proc.FUZZ-IEEE'92 (San Diego, USA, March 8-12, 1992) pp.1153-1162.

[4] L.X.Wang, Fuzzy systems are universal approximators, Proc.FUZZ-IEEE'92 (San Diego, USA, March 8-12, 1992) pp.1163-1170.

[5] 市橋・渡辺，簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2, pp.429-437, 1990.

[6] H.Nomura, I.Hayashi and N.Wakami, A learning method of fuzzy inference rules by descent method, Proc.FUZZ-IEEE'92 (San Diego, USA, March 8-12, 1992) pp.203-210.

[7] J.S.R.Jang, Fuzzy controller design without domain experts, Proc.FUZZ-IEEE'92(San Diego, USA, March 8-12, 1992) pp.289-297.

[8] T.Takagi and M.Sugeno, Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol.SMC-15, pp.116-132, 1985.

[9] L.A.Zadeh, The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning I, II and III, Information Sciences Vol.8, pp.199-249, pp.301-357 and Vol.9, pp.43-80, 1975.

[10] 田中・和多田・林，ファジィ線形回帰分析の三つの定式化，計測自動制御学会論文集，Vol.22, pp.1051-1057, 1986.

[11] 石渕，ファジィ回帰分析，日本ファジィ学会誌，Vol.4, pp.52-60, 1992.

[12] 石渕・岡田・田中，ファジィ数結合強度を持つファジィニューラルネット，システム制御情報学会論文誌 (1993, 掲載予定)

[問い合わせ先]

〒593 大阪府堺市学園町1-1

大阪府立大学工学部経営工学科

石渕久生

TEL 0722-52-1161 (内)2377

FAX 0722-59-3340

FA5-1

構造適応型ニューラルネットワークを用いたファジイルールの推論及び学習

Reasoning and Learning Method for Fuzzy Rule using Structure Level Adaptation of Neural Networks

市村匠，田崎栄一郎
Takumi Ichimura, Eiichiro Tazaki

桐蔭学園横浜大学工学部制御システム工学科
Dept. Control & Systems Eng'g, Toin University of Yokohama

This paper presents the structure level adaptation of fuzzy rules in a parallel fuzzy reasoning. These rules are described by neural networks such that propositions and if-then relations in rules are stored in a multi-layered neural networks.

In an usual neural networks mechanism, during the learning process of rules, we can observe the following behaviors:

Case 1) If a neural network has enough neurons to infer and even if the input weight vector of each neuron will converge to a certain value, then we shall turn out to be the extension of needless neuron in the calculation.

Case 2) If a neural network does not have enough neurons to be satisfied to infer, then this vector will tend to fluctuate greatly even after a certain period of the learning process.

By observing such behaviors, we can expect to generate/annihilate the specified neurons respectively to grow a suitable configuration of network. However, this operation is generally complicated and difficult to construct the network, because of system's complexity.

In the proposed method, we give a procedure to derive the neuron generation/annihilation automatically. By applying the procedure to the inference system, we can expect that complexity is considerably decreased. To verify the validity of the proposed method, the system is apllied to a diagnosis of disease related to Wmbago.

1．まえがき

ニューラルネットワークによるファジイ並列推論機構をもった診断支援システムは、既に試みられているが、ニューラルネットワークに与えられる初期値並びにパラメータ等によりシステムの制御状態が変化し、その開発が難しいものになっている。[1] 特に、システムにおけるルールが複雑になればなるほど、この問題が顕著に現われている。このような問題点ゆえに、システム開発は経験値に基づき、試行錯誤的に行われていた。

ここで、ニューラルネットワークにおけるルールの学習が行われている間には、ネットワーク動作を確認することができる。即ち、

1）ネットワークにおいて、推論するために十分なニューロンが存在するとき、入力重みベクトルは、ある確かな値のまわりの小さな近傍に収束する。しかるに、このとき計算に余分なニューロンの展開が行われている。この場合、ニューロンを消去する。

2）ネットワークにおいて、推論するためのニューロンが不十分であるとき、長い学習期間の後でさえ、入力重みベクトルは、かなり発散する。この場合、親の属性を継承するように、新しいニューロンを生成する。

この論文では、このようなニューロンの生成／消滅の過程を自動化し、さらに、この手続きを推論システムに適用することにより、従来のシステム開発における困難性を軽減することを試みている。

2．ファジイ並列推論について[2]

本論文で提案されたシステムで用いられている推論機構は、ファジイ多重多段推論に基づいており、これにより並列推論を成している。この節では、簡単のために、ファジイ多重２段推論を説明する。

今、次の２つの多重推論のルールグループがあるとする。

●ルールグループ1

$$\begin{array}{l} \text{if } X_1 \text{ is } A_1 \text{ then } Y_1 \text{ is } B_1. \\ \vdots \\ \text{if } X_j \text{ is } A_j \text{ then } Y_j \text{ is } B_j. \\ \vdots \\ \text{if } X_M \text{ is } A_M \text{ then } Y_M \text{ is } B_M. \end{array} \quad (1)$$

●ルールグループ2

$$\begin{array}{l} \text{if } Y_1 \text{ is } B_1' \text{ then } Z_1 \text{ is } C_1. \\ \vdots \\ \text{if } Y_j \text{ is } B_j' \text{ then } Z_j \text{ is } C_j. \\ \vdots \\ \text{if } Y_N \text{ is } B_N' \text{ then } Z_N \text{ is } C_N. \end{array}$$

ここで$A_j \subseteq U$；$B_j \subseteq V$；$C_j \subseteq W$　$j=1, \cdots, M$または$j=1, \cdots, N$を満たすファジイ集合とする。

今事実として"X is A'"が（1）式に加えられたとする。第1段における結論B'は次のように与えられる。

$$h_{B'}(v) = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_M] \circ \begin{pmatrix} h_{B1}(v) \\ h_{B2}(v) \\ \vdots \\ h_{BM}(v) \end{pmatrix} \quad (2)$$

"○"はmax-min合成とする。

ここでa_jは次式で与えられるA'とA_jとの一致度とする。

$$a_j = \bigvee_U \{h_{A'}(u) \wedge h_{Aj}(u)\} \quad (3)$$

このようにして得られた結論B'がグループ2に加えられると結論Cは、次式のように与えられる。

$$h_{C'}(w) = [b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_N] \circ \begin{bmatrix} h_{C1}(w) \\ h_{C2}(w) \\ \vdots \\ h_{CN}(w) \end{bmatrix} \quad (4)$$

b_jは同様にB'とB_j'の一致度である。

ところで（1）において、推論規則

$A_i \rightarrow B_i$, $B_j' \rightarrow C_j$ $\quad i=1, \cdots, M; j=1, \cdots, N$

より、$(A_i \rightarrow B_i) \circ (B_j' \rightarrow C_j)$は、

$$\begin{aligned} h_{(Ai\rightarrow Bi)\circ(Bj'\rightarrow Cj)}(u, w) &= \bigvee_V \{ [h_{Ai}(u) \wedge h_{Bi}(v)] \\ &\quad \wedge [h_{Bj'}(v) \wedge h_{Cj}(w)] \} \\ &= \bigvee_V [h_{Bi}(v) \wedge h_{Bj'}(v)] \wedge h_{Ai}(u) \\ &\quad \wedge h_{Cj}(w) \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、$\bigvee_V [h_{Bi}(v) \wedge h_{Bj'}(v)]$は$B_i$と$B_j'$の一致度と考えられるから、

$$b_{ij} = \bigvee_V [h_{Bi}(v) \wedge h_{Bj'}(v)] \quad (6)$$

とおけば、（4）における一致度$[b_1 \ \cdots \ b_N]$は、

$$[b_1 \ \cdots \ b_N] = [a_1 \ \cdots \ a_M] \circ \begin{bmatrix} b_{11} \cdots b_{1N} \\ b_{21} \cdots b_{2N} \\ \vdots \\ b_{M1} \cdots b_{MN} \end{bmatrix} \quad (7)$$

と書きかえられる。

3．ニューラルネットワークによる学習[3]

図1はファジイ多重2段推論を実行するためのニューラルネットワークで、入力層，出力層，隠れ層から構成される。このうち隠れ層は、第1ルールチェック層，中間結果出力層，ステージ結合層，第2ルールチェック層の4つの層からなる。これらは、大きく2つのブロックからなるネットワークであり、P－1ブロックで第1段推論が行なわれ、それにもとづいてP－2ブロックで第2段推論が行われている。

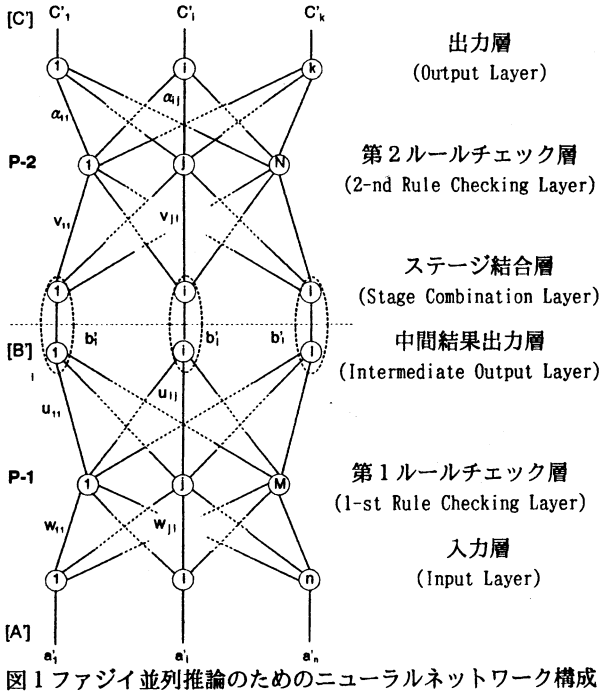


図1 ファジイ並列推論のためのニューラルネットワーク構成

入力値A'が与えられたときの各ユニットの出力状態は次のように与えられる。即ち、図1において入力層にA'＝（a_1', …, a_m'）が入力された場合の各ユニットからの出力値は次のようになる。

入力層出力：

$$O_i^I = a_i' \quad , \ i=1, \cdots\cdots, n \quad (8)$$

第1ルールチェック層出力：

$$O_j^{R1} = f(net_j^{R1}) \quad j=1, \cdots\cdots, M \quad (9)$$

$$net_j^{R1} = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} O_i^I + \theta_j^{R1} \quad j=1, \cdots\cdots, M \quad (10)$$

中間出力層出力：

$$O_i^{I0} = f(net_i^{IP}) \quad i=1, \cdots\cdots, l \quad (11)$$

$$net_i^{I0} = \sum_{j=1}^{M} u_{ij} O_j^{R1} + \theta_i^{I0} \quad (12)$$

ステージ結合層出力：

$$O_i^S = O_i^{I0} \quad i=1, \cdots\cdots, l \quad (13)$$

第2ルールチェック層出力：

$$O_j^{R2} = f(net_j^{R2}) \quad j=1, \cdots\cdots, N \quad (14)$$

$$net_j^{R2} = \sum_{i=1}^{l} v_{ji} O_i^{I0} + \theta_j^{R2} \quad (15)$$

出力層出力：

$$O_i^0 = f(net_i^0) + \theta_i^0 \quad i=1, \cdots\cdots, k \quad (16)$$

$$net_i^0 = \sum_{j=1}^{N} \alpha_{ij} O_j^{R2} + \theta_i^0 \quad (17)$$

入出力関数f（net）は次のようなシグモイド関数とする。ただし、定数K＞0は十分に小さい数。

$$f(net) = 1/(1+\exp K(-net)) \quad (18)$$

またP－1，P－2における学習は次の評価関数が最小になるように行われる。

$$P-1 : E_i^1 = (b'_i - O_i^{I0})^2/2 \quad i=1, \cdots\cdots, l \quad (19)$$

$$P-2 : E_i^2 = (c'_i - O_i^0)^2/2 \quad i=1, \cdots\cdots, k \quad (20)$$

結合強度（重み）の修正は次のようになる。

$$\Delta_i w_{ji} = \eta \left(-\frac{\partial E_i^I}{\partial w_{ji}}\right) \quad j=1, \cdots\cdots, M \quad (21)$$

$$\Delta_i u_{ij} = \eta \left(-\frac{\partial E_i^I}{\partial u_{ij}}\right) \quad i=1, \cdots\cdots, l \quad (22)$$

重みv_{ji}，α_{ij}並びにしきい値θ_rについても同様に修正される。

4．ニューロンの生成／消滅[4]

ニューロンの生成／消滅過程を定義づけるために、まえがきにおいて述べられたニューラルネットワークの動作を観察することができる。これらをもとに試行錯誤的にニューロンの数を増やしたり、減らしたりしたきた

が、この論文では、このような手続きを自動化することを試みている。この結果、システムの開発をより容易にすることができる。

4－1．ニューロンの生成

まず、収束過程において、任意の空間におけるニューロンの入力重みベクトルの変化は、ある値に近接した領域の間を振動していることが観察されている。これに基づいて、ニューロンｉの入力重みベクトルの変化は次式により与えられる。

$$WD_i[n] = \sum_{m=1}^{n} Met(\vec{w}_i[m], \vec{w}_i[m-1]) \quad (23)$$

ここで、Ｍｅｔは、ベクトル間の距離を示すものであるが、この論文では最も容易に考えられるユークリッド距離、即ち、

$$EuMet(\vec{X}, \vec{Y}) = \sum_{i=1}^{N} \sqrt{(x_i - y_i)^2} \quad (24)$$

として与える。ただし、ここでＮは次式を満たすものである。

$$N = Max(Dim(\vec{X}), Dim(\vec{Y})) \quad (25)$$

式（２３）におけるＷＤは、入力重みベクトルが変化していく距離を表すものであり、$WD_i[n]$は、連続指標時間ｎまでにニューロンｉに対し、変化した距離の総和であり、$\vec{w}_i[m]$は、任意の時刻ｍでの入力重みベクトルの位置を表しているものである。

この式により、学習が行われ始めてからの入力重みベクトルの変化を測ることが可能であり、これは次式のように解釈される。

$$WD_i[n] = \gamma_w WD_i[n-1] + (1-\gamma_w) Met(\vec{W}_i[m], \vec{W}_i[m-1])$$
$$0 < \gamma_w < 1 \quad (26)$$

これらをもとに、ニューロンの生成は、次式が満たされるとき、行われる。

$$\varepsilon_i \triangleq \frac{\partial \varepsilon}{\partial WD_i} \cdot WD_i > \theta_G \quad (27)$$

ここで、εは式（１９）で表されるような全体的な誤差であり、ε_iはεに対してニューロンｉへの分配を示し、θ_Gは適当なしきい値である。この式により生成されたニューロンは、その親のニューロンと同じ属性を継承する。

4－2．ニューロンの消滅

逆に、ニューロンの消滅に対しては、ニューロンがネットワークにおいて機能していないか、あるいは余分なニューロンであるときの２つの場合が考えられる。前者の場合、ニューロンからの出力状況を吟味することにより、そのニューロンが機能しているかいないかを観察することができる。後者は、２つのニューロンが互いに依存し合っている場合で、１つのニューロンの出力値が与えられると、もう１つのニューロンの出力値も同じ値が得られるものである。この場合、同じ働きをもったニューロンとして見なせるので、どちらか１つを消去しても、ネットワークの動作に影響を及ぼさない。

これらのことにより、ニューロンｉの出力動作変数と

表１　椎間板ヘルニアを診断するためのルール

●椎間板ヘルニアの中間仮説（根性神経症）のためのルール			
		antecedent	consequent
S23	Radiation pain when coughing and/or strain oneself	very true	true
S41	numbness of the lower limbs	very true	true
S40	pain radiated to the lower limbs	very true	very true
S23	Radiation pain when coughing and/or strain oneself	true	
S41	numbness of the lower limbs	true	very true
S23	Radiation pain when coughing and/or strain oneself	true	
S24	relief of pain when resting	true	very true
S26	increase of pain when exercise	true	
S40	pain radiated to the lower limbs	very true	very true
S23	Radiation pain when coughing and/or strain oneself	true	
S27	increase of pain followed by some movements	true	very true
S29	pain when bowing down	true	
S23	Radiation pain when coughing and/or strain oneself	false	rather true
S01	age(young or middle age)		rather true
●椎間板ヘルニアのためのルール			
		antecedent	consequent
I01	root pain	very true	true
I01	root pain	true	
S25	relief of pain when exercise	true	rather false
I01	root pain	true	
S16	pain when getting up	true	rather false
I01	root pain	true	
S34	scoliosis due to pain	true	true

して次式が与えられる。

$$VA_i = (\overline{o_i} - o_i)^2 \quad (28)$$

ここで、o_iはニューロンｉに対する出力動作であり、$\overline{o_i}$はo_iの平均である。これにより、式（２６）と同様

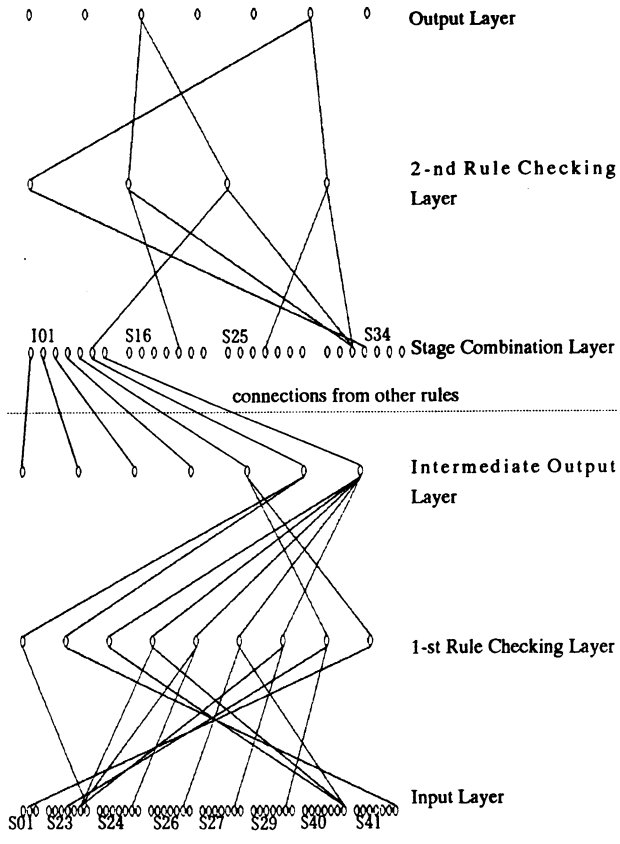


図２椎間板ヘルニアのルールに対し構築されたネットワーク

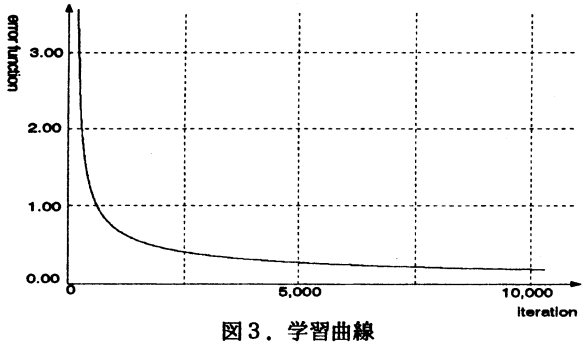


図３．学習曲線

に、$VA_i[n]$を次式により与えることができる。

$$VA_i[n]=\gamma_v VA_i[n-1]+(1-\gamma_v)(o_i-Act_i[n])^2 \quad 0<\gamma_v<1 \qquad (29)$$

ここで

$$Act_i[n]=\gamma_a Act_i[n-1]+(1-\gamma_a)o_i[n] \quad 0<\gamma_a<1 \qquad (30)$$

である。これは、ニューロンｉに対する出力値の平均的な値である。

VA_iが０であれば、ニューロンｉによる情報生成は行われないことを意味し、このことはニューロンがどんな信号処理機能さえも持たないことを意味する。従って、VA_iがある値より小さければ、ニューロンの消滅が行われている。

５．医療診断支援システムへの適応

ここでは、提案したニューロンの生成／消滅の過程を医療診断システムへ適応することを試みた結果を報告する。図２は、腰痛の疾病の一例である椎間板ヘルニアに対し、構築されたネットワーク構成図である。これは表１で示されている椎間板ヘルニアを診断する知識ルールであり、これらをもとにニューラルネットワークによるファジイ並列推論機構を用いた診断を行っている。この結果、約10,000回程の学習の後、図３で示されるような学習曲線を得ることができた。この推論システムに４節で述べたニューロンの生成／消滅過程を適応した結果、図４（ａ），（ｂ）に見られるような学習曲線が、それぞれ得られた。

６．終わりに

ニューラルネットワークによるファジイ並列推論は、どのようなネットワーク構造を形成するかによって、学習状況が大きく異なってきた。このため、ネットワーク内部において、どのように入力重みベクトルが変化しているかを調べた。この結果、試行錯誤的に行われていたニューロンの生成／消滅を自動化することができ、システムの開発をより容易に行えるようになった。しかるに、これは推論に要する知識を自動的に獲得するものではなく、知識に偏りがあった場合に、学習過程の間に、構造的にそのルールの増減を行ったものである。特にいくつかの領域に分散的に知識が存在している場合、知識を獲得することはできない。従って、このような知識獲得が可能なネットワーク構築の開発が急がれるところである。

７．参考文献

［１］E.Tazaki et al.; Medical Diagnosis Using a Parallel Fuzzy Inference Performed by Neural Networks, Proc. 2-nd Intl. Conf. Fuzzy Logic & Neural Networks, pp.1003/1006(1992)

［２］田崎，ニューラルネットワークを用いたファジイ並列推論システムの構成，第１１回医療情報学連合大会論文集 pp.407/410(1991)

［３］D.E.Rumelhart et al.; "Parallel Distibuted Processing 1" pp.282/362 MIT Press(1986)

［４］Tsu-Chang Lee; "Structure Level Adaptation for Artificial Neural Networks" pp.23/62 KAP Press(1991)

８．問い合わせ先

〒225　横浜市緑区鉄町1614番地
桐蔭学園横浜大学工学部制御システム工学科
田崎　栄一郎

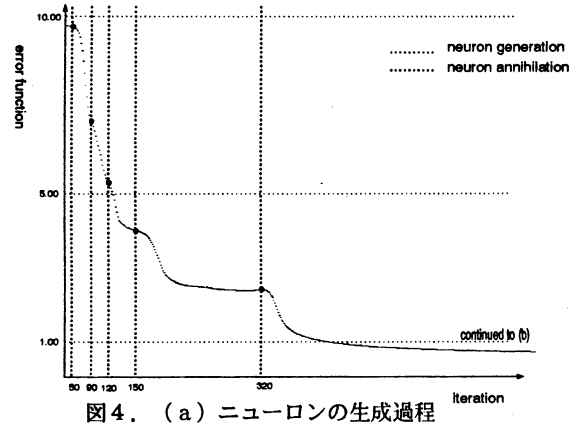


図４．（ａ）ニューロンの生成過程

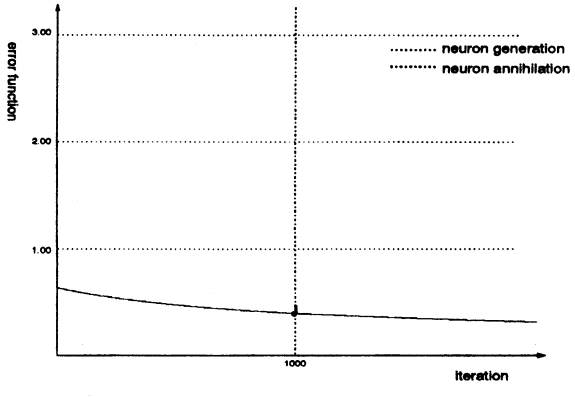


図４．（ｂ）ニューロンの消滅過程

図４ニューロンの生成／消滅過程を適応した場合の学習曲線

FA5-2

ファジィプロダクションルールの結合子による自動チューニング
Automatic Tuning of Fuzzy Production Rules Using T-operators

三好 力、田野 俊一、加藤 康記、Thierry Arnould
MIYOSHI Tsutomu, TANO Shun'ichi, KATO Yasunori, Thierry ARNOULD
国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Enginieering Research

Abstract

In production rules, the total matching degree of the condition part is calculated from the matching degree of each condition by aggregation operators. In the case of fuzzy production rules, there are several promising approaches for handling the uncertainties of matching degrees: 1) fuzzification of the matching degree of each condition, 2) expansion of aggregation operators, etc. Many studies have been conducted on tuning 1), that use membership functions, but few have been done on tuning 2). In this paper, we consider automatic tuning of fuzzy production rules by parametric T-norms and T-conorms whose characteristics can be modified by parameters.

1. はじめに

プロダクションルールの前件部は、一般に複数の条件で構成され、各条件のマッチ度から結合子を用いて前件部全体のマッチ度を計算する。一般のプロダクションシステムでは、マッチ度はクリスプな値を取るため、結合子として論理演算子のand、orを用いている。

ファジィプロダクションルールで、前件部全体のマッチ度としてあいまいな値を許す場合、1) 各条件のマッチ度のファジィ化、2) 結合演算子の拡張などが考えられる。1) に関してはメンバシップ関数を用いるなど既に多くの研究がなされている。2) に関しては、現在ある大部分のシステムがmin、maxを利用しており、演算子の拡張に関する研究は少ない。

国際ファジィ工学研究所ではチューニング機構を持つあいまい推論環境FINEST[1-3]の研究開発を行っている。この論文では、FINESTの研究の一環として、演算子としてパラメータによって性質が変化するT-norm (and演算子に対応する)、T-conorm (or演算子に対応する) を採用し、演算子の自動チューニングの方法を検討し、シミュレーションによる評価を行った。

2. プロダクションルール

プロダクションルールをファジィ工学的な手法を用いて拡張する事を考える。プロダクションルールにあいまいな記述を導入することでルールの数を減し、保守性を向上させることが期待される。さらに、想定されなかった入力があった場合、近似推論により、近似解を得ることができる可能性が生ずる。

ファジィプロダクションルールを処理するため、プロダクションシステムは1) 前件部の各条件に対するマッチの度合い、2) 前件部全体に対するマッチの度合い、3) 前件部のマッチの度合いを後件部に反映させる方法 (インプリケーション) 等の拡張が考えられる。

2.1. メンバップ関数

前件部の各条件にメンバシップ関数を導入することで、条件をファジィ化することができる。マッチ度は (0, 1) から [0, 1] 内の実数や区間に拡張される。

2.2. 演算子

前件部全体のマッチ度は各条件を結合演算子によって結合することで得られる。大部分のシステムは演算子としてand、orもしくはmin、maxを利用している。表現する知識に応じて、各条件間の関係を表す演算子を選択することで適切なマッチ度を得ることが期待される。

2.3. インプリケーション

インプリケーションは前件部と後件部の関係を表している。適切な関係を選択することでより良い結果を得ることが期待される。

3. チューニング

メンバシップ関数のチューニングに関しては、ニューラルネットを利用する研究が数多く行われている[4, 5]。しかし、各条件間に複雑な関係がある場合、メンバシップ関数のチューニングではこれを吸収することができない。さらに、あるルール群で条件間の関係に一定の性質がある場合、一つのルールで演算子のチューニングを行うと、そのルール群全体のチューニングの効率が向上する事が期待される。しかし、演算子やインプリケ

プリケーションに関する研究はあまり見られない。
この様な状況認識のもと、今回はまず、演算子のチューニングに関する検討をおこなった。

Gupta は、演算子として異なる種類の T-norm 、T-conorm を利用すると、ファジィコントローラの制御性が変化することを示した[6]。そこで、パラメータによって性質が変化する T-norm 、T-conorm [7] を用い、ファジィシステムをバックプロパゲーションを用いてチューニングする方法を検討した。

4. ファジィコントローラ

ルールの前件部がエラー (e) とエラーの変化 (de) 、後件部が制御信号 (du) からなるファジィコントローラを考える。N 個のルールがある場合、ルール全体のファジィ関係はそれぞれのルールを T-conorm で結合したものとする。インプリケーションとしてマムダニのインプリケーションを採用した。

今、ファジィルールとして以下の 4 つを与える。

If e is negative and de is negative, then du is negative,
If e is negative and de is positive, then du is zero,
If e is positive and de is negative, then du is zero,
If e is positive and de is positive, then du is positive.

ここで、 negative 、 positive 、 zero はメンバシップ関数である。実際の入力 e(n) 、 de(n) はクリスプな値となるので、 dU' は以下の式となる。

$$\mu_{dU}(du) = T^*\Big[T\big[\mu_{NE}(e),\mu_{NdE}(de),\mu_{NdU}(du),\big],\ \big[T\big[\mu_{NE}(e),\mu_{PdE}(de),\mu_{ZdU}(du),\big],\ \big[T\big[\mu_{PE}(e),\mu_{NdE}(de),\mu_{ZdU}(du),\big],\ \big[T\big[\mu_{PE}(e),\mu_{PdE}(de),\mu_{PdU}(du),\big]\Big].$$

du(n) は dU から重心法を用いて計算する。以上のファジィコントローラをネットワークで表現したものを図 1 に示す。

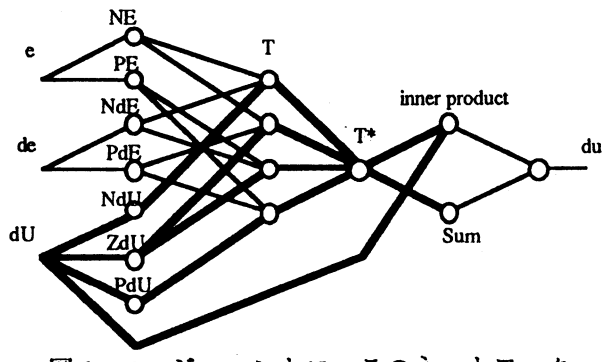


図 1 : ファジィコントローラのネットワーク

ただし、下図において T は T-norm を、 T^* は T-conorm を示し、太い線はメンバシップ関数を表している。

本研究では図 1 の内、 T 及び T^* の学習を行う。

5. システム構成

システムはファジィコントローラとプラントの 2 つのネットワークから構成される。プラントネットワークは予め対象となるプラントに対する学習を完了しているものとし、内部パラメータは固定として扱う。システムの概要を図 2 に示す。

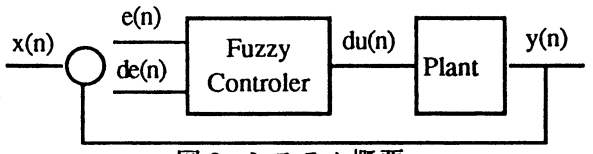


図 2 : システム概要

評価関数として誤差 E をとる。

$$E_e = \sum_n \frac{1}{2}\left(e(n)^2 + G_U \times du(n)^2\right)$$
$$= \sum_n \frac{1}{2}\left(\left(x(n) - y(n)\right)^2 + G_U \times du(n)^2\right)$$

図 1 の内、チューニングに関連する部分を取り出したのが図 3 である。

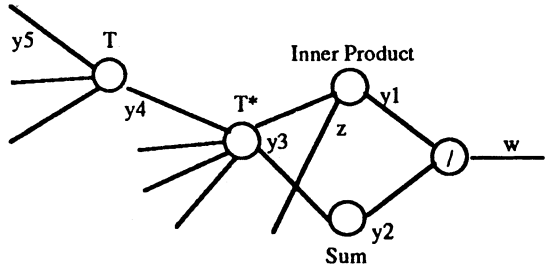


図 3 : 対象ネットワーク

各ノードの出力を w および y1 から y5 とすると、

$$w = \frac{y_1}{y_2}$$
$$y_1 = \sum_z z \cdot y_3$$
$$y_2 = \sum_z y_3$$
$$y_3 = T^*(p_{T^*}, y_4, \cdots)$$
$$y_4 = T(p_T, y_5, \cdots)$$

各出力のそれぞれ一つ前の出力での微分が計算できる。それらを用いて以下の式が得られる。

$$\frac{dE_e}{dp_{T^*}} = \frac{dE_e}{dy}\frac{dy}{du}\frac{du}{dw}\left(\frac{dw}{dy_1}\frac{dy_1}{dy_3} + \frac{dw}{dy_2}\frac{dy_2}{dy_3}\right)\frac{dy_3}{dp_{T^*}}$$

$$\frac{dE_e}{dp_T} = \frac{dE_e}{dy}\frac{dy}{du}\frac{du}{dw}\left(\frac{dw}{dy_1}\frac{dy_1}{dy_3} + \frac{dw}{dy_2}\frac{dy_2}{dy_3}\right)\frac{dy_3}{dy_4}\frac{dy_4}{dp_T}$$

ただし、yのuでの微分は、プラントを表すネットワークをたどることによって得ることができる。

これにより、内部パラメータにが微分可能なT-norm、T-conormを用いることでオペレータの強さの自動チューニングが可能となる。

6. Tオペレータ

T-operatorは既に色々な種類が提案され、研究されている[7]。典型的なT-operatorを表1に示す。

N	$T_N(x, y)$	$T^*_N(x, y)$
1	min(x, y)	max(x, y)
2	xy	x + y - xy
3	max(x + y -1, 0)	min(x + y, 1)
4	xy / (x + y - xy)	(x + y - 2xy) / (x - xy)
5	x, if y = 1 y, if x = 1 0, otherwise	x, if y = 0 y, if x = 0 1, otherwise

表1: 典型的なT-operator

これらのT-operatorの間には演算結果に以下のような関係がある。

$$T_5 < T_3 < T_2 < T_4 < T_1, T_1^* < T_4^* < T_2^* < T_3^* < T_5^*.$$

パラメータによって性質の変換するT-operatorも数多く提案されている[7]。それらの内、適応範囲の広さからDombi T-operatorを、また、計算量の少なさからHamachar T-operatorを選択し実験に利用した。

6.1. Dombi T-operator

Dombi T-operatorを以下に示す。

$$T_D(p,x,y) = \frac{1}{1+p\sqrt{\left(\frac{1-x}{x}\right)^p + \left(\frac{1-y}{y}\right)^p}}$$

$$T^*_D(p,x,y) = \frac{1}{1+p\sqrt{\left(\frac{x}{1-x}\right)^p + \left(\frac{y}{1-y}\right)^p}}$$

$p > 0$,

if $p \to 0$, then $T = T_5$ and $T^* = T^*_5$

if $p = 1$, then $T = T_4$ and $T^* = T^*_4$

if $p \to \infty$, then $T = T_1$ and $T^* = T^*_1$

Dombiのオペレータはパラメータにより論理積、論理和から激烈積、激烈和まで性質が変化する。

6.2. Hamachar T-operator

Hamachar T-operatorを以下に示す。

$$T_H(p,x,y) = \frac{xy}{p+(1-p)(x+y-xy)}$$

$$T^*_H(p,x,y) = \frac{x+y-xy-(1-p)xy}{1-(1-p)xy}$$

$p \geq 0$

if $p = 0$, then $T = T_4$ and $T^* = T^*_4$

if $p = 1$, then $T = T_2$ and $T^* = T^*_2$

if $p \to \infty$, then $T = T_5$ and $T^* = T^*_5$

Hamacharのオペレータはパラメータにより Hamachar積、論理和から激烈積、激烈和まで性質が変化する。

7. 実験結果

Guptaが示した通り[6]、提案したシステムを用いて、演算子として異なる種類のT-norm、T-conormを利用すると、ファジィコントローラの制御性が変化した。色々なT-operatorを用いてセカンドオーダープラントを制御した結果を図4に示す。

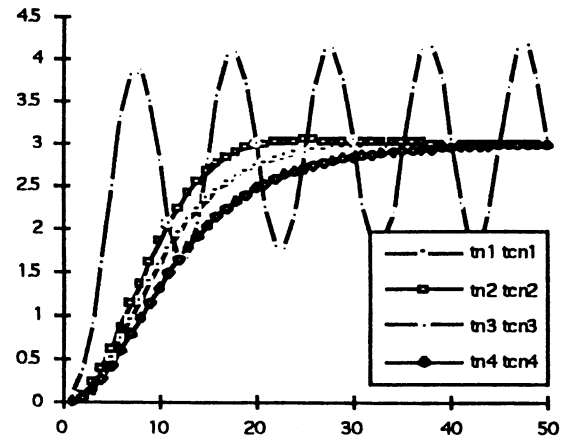


図4: セカンドオーダープラントの制御結果

ここで、tn1、tcn1等の表現はそれぞれ表1の$T_1(x, y)$、$T^*_1(x, y)$等に対応する。

次に、パラメータによって性質が変化するT-norm、T-conorm[7]を用い、ファジィシステムをバックプロパゲーションを用いてチューニングを行った。結果を図5に示す。

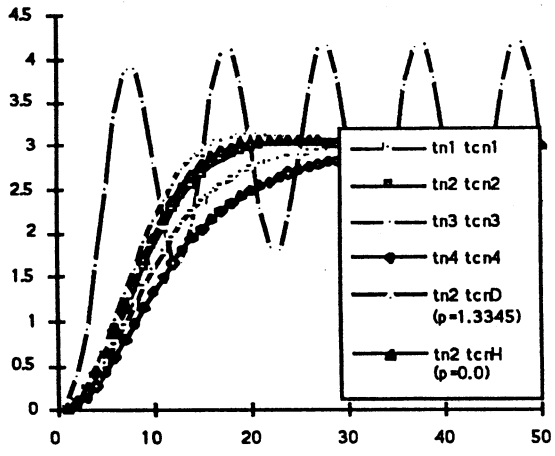


図5: パラメータTオペレータによる結果

図6は、図5の立ち上がり部分を拡大した。ただし、tn3-tcn3のグラフは見易さのため省略した。

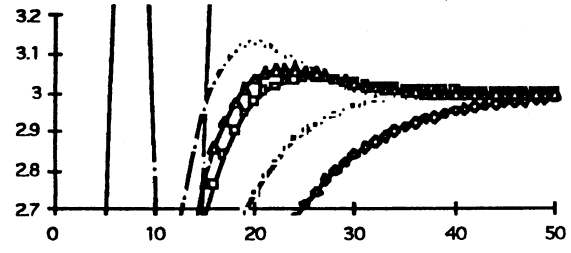


図6: 図5の拡大

図6で示されている通り、Dombi T-conormのパラメータの値は1.3345に収束している。これは、このプラントと制御ルールに対する最適の演算子の強さがT^*_1とT^*_4の間にある事を示している。Hamachar T-conormのパラメータの値は0.0でアンダフローしている。これは、Hamachar T-conormがそのもっとも弱い性質であるT^*_4になっており、最適な強さはさらに弱い事を示している。これはDombi T-conormでの結果を裏付けている。

8. おわりに

演算子の最適な強さのを得るためには固定的なT-operatorでは不十分である。最適な強さは典型的なTオペレータの強さの中間にある。パラメータで性質は変化するT-operatorを利用することでこの問題を改善することができる。

プラントネットワークとコントローラネットワークからなるシステムを提案し、その上でパラメータTオペレータのパラメータを自動的にチューニングする方法を提案した。

色々な種類のプラントに対するコンピュータシュミレーションを行い、提案したシステムを用いて自動チュウニングが可能であることを示した。

チューニングを行うに当たっては、T-norm、T-conormのみならずその微分の性質が重要である。パラメータ値のチューニングとともに、その導関数に関する研究が必要である。

メンバシップ関数と演算子のチューニングの解釈、インプリケーションまで含めたファジィプロダクションルールのチューニング等に関して今後検討を行う。

参考文献

[1] 田野 俊一, 三好 力, 加藤 康記, T. Arnould : "チューニング機構を持つあいまい推論環境FINESTの背景、目的とそのイメージ", 第9回ファジィシステムシンポジウム, 北海道大学 (1993).

[2] Y. Kato, T. Arnould, T. Miyoshi, S. Tano : "Conjunction and disjunction with synergistic effect", FUZZ-IEEE '93, USA (1993).

[3] T. Miyoshi, S. Tano, Y. Kato, T. Arnould : "Operator Tuning in Fuzzy Production Rules Using Neural Networks", FUZZ-IEEE '93, USA (1993).

[4] 前田 章, 染谷 隆子, 船橋 誠寿 : "ファジィ推論におけるメンバシップ関数の高速学習方式について", 日立製作所 システム開発研究所: (1991).

[5] 堀川 慎一, 染谷 隆子, 船橋 誠寿 : "ファジィニューラルネットワークの構成法 (III)", 第7回 ファジィシステムシンポジウム (1991).

[6] M.M. Gupta, J. Qi : "Design of fuzzy logic controllers based on generalized T-operators", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 40, p. 473-489 (1991).

[7] 水本 雅晴 : "ファジィ集合とファジィ理論", 第3回 ファジィシステムシンポジウム, p. 37-48 (1987).

問い合わせ先

三好 力
国際ファジィ工学研究所
〒231 横浜市中区山下町 89-1
tel:045-212-8246 fax:045-212-8255
e-mail: minkov@fuzzy.or.jp

FA5-3

ファジイ推論を用いた自然物の認識

Fuzzy Recognition Methods for Botanical Products

高田 英雄　　藤澤 隆章
Hideo Takada　　Takafumi Fujisawa
関西大学工学部
Faculty of Engineering, Kansai University

Abstract

In this paper, few fuzzy recognition methods for botanical products including difference in size, shape and color are proposed, and compared by discriminating hyperplanes and through recognition experiments. The membership functions utilized in this system are made up by using the mean value and standard deviation of each feature for sample objects.

1 はじめに

寝たきり老人や身体障害者の手助けとなるマニピュレータシステムの開発が本研究の主たる目的である. その一貫として,「自然物 (果物等) や日用品などのパターン認識システムに関する研究」を行っている. 研究では, 操作が容易であり, 例えば「右のみかん」と音声入力すれば, 作業領域にある複数の物体の中から「右にあるみかん」を自動的に認識, 把握可能となることを目指している. しかし, 自然物などはその形, 大きさあるいは色等が一定でなく,「あいまいさ」が含まれる. また, 例のように「右にある」というような修飾語を物体の名称の前に付ける場合もあるが, これらの修飾語にも「あいまいさ」が含まれる. このような,「あいまいさ」を処理するためにファジイ集合の概念を適用した. ここでは, 主に果物等の自然物の認識にファジィ理論を応用した場合と他の認識法との比較, 認識実験結果について報告する. ただし, 修飾語のファジィ処理については,「画像と制御」[4]において, すでに報告しているので, ここでは省略する.

2 特徴の抽出

2.1 頂点検出と最小外接四辺形

2次元静止カラー画像 (R,G,B 三画面) より二値画像に変換したのち, その合成二値画像データ (SBID) から, 物体画像の輪郭線上にある頂点を検出する. 輪郭上の二値画像から輪郭線を直線近似し, その隣合う直線の間のなす角がある閾値θより大きいときの端点を頂点とする. また, これらの各頂点座標から外接四辺形を求め, その外接四辺形の重心を中心として, 物体の輪郭線すなわち各頂点を 0°から 90°まで回転させ, 各角度における物体の外接四辺形のうち面積が最小となる四辺形を最小外接四辺形とする.

2.2 位置

物体の位置座標は原画像より求めた外接四辺形の重心座標とする.

2.3 サイズ

その物体を構成する SBID の総画素数でもってその物体の面積 (サイズ) とする.

$$x_1 = \sum e(i,j) \tag{1}$$

ここで, $e(i,j)$ は画素 (i,j) が物体を構成する場合, その値は 1 となる.

2.4 形の特徴

形の特徴としてはスプライン曲線やベジェ曲線によって, 輪郭を近似する方法も考えられるが, ここではより簡単な特徴として以下のものを考える.

A アスペクト比 x_2:

アスペクト比は最小外接四辺形の短辺 (L_s) と長辺 (L_l) の長さの比である. すなわち

$$x_2 = \frac{L_s}{L_l} \tag{2}$$

で表される.$0 \leqq x_2 \leqq 1$ であり, 物体が正方形や円のとき, この値は 1 である.
この特徴と長辺, 短辺の長さによって, 細長いという概念なども推定できる.

B 面積比 x_3:

面積 x_2 と最小外接四辺形の面積 ($L_s \times L_l$) との比である. すなわち

$$x_3 = \frac{x_1}{L_s \times L_l} \tag{3}$$

で表される. もちろん, x_3も1より小さい正の実数であり, 物体が長方形や正方形のとき, この値は1となり, 三角形の場合は0.5となる.

C　円形度 x_4:

円形度は物体が円のときその値が1となり, まるみを検出する. 円形度x_4は次式で表される.

$$x_4 = \frac{4\pi x_1}{L^2} \tag{4}$$

ただし, Lは輪郭線の長さすなわち外周長である. 当然この値は1より小さい正の実数である. 以上のことから, 形の特徴数は3である.

2.5　色

色の特徴としては色々考えられるが, 自然物においては最もあいまいさが含まれる特徴である. 細部に亘って調べる必要もあるけれども, より少ない特徴数で認識することが処理速度の点などから要求される. ここでは物体を構成する画素の輝度値r,g,b, それぞれに対する色度の度数分布から, その平均値もとめ, 色の特徴とする.

$$x_5 = \frac{r}{r+g+b} \qquad x_6 = \frac{g}{r+g+b} \qquad x_7 = \frac{b}{r+g+b} \tag{5}$$

3　知識ファジイ集合のメンバーシップ関数の構成法

各カテゴリ$C_i(i = 1, \cdots, M_C)$に属する物体の学習サンプルから, 各特徴について, 周辺分布の平均値, 分散の推定値を逐次学習によって求める.M_Cはカテゴリの総数である. ただし, 各特徴の分布は正規分布であり, 互いに独立であるという仮定のもとに考察する.

3.1　特徴の平均値の学習

平均値は

$$\hat{\mu}_{ik} = \frac{\sum_{n=1}^{N_i} x_{ik}(n)}{N_i} \tag{6}$$

である. ただし, N_iは現時点までの学習回数であり, $\hat{\mu}_{ik}$はカテゴリC_iに属する$k(k = 1, \cdots, M_f)$番目の特徴に関する平均値である. また, x_{ik}は学習サンプルの特徴量である.

3.2　標準偏差の学習

標準偏差の推定値は次式で表される.

$$\hat{\sigma}_{ik}^2 = \frac{\sum_{n=1}^{N_i} {x_{ik}}^2(n) - N_i\hat{\mu}_{ik}^2}{N_i - 1} \tag{7}$$

したがって, 学習のために記憶しておかなければならないパラメータはN_iと$\sum x_{ik}$および$\sum {x_{ik}}^2$の3個であるから, 総記憶パラメータ数は$3 \times M_c \times M_f$である. ただし, M_fは抽出した特徴の総数である.

3.3　メンバーシップ関数の構成

各特徴の知識となるファジイ集合 (知識ファジイ集合と呼ぶ) を表すメンバーシップ関数の構成は前述の平均値および分散の推定値を用い, 二等辺三角形あるいは正規関数で近似する. 図1に示す.

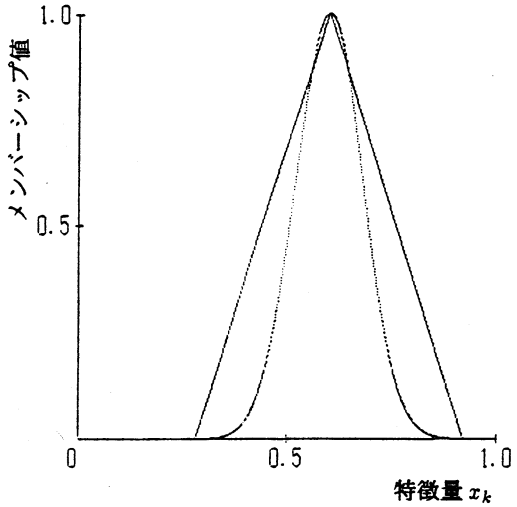


図 1: メンバーシップ関数

A　二等辺三角形

$$f_{ik}(x_k) = 1 - \frac{|x_k - \hat{\mu}_{ik}|}{m\hat{\sigma}_{ik}} \tag{8}$$

ただし, $\hat{\mu}_{ik} - m\hat{\sigma}_{ik} \leqq x_k \leqq \hat{\mu}_{ik} + m\hat{\sigma}_{ik}$のとき

$$f_{ik}(x_k) = 0 \tag{9}$$

ただし, $x_k < \hat{\mu}_{ik} - m\hat{\sigma}_{ik},\ x_k > \hat{\mu}_{ik} + m\hat{\sigma}_{ik}$

B　正規関数

$$f_{ik}(x_k) = \exp\left(-\frac{(x_k - \hat{\mu}_{ik})^2}{2\hat{\sigma}_{ik}^2}\right) \tag{10}$$

3.4　適合度の評価

入力パターンの特徴と知識 (学習パターン) 集合との適合度は数値的真理 (NTV) によって求める.

$$E_{ijk} = \sup\{f_{ik}(x_k) \wedge f_{jk}(x_k)\} \tag{11}$$

ただし, E_{ijk}は$\prod_{k=1}^{M_f} E_{ijk} = 0$のとき$E_{ijk} = 0(k = 1, \cdots, M_f$とする. すなわち, 特徴の分布領域を越えた範囲では真理値はすべて0とする.

3.5　識別関数

パターン認識においては, 格納されているテンプレートと入力パターンとの整合性を調べるテンプレートマッチング法 (相関) や特徴を抽出した場合には最小距離識別法, マハラノビス距離識別法あるいはニューラルネットワークによる方法などがよく利用されている. ここで提案する手法は各特徴について3.4節で述べた適合度をもとめ, すなわち特徴を別の座標系に変換してから, 以下に述べる識別関数によってカテゴリ (類) を決定する.

A　距離による識別関数

$$H_{ij}^1 = \|I - E_{ij}\| = \sqrt{(I - E_{ij})^T (I - E_{ij})}$$
$$H_{lj}^1 = \min_i H_{ij}^1 \quad (12)$$

ただし, $(I - E_{ij})^T = (1 - E_{ij1}, 1 - E_{ij2}, \cdots, 1 - E_{ijM_f})$ である.

B　平均値による識別関数

$$H_{ij}^2 = \frac{\sum_{k=1}^{M_f} E_{ijk}}{M_f}$$
$$H_{lj}^2 = \max_i \{H_{ij}^2\} \quad (13)$$

C　積による識別関数

$$H_{ij}^3 = \prod_{k=1}^{M_f} E_{ijk}$$
$$H_{lj}^3 = \max_i \{H_{ij}^3\} \quad (14)$$

すなわち, 三手法とも l が求めるカテゴリ C_l である.

3.6　各識別法の比較

実験では2章でも述べたように, 抽出する特徴数は7個であるので7次元のユークリッド空間での分離となるが, 今, 簡単のために特徴 (x_1, x_2) および識別するカテゴリは (C_1, C_2) とし, 2個のカテゴリの特徴の分布には一部重なりがあるとする. このとき, 各カテゴリの標準パターンはそれぞれの楕円の重心 S_1, S_2 であり, 各楕円の方程式はそれぞれ

$$\frac{(x_1 - \mu_{11})^2}{(m\sigma_{11})^2} + \frac{(x_2 - \mu_{12})^2}{(m\sigma_{12})^2} = 1 \quad (15)$$
$$\frac{(x_1 - \mu_{21})^2}{(m\sigma_{21})^2} + \frac{(x_2 - \mu_{22})^2}{(m\sigma_{22})^2} = 1 \quad (16)$$

となる.

以下, 各識別法のカテゴリ分離面について比較検討する.

A　最小距離識別法

最小距離識別法は標準パターンと入力パターンとのユークリッド距離であるから, 二つのカテゴリ C_1 と C_2 を分離するのは, 標準パターン S_1 と S_2 の間を結ぶ線分の垂直二等分線で表される. その関係を図2に示す. この場合, 標準パターンすなわち平均値のみの情報を使用しているため, 特徴の分布形状は考慮されていない.

B　マハラノビス距離識別法

マハラノビス距離は次式で表される. ただし特徴間には, 相関がない場合である.

$$D_M = \sqrt{\frac{(x_1 - \mu_{11})^2}{{\sigma_{11}}^2} + \frac{(x_2 - \mu_{12})^2}{{\sigma_{12}}^2}} \quad (17)$$

したがって, 二つのカテゴリ C_1 と C_2 を分離する分離面は

$$\frac{(x_1 - \mu_{11})^2}{{\sigma_{11}}^2} + \frac{(x_2 - \mu_{12})^2}{{\sigma_{12}}^2} = \frac{(x_1 - \mu_{21})^2}{{\sigma_{21}}^2} + \frac{(x_2 - \mu_{22})^2}{{\sigma_{22}}^2} \quad (18)$$

となる楕円で表される. この分離面を図3に示す.

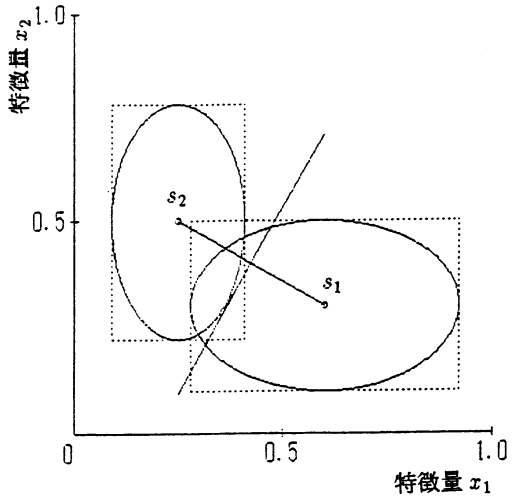


図 2: 最小距離識別法における分離面

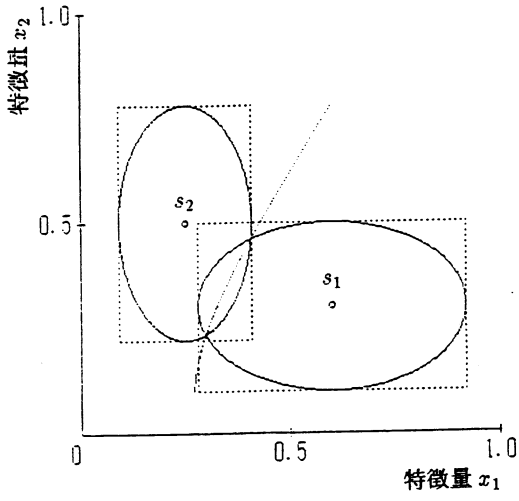


図 3: マハラノビス距離識別法における分離面

C　二等辺三角形－距離識別法

本識別法は知識ファジィ集合のメンバーシップ関数を二等辺三角形で表し, 識別関数を式(12)で定義した場合である. 式(8)と式(12)から明らかなように, このときの分離面は次式で表される.

$$\frac{(x_1 - \mu_{11})^2}{(m\sigma_{11})^2} + \frac{(x_2 - \mu_{12})^2}{(m\sigma_{12})^2} = \frac{(x_1 - \mu_{21})^2}{(m\sigma_{21})^2} + \frac{(x_2 - \mu_{22})^2}{(m\sigma_{22})^2} \quad (19)$$

式(19)は図3における両楕円の外接四辺形の重なり部分のみで成立する. 式(17)と式(19)とを比較すれば明らかなように両者は全く等しい. したがって, 本識別法は成立する範囲が限定されてはいるが, マハラノビス距離識別法と一致する.

D　二等辺三角形－平均値識別法

この識別法は識別関数が式(13)で表されるように, 各特徴の数値的真理値の平均値の場合である.
分離面の方程式は次式で表され, 図4にその結果を示す.

$$\frac{|x_1 - \mu_{11}|}{m\sigma_{11}} + \frac{|x_2 - \mu_{12}|}{m\sigma_{12}} = \frac{|x_1 - \mu_{21}|}{m\sigma_{21}} + \frac{|x_2 - \mu_{22}|}{m\sigma_{22}} \quad (20)$$

図4に示すように分離面は折れ線となるが, 重なり部分において分離していることがわかる.

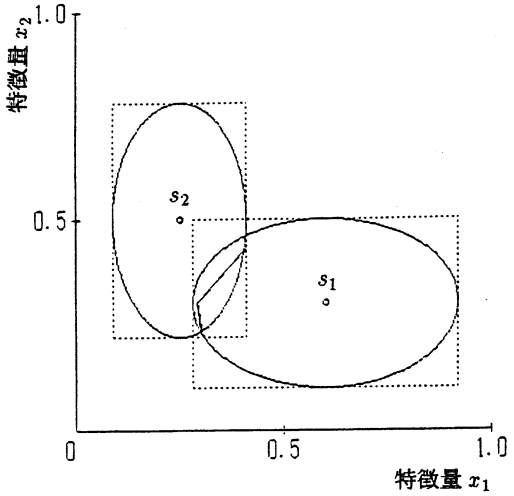


図 4: 二等辺三角形－平均値識別法における分離面

E　二等辺三角形－積識別法

この識別法は識別関数が式 (14) で表されるように数値的真理値の積の場合である. 分離面の方程式は次式で表され, その結果を図 5に示す.

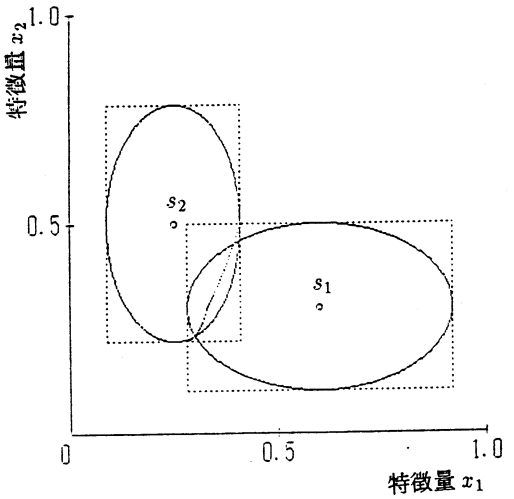


図 5: 二等辺三角形－積識別法における分離面

$$\frac{|x_1-\mu_{11}|}{m\sigma_{11}} \times \frac{|x_2-\mu_{12}|}{m\sigma_{12}} = \frac{|x_1-\mu_{21}|}{m\sigma_{21}} \times \frac{|x_2-\mu_{22}|}{m\sigma_{22}} \quad (21)$$

(D),(E) の場合は二つの分布の重なり部分と標準パターンとの位置関係によって, 分離面は変化する.

F　正規関数-積識別法

式 (10) と式 (14) から明らかなように, このときの分離面は次式で表される.

$$\exp\left(-\frac{(x_1-\mu_{11})^2}{2{\sigma_{11}}^2}\right) \times \exp\left(-\frac{(x_2-\mu_{12})^2}{2{\sigma_{12}}^2}\right)$$
$$= \exp\left(-\frac{(x1-\mu_{21})^2}{2{\sigma_{21}}^2}\right) \times \exp\left(-\frac{(x2-\mu_{22})^2}{2{\sigma_{22}}^2}\right) \quad (22)$$

これもまた, 式 (18) と等しくなり, この場合もまたマハラノビス距離識別法と一致する.

4　実験結果

実験にはみかん, オレンジ, 柿, レモン, リンゴ, トマト, 梨, バナナ, ピーマンの 9 種類の果物や農産物を用いた. それぞれの知識ファジィ集合のメンバーシップ関数を定義するため, 学習用サンプルとして, それぞれのカテゴリから 39 個づつ任意に選択した. また, 認識実験では作業領域に 9 個づつ物体を任意の位置に置き実験した. 表 1に認識実験結果を示す. 表から明らかなように, ここで提案した各手法は最小距離識別法より優れていることは明らかであり、各手法間の差は明白には現れなかった.

表 1: 認識率実験結果

物体名	個数	認識率 [%]			
		最小距離	Fzy 距離	Fzy 平均	Fzy 積
みかん	72	87.5	100	100	100
オレンジ	75	98.7	100	100	100
柿	69	91.3	98.6	100	98.6
レモン	75	72.0	100	100	100
りんご	66	100	100	100	100
トマト	72	100	100	100	100
梨	69	100	100	97.1	100
バナナ	66	100	100	100	100
ピーマン	48	100	100	100	100
合計	612	93.7	99.8	99.7	99.8

5　むすび

実験による検証は現在, 色々な果物等を使用して行っているが,4章でも示したように, ここで提案した手法は最小距離分離法に比較して, 識別能力が優れていることは明白である. 分離面の比較から 1 部マハラノビス距離識別法と一致することも明らかになった. また, 本手法はあるカテゴリに属する特徴集合のパラメータを逐次学習によってもとめているのでメンバーシップ関数は自動的に生成することができる. また, 各特徴間に相関はないと仮定し, それらの特徴を 1 次元で取り扱っているため, 特徴の追加やカテゴリの追加も容易である.

参考文献

[1] L.A.Zadeh; "Fuzzy Sets", Information and control,8,388(1965)

[2] 水本; "ファジイ理論とその応用", サイエンス社 (1988)

[3] 塚本; "あいまい推論の一手法" 計測自動制御学会論文集,17-4,25(1981)

[4] 北村編; "画像と制御", 朝倉書店 (1991)

[5] 上田他; "標準パターンである知識ファジィ集合の比較検討", 電気関係学会関西支連大 G8-11(1991)

[6] 上田他; "ファジィ推論による自然物の認識", 信学技報 PRU(1993)

FA6-1

ファジィ・プロダクション・システムの拡張
—推論方式の追加—

Extension of Fuzzy Production System —Addition of Reasoning Methods—

馬野 元秀 松下 光範 鳩野 逸生 田村 坦之
Motohide UMANO Mitsunori MATSUSHITA Itsuo HATONO Hiroyuki TAMURA

大阪大学 工学部 精密工学教室
Department of Precision Engineering, Faculty of Engineering, Osaka University

Abstract We have proposed Fuzzy Production System which can represent fuzzy data and fuzzy rules using fuzzy sets and possibility distributions. The system supports both forward chaining and backward chaining for fuzzy reasoning. In forward chaining, it executes the rule which is best matched with data of rules in the current rule block. And in backward chaining, it selects the rule or data which is firstly matched with the query. In this paper, we implement the first-matched inference mode in forward chaining, and the best-matched inference mode in backward chaining, and we can change dynamically the matching mode from one to the other.

1. はじめに

エキスパート・システムを作成するツールのひとつとしてプロダクション・システムがよく用いられている. しかし, 人間の有用な知識の多くは不正確であいまいであり, 普通のプロダクション・システムではうまく表現できない.

そこでわれわれは, ファジィ述語(ファジィ集合 [1])と可能性分布 [2] を用いて, このようなあいまいな知識を表現し利用できるように拡張したファジィ・プロダクション・システムを作成した [3][4].

現在のシステムでは前向き推論と後向き推論の両方をサポートしているが, 前向き推論では, いま対象としているルール・ブロックのルールのうちで, 最もよくデータとマッチするものを実行しており, 後向き推論では, ルールを前から調べていき, マッチ度が最初にしきい値を越えるルールを実行している. 本報告ではこれを拡張し, 前向き推論と後向き推論の両方で, 最も良くマッチするルールか, 最初にしきい値を越えたルールのうちのいずれかを実行できるようにした. 以下に各々の推論方法について, 例を挙げて説明する.

2. 前向き推論法への追加

従来の前向き推論では, 実行対象のルール・ブロックに存在するルールのうちで, 最もマッチ度の高いルールを選択する方法を用いていた. この方法では, マッチングを行う時点で最もマッチ度が高いルールを選択することができる反面, すべてのルールとのマッチングを行う必要があり, 非常に時間がかかっていた. 実際には一定のしきい値を越えていれば良いという場合も多い. そこで新たに, マッチングを行う際に並べてあるルールの順にマッチングを行っていき, しきい値を越えて最初にマッチしたルールを選択するマッチング方法を追加し, 従来の推論方法と選択できるようにした. 従来の推論方法および新しく追加した推論方法の推論の進め方を図 1 と図 2 に示す.

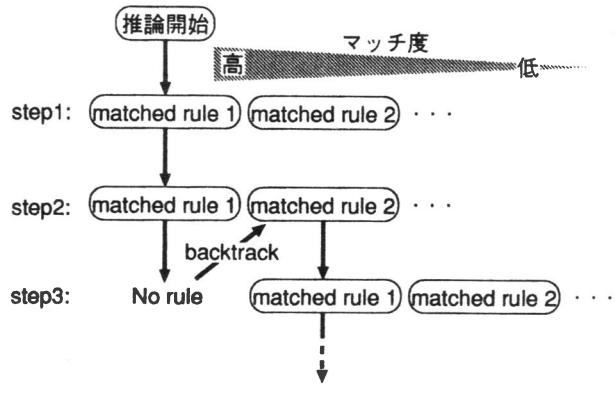


図 1 従来の前向き推論の実行方法

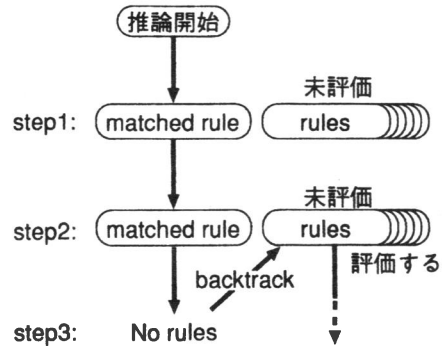


図 2 新しく追加した前向き推論の実行方法

従来の推論方法を best-matched モードの推論方法と呼び, 今回追加した推論方法を first-matched モードの推論方法と呼ぶことにする. モードの切替えは, 関数 inference-mode で動的に行うことができる.

以下に, 前向き推論における 2 つの推論方法での実行例を示す. 初めに, 以下のようにファジィ述語, 可能性分布, 作業記憶, ルール・ブロック example1 と example2 を設定しておく. なお, ; で始まる行はコメントである.

```
;ファジィ述語の設定
(predicates
  (short         (x) (z  x 150 170))
  (middle        (x) (pi x 160 170 180))
  (tall          (x) (s  x 170 190))
  (light         (x) (z  x  50  60))
  (middle-weight (x) (pi x  55  65  75))
  (heavy         (x) (s  x  70  80)) )

;可能性分布の設定
(terms
  (true      {0.5/0.8, 0.8/0.9,     1/1})
  (about80   { 0.3/75,    1/80,  0.3/85})
  (about170  {0.4/165,   1/170, 0.4/175}) )

;作業記憶の設定
(working-memory
  {      (height  Bob about170),
    true/(height Mike      185),
     0.9/(weight  Bob       63),
     0.9/(weight Mike  about80) }  )

;ルール・ブロック example1 の設定
(rules example1
  (r3       if   (height =name tall(=x))
                 (weight =name heavy(=y))
             then (write =name is large (=match))
                 (stop))
  (r2 true if    (height =name middle(=x))
                 (weight =name middle-weight(=y))
             then (write =name is medium (=match))
                 (stop))
  (r1  0.9 if    (height =name short(=x))
                 (weight =name light(=y))
             then (write =name is small (=match))
                 (stop)) )

;ルール・ブロック example2 の設定
(rules example2
  (r1  0.9 if    (height =name short(=x))
                 (weight =name light(=y))
             then (write =name is small (=match))
                 (stop))
  (r2 true if    (height =name middle(=x))
                 (weight =name middle-weight(=y))
             then (write =name is medium (=match))
                 (stop))
  (r3       if   (height =name tall(=x))
                 (weight =name heavy(=y))
             then (write =name is large (=match))
                 (stop)) )
```

関数 predicates によりルール中で用いるファジィ述語を定義している. また, 関数 terms により作業記憶で用いる可能性分布を定義している. ルール・ブロックとして example1 と example2 の二つを定義しているが, これはルールの並び方を変えてあるだけで内容的には全く同じである. これらのルールを使って, 与えられた作業記憶により推論を行う.

まず, 従来の推論方法(best-matched モード)での実行結果を示す. FPS>で始まる行がユーザーの入力で, その次の行以降がシステムからの応答である. また, 関数 start は推論の開始を, 関数 resume は推論の続行を行うファジィ・プロダクション・システムの関数である.

```
;best-matched モードでの推論の実行
FPS>(inference-mode 'best-matched)
best-matched

FPS>(start example1) ; ルール・ブロック example1 の実行
mike is large ({0.3/0.5, 0.5/0.8, 1/0.875})
***** stop *****
t

FPS>(resume)          ; 推論の続行
***** backtrack *****
bob is medium ({0.4/0.5, 1/0.9})
***** stop *****
t

FPS>(start example2) ; ルール・ブロック example2 の実行
mike is large ({0.3/0.5, 0.5/0.8, 1/0.875})
***** stop *****
t

FPS>(resume)
***** backtrack *****
bob is medium ({0.4/0.5, 1/0.9})
***** stop *****
t
```

この推論方法では推論時に最もマッチ度の高いルールを選択するので, 推論結果はルール・ブロックのルールの順序に依存しない. そのため, ルールを並べ換えただけのルール・ブロック example1 と example2 では推論結果が同じになっている.

次に, 今回追加した推論方法(first-matched モード)での実行結果を示す.

```
;first-matched モードでの推論の実行
FPS>(inference-mode 'first-matched)
first-matched

FPS>(start example1) ; ルール・ブロック example1 の実行
mike is large ({0.3/0.5, 0.5/0.8, 1/0.875})
***** stop *****
t

FPS>(resume)
***** backtrack *****
bob is medium ({0.4/0.5, 1/0.9})
***** stop *****
t

FPS>(start example2) ; ルール・ブロック example2 の実行
bob is medium ({0.4/0.5, 1/0.9})
***** stop *****
t

FPS>(resume)
***** backtrack *****
mike is large ({0.3/0.5, 0.5/0.8, 1/0.875})
***** stop *****
t
```

新しく追加した first-matched モードの推論方法では, 推論結果はルールが並んでいる順序に依存するためルール・ブロック example1 と example2 で実行結果の表示される順が

異なっている．なお，しきい値は 0.1 (デフォルト)となっている．

次に，二つの推論方法でどの程度実行時間が異なるかを調べてみる．example1 を best-matched モードと first-matched モードで各々実行させて実行時間を計測する．測定は，Sun Microsystems 社製の SPARC station 1 上で，KCL(May 15, 1989 版)に ファジィ集合処理システム [5] Version 3.33 をコンパイルしたものをロードした状態で行った．

```
;best-matched モードの選択
FPS>(inference-mode 'best-matched)
best-matched

; ルール example1 の実行時間を測定
FPS>(time (start example1))
mike is large ({0.3/0.5, 0.5/0.8, 1/0.875})
***** stop *****
real time : 22.050 secs
run time  : 20.183 secs
t

FPS>(time (resume))
***** backtrack *****
bob is medium ({0.4/0.5, 1/0.9})
***** stop *****
real time : 0.533 secs
run time  : 0.533 secs
t

;first-matched モードの選択
FPS>(inference-mode 'first-matched)
first-matched

; ルール example2 の実行時間を測定
FPS>(time (start example1))
mike is large ({0.3/0.5, 0.5/0.8, 1/0.875})
***** stop *****
real time : 11.067 secs
run time  : 9.950 secs
t

FPS>(time (resume))
***** backtrack *****
bob is medium ({0.4/0.5, 1/0.9})
***** stop *****
real time : 6.433 secs
run time  : 5.850 secs
t
```

ここで，関数 time は実行時間を測定するための KCL の関数で，run time が cpu 時間を表し，real time が実際に表示されるまでの実時間を表している．

従来の best-matched モードの推論方法に比べ，first-matched モードの推論方法では最初の推論結果を得るまでの時間がかなり節約できることがわかる．しかし，関数 resume を使って求める推論の続きを行う場合には最初のものと同程度の時間がかかる(もちろん，データとルールに依存する)．また，ルールの順序に対する依存性が高いため，今回追加した推論方法はとりあえず急いで推論結果を 1 つだけ得たい場合や，ルールに優先順位があって，優先度順にルールを記述することができる場合に有効と考えられる．

3. 後向き推論法への追加

従来のシステムで後向き推論を実行する場合には，問い合わせの一つの項目に対して一番最初にしきい値を越えてマッチしたデータもしくはルールを選択することで推論を進めていく．この方法の場合，比較的早くマッチする回答を得られるが，得られる回答はデータやルールの並び方に依存するところが大きくなってしまう．そこで，マッチングを行った時点で最もマッチ度の高いルールを，その時点での発火ルールとするマッチング方法を追加し，従来の推論方法と新しく追加した推論方法とを選択できるようにした．従来の推論方法および新しく追加した推論方法の推論の進め方を図 3 と図 4 に示す．

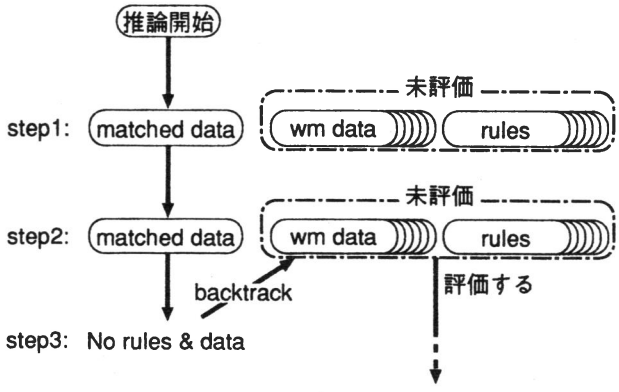


図 3　従来の後向き推論の実行方法

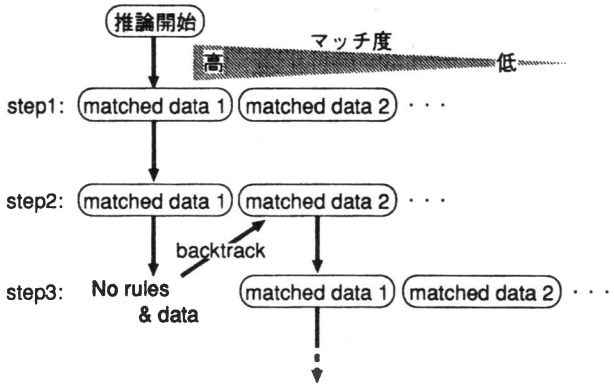


図 4　新しく追加した後向き推論の実行方法

前向き推論と同様に従来の推論方法を first-matched モードの推論方法，今回追加した推論方法を best-matched モードの推論方法と呼ぶことにする．first-matched モードと best-matched モードの切替えは関数 binference-mode で動的に行うことができる．

以下に，後向き推論における各推論方法での実行例を示す．ファジィ述語，可能性分布，作業記憶，後向き推論用ルールを各々次のように定義しておく．

```
; ファジィ述語の設定
(predicates
  (short          (x) (z  x 150 170))
  (light          (x) (z  x  50  60)))
```

```
; 可能性分布の設定
(terms
  (true      {0.5/0.8, 0.8/0.9,     1/1})
  (about55   { 0.3/50,    1/55,  0.3/60})
  (about160  {0.4/155,   1/160, 0.4/165}) )

; 作業記憶の設定
(working-memory
   {     (height  Tom       155),
    true/(height John       150),
    0.9 /(height Mike  about160),
    0.8 /(weight  Tom        50),
         (weight John   about55),
    true/(weight Mike        55) }  )

; 後向き推論用ルール・ブロックの設定
(backward-rules
  (r1 0.9 (size =name S) :- (height =name short(=x))
                            (weight =name light(=y))))
```

これらに対して「S サイズの人は誰か?」という問い合わせを行ってみる. 前向き推論の時と同様に, 実行時間の違いを関数 time を使って調べた.

まず, 従来の推論方法(first-matched モード)で問い合わせを行ったときの, 実行結果と実行時間を示す.

```
; 推論モードを first-matched にする.
FPS>(binference-mode 'first-matched)
first-matched

;S サイズの人は誰かという問い合わせ
FPS>(time (? (size =name S)))
((=name john))
{0.3/0, 1/0.5, 0.3/0.8, 0.3/0.9} : (size john s)
real time : 13.117 secs
run time  : 12.000 secs
{0.3/0, 1/0.5, 0.3/0.8, 0.3/0.9}

FPS>(time (next)) ; 推論の続行
((=name mike))
{0.4/0.125, 1/0.5} : (size mike s)
real time : 11.317 secs
run time  : 10.300 secs
{0.4/0.125, 1/0.5}

FPS>(time (next))
((=name tom))
0.8 : (size tom s)
real time : 6.417 secs
run time  : 5.800 secs
0.8
```

つぎに今回追加した推論方法(best-matched モード)での実行結果と実行時間を示す.

```
; 推論モードを first-matched にする.
FPS>(binference-mode 'best-matched)
best-matched

;S サイズの人は誰かという問い合わせ
FPS>(time (? (size =name S)))
((=name tom))
0.8 : (size tom s)
real time : 31.467 secs
run time  : 29.017 secs
0.8

FPS>(time (next))
((=name john))
{0.3/0, 1/0.5, 0.3/0.8, 0.3/0.9} : (size john s)
real time : 1.417 secs
run time  : 1.333 secs
{0.3/0, 1/0.5, 0.3/0.8, 0.3/0.9}

FPS>(time (next))
((=name mike))
{0.4/0.125, 1/0.5} : (size mike s)
real time : 0.750 secs
run time  : 0.683 secs
{0.4/0.125, 1/0.5}
```

以上の結果からわかるように今回追加した推論方法では従来の推論方法と比較して一つの結論を出すのに時間がかかっている. しかし first-matched モードに比べて best-matched モードの方が確信度の高い推論結果から得られる. (もちろん作業記憶や, ルールの並び方に依存する). 前向き推論と同様に, 場合に応じた推論方法の使い分けを行うことによって推論の効率化が期待できる.

4. おわりに

本報告ではファジィ・プロダクション・システムに新しく追加した推論方法について述べた. 今回の拡張で場合に応じた推論方法を動的に選択することができるようになり, 推論方法を使い分けることで推論の効率化が期待できる.

今後はファジィ・エキスパート・システムを実際に作成し, その作成経験のフィードバックからさらなるシステムの機能向上を図りたい.

参考文献

[1] L. A. Zadeh : "Fuzzy Sets," *Information and Control*, Vol.8, No.3, pp.338-353 (1965)

[2] L. A. Zadeh : "Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.1, pp.3-28 (1978)

[3] 馬野 : 「ファジィ・プロダクション・システムとその実現」, SICE 関西支部シンポジウム あいまい情報処理と知的システム制御, pp.75-80 (1988)

[4] 馬野, 江澤, 中嶋 : 「ファジィ・プロダクション・システムにおける後向き推論の実現」, 第6回 ファジィ システム シンポジウム, pp.255-258 (1990)

[5] 久米, 馬野 : 「Common Lisp によるファジィ集合処理システムの実現」, 情報処理学会第 38 回(平成元年前期)全国大会, pp.70-71 (1989)

[問い合わせ先]
〒565 吹田市 山田丘 2-1
大阪大学 工学部 精密工学教室
馬野 元秀
TEL: 06-877-5111 ext. 4627
FAX: 06-878-3819
JUNET: umano@prec.osaka-u.ac.jp

FA6-2

ダイナミクスを導入したファジイ推論とそのシステムモデリングへの応用
Fuzzy Reasoning with dynamics and its application to system modeling

前田　博　　浅岡　伸一郎　　村上　周太
MAEDA Hiroshi　　ASAOKA Shinichiro　　MURAKAMI Shuta
九州工業大学工学部
Faculty of Enginearing, KYUSHU INSTITUTE OF TECHNOLOGY

Abstract : Many fuzzy reasoning methods have taken no consideration of temporal information. People, however, may experience some instances affected by the temporal information. Hence, the temporal information between premise and conclusion in fuzzy rule-base knowledge is frequently important.
In this paper, we deal with temporal information by means of fuzzy sets, and then propose a fuzzy reasoning method with dynamics.

1. はじめに

現在のファジイ・エキスパート・システムにおいて，その推論機構で用いるファジイ推論では時間のみを対象として扱うことはあってもある対象と時間との関係を取り扱うことについてはあまり考慮されることがなかった．しかし，実際には時間によって変化する事象がほとんどであり，あいまいさを含み，さらに時間によって異なる事象を求める推論法が必要となる．そこで本研究では入力となる対象，推論のルール，そして結果に時間のダイナミクスを持つ推論方法を提案し，検討する．

2. 時間情報の取扱い

知識は自然言語表現，情報の欠落などから正確さ・確実性があいまいとなるが特にこの知識のあいまいさは時間にかなり左右される．そこでその対象の情報がいつのことをいっているのか，という対象と時間の関係によって知識を表現することが不可欠となる．そのためにはまず時間についてあらためて考えることが必要である．

ここでの時間（TIME）とは時間点・時刻（INSTANT）と時間間隔（TIME INTERVAL）の２つに大別されるものと考えるが，人間は実際この時間点と時間間隔を明確に区別していないと思われる．

まず，あいまいな時間点についての知識はファジイ集合によって示されるものとする．このことをもとに時間間隔も表現することができる．

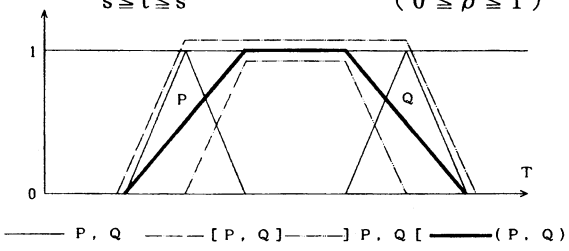
2. 1. 時間間隔

ここで用いる時間間隔とはある事象に関する発生時間点と終了時間点によって表現可能であるような時間帯域を示す．直接この時間間隔をファジィ集合で表すこともできるが，発生時間点と終了時間点によってここでは定義する．

時間間隔の定義を示す．あいまいな時間間隔Ｐ，Ｑがあるときの後，Ｑの前に存在する時間間隔をＴ(p,q)と定義する．　Ｔ(p,q)は可能性時間間隔Ｔ[p,q]（時間点Ｐの後，時間点Ｑの前に存在する可能性のある時間間隔）と必然性時間間隔Ｔ]p,q[（Ｐの後，Ｑの前に存在することが必然的である時間間隔）との合成によって求める．

Ｔ(p,q)のメンバーシップ関数はパラメータρを用いて以下のように定義される．

$$\begin{aligned}&\forall t \in T,\ \mu(p,q)(t)\\ &= \rho * \mu[p,q](t) + (1-\rho) * \mu]p,q[(t)\\ &= \rho * \sup_{s \le t \le s'} \min(\pi p(s),\ \pi q(s'))\\ &\quad + (1-\rho) * \inf_{s \le t \le s'} \min(1-\pi p(s'),\ 1-\pi q(s)) \qquad (2.1)\\ &\qquad (0 \le \rho \le 1)\end{aligned}$$



―― P, Q　－－－[P, Q]－－－] P, Q [――― (P, Q)

Fig. 1.　時間間隔　（ρ＝０．５）

また発生時間点Ｐと発生時間点から終了時間点の間隔Ｒがわかっている場合などにはＰとＲのファジイ数の足し算を行い終了時間点Ｑを求める．

ファジイ推論におけるルールの時間関係を時間間隔Ｔ1＝Ｔ(p,q)を用い表現することを後に試みる．

2. 2.　対象とその時間

ある対象ｘの事象がＡであり，その時間軸ｔx上の時間間隔ＴＡ上に存在するという知識が存在する場合，事象とその時間間隔との関係を表現するためここではＴＡ→Ａという関係によって構成する方法を提案する．（関係は含意，直積によって表現される．）

ここでＴＡ→Ａを構成する代表的な方法を挙げる．

Ｒａ：(Lukasiewicz)
$\mu Ra(u,v) = 1 \wedge (1 - \mu TA(u) + \mu A(v))$

Ｒｃ：(Mamdani)
$\mu Rc(u,v) = \mu TA(u) \wedge \mu A(v)$

Ｒｇ：(Gödel)
$$\mu Rg(u,v) = \begin{cases} 1 \cdots (\mu TA(u) \le \mu A(v)) \\ \mu A(v) \cdots (\mu TA(u) > \mu A(v)) \end{cases}$$

Ｒｓ：(Standard Seaquence)
$$\mu Rs(u,v) = \begin{cases} 1 \cdots (\mu TA(u) \le \mu A(v)) \\ 0 \cdots (\mu TA(u) > \mu A(v)) \end{cases}$$

ある事象が存在する時間間隔のメンバーシップ関数が時間点ｔ0においてＬであった場合（$\mu TA(t0) = L$），t0における事象は知識からのFig. 2ように表現される．

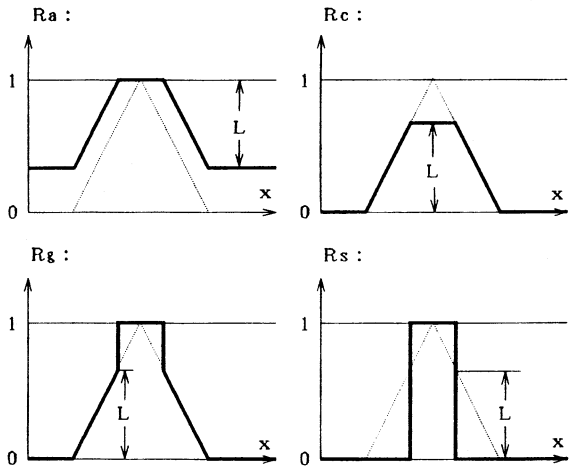


Fig. 2. 事象と時間

Ｒｃの場合，事象の時間間隔のメンバーシップ値が小さくなるほどその時のメンバーシップ値の最大値が０に近づいていく，すなわち非正規なファジイ集合となる．

逆にＲｃ以外の場合には全体が１に近づいていく．これは事象が特定しにくくなると解釈できる．

以上のように事象とその時間の関係を表現するのに”→”を用いたが，一般のファジイ推論の中で用いる含意と区別するために以後，”⊗”と表記する．

２．３． 対象×時間の空間の表現

ある対象ｘとその時間Ｔｘの関係Ｔｘ×ｘについて「時間間隔ＴＡ1にＡ1である．」「時間間隔ＴＡ2にＡ2である．」・・・・のような複数の知識が与えられた場合，それらの知識から１つのＴｘ×ｘという空間を与えなければならない．この場合の合成方法としてはすべての時間点においての事象のファジイ集合の和・積をとる方法また後に述べる方法としてすべての中間（平均）をとる方法がある．

結果として何らかの合成を行いその対象と時間の関係を一意に定める必要がある．

３．ダイナミクスを導入したファジイ推論

３．１．推論方法

ｘ，ｙを対象名，Ａ，Ａ’：Ｂ，Ｂ’をそれぞれ全体集合Ｕ；Ｖにおけるファジイ集合とし，ＴＡ’，ＴＢ’，Ｔ1を時間軸上におけるあいまいな時間間隔をしめすファジイ集合とする．ここで前件と後件の時間的遅れを考慮に入れたルール：「Ａがおこれば，ＢがＴｐ時間後からＴｑ時間までにおこる（(2.1)式より，Ｔ１時間間隔におこると表現する．）」をもとに，「時間間隔ＴＡ’にＡ’がおこる」という事実から「時間間隔ＴＢ’にＢ’がおこる」という推論を行う．この場合，前件と後件の時間的違いは相対的なものとしてとらえる．また，ある任意の時間点における結果がそれ以前の事実によってのみ決定されるという意味で因果的なものについてのみ考える．

上のような推論の形式を以下に定める．

前提： If x is A then y is B at Tl
事実： x is A' at TA'

結果： y is B' at TB'

より一般的に事実の事象と時間の関係がＴＡ’×Ａ’という関係で与えられたとすると形式は次のようである．

前提： If x is A then y is B at Tl
事実： Tx×x is TA'⊗A'

結果： Ty×y is TB'×B'

よって規則（Ａ ⇒ Ｂ）と事実（ＴＡ’⊗Ａ’）から合成によって結論（ＴＢ’×Ｂ’）を求めることになる．

実際の方法としては従来のファジイ推論法の拡張により以下のようになる．（ここで”ｏ”はｍａｘ－ｍｉｎ合成方法である．）

対象と時間の関係をＲｃとした場合

$$TB'\times B' = \bigvee_{tb=ta+tl} (TA'\otimes A') \circ (A \Rightarrow B) \quad (3.1)$$

対象と時間の関係をＲｃ以外とした場合

$$TB'\times B' = \bigwedge_{tb=ta+tl} (TA'\otimes A') \circ (A \Rightarrow B) \quad (3.2)$$

ここでルールについて考える．「Ａならば Ｔ1時間間隔で，Ｂである．」と解釈すれば（Ａ → （Ｔ1 ⊗ Ｂ））となる．よってそれぞれ

$$TB'\times B' = \bigvee_{tb=ta+tl} (TA'\otimes A') \circ (A \rightarrow (T1\otimes B))$$

$$TB'\times B' = \bigwedge_{tb=ta+tl} (TA'\otimes A') \circ (A \rightarrow (T1\otimes B))$$

メンバーシップ関数については次のようになる．

(3.1)式の場合：

$$\mu TB'\times B'(v, ta+tl) = \max_{ta,\,tl}\max_{u}\{\mu tA'\otimes A'(u, ta) \wedge \mu A\Rightarrow B(u, v, tl)\}$$

(3.2)式の場合：

$$\mu TB'\times B'(v, ta+tl) = \min_{ta,\,tl}\max_{u}\{\mu tA'\otimes A'(u, ta) \wedge \mu A\Rightarrow B(u, v, tl)\}$$

この推論方法の概念をFig. ３．に示す．

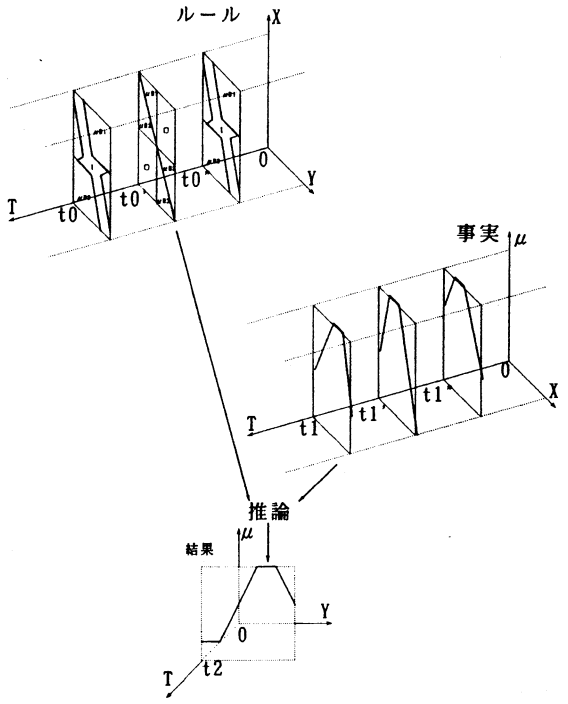


Fig. 3. 推論法のイメージ

図のようにルール，事実とも時間によって変化する．よってあるクリスプな時間点における結果を推論することにおいて，元となる事実とルールの組み合わせが複数

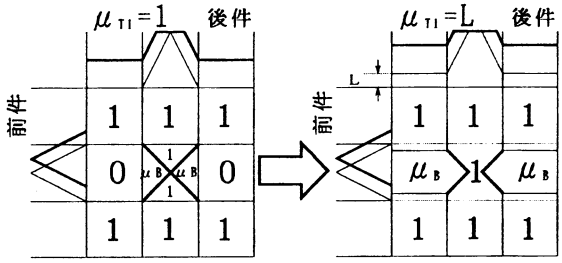
存在するためその組み合わせにおいて和または積によって結果を求める．

ルールの部分μ_α＝（A → （T1 ⊗ B））について考察すると，特に'⊗'にRa，'→'にRgを用いた場合，

$\mu_\beta = 1 \wedge (1 - \mu T1 + \mu B)$

$$\mu_\alpha = \begin{cases} 1 & (\mu A \leqq \mu_\beta) \\ \mu_\beta & (\mu A > \mu_\beta) \end{cases}$$

となり，$\mu T1 = L$の場合をFig．4．に示す．



Fig．4．　ルールの変化

上の図からルールも時間のメンバーシップ値によって変化していくのがわかる．

3．2．　多重推論

複数のルールから推論を行う場合すなわち多重推論の形式を以下に示す．一般的に

規則1　A1　⇒　B1　also
規則2　A2　⇒　B2　also
・・・・・・・・・・・
規則n　An　⇒　Bn

と

事実　TA'⊗A'

から結論TB'×B'を求めるものである．

Rc以外の方法をA→Bに用いれば"also"を"and"と解釈し"and"として交わり（∩）を用いると結論TB'×B'は

TB'×B'

$= \underset{tb=ta+t1}{\wedge} (TA' \otimes A')$

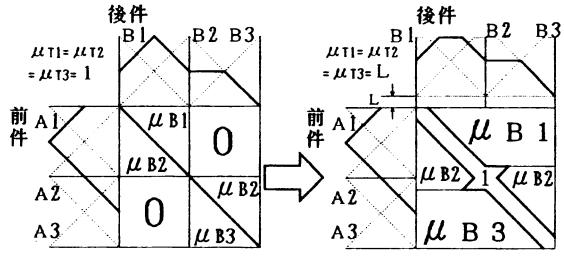
$\circ$［（A1⇒B1）and（A2⇒B2）and・・・and（An⇒Bn）］

$= \underset{tb=ta+t1}{\wedge} (TA' \otimes A')$

$\circ$［（A1⇒B1）∩（A2⇒B2）∩・・・∩（An⇒Bn）］

となる．

この場合の一例をFig．5．に示す．



Fig．5．　多重推論

多重推論の場合複数のルールの時間的ずれがうまく適用される．

3．3．対象×時間からある時間における事象の求め方

たとえば対象とその時間の関係がTx×X上のファジイ集合Cで表されているとする．このときクリスプな時間点t0のときの事象Aを求めたいのであれば，

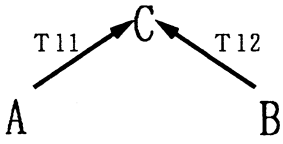
$\mu A(x) = \mu C(x, t0)$ となる．

また，あいまいな時間間隔Bのときの事象Aを求めたい場合であればファジイ集合Bの円柱ファジイ集合B'とCの積をX上へ射影すればよい．

$\mu A(x) = \underset{t}{\vee} (\mu C(x, t) \wedge \mu B(t))$

4．　前件が複数の対象からなる場合

異なる複数の前提の対象から同じ対象の結果を求めなければならない場合が考えられる．このことは例えば異なる対象であるA；B；Cをそれぞれ全体集合U；V；Wのファジイ集合とすると



という異なる全体集合上の事象から一つの全体集合上の一つの事象を得るということである．

このような場合，異なる2つのタイプがある．

①．独立したルールから得られる2つの結果を合成する方法．

②．前件を複数とするルールから結果を得る方法．

①．の場合，両方のルールがプラスの方向にはたらく要因であるならば加算の演算が必要である．

この他，それぞれが異符号の方向にはたらくようであるならば2つの結果の中間演算（加重算術平均の拡張）を適用することができる．これは，独立したルールからの推論の妥協を図ることを意味する．

②．のような場合，多次元推論が考えられる．ルールの数が当然多くなる欠点はあるがより主観に一致した結果が得られると思われる．

4．1．中間演算

独立したルールから得られた結果をA，Bとし，その中間をCとすると重みをもちいて

$C = pA + qB \qquad (p+q=1)$

と表現される．ただし，凸性と正規性を仮定している．これをα－レベル集合を用いて示す．

$A_\alpha = [a, b]$，$B_\alpha = [c, d]$とすると

$pA_\alpha + qB_\alpha = [pa + qc, pb + qd] = (pA + qB)_\alpha$

同様に全ての$\alpha \in [0, 1]$において行うことによって

$$C = pA + qB = \bigcup_{\alpha \in [0,1]} \alpha (pA + qB)_\alpha = \bigcup_{\alpha \in [0,1]} \alpha (pA_\alpha + qB_\alpha)$$

これは拡張原理によっても示される．

$C = pA + qB = \int \mu A(x) \wedge \mu B(y) / px + qy$

$$\mu C(z) = \mu(pA + qB)(z) = \underset{px+qy=z}{\vee} \{\mu A(x) \wedge \mu B(y)\}$$

ここでA，Bともクリスプな場合（$\mu A(x0)=1$，$\mu B(y0)=1$の場合）

$\mu C(px0 + qy0) = 1$となり，一般の加重算術平均となる．

以上で用いた重みp，qの決定法としては主観による重要度，信頼度またはファジィ集合の特定のしやすさ（スペシフィシティ）などによっての決定が考えられる．

4．2．多次元推論

多次元推論，特に２次元の場合の形式を以下に示す．

ルール：if x is P, y is Q then z is R
at T1P and T1Q

事実　：Tx×x is TP'⊗P', Ty×y is TQ'⊗Q'

結論　：　Tz×z is TR'×R'

ここでP，Q，Rはそれぞれ全体集合U，V，Wにおける，TP'⊗P'，TQ'⊗Q'，TR'⊗R'はそれぞれ全体集合T×U，T×V，T×Wにおけるファジイ集合である．

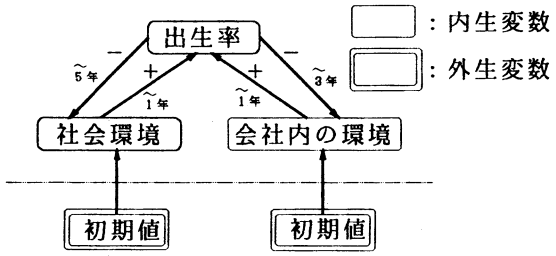
ルールにおける前件のファジイ集合A，時間遅れT1，入力となる事実のTA'⊗A'を次のように定義すると３．１．節での方法により，推論を行なうことができる．

$A = \{\mu A(u,v) / <u,v> : u\in U, v\in V\}$
$= \{\mu P(u) \wedge \mu Q(v) / <u,v> : u\in U, v\in V\}$
$T1 = \{\mu T1(t1,t2) / <t1,t2> : ti\in T\}$
$= \{\mu T1P(t1) \wedge \mu T1Q(t2) / <t1,t2> : ti\in T\}$
$TA'\otimes A' = \{\mu(TP'\otimes P')(u,t1) \wedge \mu(TQ'\otimes Q')(v,t2) / <u,v,t1,t2> : u\in U, v\in V, ti\in T\}$

5．モデリングへの応用

モデリングへの応用として，簡単な例を示す．

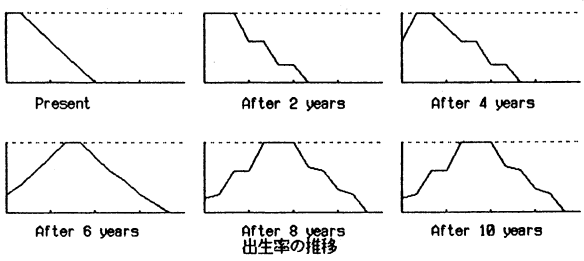
ここでは以下の図のように「出生率の変化」を考えてみる．

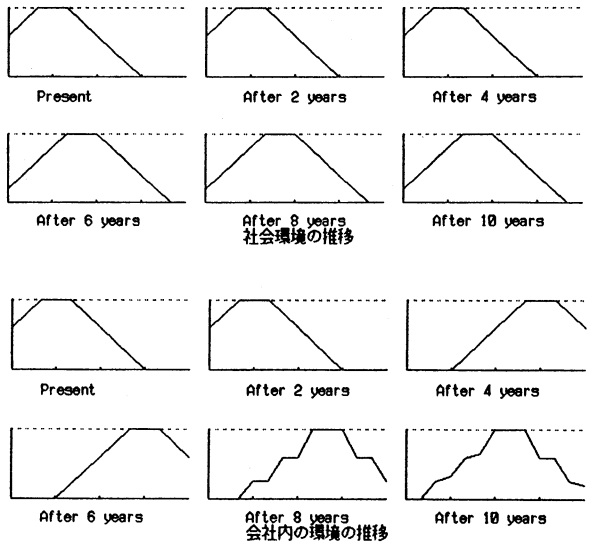


Fig．６．出生率の決定モデル

上のように出生率の決定要因を「社会環境の充実」と「女性の会社での環境の充実」とする．社会環境が改善されると出生率が上昇するというプラスの傾向が１年の時間間隔でおこり，さらに，出生率が高くなると社会環境の改善のニーズが弱まるというようなマイナスの力が５年の時間間隔でおこる．会社での環境の充実についても同様に１年の時間間隔で出生率をプラスへ導き，出生率の上昇は３年の時間間隔で会社の環境をマイナスの方向へ導く．

入力となる事実としては，（現在，「出生率」はかなり低い数字である．また，「社会環境」，「会社内の環境」に関しても低いレベルである．）を初期値とし，出生率の特徴に漸次減少傾向があるとして，シミュレーションを行った．　その結果をFig．７．に示す．





Fig．７．シミュレーション結果

図より，現在の出生率の低下より会社での環境が早く，しかも急速に改善される．また，社会環境も着実に改善されていく．それにともない，出生率がある程度上昇し安定していき，その上昇に影響され，会社の環境も適度の状態に安定する．

6．おわりに

対象と時間との関係に着目することによって，ダイナミクスをもつファジイ推論法の検討を行った．ルールのもつ前件と後件との時間的ズレを表現することが可能となった．

これからの課題として，ここで挙げた推論法のさらに詳しい定性的な解析，ならびにさらに大きなモデリングへの応用を考えている．

参考文献

１）日本ファジイ学会：講座ファジイ第２巻　ファジイ集合，日刊工業新聞社（１９９２）．

２）安信誠二：ファジイ工学，昭晃堂（１９９１）．

３）Didier Dubois and Henri Prade : Processing Fuzzy Temporal Knowledge, IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN AND CYBERNETICS, VOL19, NO4, 1989.

４）Mizumoto, M., Fuzzy controls under various fuzzy reasoning methods, Information Sciences, Vol.45, 129-151, 1988.

５）MIZUMOTO, M : MULTI-FOLD FUZZY REASONING AND MULTI-STAGE FUZZY REASONING, 6TH Fuzzy System Symposium (Tokyo, sep.6～8, 1990).

６）IMURO, M & MAEDA, H : ON THE SPREAD OF FUZZINESS IN MULTI-FOLD AND MULISTAGEFUZZY REASONING , 8TH FUZZY SYSTEM SYMPOSIUM (HIROSHIMA , MAY.26～28, 1992).

［問い合わせ先］
〒８０４　福岡県北九州市戸畑区仙水町１－１
九州工業大学　工学部　情報工学教室
前田　博
ＴＥＬ：０９３－８７１－１９３１（内）４３４
ＦＡＸ：０９３－８７１－５８３５

FA6-3

自然言語対話システムFLINSにおける非ファジィ／ファジィ推論、ファジィCBRの連携による問題解決

Problem Solving by Combination of Non-fuzzy / Fuzzy Reasoning and Fuzzy CBR in FLINS

田野　俊一　　岡本　渉　　岩谷　敏治
Shun'ichi TANO　Wataru OKAMOTO　Toshiharu IWATANI

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

Abstract. A fuzzy natural language communication system called the Fuzzy Lingual System (FLINS) is currently under development at the Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE). The final goal of the project is to implement a lingual computer that can communicate and learn, both by being taught and on it own, through use of a fuzzy natural language. We found that three key technologies, natural language processing, knowledge engineering and fuzzy engineering, must be applied to realize our goal.

One of the special features is the 3-layered fuzzy inference mechanism which is composed of non-fuzzy inference, fuzzy inference and fuzzy CBR. In this paper, we show the structure of the 3-layered fuzzy inference mechanism, the relation among the three components in the mechanism and the control strategy of the inference.

1．はじめに

国際ファジィ工学研究所では、ヒューマンフレンドリインタフェースの実現を目指したFLINS (Fuzzy Lingual System)と呼ぶあいまい自然言語対話システムの開発を進めている[1-3]。本システムの特徴の１つに非ファジィ推論、ファジィ推論、ファジィCBRの３層からなる問題解決方式がある。本報では、３階層からなるあいまい推論機構の構成、各推論方式の関連、推論の制御方式を明らかにする。

2．FLINSの概要

2．1　FLINSの目標

FLINSの最終的な目標は、あいまいな自然言語を用いたDomain Independent TQA System (ここでTQAはTeach Question & Answer)である。持つべき機能は以下の４点である。

（1）自然言語のあいまいさの取り扱い
自然言語の本質の１つはあいまいさである。あいまいさには単語の多義性、文の多構造性等のambiguity以外に、本質的な意味のあいまいさが単語、文の構造にある。システムはこのambiguityおよび本質的な意味のあいまいさ双方を扱う。特に、後者のあいまいさをシステムのロバスト性の向上や学習に用いる。

（2）自然言語を介したコミュニケーション
ユーザが質問し、システムが答えるという形態が基本であるが、例えばユーザの入力の意味が不明確な場合、システムが質問しユーザが答えるという形態や、システムの持つ知識が不十分な場合、ユーザがシステムに対して教育を行うといった形態が発生する。いずれの形態においても、対話はすべて自然言語を介して行われる。

（3）自然言語を介した教示（学習）
自然言語を介してシステムの有する知識の修正、追加ができる。教示できる知識には、単純な事実型の知識からルール型、メタルール型の知識まで含まれる。

（4）自然言語を介した学習
ユーザとシステムとの対話はすべて自然言語である。システムはこれらの自然言語によって表される対話の結果をもとに学習する。具体的には、自然言語によって表された対話を事例やルールとみなして、Fuzzy CBR + EBLを行う。

2．2　デザインコンセプト

FLINSのデザインコンセプトは「テキストベースアーキテクチュア」と「あいまい性の積極利用（ファジィ中心アーキテクチュア）」である。

（1）テキストベースアーキテクチュア[4]
テキストベースアーキテクチュアの基本的考え方は、『全ての知識はテキスト(自然言語で表された文)で表現されなければならない。知識には、単語の意味、構文情報に加え、対象問題の知識(事実、ルール)や問題の解き方、処理の仕方(メタ知識)を含む』である。全ての知識はテキストで表現されるので、知識ベースをテキストベースと呼ぶ。

即ち、システムの動作自身がテキストで記述されるとともに、処理に必要となるデータ（事実、ルール）もテキストで表現されることになる。このため、システムの状態はいつでも自然言語に変換できる。これは見方を変えると、システムが自分の動作を常に説明できることに対応する。

以下、このアーキテクチュアの実現方法を示す。

格構造による知識表現とテキストベース推論の結合
ＣＤ[7]などの深層構造ではなく格構造[5]を知識表現方法として用いる。これは、現在の機械翻訳システムはその生成された翻訳文の品質には問題があるものの、格構造を生成する解析部はかなり技術的に進んでいるという認識に基づいている[6]。しかし、格構造は、入力文の表層構造（構文および単語）に大きく影響をうける。これを解消するために、テキスト自身を用いる。即ち、単語の意味や文の意味は別にテキストで与え、これを用いて深い意味を導出することによって、格構造の欠点を解消する。

セマンティック・プロシージァルプリミティブの導入
システムが前提知識として持っているのは、セマンティック・プロシージァルプリミティブである。セマンティックプリミティブは、従来システムでの意味と異なり、文の意味を処理するときに特別な意味を持つ単語である。例えば、if, when, imply などである。

プロシージァルプリミティブは、推論のための処理のプリミテイブや、動作（例えば、データベースへの問い合わせ）のプリミティブであり、適切な単語に対応付けられる。特定の状況でこの単語が評価されると、対応付けられたプロシージァルプリミティブが起動される。この機能を用いることにより、メタな知識が教示可能となる。

ネットワーク推論

格構造は一種のセマンティックネットワークであるので、ここでの推論は、テキストベース内のネットワークと入力されたテキストの相互作用としてモデル化できる。テキストベースに記憶されるテキストは、お互いの関連を部分的に計算し結合され１つの大きなネットワークを構成する。

自問する非階層的推論

推論が１ステップ進むごとに、自問"What should I do ?"することにより、メタ知識専用の特別な推論機構や特別な知識表現なしに、推論制御を行う。これについては、第４章で詳しく述べる。

（２）あいまいさの積極利用（ファジィ中心アーキテクチュア）

自然言語（テキスト）には、多種多様なあいまいさが存在する。これらのあいまいさを有効に活用しなければならない。例えば、テキストとして与えられたルールを、あいまいに使うことにより、より広い状況に対応可能となり、システムのロバスト性が向上する。また、テキストとして蓄えられている事例をあいまいに使うことにより、学習の範囲を拡大できる。

ファジィ理論は、いくつかのあいまいさの表現・処理方法を提供する。例えば、単語の意味のあいまいさは「背が高い」などの単純なあいまいさや「美しい」などの複雑なあいまいさがある。このあいまいさは、台集合の明確さで特徴付けられる。単純なあいまいさは直接ファジィ集合で表現でき、複雑なあいまいさは、ファジィルール等で記述できる。さらに、文章の構造においてもあいまいさがある。例えば、もっとも基本的なIF-THEN-形式の文構造においても条件部と結論部の関連にはあいまいさがあり、これは、ファジィ理論でいうgeneralized modus ponensで扱うことができる[8]。

本システムでは、この「あいまいさの積極利用」を問題解決で実現することを試みている。その１つの試みが３階層からなるあいまい推論機構である。これについては、第３章で詳しく述べる。

３．３階層からなるファジィ推論機構

３．１　ファジィ推論機構の構成

自然言語理解システムにおいて、あいまい性を積極的に使える部分は多い。本システムでは、ファジィ中心アーキテクチュアの実現への１つの試みとして、問題解決部つまり、自然言語の意味処理と学習へのあいまい処理の適用を行っている。

自然言語のあいまいさについて分類してみると、第一にあいまいさは、自然言語処理でよく研究されている多義性と意味のあいまいさに分類できる。

意味のあいまいさをここでは、便宜上、”単純”と”複雑”とに分けてみる。例えば、単語の意味のあいまいさは「背が高い」などの単純なあいまいさや「美しい」などの複雑なあいまいさがある。

同様に、文章の構造においてもあいまいさがある。例えば、もっとも基本的なIF-THEN-形式の文構造においても条件部と結論部の関連にはあいまいさがある。単に、表面上、"if xxx then yyy" の形式でテキストが表されていても、実際は、"the more xxx, the more yyy"の意味を持つかもしれない。テキストは、このような現在のＡＩでは扱えない構造自身のあいまいさを持っている。もっと複雑な文はことわざである。

ここで、これらの自然言語の持つあいまいさの表現／処理に適用可能なファジィ理論を考えてみる。単語に関する単純なあいまいさは直接ファジィ集合で表現でき、複雑なあいまいさは、ファジィルール等で記述できる。さらに、文章の単純なあいまいさは、generalized modus ponens、gradual rule などで扱うことができる。このように、ファジィ理論は、いくつかのあいまいさの表現・処理方法を提供している[8]（以上の議論の詳細は文献[1,2]を参照のこと）。

以上の分析に基づき、本システムでは、図１に示す３層からなるあいまい推論機構を、ファジィ中心アーキテクチュアの意味処理部分での実現手法として位置付けている。

最下層は、通常の非ファジィ推論、中間が現在のファジィ理論を直接使ったファジィ集合、ファジィシンボルベースのあいまい推論、最上位は、ファジィの手法により拡張されたCBRとなる。

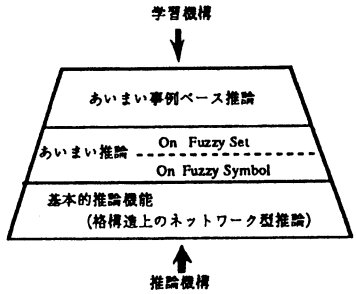
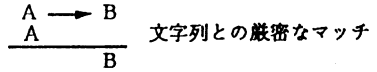


図１　３階層からなる推論機構

３．２　推論の各層の意味とそのモデル化

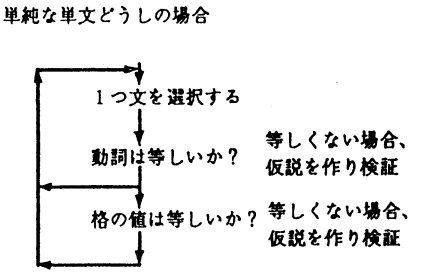
（１）基本部 (Logical NBR: Network-based Reasoning)

基本部では非ファジィな推論、logical な推論を行う。いわゆるモダスポネンスである。つまり、下図に示すように、自然言語の単語は単なるラベルとして扱われ、厳密なマッチが行われる。



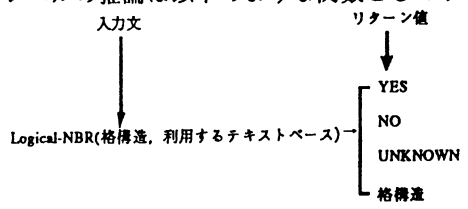
ここでの問題は、格構造を用いた知識表現をいかに用いて推論させるかにある。例えば、Ｐｒｏｌｏｇでは単純な知識表現であったが、ここでは、ネストを許したネットワークで表された知識が対象になる。どちらかというと素性構造上の推論に近いが、特定のプリミティブの意味がシステムに組み込まれているという違いが存在する。

単純な文章の処理は、以下のように行われる。



もし、if-then-の構造を持つ場合は、then部とマッチして、if部をゴールとするなどのように、if-then-の意味を埋め込む必要がある。このような、システムが知っていなければならない言葉の処理は、基本部に埋め込んでおかなければならない。例えば、意味する(IMPLY)や一種である(AKO)などでる。

このレベルの推論は以下のような関数としてみなせる。



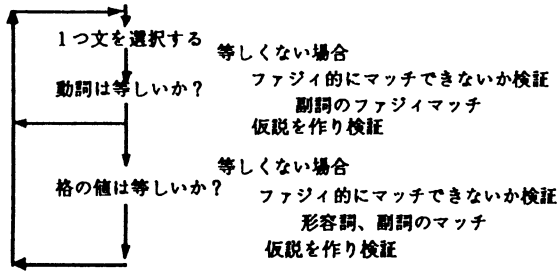
（2）ファジィ推論部(Fuzzy-Logical NBR)[9]

ファジィ推論部ではいわゆるファジィ推論、fuzzy logical な推論を行う。つまり、次に示すように、自然言語の単語はファジィセット（分布）で表現できるとして扱われ、分布が似ていればマッチできる。このレベルまでは、一応logicalな推論だとみなせる。

$$\frac{\begin{matrix}A \longrightarrow B \\ A'\end{matrix}}{B'}$$ 台集合が合致していれば適用

このレベルでは、単語のマッチのところで、例えば、"背が高い人"と"１９０ｃｍの人"がマッチするようになる。つまり、基本部では、マッチできなかったものがあいまいにマッチするようになる。従って、推論の枠組は、（1）とおなじで、ある部分がファジィになるだけである。単純な文章の処理は、以下のように行われる。

単純な単文どうしの場合



現在のところ扱おうとしているあいまいさは、ＰＲＵＦ[8]にならって、

（Q x is mF is τ）＊（Q x is mF is τ）

の形式にあらわれるQ, m, F, τ,＊ を対象としている。Q, m, F, τ,＊ は、それぞれファジィ限量子(most, few)、ヘッジ(very)、ファジィ述語(big,tall), ファジィ定性子(true, probable, certain), ファジィ結合子(or, and, implication) である。

このレベルの推論は、以下のような関数としてみなせる.

Fuzzy-Logical-NBR(格構造，利用するテキストベース) → LTV / 格構造

（3）F-CBR部[10]

F-CBR部では、論理的には誤っているが、直観的には正しい推論を行う。つまり、次に示すように事象間に明らかな相似性がなくても、むりやりに理由をつけて推論を行わせる。

$$\frac{\begin{matrix}A \longrightarrow B \\ C\end{matrix}}{D}$$ 台集合がマッチしていなくても適用

この推論を具体的にどうモデル化するかが問題である。モデル化すべきことは、どのように似ていると判定するか、どのように解を生成するか、である。これは従来のCBRでの課題とおなじである。

ここでは、共通属性探索に基ずくモデル化を試みる。つまり、共通の属性を発見的に見つけだし、多ければ似ていると判断するのである。例えば、洗濯機と食器洗い機の場合、「電気製品である」「水を使う」「洗う」「洗剤が必要」などの共通属性を見つけだし、似ていると判定する。ただし、この属性は欲しい解と関係のあるものだけで判断する必要がある。

属性は、いろいろな形で文章として入っている。これに関して知りたければ、LogicalあるいはFuzzy-Logical NBRを呼び出せばよいことになる。例えば、洗うことが重要な属性であると推定されるならば、「洗濯機は洗うか？」と質問すれば論理的かファジィ論理的にテキストベースを用いて答えてくれる。

３．３　階層推論の連係

以上により、３階層の推論は図２に示すように枠組的には２つ（NBRとF-CBR）である。両者をPS（Problem Solver)と呼ぶ。

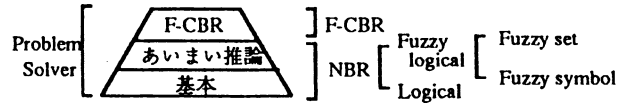


図２　問題解決の分類

PSはNBRかF-CBRを呼ぶ。NBRはLogical/Fuzzy-logical NBRを呼ぶ。さらに、Logical/Fuzzy-logical NBR、F-CBRは仮説検証のために、PSを呼ぶという再帰関係になっている。つまり、お互い依存関係になっている。呼出関係を図３に示す。

呼出関係

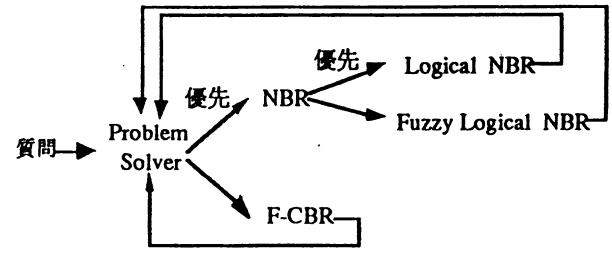


図３　推論の各層間の呼出関係

４．推論制御

４．１　知識表現の特徴

テキストベースアーキテクチュアでは、テキスト（文章）は格構造に変換される。そこで、テキストベース自身の構造について考察してみる。

図４に示すように、テキストは、手続き、事実、ルール、メタ知識…のように分類できるかのように見える。

しかし、テキストを１つのカテゴリーだけに分類することはできない。例えば、「質問が来たら、それに答えなければならない」といった一種のメタ知識があるとする。

「フランス革命はいつ起きましたか？」との問いに答える場合、この知識は、メタ知識として使われなければならない。つまり、この知識は実行されなければならない。ところが、「質問が来たらどうすればよいか？」との問いに答える場合、この知識は一般知識として使われなければならない。つまり、この知識は参照されるだけである。

このように、知識は、メタ知識にも、一般知識にも用いられる場合があり、図４のように階層化できると考えることは誤りである。

そこで、テキストベースアーキテクチュアでは、すべての知識（手続き、事実、ルール、メタ知識など）は同一の構造（格構造）で表現され、区別されないとしている（例外は、セマンテイック／プロシージャル　プリミティブで、これらはプログラムで表現される）。従って、テキストベース内には、手続き、事実、ルール、メタ知識などの知識が混在して存在することになる。その表現上および格納場所上の差は全くないことになる。

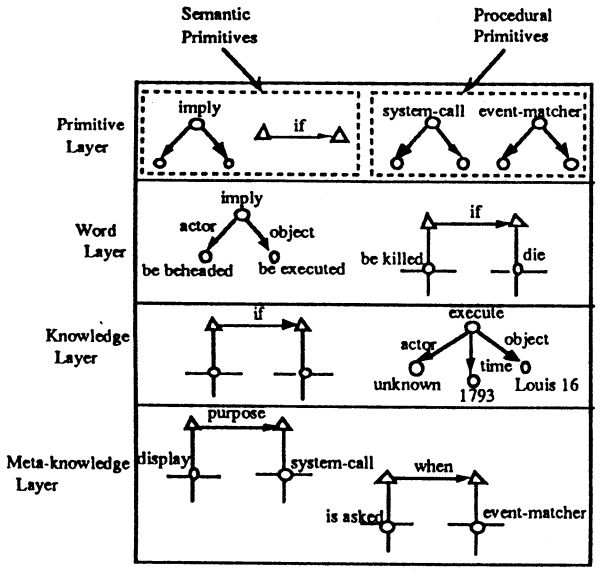


図4　誤った知識の階層

4．2　推論制御の問題

従来手法では、メタ知識は特別であるという理由で、特別な記述方法と特別な処理方法で表現／処理されてきた。つまり、下図に示すような構造が一般的であった。

メタ推論機構 ------ メタ知識
|
推論機構 ------ 知識

この構造では、メタレベルでは一般の知識が用いられず、また、メタ知識は一般知識として用いられないことになる。例えば、普通の知識をF-CBR的にメタ知識として用いる場合を考えると、この構造は採用できない。また、メタメタ…の構造を考えていくと、この構造では本質的に対応できないことがわかる。

この前者の問題点の解決のために、FLINSでは平坦な知識構造としている。もちろん、"A is a kind of B"などの文は入力可能であり、概念の階層は表現できる。ここでいう平坦とは、メタ知識と一般知識の差異がレベル的に存在しないということである。さて、この構造（テキストベースアーキテクチュア）の導入により、新たな問題点が出てくる。つまり、知識の適用順序（メタ知識間およびメタ知識と一般知識間）である。

例えば、「答えがたくさんあれば、出力する前にユーザに問い合わせる」といったメタ知識があった場合、この知識は、出力する前に適用されなければ意味がない。つまり、メタ知識は先に適用されなければならない。

しかし、上述のように、各知識間で表現上の差異は存在しないし、また、差異を設けてもメタメタ…を考えると、解決にはならない。多層の推論機構を設け、知識にどれが第何層のメタ知識であるかを設定することは現実的でないし（第何層まであるかわからない）、不可能である（そもそも知識は階層分けできない）。

問題をまとめると、

> システムとしては、知識がメタであるかどうか分からない。単に適用可能な知識をネットワーク推論でパターンマッチしているだけ。しかし、メタの知識は先に適用されなければならない。

となる。

4．3　自問による推論制御

上記の問題点を解決するために、FLINSでは自問モードを設け、「推論が1単位進むたびに自問する」構造を採用している。自問とは、「What should I do ?」である。これを現在活性化されている状態で実行することにより、メタ知識が適用される。

例えば、先の「質問が来たら…」は、最初の自問において、メタ知識として適用されるであろうし、その答えが多ければ、答えが多いと分かった時点の自問で、「答えが多ければ…」が適用される。

事実上、この方法は多重のメタ推論を実現していることになる。

以上のように、PSにおいては、推論が1ステップ進むたびに、

"What should I do ?"

をPS(…)で検証する。これにより、メタメタ…の制御を含む推論制御が実現できるようになる。

さらに本方式では、自然にF-CBRが推論制御に使われるようにもなる。つまり、MEDIATORで「兄弟げんか」の事例が、国際紛争の解決に用いられたように、「兄弟げんか」の事例を推論制御に用いることができる。

5．まとめ

現在、FLINS (Fuzzy Lingual System)と呼ぶあいまいな自然言語対話システムの開発を進めている。このプロジェクトの目的は、言葉を話せるシステム(Lingual Computer)、つまり、自然言語で対話でき、自然言語を用いて教育できるシステムの実現である。知識工学、自然言語処理技術、ファジィ理論の融合による実現を試みている。

本システムの特徴の1つに非ファジィ推論、ファジィ推論、ファジィCBRの3層からなる問題解決方式がある。本報では、まず、FLINSの目的や設計思想の概略を説明し、次に、3階層からなるあいまい推論機構の構成、各推論方式の関連、推論の制御方式を明らかにした。

今後、本稿で述べた方式を詳細化し、システム構築を行う。

参考文献

[1] 田野俊一，岡本　渉，岩谷敏治：FLINS：あいまい自然言語対話システムのデザインコンセプト，情報処理学会 自然言語研究会92-12, pp. 89-96 (1992).

[2] S. Tano, W. Okamoto, and T. Iwatani : New Design Concepts for the FLINS-Fuzzy Lingual System: Text-based and Fuzzy-centered Architectures, Proc. of Int'l Symposium on Methodologies for Intelligent Systems-93, (to appear).

[3] 田野俊一，岡本　渉，岩谷敏治：あいまいな自然言語対話システムのデザインコンセプト，平成4年電気関係学会関西支部連合大会, S9-3 (1992).

[4] S.Tano : Natural Language Understanding System using Text-based Inference, CMU-CMT-91-124 (1991).

[5] C.J Fillmore: The Case for Case, in Bach, E. and Harms, R.T. (eds.): Universals in Linguistics, Holt Rinehart and Winston New York, pp. 1-90 (1968).

[6] S. Nirenburg Machine Translation, Studies in Natural Language Processing, Cambridge University Press (1987).

[7] R.C. Shank: Conceptual Dependency: A Theory of Natural Language Analysis, Cognitive Psychology, Vol. 3 (1972).

[8] R.R. Yager: FUZZY SETS AND APPLICATIONS: Selected Papers by L.A. Zadeh, JOHN WILEY & SONS (1988).

[9] 岡本　渉，田野俊一，岩谷敏治：対話処理システム"FLINS"におけるファジィ限量子に関する考察，第9回ファジィシステムシンポジウム (1993).

[10] 岩谷敏治，田野俊一，岡本　渉：対話処理システム"FLINS"におけるファジィ事例ベース推論の検討，第9回ファジィシステムシンポジウム (1993).

[問い合わせ先]
田野　俊一 (tano@fuzzy.or.jp)
〒231 横浜市中区山下町89-1 シイベルヘグナービル3F
国際ファジィ工学研究所
TEL: 045-212-8251, FAX: 045-212-8255

FA7-1

あいまいさの減少がありうるコンビネーション関数に関する一考察
Consideration on Combination Function to Reduce the Fuzziness

田野 俊一　ティエリ アルヌ　加藤 康記　三好 力
Shun'ichi TANO　Thierry ARNOULD　Yasunori KATO　Tsutomu MIYOSHI
国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

Abstract. We proposed a new combination function which resolves the problems (P1) "the membership value of the combined result never approach to grade 0, but always increases" and (P2) "lack of reinforcement property". Its behavior is consistent with that of a human. Moreover, it covers the range of conventional combination functions. From the viewpoint of human intuition, it is quite natural to adopt the concept of equilibrium E, which is also quite significant for the other components of the inference. In future works, we are going to make a similar change on the operations used for inference, such as and, or , implication, etc., to adjust the semantics to the idea proposed here.

1．はじめに

知的システムを開発する場合、知識の表現方法、処理方法は最も重要な課題であり、システムの能力を左右する。知識は自然言語の形で得られることが多く、自然言語は本質的にあいまい性を含んでいる。このため、知的システムにおいて、あいまいさの取り扱いは避けることのできない重要な問題である。

我々は、このような考え方に基づき、あいまい理論の意志決定支援システムへの適用を試み、ＦＯＲＥＸと呼ぶ大規模な外国為替予測システム(約5000rules、300 framesの規模)を構築した[1]。これにより、あいまい理論の有効性および実用性を実証できたものの、幾つかの問題点を見いだした。我々はこの問題点を、(1) And, Or, Aggregationの一般化, (2)Implication関数の分類と一般化, (3)あいまいさの減少を伴うコンビネーション関数, (4)あいまい後向き推論の定式化, (5) 推論方式自身のチューニングおよび(6) 上記(1)から(5)を有するソフトウエア環境、の６つの研究テーマに分割し、あいまいソフトウエア環境FINESTの実現を目標として、研究・開発を進めている。

本論文では、(3)あいまいさの減少を伴うコンビネーション関数について述べる。現在のところ、あいまい推論を行えば行うほど、あいまい性が増加する。もちろん、推論の連鎖が長くなれば長くなるほど答があいまいになることは当然であるが、同様な答が独立の推論過程で導かれた場合、あいまい性は減少してもよい。

2．コンビネーション問題

2．1　ファジィ集合のあいまいさ

ファジィ集合は２種類のあいまいさを有すると言われることが多い。これは、Fig. 1 の(a),(b) の矢印で表されるので、次の２つ基準にまとめることができる。

（ａ）メンバシップ値が高ければ高いほどあいまいさがない。

（ｂ）巾がせまければせまいほどあいまいさがない。

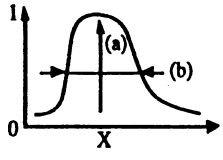


Fig. 1　ファジィ集合の２種のあいまいさ

しかし、メンバシップ値が０に近づいてもあいまい性は減少していると判定しなければならなので、上記（ａ）の表現は正確ではなく、以下のように（ａ２）の基準を追加する必要がある。

（ａ１）メンバシップ値が高ければ高いほどあいまいさがない。

（ａ２）メンバシップ値が低ければ低いほどあいまいさがない。

このあいまいさに関する基準（ａ１，ａ２）と（ｂ）に対応し、あいまいさを測る尺度として、それぞれ、ファジィエントロピー[2,3]、スペシフィシティ[4]が提案されている[5]。

ところが、基準（ｂ）が対象としているメンバシップの巾は、あいまい性の基準として常に正しいとは言い難い。極端なケースでは、すべてのメンバシップ値が１の場合、トータルイグノランスと言われるが、その分布があいまいであるとは一概には言えない。例えば、全体集合が人間、ファジィ集合が" 犯人らしさ" とすると、犯人が一人であるとわかっている場合は、巾が小さいほうがあいまい性が小さいが、犯人が一人であるとわかっていない場合、巾はナンセンスである。従って、基準（ｂ）はあいまいさの基準としては不適格である。

以上のように、あいまい集合のあいまいさの基準はクリスプ性に対応する基準（ａ１）、（ａ２）で表現されるべきである。

2．2　コンビネーション関数とその本質的問題点

２つの推論過程でA'とA"という２つのファジィ集合が得られた時、どのようにしてA'''を算出するかがコンビネーション問題である[6,7]。

A', A", A'''をＸ上のファジィ集合とし、メンバシップ関数をそれぞれ$\mu_{A'}$,$\mu_{A''}$,$\mu_{A'''}$とすると、コンバインされた結果のファジィ集合A'''のｘ∈Ｘのメンバシップ値$\mu_{A'''}(x)$は、$\mu_{A'}(x)$と$\mu_{A''}(x)$のみに依存している。

従って、

$$\mu_{A'''}(x)=\text{combine}(\mu_{A'}(x), \mu_{A''}(x))$$

のように表すことができる。

定性的には、このcombine処理は、論理和の性質を持つのでT-conormであることが望ましく、多くの場合combine関数としてmaxが用いられている。max関数でcombineすると、$\mu_{A'''}(x)\geq\mu_{A'}(x)$, $\mu_{A'''}(x)\geq\mu_{A''}(x)$となる。つまり、maxを用いれば、combineした結果はメンバシップ値が大きくなることになり、上記のあいまいさ

の基準（ａ１）から見れば、あいまいさは減少することになり、問題はないように見える。

ところが、max関数によるcombinationは結局、全てのメンバシップ値が１である分布に常に近づくため直感的には問題である。この問題は、maxが（ｂ）の基準に反することが原因だと考えられやすいが、上述のように（ｂ）の基準はあいまいせいとは関係がなく、本質的な問題点は、（ａ２）の性質の欠如にある。つまり、従来のcombination関数は、グレード１というあいまいさのない領域へ近づくという性質（つまり、（ａ１）の性質）は持っているものの、グレード０というもうひとつのあいまいさのない領域へ近づくという性質（つまり、（ａ２）の性質）が欠如している。T-conormの下界はmax関数であるので、この問題点は、T-conormを用いたcombination関数すべてに当てはまる。

第２の問題点は、max関数のidempotent性に起因する。すなわち、max関数を用いたcombinationでは、同じ答が独立の推論過程で導かれた場合でも、あいまい性は減少しない。つまり、常に、max（ａ，ａ）＝ａである。この性質は直感と合致しない。人間は、知識やデータがあいまいな状況において問題解決を行う場合、さまざまな面から考慮し、個々の結果をお互い補強させあい結論を得ているのである。maxを用いたcombinationでは、どれか１つの面からの結果を選択しているにすぎない。min関数を用いたcombinationでも同様である。つまり、maxやminを用いたcombinationは、大きい方か小さい方を選択するという意味しかない。可能性理論では、知識に信頼性がない場合maxによるcombination、知識に信頼性がある場合minによるcombinationのようにmax,minを使いわけているが、結局、どれか１つの結果を選択していることになる。

このように、個々の結果がお互い補強しあわないため、直感通りにはあいまい性が減少しないのである。この問題点は、idempotent性を有するcombination関数すべてに当てはまる。

以上のように、combination関数の本質的問題は
（Ｐ１）あいまいさの基準「（ａ２）メンバシップ値が低ければ低いほどあいまいさがない」の性質の欠如
（Ｐ２）個々の結果がお互い補強しあう性質の欠如
の２点にまとめることができる。

３．ファジィ集合の意味
- Degree of Positive/Negative Belief -

"$\mu_S(x)=a$" は要素xが集合Sであるメンバシップ値（グレード）がaであることを示している。このメンバシップ値に解釈を与えることによってファジィ集合のセマンティックスが明らかになる。例えば、メンバシップ値を可能性(possibility)と解釈することにより、ファジィ集合のセマンティックスが明らかになり、可能性理論(possibility theory)へと進んだ。セマンティックスが明らかになれば、おのずと演算方法も定まってくる。例えば、可能性理論では、minimum specificity の観点から、maxやminが用いられる。

本稿では、"$\mu_S(x)=a$" は「要素xがSであると信じている度合がaである」として扱う。つまり、メンバシップ値を信念の度合（Degree of Belief）として意味付けする。度合が大きければ大きいほど、要素xがSであると信じていることを示す。度合が１の場合は、完全に信じている。逆に、小さければ小さいほど、信じていないことを示す。度合が０の場合は、完全に信じていない。

２つの独立な証拠から要素xがSであると信じてよい度合がaとbであると判明し、それぞれが１に近ければ、２つの結果は強めあって、２つの結果はaおよびbより大きくなることが自然である。つまり、a,bが１に近い場合、combine(a,b)>max(a,b)となる。

また上記の度合a,bが０に近い場合、その２つの結果の解釈には以下の２つが考えられる。

（１）２つの結果を「要素xがSであるとほんの少し信じている」と解釈する場合、２つの結果は強めあって、２つの結果はaおよびbより大きくなる。つまり、a,bが０に近い場合、combine(a,b)>max(a,b)。

（２）２つの結果を「要素xがSでないと堅く信じている」と解釈する場合、２つの結果は強めあって、２つの結果はaおよびbより小さくなる。つまり、a,bが０に近い場合、combine(a,b)<min(a,b)。

（１）を肯定的信念の度合(Degree of Positive Belief)、（２）を否定的信念の度合(Degree of Negative Belief)と呼ぶ。つまり、グレードが１に近い領域は、ポジティブなDegree of Beliefを表しているが、グレードが０に近い領域は、ポジティブかネガティブのどちらかである。

そこで、Fig.2(a)に示すように、Ｅ（平衡点、equilibrium）によって領域を分割し、グレード＝Ｅより上の領域ではポジティブな意味を持ち、グレード＝Ｅより下の領域ではネガティブな意味を持つとする。ポジティブな意味しかもたない場合は、Ｅ＝０となり、Fig.2(b)となる。また、Fig.2(c)のようにＥ＝１の場合は、ネガティブな意味しかもたないことになる。従来の多くの場合、ファジィ集合は、Fig.2(b)の意味として扱われている（ただし、可能性分布はFig.2(c)の意味付けを持つと考えられる）。

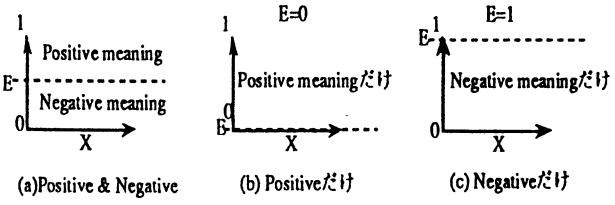


Fig.2 平衡点Ｅによる領域分割

４．ストカスティックルールによる依存関係の表現

推論で用いた証拠（知識、ルール）の依存関係を考慮にいれなければ、２つの結果を統合することはできない。例えば、証拠（推論過程）が独立であれば２つの結果は強めあうが、証拠が同一である場合強めあうことは誤りである。

依存関係とは潜在的に導出関係があるということであるから、ストカスティックルール

Ａ→Ｂ：α

を用いて表現することが可能である。つまり、確率αで「Ａが成立すればＢも成立する」という関係が成立する。換言すれば、「Ａのαの部分は、Ｂに含まれている」となる。依存関係はここで示したルール１つでは表現できず、逆の関係を表すルールが必要となる。

以上のように、依存関係は確率的な２つのルール

Ａ→Ｂ：α
Ｂ→Ａ：β

によって表現できることになる。

依存関係の例をFig.3に示す。Fig.3(a)は、$\alpha=0$，β

＝０の場合を示しており、証拠Ａ，Ｂは独立である。Fig.3(b)は、$\alpha=1$，$\beta=1$の場合を示しており、証拠は同一である。Fig.3(c),(d)は、それぞれ、$\alpha=1$，$\beta\neq0$の場合、$\alpha\neq0$，$\beta=1$の場合であり、証拠には包含関係が存在する。

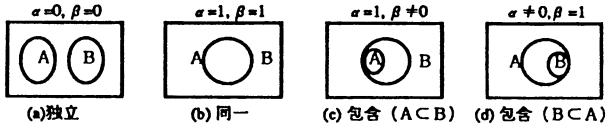


Fig.3 証拠A,Bの依存関係の例

5．コンビネーション関数

まず、依存関係が前節と同様、Ａ→Ｂ：α，Ｂ→Ａ：β　で与えられた２つの証拠Ａ，Ｂからそれぞれ「$\mu_S(x)=a$」(要素ｘがＳであるグレードがａ),「$\mu_S(x)=b$」（要素ｘがＳであるグレードがｂ)の２つの結果が得られたとする。証拠から導き出された信念の度合（グレード）は、平衡点Ｅを境に、肯定的信念の度合か否定的信念の度合を表すことになる。

ステップ１では、２つの証拠から得られたグレードａ、ｂを、関数ＰＢ，ＮＢによって、ＰＢ値，ＮＢ値に正規化変換する。関数ＰＢは、グレード値[E,1]を肯定的信念の度合[0,1]に正規化変換する。同様に関数ＮＢは、グレード値[E,0]を否定的信念の度合[0,1]に正規化変換する。また、グレードを関数ＰＢ，ＮＢで変換した値をそれぞれＰＢ値，ＮＢ値と呼ぶことにする。

ステップ２では、この値を基に信念の統合を行う。まず、ステップ１で２つのPB値u,v、つまり、２つの肯定的信念の度合が得られた場合の統合方法を説明する（u,vは、関数PBにより[0,1]に正規化されている）。

２つの証拠Ａ，Ｂが独立であれば、ＤＳ理論を直接適用することにより、以下のように統合できる[8]。

証拠Ａからの情報を、

$$m_A(\{x\})=u,\quad m_A(\Omega)=1-u$$

として表す。$m_A(\{x\})$はｘに対応づけられた信念の度合、$m_A(\Omega)$は結果の全体集合Ωに対応づけられた信念の度合（つまり、無知量）である。

同様に、証拠Ｂからの情報を

$$m_B(\{x\})=v,\quad m_B(\Omega)=1-v$$

とする。証拠Ａ、Ｂが独立であれば、Dempsterの結合ルールを用いて、

$$m_A(\{x\})=u+v-uv$$

が得られる。

つまり、証拠Ａ、Ｂが独立であれば、信念の度合は、$u+v-uv$となる。

次に依存関係（α、β）を考慮にいれた信念の度合の計算方法について説明する。

以下の４つの考え方(A),(B),(C),(D)がある。

(A) 証拠Ａだけを使う。この場合、結果はｕとなる。

(B) 証拠Ｂだけを使う。この場合、結果はｖとなる。

(C) 証拠Ｂから証拠Ａに関係する部分（β）を捨てて、独立な証拠とみなして統合する。Fig.4に示すように、証拠をＡと証拠Ｂから共通部分を切り取った部分Ｂ’に分解する。この分解によって、ＡとＢ’は独立になる。また、証拠Ｂにとって、共通部分の占める割合はβであるから、Ｂ’はの（$1-\beta$）の部分であり、Ｂ’から得られる結果は$v*(1-\beta)$となる。つまり、独立な証拠ＡとＢ’からuと$(1-\beta)$vの結果が導かれたことになるので、結果は、　$u+(1-\beta)v-(1-\beta)uv$　となる。

(D) 証拠Ａから証拠Ｂに関係する部分（α）を捨てて、独立な証拠とみなして統合する。

上記と同様に証拠をＢと証拠Ａから共通部分を切り取った部分Ａ’に分解すると、独立な証拠Ａ’とＢから$(1-\alpha)$uとｖが導かれたことになり、結果は、

$$(1-\alpha)u+v-(1-\alpha)uv$$

となる。

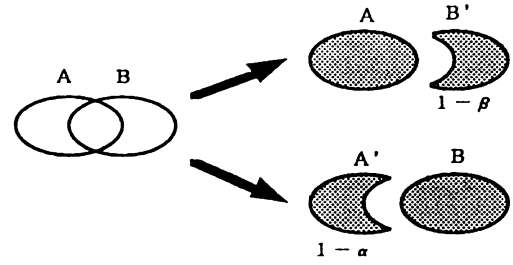


Fig.4 共通部分を持つ場合の分解

そこで、よりあいまいでない結果を得るために、(A),(B),(C),(D)の結果の最大値をとると、

$$\max((1-\alpha)u+v-(1-\alpha)uv,\ u+(1-\beta)v-(1-\beta)uv)$$

となる。

この結果は、証拠が独立、同一、包含関係の場合も含む。また、またu,vがＮＢ値である場合も用いることができる。この関数をREINFORCE関数と呼び、下式のように表す。

$$\mathrm{REINFORCE}(u{:}\alpha,\ v{:}\beta)=\max((1-\alpha)u+v-(1-\alpha)uv,\ u+(1-\beta)v-(1-\beta)uv)$$

さて、ステップ１の変換の結果ＰＢ値uとＮＢ値vが得られた場合，つまり、矛盾を持つ場合の統合方法を説明する。u, vは、それぞれ関数ＰＢ，ＮＢによって[0,1]に正規化されている。

矛盾を持つ結果の統合の場合、一方では、要素xがSであると信じているにもかかわらず、他方では、要素xがSでないと信じていることになる。本論文では、ＭＹＣＩＮ流の直感的統合法を用いる[9]。これには、理論的な根拠はないが、少なくとも直感には合致する。

まず、証拠Ａ、Ｂが独立であった場合、ＰＢ値、ＮＢ値の大小で結果がＰＢとなるかＮＢとなるかを判定し、その値は、ＰＢ値、ＮＢ値の差とする。

次に、証拠が同一である場合について考えてみよう。この場合も、独立な場合と同様、ＰＢ値、ＮＢ値の大小で結果がＰＢとなるかＮＢとなるかを判定し、その値は、ＰＢ値、ＮＢ値の差とする方法が自然であると考えられる。つまり、依存関係（α,β）は影響を与えない。この解釈の背景には、ここで得られた２つのお互い正反対の結果は、本来別物であるとの認識がある。つまり、一般に、１つの証拠から２つの異なる結果を得た場合と２つの独立な証拠から２つの異なる結果を得た場合においては、この２つの異なる結果の取り扱いに関して差異はないのと同様に、この場合においても、２つの異なる結果（ＰＢ値uとＮＢ値v）を得ているのであるから、それらの取り扱いに関し差異はないのである。

以上のように、矛盾を有する場合は、依存関係(α,β)は結果に影響を与えず、ＰＢ値，ＮＢ値の大小で結果がＰＢとなるかＮＢとなるかを判定し、ＰＢ値，ＮＢ値の差が結果となる。

ステップ３で、関数ＰＢ,ＮＢの逆関数PB^{-1}，NB^{-1}を用いてグレードに変換し、最終結果を得る。

6．性質と計算例

（1）REINFORCE関数の領域

依存性α,βによって、REINFORCE関数は、論理和(max)から代数和(u+v-uv)まで変化する。

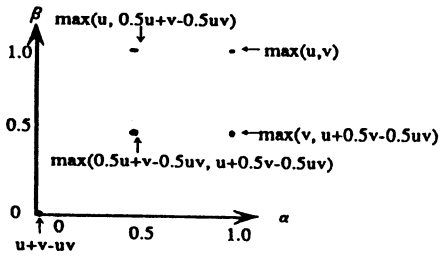


Fig.5 REINFORCE関数のα,βによる変化

（2）平衡点Eの意味

Fig.6に2つの独立な証拠から同一の結果μ_Aが得られた場合における平衡点EのCombine結果に与える影響を示す。COMBINE(μ_A(x):E:0, μ_A(x):E:0, E)をE=0.0, 0.3, 0.6, 1.0として計算した結果である（ここで、COMBINEの第1、2引数は、グレード:平衡点:依存度であり、第3引数は、結果のファジィ集合の平衡点である）。平衡点Eは結果を強め合う領域と弱め合う領域の中間点であることがわかる。

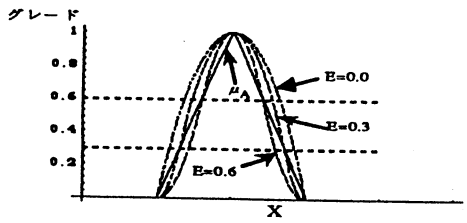


Fig.6 平衡点Eの意味

（3）依存性α、βの意味

結果がお互い強め合う性質と依存性の関係を明らかにするために、

z=COMBINE(x:0.5:y, x:0.5:y, 0.5) - x

のグラフをFig.7に示す。つまり、入力される2つのグレードがいずれもxであった場合のコンビネーション結果からxを引いた値、すなわち、強め合った度合を示している。依存性は$\alpha=\beta=y$として変化させた。平衡点はすべて0.5に設定した。

下図からわかるように、E=0.5を境に弱め合う性質と強め合う性質が変化し、その度合は、$\alpha=\beta=y$が大きくなるにつれて増加しである。$\alpha=\beta=0$の場合は、弱め合う性質、強め合う性質は無くなる。

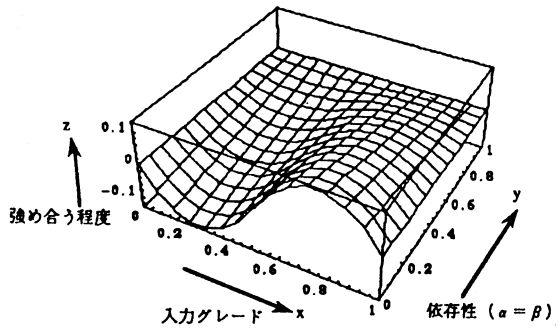


Fig.7 依存性α，βの影響

7．まとめと今後の課題

従来のあいまい推論では、あいまい推論を行えば行うほど得られる推論結果のあいまい性が増加するという問題点があった。本論文では、この本質的問題点が、

（P1）あいまいさの基準「（a2）メンバシップ値が低ければ低いほどあいまいさがない」の性質の欠如

（P2）個々の結果がお互い補強しあう性質の欠如

であることを示した。

そこで、まず、問題点（P1）を解決するために、Positive/Negative beliefの平衡点Eの概念を導入し、新たなファジィ集合のセマンティックであるDegree of Positive/Negative Beliefを提案した。次に、問題点(P2)を解決するために、証拠の依存関係のストカステイィックルールによる表現を導入した。これにより、証拠の独立性を明確に表現することが可能となり、独立性に応じて、結果を強め合うことが可能となった。

これらに基づき、positive/negative beliefのパラメータEと依存性のパラメータα，βを持つあいまい性の減少するコンビネーション関数を提案した。

提案したコンビネーション関数を構成するREINFORCE関数は、依存性パラメータ（α，β）に応じて、論理和(max)から代数和(a+b-ab)まで変化すること、および、平衡点E、依存性パラメータ（α，β）のコンビネーション処理への影響を明らかにした。

E＝0，$\alpha=\beta=1$の場合は、従来手法において最も広く用いられている"maxを用いたcombination"と等しく、E＝1，$\alpha=\beta=1$の場合は、可能性理論における知識が信頼できる場合(conjunctive combination)に用いられる"min を用いたcombination"と等しい。

本論文で提案したcombine関数は、問題点（P1）（P2）を解決しており、直感にもに合致し、また従来の方法も含んでいる。しかし、平衡点Eの導入は、人間の感覚からも自然ではあるが、ファジィ集合の意味論を変えたことに相当し影響が大きい。今後、このセマンティックを基本として、推論法を整備する必要がある。

参考文献

[1] H.Yuize, T.Yagyu, M.Yoneda, Y Katoh, S.Tano, M.Grabisch and S.Fukami : "Decision support system for foreign exchange trading - practical implementation -", Proc. of IFES'91 , pp.971-982(1991).

[2] A. De Luca and S.Termini : "A definition of a nonprobabilistic entropy in the setting of fuzzy set theory, Information Control, vol.20, pp.301-312(1972).

[3] B.Kosko : "Fuzzy entropy and conditioning", Information Science, Vol.40, pp.165-174(1986).

[4] R.R.Yager : "Measuring tranquility and anxiety in decision making : an application of fuzzy set", Int. J. General System, vol.8(1982).

[5] 井室, 前田 : 多重多段ファジィ推論におけるあいまいさの拡がりについて, 第8回ファジィシステムシンポジウム, pp. 221-224 (1992).

[6] D. Dubois and H. Prade : "On the combination of evidence in various mathematical frameworks", Proc. NATO Advanced Research Workshop on Knowledge Based Control (1988).

[7] D. Dubois and H. Prade : "On the combination of uncertain or imprecise pieces of information in rule-based systems - a discussion in the framework of possibility theory", Int. J of Approximate Reasoning, vol.2, pp.65-87 (1988).

[8] G.Shafer : "A mathematical theory of evidence", Princeton University Press (1976).

[9] B.Buchanan and E.H.Shortliffe: "Uncertainty and evidential support", in Rule-Based Expert System (B.Buchanan and E.H.Shortliffe, Eds,) Addison-Wesley, Reading, Mass., pp.209-232(1984).

[問い合わせ先] 田野　俊一 (tano@fuzzy.or.jp)
〒231 横浜市中区山下町89-1 シイベルヘグナービル3F
国際ファジィ工学研究所
TEL: 045-212-8251, FAX: 045-212-8255

FA7-2

多重多段ファジィ推論におけるあいまいさの広がりについて
－三角型メンバーシップ関数を持つファジィ推論－
On the Spread of Fuzziness in Multi-fold Multi-stage Fuzzy Reasoning
- fuzzy reasoning with triangle type membership function

○井室　元良(*)　　前田　博(**)　　村上　周太(**)
Imuro Motoyoshi　　Maeda Hiroshi　　Murakami Shuta
(*)株式会社　安川電機　　(**)九州工業大学工学部
YASKAWA Electric Corporation　　Faculty of Engineering KYUSHU INSTITUTE OF TECHNOLOGY

Abstract: It is generally said that multi-stage fuzzy reasoning has the spread of fuzziness with the numbers of reasoning stage. Then, in this note, we study the spread of fuzziness in multi-fold multi-stagefuzzy reasoning with triangle type membership function.

1．　はじめに

多段ファジィ推論を行う場合，推論段数を重ねてゆくにつれて，得られる結論があいまいになって行くのではないかとの問題点，すなわち，あいまいさの爆発が指摘されてきた．本研究では三角型のメンバーシップ関数を用いた，各種の設定で，多重多段ファジィ推論を行ったときのあいまいさの広がりについて考察する．

2．　多重多段ファジィ推論の設定

多重ファジィ推論は，n_1個のルール

$A11 \rightarrow A^*21$
$A12 \rightarrow A^*22$
$\cdots\cdots\cdots$
$A1n_1 \rightarrow A^*2n_1$

と，事実A1'から結論A2'を推定するものである．また，このA2'が次の段のn_2個のルール，

$A21 \rightarrow A^*31$
$A22 \rightarrow A^*32$
$\cdots\cdots\cdots$
$A2n_2 \rightarrow A^*3n_2$

の事実となり，結論A3'が導かれ，以下これを繰り返し，結論A_m'を導く過程を，多重多段ファジィ推論と言う．

本研究で用いる，多重多段ファジィ推論のルールの前件，後件と事実のファジィ集合の定義を以下に示す．

1）ファジィ集合Ai'はi段目のルールに対する事実のファジィ集合である．
2）ファジィ集合A1'は正規凸ファジィ集合とする．
3）各段のルール数は同数である．（$n_1=n_2=\ldots=n_m$）
4）ファジィ集合Aijはi段目のルールの，前件のj分割目のファジィ集合であり，ファジィ集合A*ijはi段目のルールの，後件のj分割目のファジィ集合である．
5）任意のファジィ集合Aij，A*ijは，正規凸ファジィ集合であり，Aij，A*ijのベース集合は，正規化された[0,1]区間である．
6）任意のファジィ集合Aij，A*ijのcoreはシングルトンであり，$\mu Aij(x)=1$の時，$\mu A^*ij(y)_{y=x}=1$である．

次に，1段のルールの分割に関して，正規分割の定義を示す．1段のルール（の前件または後件）が正規分割されているとは以下の条件を満たすことである．

b1) $\mu A\cdot j(0)=1$，$\mu A\cdot n1(1)=1$　である．
b2) $\mu A\cdot j(x0)=1$，$\mu A\cdot j+1(x1)=1$　とすると，
]x0,x1[の区間で，$\mu A\cdot j>0$，$\mu A\cdot j+1>0$　であり，[x1,1]の区間で，$\mu A\cdot j=0$　であり，さらに[0,x0]の区間で$\mu A\cdot j+1=0$である．

次に，ファジィ集合Aij，A*ijの4種類の設定を行う．

設定1：前件，後件とも同形，正規分割
(s1-1)
$$\mu Aij(x)=\mu Ai+1j(y)_{y=x}=\mu A^*i+1j(y)_{y=x},\ \forall j,\ \forall i$$
を満たす．
(s1-2)　各段のルールは，前件，後件とも，正規分割されている．
(s1-3)　$\mu Aij(x0)=1$，$\mu Aij+1(x1)=1$とすると，$x0\leqq x\leqq x1$を満たす全ての要素xの集合（区間）をMijとする．

設定2：前件，後件とも同形
(s2-1)　(s1-1)と同じである．
(s2-2)　前件，後件とも，正規分割の条件 b1）を満たす．
(s2-3)　前件，後件とも，正規分割の条件 b2）を満たさない．
(s2-4)　$\mu Aij(x)>0$，
$\mu Aij-1(x)=\mu Aij+1(x)=0$　を満たす全ての要素xの集合（区間）をDijとする．
(s2-5)　$\mu Aij(x)>0$，$\mu Aij+1(x)>0$　を満たす全ての要素xの集合（区間）をSijとする．
(s2-6)　$Sij\neq\phi$，$Sij\cap Sij+1=\phi$　，$\forall j$，$\forall i$
(s2-7)　全てのi,jについて，$x\in Sij$を満たす全てのxは$\mu Aij+1(x1)=1$を満たすx1に対して，$x<x1$を満たす．

設定3：後件が前件を含む
(s3-1)　各段のルールの後件は正規分割されている．
(s3-2)　各段のルールの前件は，b1）を満たす．
(s3-3)　$\mu Aij(x)\leqq\mu A^*ij(y)_{x=y}$　，$\forall i$，$\forall j$
(s3-4)　区間Mij＝［gj，rj］，Laj＝gj－rjとする．この区間Mijの定義は設定1と同じである．
(s3-5)　$\mu Aij(x0)=1$であり，μAijのサポートを区間[x1,x2]とすると，Lgj＝x0-x1，Lrj＝x2-x0　である．

設定4：前件が後件を含む
(s4-1)　各段のルールの前件は正規分割されている．
(s4-2)　各段のルールの後件は，b1）を満たす．
(s4-3)　$\mu Aij(x)\geqq\mu A^*ij(y)_{x=y}$　，$\forall i$，$\forall j$

以下に，設定1，2，3，4で示した前件，後件のメンバーシップ関数を示す．本論文中での例は，三角型の

メンバーシップ関数を示しているが，設定１，２，３，４での設定では，必ずしも三角型のメンバーシップ関数をとる必要はない．

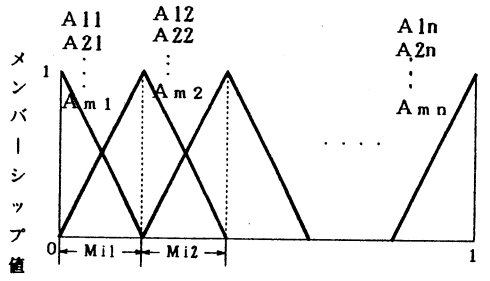


図１．　前件と後件のメンバーシップ関数（設定１）

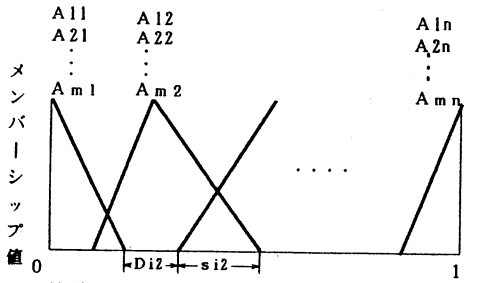


図２．　前件と後件のメンバーシップ関数（設定２）

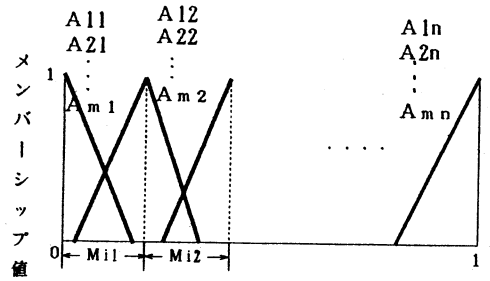


図３．　設定３の前件，及び設定４の後件のメンバーシップ関数

実際の多重多段ファジィ推論に用いられるルールは，必ずしも前件と後件のファジィ集合が同じであるとは限らず，また，i段目のルールの後件とi+1段目のルールの前件のファジィ集合も同じであるとは限らない．このことを考慮して設定１，２ではi段目の前件と後件のファジィ集合，及びi段目のルールの後件とi+1段目のルールの前件が等しい場合を検討し，設定３，４では，設定１，２とはいずれも異なる場合を検討する．

ここで，ファジィ集合Ｂ，Ｃのメンバーシップ関数をそれぞれ，μB，μCとすると，Ｂ→Ｃのルールを表すファジィ関係Ｒの定め方にはさまざまな方法がある．その中で，本研究では代表的な４つのファジィ関係を取り上げる．

$$Rs(x,y) = \begin{cases} 1 & (\mu B(x) \leq \mu C(y)) \\ 0 & (\mu B(x) > \mu C(y)) \end{cases} \quad (2.1)$$
(Standard Sequence)

$$Rg(x,y) = \begin{cases} 1 & (\mu B(x) \leq \mu C(y)) \\ \mu C(y) & (\mu B(x) > \mu C(y)) \end{cases} \quad (2.2)$$
(Gödel)

$$Rc(x,y) = \min(\mu B(x), \mu C(y)) \quad (2.3)$$
(Mamdani)

$$Ra(x,y) = \min(1, 1-\mu B(x)+\mu C(y)) \quad (2.4)$$
(Lukasiewicz)

１段の多重ファジィ推論のファジィ関係は，ファジィ関係Ｒcでは，ｎ個の関係の結びを取ったものになり，他の方法では，ｎ個の関係の交わりを取ったものとなる[1]．つまり，i重目から得られるルールをＲi，全体のルールをＲとするとファジィ関係Ｒs，Ｒg，Ｒaでは，

$$R = \bigcap_{i=1}^{n} Ri$$

であり，ファジィ関係Ｒcでは，

$$R = \bigcup_{i=1}^{n} Ri$$

である．また，推論の合成規則はsup-minを使うものとし，本論文中でR^nはＲをｎ回sup-min合成したものを表す．

３．　ファジィ関係Ｒs

設定１，２で，ファジィ関係Ｒsを用いた，多重多段ファジィ推論結果のあいまいさの広がりについて考える．

［設定１］　$Rs(x,y) = R1(x,y) \cap R2(x,y) \cap R3(x,y) \cap R4(x,y)$

の値を図４に示す．

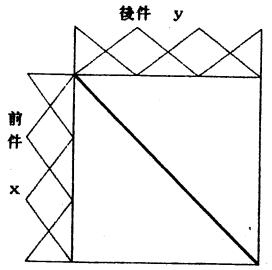


図４．　Ｒsの値（設定１）

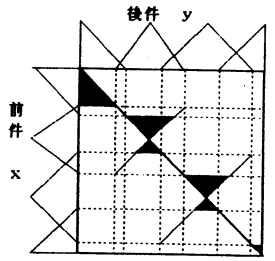


図５．　Ｒsの値（設定２）

図４で，太線の部分でＲsの値は１であり，その他の部分で値は０である．この図の様に，$Rs(x,y)$は，$x=y$の時のみ１の値を取り，それ以外の時は０である．この事から，結論のメンバーシップ関数は事実のメンバーシップ関数と同じものになる事が分かる．よって，

$$\bigcap_{m \geq 2} A_m' = A1' \quad (3.1)$$

となり，あいまいさの広がりはない．

［設定２］　設定２でのＲsの値を，上の図５に示す．

設定２では，$\bigcap_{k \geq 3} Rs^k = Rs^2$となるので（証明略）

$$\bigcap_{m \geq 3} A_m' = A2' \quad (3.2)$$

となり，やはりあいまいさは（２段目以降）広がらない．

［設定３］　設定３でのＲsの値を示す．

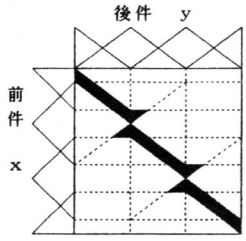


図６．　Ｒｓの値（設定３）

図６で，Ｒｓの値は太線の部分で１であり，その他の空白の部分では０である．ファジィ関係Ｒｓを用いた場合，設定３では，推論段数を重ねると，結論はunkownになる（証明略）．以下に，前件，後件が三角型メンバーシップ関数の場合について，結論がunkownになるまでの推論段数について説明する．ファジィ集合Ａ１’がシングルトンで，$\mu A1'(x^*)=1$，$\mu A1j(x^*)\neq 1$，$\forall j$ の場合，Ｐｇ＝Ｌａｊ／Ｌｒｊ，Ｔｇ(x)＝Ｌｒｊ／（x－ｇｊ）Ｐｒ＝Ｌａｊ／Ｌｇｊ+1，Ｔｒ(x)＝Ｌｇｊ+1／（ｒｊ－x），$x^*\in M1j$　とする（図７）．

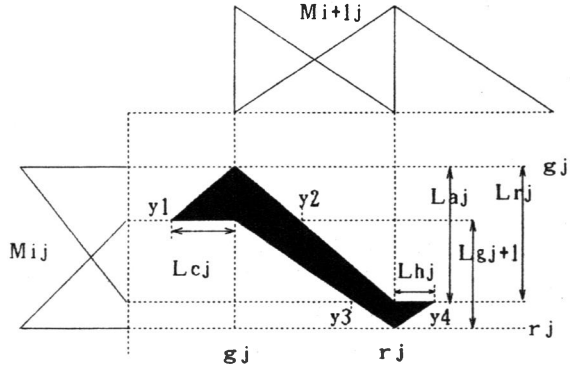


図７．　記号の参考図

この時［x*，ｒｊ］の区間で結論がunkownになる段数Ｉ⁺ｊ(x*)，及び［ｇｊ，x*］の区間で結論がunkownになる段数Ｉ⁻ｊ　はそれぞれ，

$$I^{+}j(x^*)=[\log_{Pg} Tg(x)]+1$$

$$I^{-}j(x^*)=[\log_{Pr} Tr(x)]+1$$

（但し，[x]はx以上の最小の整数）である（証明略）．さらに，Ｒｓ（ｇｊ＋Ｌｒｊ，ｙ）が，$y1\leqq y\leqq y2$　で値が１であるとき，Ｌｈｊ＝ｙ２－ｒｊ　とし，Ｒｓ（ｒｊ－Ｌｇｊ+1，ｙ）が，$y2\leqq y\leqq y3$　で値が１であるとき，Ｌｃｊ＝ｇｊ-ｙ１とする（図７）．この時，[x*，1]の区間で結論がunkownになる段数Ｉ⁺⁺ｊ，及び[0，x*]の区間で結論がunkownになる段数Ｉ⁻⁻ｊ　はそれぞれ，

$$I^{++}j(x^*)=I^{-}(x^*)+\sum_{k=j+1}^{n} I^{+}j\,(r_j+Lhk-1)$$

$$I^{--}j(x^*)=I^{-}j(x^*)+\sum_{k=1}^{j-1} I^{-}j\,(g_j-Lck+1)$$

となる（証明略）．よって，[0，1]の区間で結論がunkownになる段数Ｖは

$$V=I^{++}j(x^*)\ \vee\ I^{--}j(x^*)$$

である．つまり，推論段数が有限回で，

$$\mu Av+1'(z)=1,\ \forall z \qquad (3.3)$$

となる．また，Ａ１ｊのcoreが区間[x1，x2]である時，Ｉ⁺，Ｉ⁺⁺は$x^*=x2$　とし，Ｉ⁻，Ｉ⁻⁻は$x^*=x1$　とする事により計算できる．また，上で用いたＬｈｊ，Ｌｃｊはそれぞれ，Ｌｈｊ＝（Ｌａｊ－Ｌｒｊ）×Ｌａｊ+1／Ｌｇｊ+1，Ｌｃｊ＝（Ｌａｊ－Ｌｇｊ+1）×Ｌａｊ-1／Ｌｒｊ　と表される．

［設定４］　設定４で，Ｒｓの値は，全ての点において０である．よって，得られる結論は，

$$\mu \underset{m\geqq 2}{A_m}'(z)=0$$

となる．

また，ファジィ関係Ｒｓで，設定１，２，３の場合，

$$\exists y,\quad Rs(x,y)=1,\ \forall x \qquad (3.4)$$

となるので，どのような正規ファジィ集合となる事実に対しても，得られる結論は正規ファジィ集合である．

４．　ファジィ関係Ｒｇ

設定１，２で，ファジィ関係Ｒｇを用いた，多重多段ファジィ推論結果のあいまいさの広がりについて考える．

［設定１，２］　設定１，２でのＲｇの値を，それぞれ図８，９に示す．

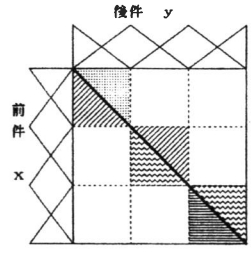


図８．　Ｒｇの値（設定１）

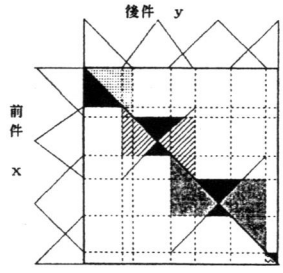


図９．　Ｒｇの値（設定２）

図８，９で，Ｒｇの値は，太線と黒の部分で１であり，空白の部分で０，その他の斜線，破線，横線，波線の部分では後件のメンバーシップ値をとる．ファジィ関係Ｒｇを用いた場合，設定１，２に関わらず，$\underset{k\geqq 3}{Rg^k}=Rg^2$となるので，

$$\underset{m\geqq 3}{A_m}'=A2' \qquad (4.1)$$

となり，（２段目以降）あいまいさの広がりはない．

［設定３］　ここでも，ファジィ関係Ｒｓの場合と同様のことがいえる．すなわち，式(3.3)のＶ段目の結論は，

$$\mu Av+1'(z)=1,\ \forall z$$

となる．

［設定４］　設定４でファジィ関係Ｒｇを用いた場合，

$$\exists x,\ \underset{x=y}{Rg(x,y)}\neq 0$$

である．よって，

$$\exists x,\ \underset{x=y}{Rg^*(x,y)}\neq 0$$

となるので，どのような事実Ａ１’に対して推論段数を重ねても，

$$\mu Am'(z)=0,\ \forall z$$

となる，という事はない．

また，ファジィ関係Ｒｇでの，設定１，２，３の場合でも式(3.4)が成り立つ．よって，どのような正規ファジィ集合となる事実に対しても，得られる結論のファジィ集合は正規ファジィ集合である．

5．　ファジィ関係Ra

［設定1，2］　ファジィ関係Raを用いた場合，設定1，2に関わらず，推論段数を重ねるにつれ，得られる結論のファジィ集合は広がっていく．つまり，

$$\lim_{m\to\infty}(\mu A_m'(z)) = 1 \quad , \forall z$$

となる（証明略）．

［設定3］　ファジィ関係Rs，Rgの設定3の場合と同様の事が言える．

［設定4］　ファジィ関係Rgの設定3の場合と同様の事が言える．

また，ファジィ関係Raでの，設定1，2，3の場合でも式(3.4)が成り立つ．

6．　ファジィ関係Rc

［設定1，2，3，4］　ファジィ関係Rcを用いた場合，（各段が）n重ファジィ推論ならば，結論のファジィ集合が変化するのは高々n段目までである（証明略）．よって，

$$\underset{m\geqq n+1}{A_m'} = A_{n+1}' \qquad (6.1)$$

である．

事実と結論の例を以下の図に示す．

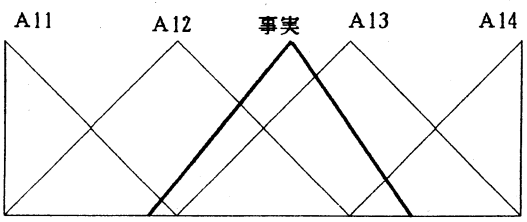


図10．　前件と事実のファジィ集合（ファジィ関係Rc）

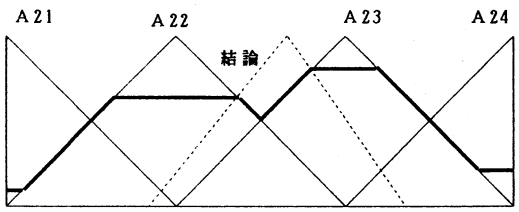


図11．　1段目の結論（ファジィ関係Rc）

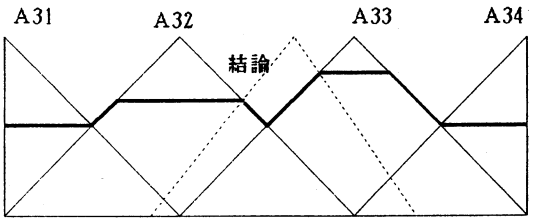


図12．　2段目の結論（ファジィ関係Rc，これから結論は変化しない）

＊　推論結果がn段目まで変化するのは，ファジィ集合A1'が，A1j もしくはA1n のみと0.5以上の一致度を持つ場合である（0.5は三角型メンバーシップ関数の場合）．また，nが奇数であり，A1'が(n-1)/2　分割目の前件とのみ，0.5以上の一致度をもつ場合，結論のファジィ集合は(n+1)/2　段目まで変化する．

7．結論

（1）　ファジィ関係Rsを用いた場合，

設定1では，多重多段ファジィ推論による結論は事実のファジィ集合と同じである．つまり，

$$\underset{m\geqq 2}{A_m'} = A1'$$

である．設定2では，（多重多段ファジィ推論による）結論のファジィ集合は，1段目のファジィ集合と同じである．つまり，

$$\underset{m\geqq 2}{A_m'} = A1'$$

設定3では，式(3.3)のV段目の結論は，

$$\mu A_{v+1}'(z) = 1, \forall z$$

となる．

設定4では，

$$\underset{m\geqq 2}{\mu A_m'}(z) = 0, \forall z$$

（2）　ファジィ関係Rgを用いた場合，

設定1，2とも，多段多重ファジィ推論による結論は1段目の結論と同じである，つまり，

$$\underset{m\geqq 2}{A_m'} = A1'$$

設定3では，Rsの場合と同様の事が言える．

設定4では，どのような事実A1'に対して推論段数を重ねても，

$$\mu A_m'(z) = 0, \forall z$$

となる，という事はない．

（3）　ファジィ関係Raを用いた場合，

設定1，2とも，推論段数を重ねるにつれ，結論のファジィ集合は広がって行く．つまり，

$$\lim_{m\to\infty}(\mu A_m'(z)) = 1, \forall z$$

である．

設定3では，Rs，Rgと同様の事が言える．

設定4では，Rgと同様の事が言える．

（4）　ファジィ関係Rcを用いた場合，設定1，2，3，4とも，結論のファジィ集合が変化するのは，n重ファジィ推論であれば，高々n段目までである．つまり，

$$\underset{m\geqq n+1}{A_m'} = A_{n+1}'$$

（5）　ファジィ関係Rs，Rg，Raを用いた場合，設定1，2，3では，どのような正規ファジィ集合である事実に対しても，得られる結論は正規ファジィ集合である．

8．　参考文献

[1] 水本：多重ファジィ推論と多段ファジィ推論，第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp435-440 (1990)

問い合わせ先

〒804　福岡県　北九州市　戸畑区　仙水町1－1
九州工業大学　工学部　　情報工学教室
前田　博
☎093－871－1931　（内）434
FAX：093－871－5835

FB1-1

変動騒音に対する物理的遮音対策後における心理的評価予測

A relationship between psychological evaluation and sound insulation mechanism for fluctuating random noise

山口静馬　石原茂和　老松建成　加藤裕一
S. Yamaguchi　S. Ishihara　K. Oimatsu　Y. Kato

山口大学工学部　海上保安大学校　呉工業高等専門学校
Yamaguchi University　Maritime Safety Academy　Kure Technical College

Abstract　First, the set of seven membership functions are determined by using the actually observed data for the psychological impression, in the case when the band-limited white noise which is amplitude modulated by the statistically independent random variables is passed through the human hearing organ. The effects of frequency characteristics of noise on the psychological impression are discussed by using the above membership functions. Next, a new systematical method for estimating and/or predicting the psychological response is proposed, in the case when the sound attenuation is improved by introducing a sound insulation system or by reinforcing it. Finally, the validity and usefulness of the proposed method are confirmed experimentally by applying it to the actually observed data.

1. 緒　言

周知のように、騒音の評価問題に対しては次の二つの接近方法があり、それぞれ多くの研究成果が蓄積されている。その一つは、客観的に計測または予測可能な騒音レベル変動に着目し、その統計量から算定される L_{Aeq} や L_X (X=10,50,...) といった評価量を考察対象とするものである[1)-3)]。これは因果律が成立して再現性の保証される物理システムを取り扱うことから、評価量の定量化は比較的容易である。他の一つは、騒音なる物理的音響刺激によって引き起こされる人間の主観的反応としての心理的評価を考察対象とするものである[4) 5)]。変動騒音に対して壁や塀による遮音対策を施した場合、騒音評価量がどのように低下するかの問題を考察した研究も見受けられるが[6)]、これは前者の立場からのものであり、心理的評価に関連付けるまでには至っていない。他方、後者の心理的評価問題を考察する場合、人間の判断に基づく主観量を取り扱うことから、不可避的に混入してくるあいまい性にまず立ち向かう必要がある。

本報告は、このような観点から、主観的判断に付随するあいまい性を考慮しながら、前者の物理的な遮音対策手法と後者の心理的騒音評価との関連性を系統的に考察することを試みたものである。具体的には、ファジィ理論におけるメンバシップ関数を導入し、任意のパワースペクトル形状をもつ不規則変動騒音に対して遮音壁による物理的対策を施した場合、人間の主観による心理的評価がどのように下されるかを考察している。即ち、(1) 標準的な打診音響刺激としてオクターブバンド幅をもつ帯域制限白色雑音を用い、これらのランダム振幅変調波に対する心理的印象のメンバシップ関数をまず設定している。(2) 現実に晒されている不規則変動騒音のパワースペクトル、壁体がもつ遮音周波数特性および (1)で求めたメンバシップ関数群を用いて、遮音対策後の変動騒音に対する心理的印象のメンバシップ関数を推定している。(3) 最後に壁体の透過騒音レベル分布を推定し、これと (2)による結果を利用して、遮音対策後の変動騒音に対する心理的応答を理論的に予測している。各心理的印象の出現時間率の形で予測した (3)の結果と心理実験による実測データとの比較を行ったところ、両者のほぼ良い一致が認められた。

2. 心理実験の概要

物理的音響刺激に対する心理的応答を調べるため、種々の変動騒音を予めＤＡＴに収録しておき、これらを用いて室内心理実験を行った。実験の概要を示せば次の通りである。

［A］被験者　聴力正常な２２才の男子学生２名

［B］測定法　難波らのカテゴリー連続判断法[4)]に基づいて、心理的印象に関する７つのカテゴリー（ F1:非常に静か～ F7:非常に騒々しい）を事前に設定し、晒されている騒音に対し５秒ごとにその時刻で受けた印象 Fi (i=1,2,...,7) を押しボタシによって計算機内に入力した。また、その時の騒音レベル値も同時に入力データとして記録した（この実験を実施する前に、判断や操作に

戸惑うことのないよう予め練習した）。５秒間隔で１０分間連続して判断し、この操作を３回繰り返した。

［C］呈示刺激音　①白色雑音を一様分布に従うランダム変数によって振幅変調（継続時間：約５秒）した後、これをオクターブ・バンドパスフィルタ（中心周波数：63, 125, 250, ..., 8000 (Hz)の８種類）に通した帯域制限不規則変動音　②道路交通騒音　③②の道路交通騒音をガラス窓で遮蔽した時の透過騒音

刺激音①については、そのレベル値が約４３～９５［dB(F)］（騒音計のＦＬＡＴ特性で測定したことを示すため、A特性で測定したときの dB(A)に対応させてこのように表記することとする）の範囲で変動するようにゲイン調整を行った。刺激音②③は、不規則変動騒音の代表的な例として道路交通騒音に着目し、ごく一般的な立て付け状態にあるガラス窓の前後によって騒音に対する心理的印象がどのように変化するかを調べるため、図１よって作成したものである。即ち、予め収録済の道路騒音をスピーカから放射し、受音点１と２でＤＡＴに収録し直した騒音を刺激音②③として用いた。

３．刺激音①に対する心理的印象のメンバシップ関数

刺激音①による心理実験の実測データから、各帯域制限白色雑音ごとに、心理的印象 Fi（i=1, 2, ..., 7）に対するメンバシップ関数 $\mu_{Fi}(L;f_{cK})$（i=1, 2, ..., 7; K=1, 2, ..., 8)を求めた。中心周波数が f_{c2}=125 (Hz) と f_{c8}=8000 (Hz)の場合の結果を図２に示す。同図の F1 やF7 の比較から明らかなように、音響刺激の周波数が高くなるに従って、刺激音の低いレベル値でも心理的に騒々しいと判断されることが分かる。この事実は日常生活の場で経験していることである。

４．ガラス窓前部の騒音に対する心理的応答の推定

任意形状のパワースペクトルをもつ音響刺激に晒された場合、これに対する心理的印象のメンバシップ関数を次式によって推定する[7]。

$$\mu_{Fi}(L) = \sum_{K=1}^{8} a_K \ \mu_{Fi}(L;f_{cK})$$

$$(a_K \geq 0, \ \forall K \ ; \ \sum_{K=1}^{8} a_K = 1) \qquad (1)$$

ただし a_K (K=1, 2, ..., 8) は評価対象である音響刺激がK番目のオクターブバンド内でもつエネルギーの全エネルギーに対する比率である。図１の受音点１における道路交通騒音（刺激音②）のレベル分布と各周波数帯域内で有するエネルギー比率をそれぞれ図３と表１に示す。刺激音②に対する心理的印象のメンバシップ関数の形状は、前節で設定したメンバシップ関数群と表１の値を用いて（1)式から推定される。その結果を図４に示す。

他方、不規則変動騒音に対する心理的応答の一つの評価法として、

$$P(Fi) = \int \mu_{Fi}(L) p(L) dL \qquad (2)$$

なる心理的印象 F_i (i=1, 2, ..., 7) の出現するファジィ確率[8) 9)]（刺激音としての不規則変動騒音が統計的に定常な場合は時間率と見做すこともできる）の組を用いることが出来る。即ち、騒音刺激の変動特性のうち周波数

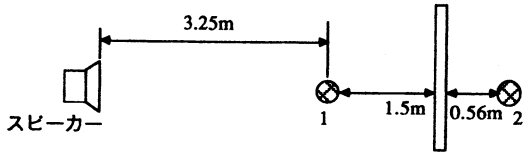
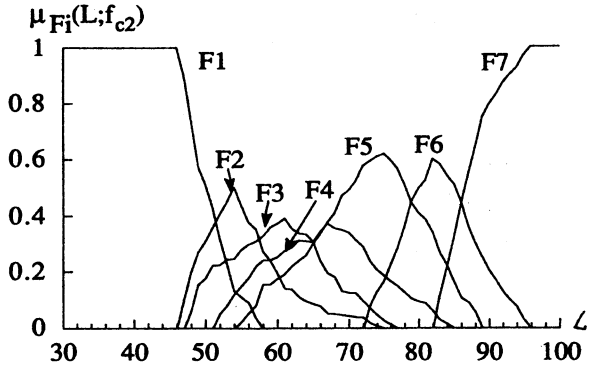
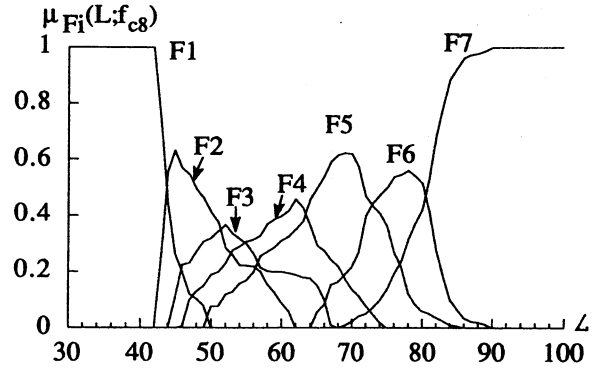


図１　刺激音②③の作成



(a)　$f_c=f_{c2}$　=125Hz



(b)　$f_c=f_{c8}$　=8kHz

図２　帯域制限白色雑音に対するメンバシップ関数

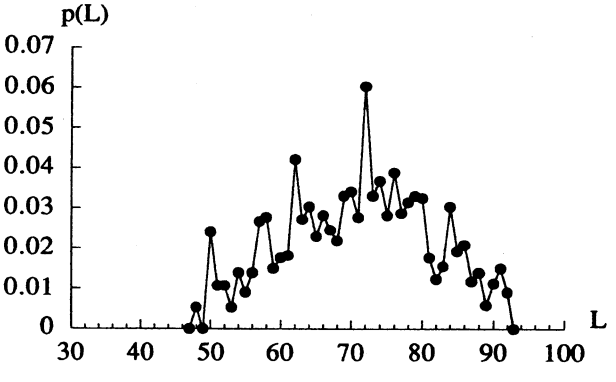


図３　刺激音②のレベル確率分布

特性はメンバシップ関数に（(1)式参照）、振幅特性はレベル確率密度関数に反映されており、これら２つの基本的な物理的性質と心理的応答とを関連付けるものとして(2)式は重要な役割を果たしている。図３と４を用いて得られた結果が図５の推定値として示した値である。刺激音②による心理実験の実測データから直接 F_i（i=1,2,...,7）の相対度数を求めた結果が同図の実測値として示したものである。推定値の算出には刺激音②による心理実験結果は全く用いていないが、両者の間にほぼ良い一致が見られることは注目に値するものと思われる。

５．ガラス窓の透過騒音に対する心理的応答の予測

ガラス窓後部における心理的応答を予測するためには図１の受音点１と２の間の遮音特性を予め与えると同時に、受音点２での透過騒音レベル分布を求めておく必要がある。壁体が一様な遮音材から成り且つ隙間のないように設置されている場合には、壁体の遮音特性は従来の研究成果を用いて例えば質量則その他によって事前に与えることができる[10]。しかし、本研究で利用したガラス窓は現実に隙間などがあり、透過損失を理論的に算定することは極めて困難である。従って、ここでは受音点１と２の間の遮音特性を実験的に求めることとした。各周波数帯域ごとの実測結果を図６に示す。この結果と表１を用いて、ガラス窓の透過騒音に対する各周波数帯域ごとのエネルギー比率を推定したものが表２である。表２の値を(1)式に代入し、透過騒音に対する心理的印象のメンバシップ関数を求めたものが図７である。　次に受音点２での透過騒音レベル確率分布の推定を考える。不規則変動騒音が壁（または塀）によって遮蔽された場合、壁による透過減衰音（または塀による回折減衰音）のレベル確率分布の形状は、壁（または塀）への入射騒音レベル分布を

L_0=10 log（入射騒音の平均エネルギー／透過騒音の平均エネルギー）　(3)

だけ低レベル方向へ平行移動すれば近似的に求まることが知られている[6),11)]。本論文の主目的は透過騒音レベル分布の正確な推定にあるのではなく、透過騒音に対する心理的評価を行うことにある。従って、ここでは上記の考察結果を踏まえて、ガラス窓への入射音（図１の受音点１の音すなわち刺激音②）のレベル変動分布（図３参照）をそのまま

$$L_0=10\ \log\left(1.0/\sum_{K=1}^{6} a_K\ T_K\right) \qquad (4)$$

だけ低レベル方向へ平行移動して、近似的に、透過騒音レベル分布の推定曲線として用いた。ただし a_K は表１に示す入射騒音のエネルギー比率そのものである。又、T_K は図６から計算される各周波数帯域ごとのエネルギー減衰係数である。

上記のようにして得た透過騒音の推定レベル分布と図７のメンバシップ関数を用いて、(2) 式を計算したものが図８の予測値として示したものである。他方、刺激音③を用いた心理実験データから F_i（i=1,2,...,7）の値・

表１　刺激音②の各帯域内エネルギー比率

63	125	250	500	1k	2k	4k	8k
0.315	0.134	0.099	0.134	0.207	0.073	0.027	0.010

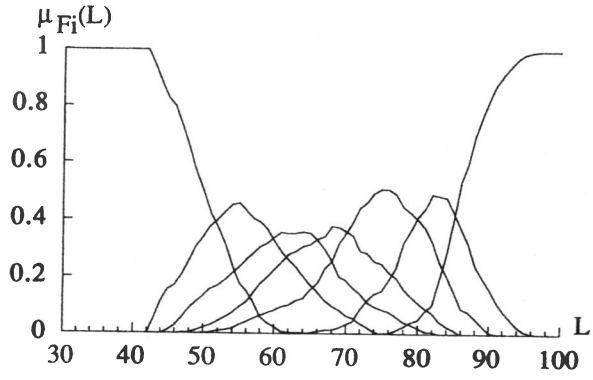


図４　刺激音②に対するメンバシップ関数

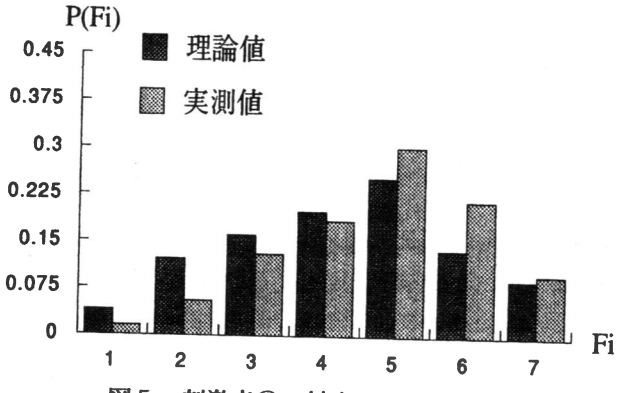


図５　刺激音②に対する P(Fi)の比較

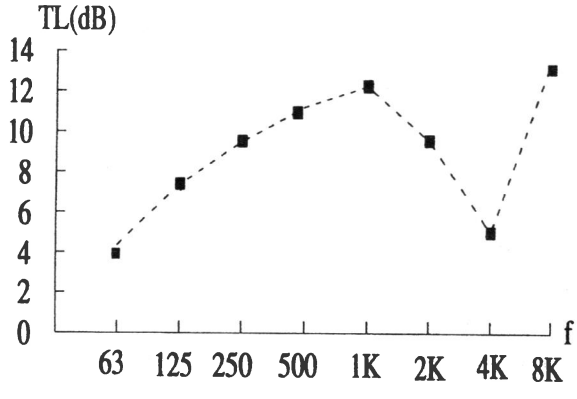


図６　ガラス窓の透過損失

表２　透過騒音の各帯域内エネルギー比率

63	125	250	500	1k	2k	4k	8k
0.607	0.129	0.058	0.053	0.065	0.043	0.044	0.002

を直接求めた結果が同図の実測値である。図５と同様、透過騒音に対する心理的印象の予測には刺激音③による心理実験データは全く用いていない。それにもかかわらず、予測値と実測値との間にかなり良い一致が見らることはかなり意味あるものと思われる。

６．ガラス窓の前後部における心理的応答の変化

ガラス窓の前と後によって心理的印象がどのように変化しているかを浮き彫りにして考察するため、図５と８の理論的推定または予測値のみをプロットし直したものが図９である（図５と８の実験値のみをプロットすることも勿論できるが、冗長になるため省略）。周波数の高い4 kHz 付近で遮音性が低下していることから（図６参照）、ガラス窓の前後部による心理的印象の顕著な差異は見られないが、それでも窓の前においては騒々しく感じる時間率が高いのに反し、後部においては静かだと感じる率が高くなっている傾向だけは明確に認められる。

各心理的印象の出現確率（または時間率）の組で、騒音に対する心理的評価をきめ細かく表現することは一つの方法であが、順序尺度 Fi（i=1,2,..,7)を距離尺度：Fi=i として扱って次のようにマクロ的に把握するのも一つの方法である（ Fi がほぼ等間隔尺度として取り扱え得ることは既に報告されている[11]）。

$$<F> = \sum_{i=1}^{7} i \cdot P(i) \qquad (5)$$

ガラス窓の前後部における平均的な心理的印象に対し、(5) 式によって計算した理論的予測値と心理実験による実測値との比較を示したものが表３である。理論的予測によれば、ガラス窓後部では心理的印象が１カテゴリー分低減することを示しているが、心理実験データもこの傾向を裏付けている。

７．結　言

人間の心理的判断に不可避的に内在するあいまい性に対してメンバシップ関数によって対応した。そしてこのメンバシップ関数を基礎として、不規則変動騒音に対し壁体による物理的な遮音対策により心理的評価値がどのように変化するかを、主に方法論的側面に力点を置いて考察した。

謝　辞　　本研究に多大の援助を戴いた成清賢治・福原龍志の両氏に深謝の意を表する。

参　考　文　献

1) 高木、藤木、平松、山本：音響学会誌、38, 468/476, 1982.
2) U.K.Kurze: J. Sound Vib. 18, 171/195, 1971.
3) S.Yamaguchi and Y.Kato: J.Acoust.Soc.Am., 86, 2206/2214, 1989.
4) 難波、桑野、中村：音響学会誌、34, 29/34, 1978.
5) 平松、高木、山本、池野：音響学会誌、33, 23/28, 1977.
6) M.Ohta, S.Yamaguchi and E.Uchino: Applied Acous. 17, 291/301, 1984.
7) 山口、加藤、老松：音響学会誌、49, 2/9, 1993.

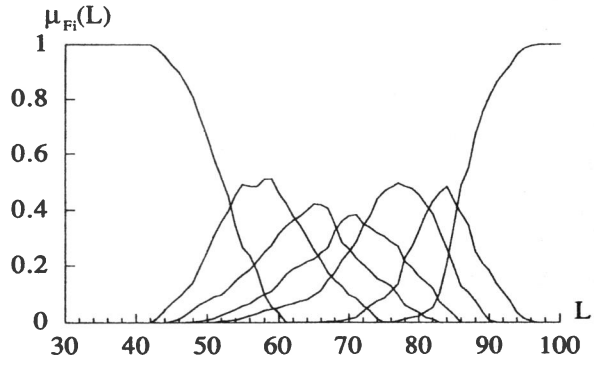


図７　透過騒音に対するメンバシップ関数

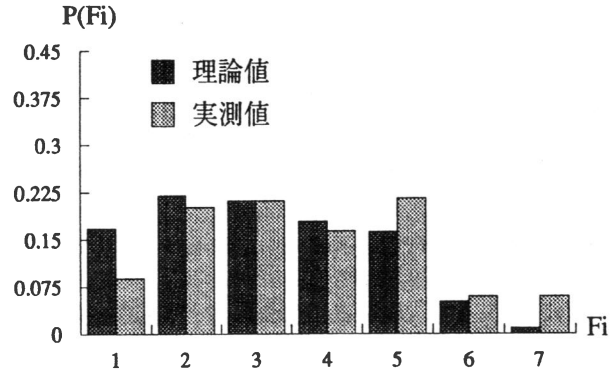


図８　透過騒音に対する P(Fi)の比較

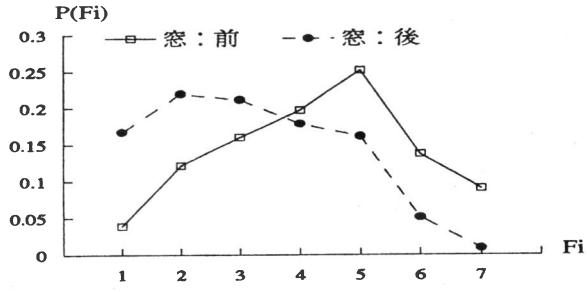


図９　ガラス窓の前後による P(Fi)の変化

表３　＜Ｆ＞に対する理論値と実測値の比較

	壁　前	壁　後
理　論　値	4.27	3.09
実　測　値	4.75	3.63

8) L.A.Zadeh: J.Math.Anal.Appl., 22, 421/427, 1968.
9) 水本：ファジィ理論とその応用（サイエンス社, 1989）
10) 前川：建築音響（共立出版, 1976）
11) S.Yamaguchi, K.Oimatsu, K.Kuramoto and Y.Kato: ACUSTICA, 73 217/220, 1991.

FB1-2

騒音に対する心理計測システムの開発

The development of a measuring system for psychological impression to noise

加藤裕一
Yuichi Kato
呉工業高等専門学校
Kure Technical College

山口静馬
Shizuma Yamaguchi
山口大学工学部
Faculty of Engineering, Yamaguchi Univ.

老松建成
Kensei Oimastu
海上保安大学校
Maritime Safety Academy

Abstract: Up to now, we have studied the psychological impression to noise from the viewpoint that the psychological impression judged by human beings is a fuzzy event. The membership function of categorized impression on the noise level universe in the studies, played an important role in the discussion of the quantitative relationship between noise as the objective input and impression as the subjective output, and to the further development of discussion on the quality of human feelings to niose. However, the method to estimate the membership function was very primitive because of the beginning stage of the studies. At the next stage, we develop the system to measure impression to noise easily and effectively, and the estimation procedure of membership function for the purpose of investigating individuality to noise, changes of the function by various kinds of factor and so on.

1. まえがき

騒音刺激に対する不快感の印象には，知覚・感覚レベルに属する心理的印象と刺激音全体から受ける総体的な心理的印象があることが知られている。前者の印象はnoiseness，後者の印象はannoyanceと呼ばれる。例えば，変動騒音入力に対する人間の心理的出力は，まず前者の印象Fが時々刻々変動する騒音レベル値Lに追従して生起した後，この騒音全体に対する後者の印象Aが生起する（図 1参照）。我々はこれまで，両印象は“あいまいな”事象であるとの立場から，次のことを考察している。

(1)前者の印象Fに対し，F_1=“非常に静か”,...,F_7=“非常に騒々しい”の7つのカテゴリー化した印象を設定して，騒音レベルを台とするメンバーシップ関数$\mu_{F_i}(L)$(i=1,...,7)を実験的に推定し人間の心理的印象を定量化した。

(2)$\mu_{F_i}(L)$が分かれば，任意の騒音レベル変動分布P(L)に従う騒音に晒された場合，F_i(i=1,...,7)の出現率$P(F_i)$を算定することが可能となり，これらの時間率$\{P(F_i) \mid i=1,...,7\}$で物理的騒音を心理的に評価することを提案した[1)2)3)]。

(3)刺激音に対する印象Aを推定・予測することは，人の騒音に対する姿勢・態度・行動を予測する上で工学的に重要である。このような観点から印象Fの生起後印象Aが生ずる事実に基づいて，(2)で算定した$\{P(F_i) \mid i=1,...,7\}$を用いてAを評価することを提案した[4)]。

上述のごとく，心理的領域を考察する上で物理量を台とするメンバーシップ関数を予め計測して置くことは第一義的に重要である。しかしながら，従来の研究では，心理的印象の計測は文献1)2)に示すようにストップウォッチ等を用いた非常に原始的な計測から得られたデータに基づき，試行錯誤的な方法でメンバーシップ関数を時間をかけて推定していた。一般に，人間の心理的印象は個人によって異なるのは勿論，その人の置かれている時間・空間的因子等の影響を受けると考えられる。このような問題を調査し，定量化していく上でも，多くの人々の様々な状況下で感性情報を表現するメンバーシップ関数を容易に計測できるシステムの開発が重要である。本報告は，このような要請から心理計測の自動化システムと集積されたデータに基づきメンバーシップ関数を推定する手順を提案するものである。最後に，いくつかの計測例を示している。

2. システムの概要

心理的印象の計測状況を図 2に示す。

騒音呈示系:DAT(Digital Audio Tape)に予め収録した騒音を増幅器(Amp.)を通し，スピーカーSより被験者に連続して呈示する。

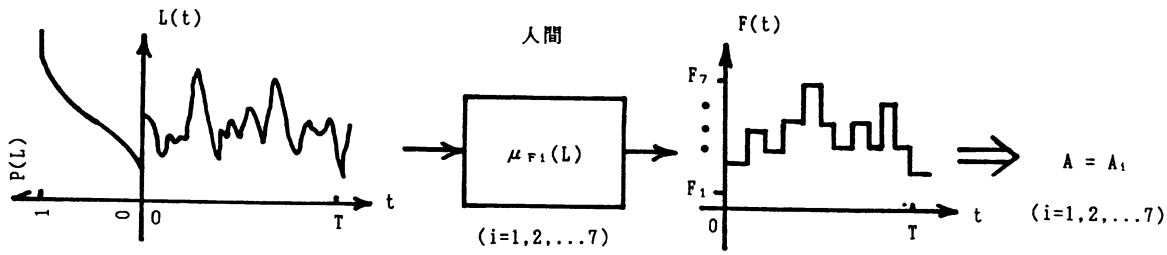


図1 騒音刺激入力と各心理的応答との概念図

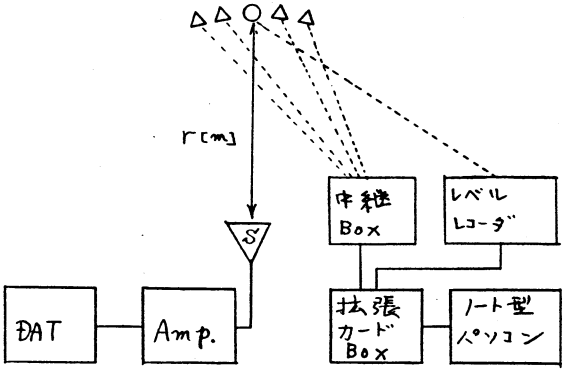


図2 心理的印象の計測状況
（○:騒音計，△:被験者）

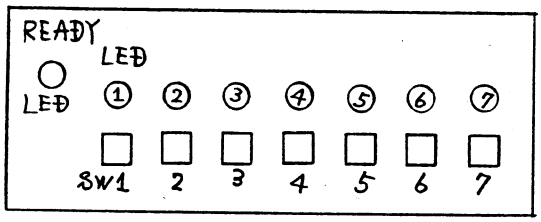


図3 押しボタンスイッチ・ボックス

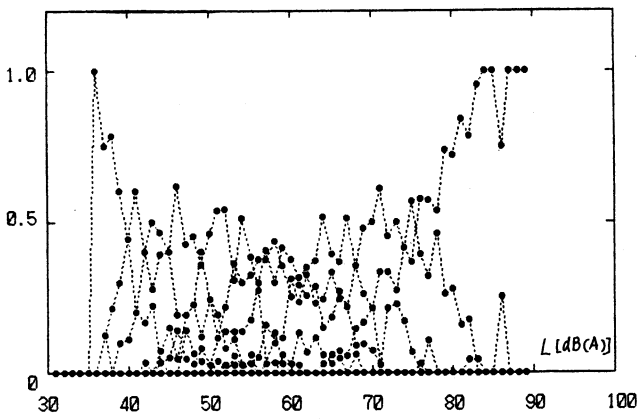


図4 相対度数分布 $R_{F_i}(L)$の例

心理の計測系:文献5)のカテゴリー連続判断法にならい心理的印象を計測する。まず，被験者は図3に示す押しボタンスイッチ・ボックスを持つ。ノート型パソコンN.P.は，T秒毎にΔT秒間このボックスのREADYランプを点灯させ，被験者はこのときの呈示音から受けた印象を1,...,7の押しボタンスイッチで応答する。1,...,7の押しボタンには予め“非常に静か”(F_1),...,“非常に騒々しい”(F_7)の印象を割り当てている。N.P.は第k(k=1,2,...)時点での被験者jの応答F(j,k)=F_i(i=1,...,7)と，このときの呈示騒音レベル値L(k)をN.P.内に取り込む。このような手続きをN[回]繰り返した後に計測は終了し，{L(k),F(j,k) | k=1,...,N}をファイルとしてN.P.のフロッピーディスクに記録する。

3．メンバーシップ関数の推定法

2.の計測結果を用いて，印象F_i(i=1,...,7)の騒音レベルLに対する相対度数分布$R_{F_i}(L)$が得られる。この1例を図4に示す。実測結果であることからかなりばらついているが，呈示騒音レベルLに対して印象F_iを判断した度合いと考えることができることから，この$R_{F_i}(L)$(i=1,...,7)に基づき合理的なメンバーシップ関数を推定することが出来よう。即ち，本実験の性質から次の2つの条件を設定することが合理的である。

(A)直交性:

$$\sum_{i=1}^{7} \mu_{F_i}(L) = 1 \quad (L \in D_L=[L_{min}, L_{max}]) \quad (1)$$

(B)凸性: (2)

$$\mu_{F_i}(\lambda L_1+(1-\lambda)L_2) \geq \mu_{F_i}(L_1) \wedge \mu_{F_i}(L_2)$$
$$(\forall L1, L2 \in D_L, \forall \lambda \in [0,1])$$

このような条件を満足する$\mu_{F_i}(L)$を$R_{F_i}(L)$から推定する一手順を以下に記す（以下の考察では簡単化のため，Lは整数の階級値を取るものとする）。

Step1. 呈示騒音レベルデータの最小値L_{min}，最大値L_{max}を見つける。きざみΔ=1/nを設定する。

Step2. $R_{F1+F2+F3}(L)=R_{F_1}(L)+R_{F_2}(L)+R_{F_3}(L)$を用いて，次の特性関数を算定する。

$$\chi_{123}^{(1)}(L)=1 \quad (L \in [L_{min}, L_{min}+\Delta L_{123}^{(1)}])$$
$$=0 \quad (L \notin [L_{min}, L_{min}+\Delta L_{123}^{(1)}])$$

ここに，

$$\Delta L_{123}^{(1)}=(S_{123}^{(1)}-S_{123}^{(1+1)})/\Delta$$
$$S_{123}^{(1)}=\int_{R_{F1+F2+F3}(L) \geq i\cdot\Delta} (R_{F1+F2+F3}(L)-i\cdot\Delta)\,dL$$

である。

Step3. Step.2と同様に$R_{F5+F6+F7}(L)=R_{F5}(L)+R_{F6}(L)+R_{F7}(L)$を用いて，次の特性関数$\chi_{567}^{(1)}(L)$を算定する。

$$\chi_{567}^{(1)}(L)=1 \quad (L \in [L_{max}-\Delta L_{567}^{(1)}, L_{max}])$$
$$=0 \quad (L \notin [L_{max}-\Delta L_{567}^{(1)}, L_{max}])$$

ここに，

$$\Delta L_{567}^{(1)}=(S_{567}^{(1)}-S_{567}^{(1+1)})/\Delta$$
$$S_{567}^{(1)}=\int_{R_{F5+F6+F7}(L) \geq i\cdot\Delta} (R_{F5+F6+F7}(L)-i\cdot\Delta)\,dL$$

である。

Step4.
$$\mu_{F4}(L)=1-\{\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta \wedge \chi_{123}^{(1)}(L)]\}$$
$$-\{\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta \wedge \chi_{567}^{(1)}(L)]\}$$

を算定する（図 5参照）。

Step5. Step2.,Step3.と同様に$R_{F_1}(L)$,$R_{F_3}(L)$を用いて

$$\chi_1^{(1)}(L)=1 \quad (L \in [L_{min}, L_{min}+\Delta L_1^{(1)}])$$
$$=0 \quad (L \notin [L_{min}, L_{min}+\Delta L_1^{(1)}])$$

$$\chi_3^{(1)}(L)=1 \quad (L \in [L_{min}+\Delta L_{123}^{(1)}-\Delta L_3^{(1)}, L_{min}+\Delta L_{123}^{(1)}])$$
$$=0 \quad (L \notin [L_{min}+\Delta L_{123}^{(1)}-\Delta L_3^{(1)}, L_{min}+\Delta L_{123}^{(1)}])$$

を算定する。

Step6.
$$\mu_{F_1}(L)=\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta \wedge \chi_1^{(1)}(L)]$$
$$\mu_{F_3}(L)=\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta \wedge \chi_3^{(1)}(L)]$$

$$\mu_{F2}(L)=\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{1,2,3}^{(i)}(L)]$$
$$-\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{1}^{(i)}(L)]$$
$$-\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{3}^{(i)}(L)]$$

を算定する。

Step7. Step5., Step.6と同様に,

$$\mu_{F5}(L)=\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{5}^{(i)}(L)]$$
$$\mu_{F7}(L)=\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{7}^{(i)}(L)]$$
$$\mu_{F6}(L)=\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{5,6,7}^{(i)}(L)]$$
$$-\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{5}^{(i)}(L)]$$
$$-\bigvee_{i=1}^{n}[i\cdot\Delta\wedge\chi_{7}^{(i)}(L)]$$

を算定する。

Step8. $\mu_{Fi}(L)(i=1,\ldots,7)$が凸性を満たすならば, 推定終了。凸性を満たさないならば, Step9.以下へ行く。

Step9. $\mu_{Fi}(L_{max}^{(i)})\geqq\mu_{Fi}(L)$を満たす$L_{max}^{(i)}$を見つける$(i=1,\ldots,7)$。

$L\leqq L_{max}^{(i)}$ の$\mu_{Fi}(L)$に対して,

$\ldots\leqq\mu_{Fi}(L_{max}^{(i)}-2)\leqq\mu_{Fi}(L_{max}^{(i)}-1)\leqq\mu_{Fi}(L_{max}^{(i)})$

$L\geqq L_{max}^{(i)}$ の$\mu_{Fi}(L)$に対して,

$\mu_{Fi}(L_{max}^{(i)})\geqq\mu_{Fi}(L_{max}^{(i)}+1)\geqq\mu_{Fi}(L_{max}^{(i)}+2)\geqq\ldots$

となるよう$\mu_{Fi}(L)$の値を並べ変え, 凸化を計る。

Step10. 直交性を満たさない$\mu_{Fi}(L)$に対して, $\mu_{Fi}(L)$を再び,

$\mu_{Fi}(L)/(\sum_{i=1}^{7}\mu_{Fi}(L))(i=1,\ldots,7)$と算定し直し, 直交化を計る。Step.8へ行く。

図6は図4の$R_{Fi}(L)(i=1,\ldots,7)$から上記手順を用いて$\mu_{Fi}(L)$を推定した結果である。また, 表1は同$R_{Fi}(L)$と$\mu_{Fi}(L)$の面積率s0i, 重心S1i, 広がりS2iを下記の式より算定し, 数値的に比較したものである。本推定手法の性質から, 面積率等のパラメータは殆ど変化していないことが分かる。

$$s0i=S0i/\sum_{i=1}^{7}S0i,\quad (S0i=\int_{D_L}S_i(L)dL)$$
$$S1i=(\int_{D_L}L\cdot S_i(L)dL)/S0i$$
$$S2i=[(\int_{D_L}(L-S1i)^2\cdot S_i(L)dL)/S0i]^{1/2}$$

但し, $S_i(L)=R_{Fi}(L)$あるいは$S_i(L)=\mu_{Fi}(L)$である。

4. 計測例

2.の計測システム及び3.で提案したメンバーシップ関数の推定手順の有効性を検証するため, 日中室内心理実験を行った。1日の心理実験は次の通りである。

(A)被験者:聴力正常な20才の男子学生4名。

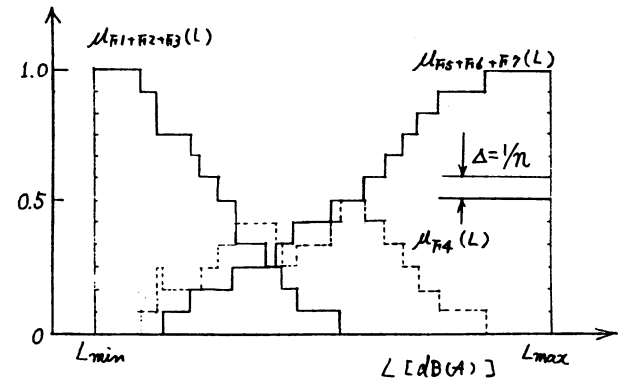


図5 $R_{F1+F2+F3}(L)$, $R_{F4}(L)$, $R_{F5+F6+F7}(L)$の概念図

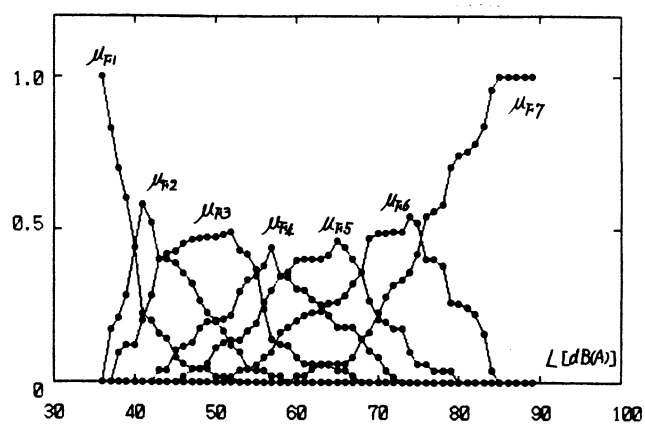


図6 $\mu_{Fi}(L)$の推定例(被験者N.T.)

表1 $R_{Fi}(L)$(表の上)と$\mu_{Fi}(L)$(表の下)の比較

	s01	S1i	S2i
F_1	8.6	39.2	3.5
	8.5	39.0	3.2
F_2	9.7	44.4	4.6
	9.8	44.3	4.4
F_3	14.1	49.6	6.1
	14.1	49.5	5.8
F_4	11.4	57.3	6.6
	11.4	57.3	6.4
F_5	13.6	62.7	7.0
	13.6	62.7	6.6
F_6	16.5	70.6	7.2
	16.4	70.7	7.0
F_7	26.1	80.9	6.3
	26.1	81.0	6.1

(B)刺激騒音:変動騒音の代表例として, 道路交通騒音を取り上げた。具体的には, 4箇所の道路端で記録した道路騒音を採用し, 騒音呈示の際には増幅器によってレベル変動域を種々変更した。呈示した騒音レベル変動に関する確率分布形の一例を図7に示す。ガウス型に近い分布(A)から非ガウス性の強い分布(B)まで,

またその変動幅も約20dB(A)から40dB(A)まで様々な分布形に従う変動騒音を呈示している。

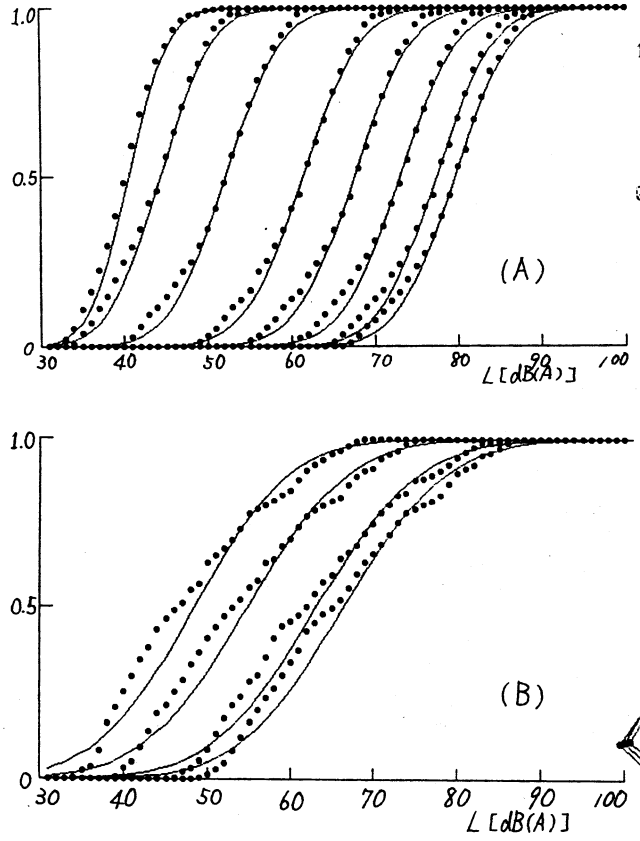


図7 呈示騒音のレベル分布例
((A)ガウス型,(B)非ガウス型)

(C)測定法:1つの騒音レベル分布について,5分間連続して騒音を呈示し,T=5[秒],ΔT=1[秒]と設定した。合計23種類の騒音を呈示順序をランダムに変更して計測した。

このような心理実験を4日間連続して行った。先に示した図6は第1日目の被験者N.T.のメンバーシップ関数$\mu_{Fi}(L)$の例であった。図8は同日の被験者T.K.の$\mu_{Fi}(L)$である。まず,目に付くことは,$\mu_{Fi}(L)$(i=4,5,6,7)が呈示騒音レベル領域D_Lを覆っており,T.K.はN.T.と比較してかなり騒音に対して神経質?と思われることである。このように計測した$\mu_{Fi}(L)$より各人の個性をある程度推測することが出来る。また,図9は4日間計測した結果の内,特にT.K.のsOi(i=1,...,7)をレーダチャートで示したものである。同図からT.K.は4日間ほぼ一定の心理的応答を示していることが分かる。

5. あとがき

本報告では,騒音刺激に対する人の心理的応答から,その個人の騒々しさに関するメンバーシップ関数を計測するシステムと推定手順を提案し,その有効性を実験的に示した。今後,本システムを用いて多くの人々の騒音に対する心理的印象の個人差,あるいは同印象に影響を及ぼす様々な要因等を定量的に調べることが容易になり,一つの道具として工学的な目的に有効利用することが期待できよう。

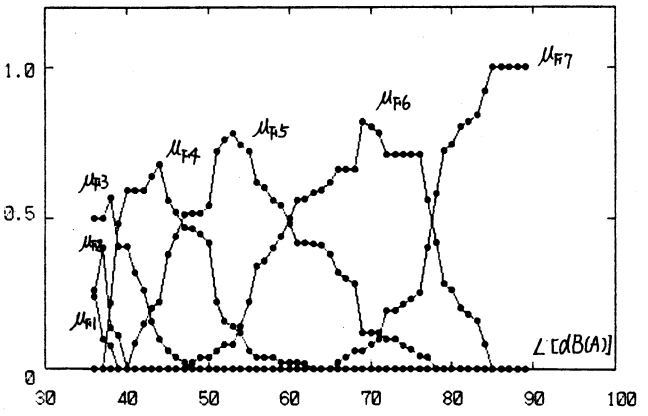
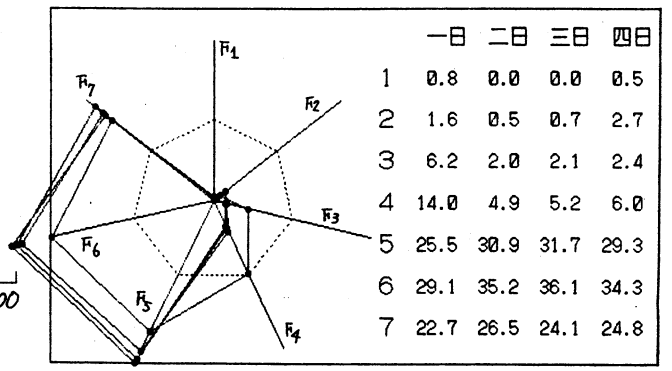


図8 $\mu_{Fi}(L)$の推定例(被験者T.K.)



	一日	二日	三日	四日
1	0.8	0.0	0.0	0.5
2	1.6	0.5	0.7	2.7
3	6.2	2.0	2.1	2.4
4	14.0	4.9	5.2	6.0
5	25.5	30.9	31.7	29.3
6	29.1	35.2	36.1	34.3
7	22.7	26.5	24.1	24.8

図9 sOiのレーダチャート例(被験者T.K.)

謝 辞 本研究に多大の援助を戴いた河合 崇,木本 勉,清水池忠,谷口直樹の4氏に深謝の意を表する。

文 献

1)加藤,山口:"ファジィ理論に基づく変動騒音の心理評価法,"日本音響学会誌,47,5,pp.305-309(1991).
2)Y.Kato & S.Yamaguchi:"A systematical study for psychological impression caused by fluctuating random noise based on fuzzy set theory," JASA,91,(5),pp.2748-2755(1992). 3)山口,加藤,老松:"騒音のパワーレベルスペクトル情報に基づく心理的応答の一予測手法,"日本音響学会誌,49,1,pp.2-9(1993). 4)Y.Kato & S.Yamaguchi:"An evaluation method for annoyance to fluctuating random noise by use of fuzzy set theory," the 14th ICA (in Beijing) H4-6(1992). 5)難波,桑野,中村:"カテゴリー連続判断法による自動車騒音の評価,"日本音響学会誌,34,1,pp.29-34(1978).

問い合わせ先:〒737 呉市阿賀南2-2-11
呉工業高等専門学校 電気工学科
加藤 裕一
☎(0823)71-9121 EXT.2514

FB1-3

不確かさを表す日本語形容詞の数量化分析による分類

Classification of Japanese adjectives signifying ambiguity by the quantification analysis

高柳　浩[*1*3]　山ノ井高洋[*1]　菅野道夫[*2]
Hiroshi TAKAYANAGI[*1*3]　Takahiro YAMANOI[*1]　Michio SUGENO[*2]

*1 北海学園大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Hokkai-Gakuen University
*2 東京工業大学大学院総合理工研究科
Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology
*3 現在　桑園学園情報科学センター
Information and Science Center, Soen-Gakuen

Abstract

Fuzziness in the fuzzy theory signifies ambiguity. It covers the meaning of the word and the definition of concepts. Japanese adjectives signifying ambiguity can be classified, from the lexical meaning, into categories of ambiguity and into aspects of ambiguity. To make the meaning of ambiguity clear, M.Sugeno had defined a relationship between the category and the aspect.

We classified some Japanese adjectives signifying ambiguity by the quantification analysis and compared its classification with Sugeno's relationship.

1．はじめに

ファジィ理論におけるファジィネス(fuzziness)は，狭義的には言葉の意味や概念の定義における不確かさであるが，広義的には確率的な蓋然性をも含んでいる。不確かさや蓋然的という言葉の分類を通じて，「不確かさ」のカテゴリーやカテゴリーに伴った「不確かさ」の様相に関して，日本語の形容詞をその辞書的意味に基づいて分類することができる。「不確かさ」のカテゴリーの意味することをより明確にするために，菅野はカテゴリーと様相とを相互に関係付けた。

本研究では，「不確かさ」を表す日本語形容詞の比較実験を被験者に対して行なうことにより類似度を求め，この類似度に対して数量化分析を行うことにより日本語形容詞の分類を行ない，この結果と菅野による関係付けとの比較を行なった。

2．「不確かさ」を表す形容詞

本研究では，菅野による９つの不確かさのカテゴリーと様相の関係付けについて，「不確かさ」を表す日本語形容詞の類似度を求め，これに数量化Ⅳ類を用いることに

より分類を行なった。本研究で分類に用いた形容詞（２７個）を以下に表す。なお，形容詞の後の数字は個々の形容詞に対する番号である。

（１Ａ）存在の＜非明証性＞
いろいろな(1)，複雑な(2)，様々な(3)

（１Ｂ）現象の＜蓋然性＞
ありそうな(4)，意外な(5)，おこりそうな(6)

（２）認識の＜非判明性＞
不可解な(7)，不思議な(8)，不審な(9)

（３）言葉・概念の＜曖昧性＞
あいまいな(10)，非明示な(11)，不明確な(12)

（４）感情・観念の＜漠然性＞
うつろな(13)，ゆううつな(14)，中途半端な(15)

（５）意志・行動の＜非決定性＞
自由な(16)，不見識な(17)，優柔不断な(18)

（６）知識・情報の＜不確実性＞
あやふやな(19)，不正確な(20)，不十分な(21)

（７Ａ）論理の＜非合理性＞
主観的な(22)，不条理な(23)，多値的な(24)

（７Ｂ）形式の＜不完全性＞
不調和な(25)，不適当な(26)，不備な(27)

（注）形容詞の後の数字は個々の形容詞に対する番号

３．類似度データの収集実験方法

日本語の形容詞の間の類似度データの収集をするため，被験者に対して次のような実験を行なった。

被験者に対して図－１の例のように１対の形容詞に関して任意の名詞を仮定し，これらの名詞にかかるときの形容詞の意味が類似しているかどうかを３段階で判定させ，類似度データのスコアを作成した（表－１）。

表－１　類似度データのスコアの一部

	いろいろな	複雑な	様々な	ありそうな	意外な	おこりそうな	不可解な
いろいろな		1	1	2	3	1	2
複雑な	1		1	2	2	1	1
様々な	1	1		3	2	2	2
ありそうな	2	2	3		1	2	2
意外な	3	2	2	1		3	2
おこりそうな	1	1	2	2	3		3
不可解な	2	1	2	2	2	3	

4．「不確かさ」を表す日本語の形容詞の分類

「不確かさ」を表す日本語の形容詞の間の類似性を分析する目的から，1対比較の実験によって得られた類似度データをもとに数量化分析Ⅳ類を用いて，27個の形容詞に関して得られたデータの数量化を試みた。数量化分析Ⅳ類とは，外的基準が

あやふやな [　　] ⟷ うつろな [　　]

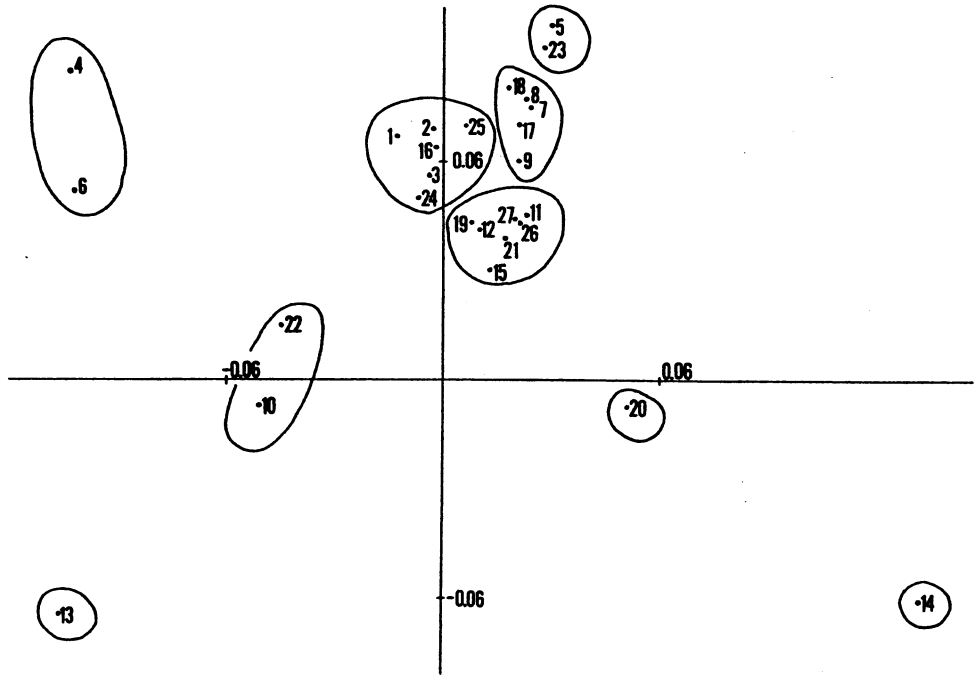
判定　：　1　似ていない
　　2　どちらともいえない
　　3　似ていない

（例）被験者は，仮定する名詞を例えば『天気』とした。この場合，「あやふやな」は＜不確実＞な意味であり，「うつろな」は＜漠然＞という意味と考え，”1　似ていない”という判断を下した。

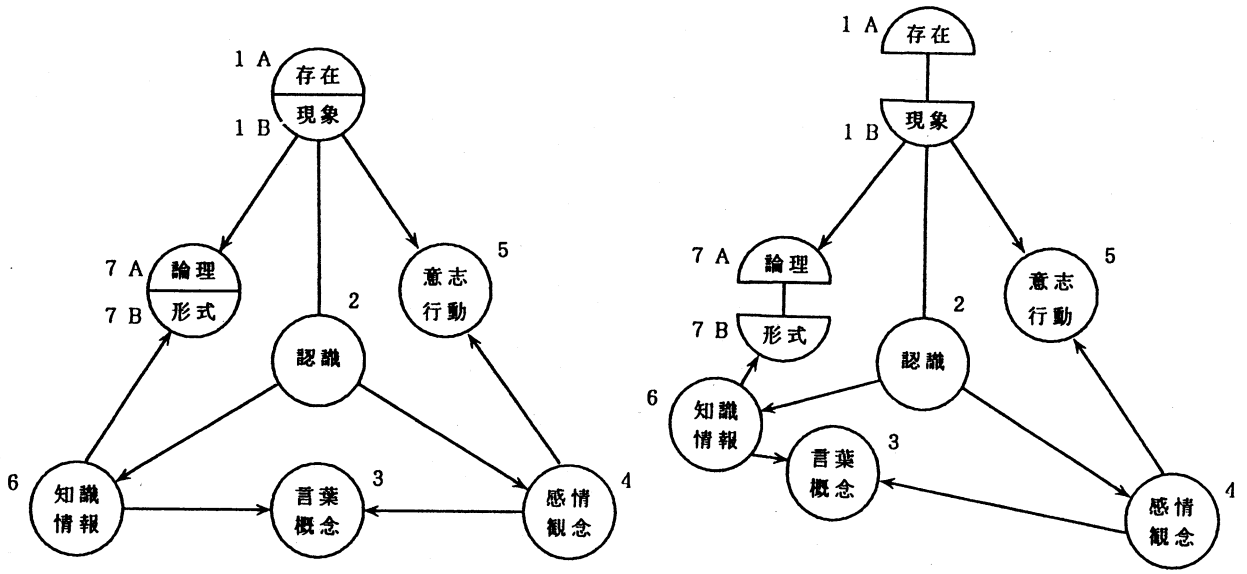
図－1　類似度データの収集の例

表－2　形容詞の分類結果

形容詞	主な様相
[(1),(2),(3)], (6),(24),(25)	1A：存在の＜非明証性＞
[(4),(6)]	1B：現象の＜蓋然性＞
(5),(23)	
[(7),(8),(9)], [(17),(18)]	2：認識の＜非判明性＞ 5：意志・行動の＜非決定性＞
(10),(22)	
[(11),(12)], (15), [(19),(21)], [(26),(27)]	3：言葉・概念の＜曖昧性＞ 6：知識・情報の＜不確実性＞ 7B：形式の＜不完全性＞
(13)	
(14)	
(20)	



図－2　「不確かさ」を表す日本語の形容詞の分類結果
囲まれている部分は各グループを示している。



（a）菅野による関係付け　　（b）本研究による関係付け

図－3　不確かさのカテゴリーと様相の関係付けの構造

ない場合に対象間の類似度を手がかりにして数量化を行い，多くの対象を類似したもの同士に分類する統計的手法である。その結果を，横軸を第1固有値に，縦軸を第2固有値として図示した。さらにこのスコアをもとにクラスタ分析によるグループ化を行った。各グループ間の距離については最短距離法を用い，クラスタ数をカテゴリーと様相の数である9個として求めた（図－2）。

5．考　察

数量化分析によって得られた形容詞の分類結果を表－2に示す。なお，グループに同じカテゴリーと様相の形容詞が2つないし3つあるもの（[]で囲まれいるもの）をそのグループの主な様相とした（表－2）。その結果，カテゴリーと様相の関係付けが類似していることが明らかとなった。また，グループ間の距離から（1A）と（1B）は独立し，（7B），（6），（3），（2）が極めて近くに位置している構成が考えられた（図－3）。

参考文献

菅野　道夫：「ファジィ理論の展開－科学における主観性の回復－」，サイエンス社(1989).

河口　至商：「多変量解析入門Ⅱ」，森北出版(1978).

本多　中二，大里　有生：「ファジィ工学入門」，海文堂(1989).

高柳　浩，山ノ井　高洋，菅野　道夫：北海学園大学工学部研究報告，No.20，p.213-222,1993.

【問い合わせ先】

〒064

札幌市中央区南26条西11丁目

北海学園大学工学部

山ノ井　高洋

Tel. 011-841-1161 内線(866)

Fax. 011-551-2951

E-mail:g13973@sinet.ad.jp

FB2-1

An Approach for Large-scale 0-1 Fuzzy Goal Programming And Its Application

大規模な0－1ファジィ目標計画の一解法とその応用

Hyunchul Kim, Kenichi Ida, Mitsuo Gen
金 賢哲, 井田 憲一, 玄 光男

Ashikaga Institute of Technology
足利工業大学

あらまし

目標計画法は，実社会における現実の意思決定過程に対する最も有効な多評価意思決定手法の一つである．また，実際の大規模な意思決定問題では、多くの0－1決定変数とそのシステム特有の構造を伴う目標計画問題になることが多い．

本論文では，このような観点にたって，玄らによって提案された，GUBという特殊な構造を持つ制約条件と各目標の達成の判断にファジィ理論を導入した，大規模な0－1目標計画問題の最適化技法[1]を数種類の故障モードを伴うライフ－サポ－トシステムの信頼性におけるユニット冗長配分問題に応用した．

1. Introduction

Upon to now, system optimal allocation problems such as system reliability and system availability problems have been formulated as single-objective problems and solved optimization techniques.

However, in this field, there are many problems that cannot be solved without applying MODM (multiple-objective decision making) methods.

GP (goal programming) is one of the most powerful MODM tool in this field. In practical MODM problems, many GP problems involve a large number of 0-1 decision variables and a special type of structure which arises during the transformation of non-linear integer programming into 0-1 linear programming[1),2)].

Recently, an efficient and specific algorithm is proposed, it is for solving large scale 0-1 fuzzy GP problems in particular structures, which are termed GUB structures and the fuzziness due to judgement of goal accomplishments are able to take into account by introducing fuzzy set theory.

In this paper, the 0-1fGP(GUB) algorithm[3)] has been adopted to reliability optimization problem with several failure modes for allocating redundant units at life support system.

2. A 0-1 Fuzzy GP Model with GUB Structures

0-1 fuzzy GP model with GUB structures (0-1fGP(GUB)) was proposed Gen et al[3)]. This model has q priority levels, p GUB constraints and m goal constraints, and may be represented as follows:

0-1 fGP(GUB):

$$
\begin{aligned}
lexmin\ \{ z_1 &= \sum_{i=1}^{m} (w_{1i}^{-} d_i^{-} + w_{1i}^{+} d_i^{+}), \ldots, \\
z_q &= \sum_{i=1}^{m} (w_{qi}^{-} d_i^{-} + w_{qi}^{-} d_i^{-} + w_{qi}^{+} d_i^{+}) \} \\
subj.to \sum_{t=1}^{p} \sum_{j=1}^{n_t} & a_{itj} x_{tj} + d_i^{-} - d_i^{+} = b_i,\ i=1,..,m \\
\sum_{j=1}^{n_t} & x_{tj} = 1, \qquad t = 1,\ldots,p \\
x_{tj} &= 0 \text{ or } 1,\ j=1,..,n_t,\ t=1,..,p \\
d_i^{-}, d_i^{+} &\geq 0, \quad i=1,\ldots,m
\end{aligned}
\tag{1}
$$

where d_i^- and d_i^+ are the i-th negative and positive deviational variables, w_i^- and w_i^+ are numerical weights, a_{itj} is the coefficient of the t-th GUB constraint by the j-th element of the i-th goal constraint, b_i is the i-th right-hand side constant, n_t is the number of decision variables involved in the t-th GUB constraint and x_{ij} are the 0-1 decision variables.

(1) minimizing negative deviational variables

$$g_i(\boldsymbol{x}) \geq b_i, \qquad i=1,\ldots,m \tag{2}$$

m_1 is the number of goal constraints that are related to "minimizing negative deviations" case.

$$g_i(\boldsymbol{x}) = \sum_j a_{itj} x_{tj} \tag{3}$$

(2) minimizing positive deviational variables

$$g_i(\boldsymbol{x}) \leq b_i, \qquad i = m_1+1, \ldots, m_2 \tag{4}$$

m_2 is the number of goal constraints that are related to "minimizing positive deviations" case.

(3) minimizing both deviational variables

$$g_i(\boldsymbol{x}) = b_i , \quad i = m_2+1, \ldots, m \tag{5}$$

We can divide it into the following two types:

$$g_i(\boldsymbol{x}) > b_i, \quad g_i(\boldsymbol{x}) < b_i \quad i = m_2+1,..,m \tag{6}$$

μ_i is defined as the membership functions for goal constraints that are $g_i(x)>b_i$ as follows:

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & ; b_i+\frac{\delta_i}{2} < g_i(\boldsymbol{x}) \\ \dfrac{g_i(\boldsymbol{x})-b_i+\frac{\delta_i}{2}}{\delta_i} & ; b_i-\frac{\delta_i}{2} \le g_i(\boldsymbol{x}) \le b_i+\frac{\delta_i}{2} \\ 0 & ; g_i(\boldsymbol{x}) < b_i-\frac{\delta_i}{2} \end{cases} \tag{7}$$
$$, \ i = 1 , \ldots , m_1 , m_2+1 , \ldots , m$$

where δ_i is the range of the right hand side constant set by the DM.

In the case in which $g_i(x) < b_i$, the membership functions represented as follows:

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & ; g_i(\boldsymbol{x}) < b_i-\frac{\delta_i}{2} \\ \dfrac{b_i+\frac{\delta_i}{2}-g_i(\boldsymbol{x})}{\delta_i} & ; b_i-\frac{\delta_i}{2} \le g_i(\boldsymbol{x}) \le b_i+\frac{\delta_i}{2} \\ 0 & ; b_i+\frac{\delta_i}{2} < g_i(\boldsymbol{x}) \end{cases} \tag{8}$$
$$, \ i = m_1+1 , \ldots , m$$

And, 0-1fGP(GUB) represented as Eq.(1) can be transformed to a 0-1 crisp GP (0-1cGP(GUB)) with membership function μ_i and range δ_i.

0-1cGP(GUB):

$$lexmin \{ z_1=\sum_{i=1}^{m} (w_{1i}^- d_i^- + w_{1i}^+ d_i^+), \ldots, z_q=\sum_{i=1}^{m} (w_{qi}^- d_i^- + w_{qi}^+ d_i^+) \}$$

$$subj.to \sum_{t=1}^{p}\sum_{j=1}^{n_t} a_{itj}x_{tj} + \delta_i\mu_i + d_i^- - d_i^+ = b_i + \frac{\delta_i}{2} ,$$
$$i = m_1+1 , \ldots , m$$

$$\sum_{t=1}^{p}\sum_{j=1}^{n_t} a_{itj}x_{tj} - \delta_i\mu_i + d_i^- - d_i^+ = b_i - \frac{\delta_i}{2} ,$$
$$i = 1 , \ldots , m_1 , m_2+1 , \ldots , m$$

$$\sum_{j=1}^{n_t} x_{tj} = 1, t = 1 , \ldots , p$$

$$0 \le \mu_i \le 1 , \ i = 1 , \ldots , m$$

$$x_{tj}=0 \text{ or } 1 , \ j=1 , \ldots , n_t, \ t=1, \ldots , p$$

$$d_i^- , \ d_i^+ \ge 0, \quad i = 1, \ldots, m \tag{9}$$

3. A redundant allocation problem of system reliability with failure modes

As a numerical example of system reliability for the optimization problem with several failure modes, we will deal with the same example which was dealt by k. Ida[4].

$$R(a,m) = \prod_{i=1}^{n} \{ 1 - h_i + \sum_{e=1}^{h_i} (1 - q_{iea_i})^{m_i+1} - \sum_{e=h_i+1}^{s_i} (q_{iea_i})^{m_i+1} t \} > 0.8780$$

$$subj.to$$

$$G_r(a,m) = \sum_{i=1}^{n} g_{ri}(a_i,m_i) = \sum_{i=1}^{n} g_{ria_i}(m_i) \le b_r, \ r=1,2,..,t$$

$$where \ a_i \ m_i \ i=1,2,\ldots,n \ are \ all \ integer \tag{10}$$

For each subsystem, the type of failure and the failure probability of an element are shown in Table 1. Then, the decision maker's four goals are as follows:

(1) to establish the system reliability up to 87%,

(2) to avoid excess usage of the 1st($g_2(x)$) and 4th($g_5(x)$) system resource,

(3) to avoid unused amount of the 2nd($g_3(x)$)and 3rd($g_{(x)}$) system resource.

In addition, the priority level of the former is higher than latter's.

Table 1. Failure modes and failure probabilities for each subsystem

Subsystem i	Class of failure modes	Failure prob. q_{ie}
1	O	0.04
	O	0.05
	O	0.02
	A	0.01
2	O	0.08
	O	0.02
	O	0.05
	A	0.02
3	O	0.01
	O	0.05
	O	0.01
	A	0.08

This optimal allocation GP problem for system reliability may be reformulated as a linear 0-1 GP problem[6] with GUB structures by using Gen's method[5]:

$$
\begin{aligned}
&lexmin\ \{ z_1 = d_1^+ ,\ z_2 = d_2^+ + d_5^+ ,\ z_3 = d_3^- + d_4^- \} \\
&subj.\ to \\
&g_1(\boldsymbol{x}) + d_1^- - d_1^+ = 0x_{11} + 3.47x_{12} + 5.49x_{13} + 6.93x_{14} + 8.05x_{15} \\
&\qquad + 0x_{21} + 1.0x_{22} + 4.0x_{23} + 9.0x_{24} \\
&\qquad + 0x_{31} + 2.72x_{32} + 14.78x_{33} + 60.26x_{34} \\
&\qquad + d_1^- - d_1^+ = 13.0 \\
&g_2(\boldsymbol{x}) + d_2^- - d_2^+ = 9.0x_{11} + 16.0x_{12} + 25.0x_{13} + 39.0x_{14} + 49.0x_{15} \\
&\qquad + 0x_{21} + 1.0x_{22} + 4.0x_{23} + 9.0x_{24} \\
&\qquad + 4.0x_{31} + 9.0x_{32} + 16.0x_{33} + 25.0x_{34} \\
&\qquad + d_2^- - d_2^+ = 65.0 \\
&g_3(\boldsymbol{x}) + d_3^- - d_3^+ = 20.0x_{11} + 27.4x_{12} + 42.7x_{13} + 60.1x_{14} + 80.4x_{15} \\
&\qquad + 20.0x_{21} + 27.4x_{22} + 42.7x_{23} + 60.1x_{24} \\
&\qquad + 20.0x_{31} + 27.4x_{32} + 42.7x_{33} + 60.1x_{34} \\
&\qquad + d_3^- - d_3^+ = 120.0 \\
&g_4(\boldsymbol{x}) + d_4^- - d_4^+ = 0x_{11} + 15.6x_{12} + 24.3x_{13} + 28.3x_{14} + 29.4x_{15} \\
&\qquad + 0x_{21} + 15.6x_{22} + 24.3x_{23} + 28.3x_{24} \\
&\qquad + 0x_{31} + 15.6x_{32} + 24.3x_{33} + 28.3x_{34} \\
&\qquad + d_4^- - d_4^+ = 50.0 \\
&g_5(\boldsymbol{x}) + d_5^- - d_5^+ = 12.78x_{11} + 2.47x_{12} + 3.04x_{13} + 4.02x_{14} + 5.03x_{15} \\
&\qquad + 18.63x_{21} + 5.01x_{22} + 6.13x_{23} + 8.09x_{24} \\
&\qquad + 16.25x_{31} + 17.00x_{32} + 25.03x_{33} + 33.35x_{34} \\
&\qquad + d_5^- - d_5^+ = 30.11 \\
&\sum_{j=1}^{5} x_{1j} = 1, \quad \sum_{j=1}^{4} x_{tj} = 1, \quad t = 2, 3 \\
&\qquad x_{tj} = 0 \text{ or } 1, \quad \forall\, t, j \\
&\qquad d_i^-, d_i^+ \geq 0, \quad i = 1, \ldots, 5
\end{aligned} \tag{11}
$$

Each step for solving this problem is followed the 0-1fGP(GUB) algorithm[3].

< Iteration 1 >

Step0 : Set the range of RHS constant for four goal constraints as follows and priority level q = 3.

$\delta_1 = 4,\ \delta_2 = 10,\ \delta_3 = 60,\ \delta_4 = 24,\ \delta_5 = 16$

Step1 : The membership function for the first goal constraint is shown below.

$$
\mu_1 = \begin{cases} 1 & ;\ g_1(\boldsymbol{x}) < 11 \\ \dfrac{15 - g_1(\boldsymbol{x})}{4} & ;\ 11 \leq g_1(\boldsymbol{x}) \leq 15 \\ 0 & ;\ 15 < g_1(\boldsymbol{x}) \end{cases}
$$

Similarly, the membership functions for the other constraints are obtained from Eq.(7) and (8).

From above, the 0-1fGP problem with four priority levels is formulated as follows:

$$
\begin{aligned}
&lexmin\ \{ z_1 = d_1^+ ,\ z_2 = d_2^+ + d_5^+ ,\ z_3 = d_3^- + d_4^- \} \\
&subj.to \quad g_1(\boldsymbol{x}) + 4\mu_1 + d_1^- - d_1^+ = 15.0 \\
&\qquad g_2(\boldsymbol{x}) + 10\mu_2 + d_2^- - d_2^+ = 70.0 \\
&\qquad g_3(\boldsymbol{x}) - 60\mu_3 + d_3^- - d_3^+ = 90 \\
&\qquad g_4(\boldsymbol{x}) - 24\mu_4 + d_4^- - d_4^+ = 38.0 \\
&\qquad g_5(\boldsymbol{x}) + 16\mu_5 + d_5^- - d_5^+ = 38.11 \\
&\sum_{j=1}^{5} x_{1j} = 1,\ \sum_{j=1}^{4} x_{tj} = 1,\ (t=2,3) \quad \boldsymbol{x_{tj}} = 0 \text{ or } 1\ \forall_{t,j} \\
&0 \leq \mu_i \leq 1,\ i = 1, \ldots, 5 \quad d_i^+,\ d_i^- \geq 0
\end{aligned} \tag{12}
$$

Step2 : By using following equations, do a ranking of the variables in each GUB constraint according to a ranking criterion in ascending order.

$$
r_{ti} = \sum_{i=1}^{m} a_{it_j} / b_i \qquad \forall t, j \tag{13}
$$

$$
\bar{j}_t = [\ \bar{j}_{t_1}\ \bar{j}_{t_2}\ \cdots\ \bar{j}_{t_{n_t}}\ ] = indsort\{ r_{t_j} \mid j = 1, \ldots, n_t \},\ \forall t \tag{14}
$$

where the ind of "indsort" is abbreviation of index.

$r_{11} = 0.73,\ r_{12} = 1.19,\ r_{13} = 1.83,\ r_{14} = 2.43,\ r_{15} = 2.92$
$r_{21} = 0.79,\ r_{22} = 0.82,\ r_{23} = 1.48,\ r_{24} = 2.30$
$r_{31} = 0.77,\ r_{32} = 1.49,\ r_{33} = 3.28,\ r_{34} = 7.50$

Hence, all variables in each GUB constraint are ranked same as original order.

Step3 : Set $x_{ij}=0$ for all t and j. Reset the highest ranked variable from each GUB constraint to 1. The initial solution set x^1 constraints of x_{11}, x_{21} and x_{31}, and their ordering positions are set as follows:

$$
\boldsymbol{k} = [\ k_1\ k_2\ k_3\ ]^T = [\ 1\ 1\ 1\ ]^T
$$

And set the priority level l=1.

Step4 : In this case, the deviational variables and membership function of each goal constraint are obtained as follows:

$$
d_1^- = 11,\quad d_1^+ = 0,\quad \mu_1 = 1.0
$$

Therefore, the goal functions value is $z_1 = d_1^+ = 0.0$.

Step5 : Because the goal function of priority level 1 is $z_1=0$, go to Step 8.

Step8 : l=1 < q=3. Then set l=l+1=2, and go to Step3.

<Iteration 2 >

Step3 : Same to Step3 at Iteration 1.

Step4 : In priority level 2, the deviational variables and membership function values of 2nd constraint are

$d_{2-} = 47.0,\quad d_2^+ = 0.0 \qquad \mu_2 = 1.0$
$d_{5-} = 0.0,\quad d_5^+ = 9.55 \qquad \mu_5 = 0.0$

And the goal function value is $z_2 = d_{2+} + d_5^+ = 9.55$

Step5 : The goal function of priority level 2 is $z_2 = 9.55 > 0$. Therefor, search for a lower ranked variable than the initial variable from by following equation at each GUB constraint.

$$
t^* = \underset{t}{indmax} \left\{ \sum_{i=1}^{m} a_{it_{j_{kt}}} d_i^- \mid \mu_i = 0,\ t = 1, \cdots, p \right\} \tag{15}
$$

$$
t^* = \underset{t}{indmin} \left\{ \sum_{i=1}^{m} a_{it_{j_{kt}}} d_i^+ \mid \mu_i = 0,\ t = 1, \cdots, p \right\} \tag{16}
$$

$t^* = indmin\{189.95, 271.07, 236.44\}$. x_{12} is selected.

Step6 : $x_{12}=1$, $x_{11}=0$, $k_1=1+1=2$, $\boldsymbol{k}=[2\ 1\ 1]^T$

membership function of each goal constraint are

$d_1^- = 7.53,\ d_1^+ = 0.0,\ \mu_1 = 1.0$
$d_2^- = 40.0,\ d_2^+ = 0.0,\ \mu_2 = 1.0$
$d_3^- = 22.6,\ d_3^+ = 0.0,\ \mu_3 = 0.0$
$d_4^- = 22.4,\ d_4^+ = 0.0,\ \mu_4 = 0.0$
$d_5^- = 0.0,\ d_5^+ = 0.0,\ \mu_5 = 0.05$

The goal functions are as follows.

$z_1 = 0.0, \qquad z_2 = 0.0$

Step7 : In such GUB constraint,search for a feasible solution that decreases the goal function and is lower than the variable included in the solution. Go to Step5.

Step5 : As the goal function value of priority level 2 is $z_2 = 0.0$ go to Step8.

Step8 : l=2 < q=3. Set l=2+1=3, and go to Step3.

<Iteration 3 >

Step3 : Same to Step3 at Iteration 2.

Step4 : In priority level 3, the deviational variables and membership function of 3rd and 4th constraints are

$d_3^- = 22.6,\ d_3^+ = 0.0 \quad \mu_3 = 45.0$
$d_4^- = 22.4,\ d_4^+ = 0.0 \quad \mu_4 = 45.0$

Step5 : The goal function of priority level 3 is z_3= 45.0 > 0. Therefor, search for a lower ranked variable by same way of iteration 1. x_{22} is selected.

Step6 : $x_{22}=1,\ x_{21}=0,\ k_2=1+1=2,\ \mathbf{k}=[2\ 2\ 1]^T$ $x^1=\{x_{12},x_{21},x_{31}\}$. The deviational variables and membership function of each goal constraint are

$d_1^- = 6.53,\ d_1^+ = 0.0,\ \mu_1 = 1.0$
$d_2^- = 39.0,\ d_2^+ = 0.0,\ \mu_2 = 1.0$
$d_3^- = 15.2,\ d_3^+ = 0.0,\ \mu_3 = 0.0$
$d_4^- = 6.80,\ d_4^+ = 0.0,\ \mu_4 = 0.0$
$d_5^- = 0.0,\ d_5^+ = 0.0,\ \mu_5 = 0.9$

The goal function values are z_1= 0.0, z_2= 0.0, z_3= 22

Step7, Step5, Step8 : Same to Iteration 3.

< Iteration 4>

Step5 : The goal function of priority level 3 is $z_3 = 22 > 0$. Therefor, search for a lower ranked variable by same way of iteration 1. x_{13} is selected.

Step6 : $x_{13}=1,\ x_{12}=0,\ k_1=2+1=3,\ \mathbf{k}=[3\ 2\ 1]^T$ $x^1=\{x_{13},x_{22},x_{31}\}$. The deviational variables and membership function of each goal constraint are

$d_1^- = 4.51,\ d_1^+ = 0.0,\ \mu_1 = 1.0$
$d_2^- = 30.0,\ d_2^+ = 0.0,\ \mu_2 = 1.0$
$d_3^- = 0.0,\ d_3^+ = 0.0,\ \mu_3 = 0.002$
$d_4^- = 0.0,\ d_4^+ = 0.0,\ \mu_4 = 0.1$
$d_5^- = 0.0,\ d_5^+ = 0.0,\ \mu_5 = 0.24$

The goal functions are as follows.

$z_1 = 0.0, \quad z_2 = 0.0, \quad z_3 = 0.0$

Step7, Step5 : Same to Iteration 3.

Step8 : Because l = 3 = q, terminate.

Therefore, the optimal solution is $x_{13} = x_{22} = x_{31} = 1$, and other variables are zero. The value of the goal functions are $z_1 = z_2 = z_3 = 0.0$ and the System reliability is 93.71%.

4. Conclusions

In the example problem, we could get an optimal solution on the 6th iteration, and all of the goals could be attained. On the other hand, in case of adopting an ordinary 0-1 GP(GUB) algorithm for the same problem, we obtained an optimal solution on the 8th iteration as $x_{14}=x_{23}=x_{31}=1$, and the reliability is 89.65[4].

From above numerical example, it can be made sure that our proposed method for solving large scale 0-1 fuzzy goal programming problems with GUB structures is effective and useful.

In this paper, we applied the algorithm for solving large scale 0-1 fuzzy goal programming problems in particular structures called GUB constrains to a reliability optimization problem with several failure modes for allocating redundant units of life support system. As a result, the algorithm for large scale 0-1 fuzzy goal programming problems with GUB structures can be used to various application, practically.

References

1) M. Gen, K. Ida and J.U. Lee: "Optimum Choices and allocations for system reliability by 0-1 goal programming with GUB structures", J.IECEJ, part D, vol. J71-D, no. 2,, pp. 2140-2147(1988).

2) M. Gen, K. Ida and S. H. Park: "Computational algorithm for 0-1 goal programming with GUB structures and its application", The first conf. of the Assoc. of Asian-Pacific ORS within IFOR (1988).

3) M. Gen, K. Ida, Y. Tsujimura and C. H. Kim: " Large Scale 0-1 Fuzzy Goal Programming and its Application to Reliability Optimization Problems", Inter. J. of Comp. and Indust. Engg., to appear(1993).

4) K. Ida : "Studies on Developing Multiobjective Linear Programming Methods and its Application for Large-Scale Reliability Optimization Problems", Ph. D. Thesis, Kogakuin Univ. (1989), in Japanese.

5) M.Gen: "Reliability optimization by 0-1 programming for a system with several failure modes", Eds. S. Rai and D. P. Agrawal. Distributed Computing Network Reliability, pp. 252-256, IEEE Computer Society Press (1990), IEEE Trans. Reliab. R-24, pp. 206-210 (1975).

6) R.E. Markland and S.K. Vickerey:" The efficient computer implementation of a large-scale integer goal programming model", Eur.J. Opl Res., 26, pp.341-354 (1986).

連絡先: 金 賢哲
〒326栃木県足利市大前町268 TEL)0284-62-0605
足利工業大学 経営工学科 井田研究室

FB2-2

FINITE STAGE MARKOV DECISION PROCESS MODEL USING THE FUZZY SET THEORY

ファジィ理論による有限マルコフ決定過程モデル

Chang Eun Kim* & Mitsuo Gen**

*Dept. of Industrial Engineering

Myong Ji University, Korea

**Dept. of Systems & Indust. Engg.

Ashikaga Institute of Technology, Japan

ABSTRACT

This paper propose a fuzzy concept of return cost of Markov Decision Process (MDP) model which is an application of dynamic programming to the solution of probabilistic decision process. The return structure of the process is measured by Triangular Fuzzy Number (TFN). The comparison method is based on the ranking method.

The goal of this research is to provide the optimal solution for a finite stage which can be manipulated to study the real-world situation for the purpose of aiding the decision maker.

INTRODUCTION

During the last decade the Markov Decision Process (MDP) has been proved to be a versatile and effective systems model in fields ranging from engineering to business. One of the reasons for the widespread use of the Markov model has been the availability of easily implemented optimization techniques[4,5].

This finite horizon MDP model is an application of dynamic programming to the solution of a probabilistic decision process that can be described by a finite number of states. The transition probabilities between states are described by a Markov chain. The reward structure of the process is also described by a matrix whose elements represent the amount of return resulting from moving from one state to another. But, MDP model has weak points for assigning the exact amount of return process and transition probabilities[1].

The reward structure can be measured by fuzzy concept which has indeed been developed with the explicit intention of the human cognitive process. We use the Triangular Fuzzy Numbers(TFNs) for the reward structure value in the analysis of data arising from human subjectivity, thinking, and approximate judgement[2,7].

In order to find the optimal solution of the fuzzy finite horizon MDP model, we will use the ranking method based on the dominance property.

FINITE HORIZON MARKOV DECISION PROCESS WITH FUZZY DATA

We are concerned with a system with a finite state space {i:i=1,•••,m} that will be controlled over a finite horizon of periods.

The process, $\{X_n, n=0,1,\bullet\bullet\bullet\}$, is a Markov chain with state $E = \{1,2,\bullet\bullet\bullet,N\}$ where n is the time of period. The Markov matrix $\mathbf{P}^k = [p_{ij}^k]$ gives the transition probabilities for the process with k alternative, that is

$$p_{ij}^k = Prob\{ \boldsymbol{X}_{n+1} = j \mid \boldsymbol{X}_n = i \} \quad for \;\; i,j \in E.$$

We will denote all matrices and vectors by a boldface character.

The revenue matrix $\mathbf{R}^k = [r_{ij}^k]$ gives the revenue function for alternative k where $\sim$ denotes the fuzzy number. A TFN is completely represented by a triplet such as $r = (r_1, r_2, r_3)$.

Let $k = \{1,2,\bullet\bullet\bullet,M\}$ represent the action (alternative) available to the decision maker and $f_n(i)$ be optimal expected revenue of stages, n,n+1,•••,N, given that the state of the system at the beginning of year n is i.

The value of v_i^k the expected return resulting from a single transition from state i given alternative k, then it can be expressed as

$$\tilde{v}_i^k = \sum_{j=1}^{M} p_{ij}^k \tilde{r}_{ij}^k \qquad (1)$$

Let β (<1) be the discount factor per year, which is normally computed as $\beta = 1/(1+s)$, where s is the annual interest rate. Thus B dollars a year from now are equivalent to β B dollars now.

The backward recursive equation relating $f_n(\cdot)$ and $f_{n+1}(\cdot)$ can be written as

$$\tilde{f}_n(i) = \max_k \{ \beta \sum_{j=1}^{M} p_{ij}^k [\tilde{r}_{ij}^k + \tilde{f}_{n+1}(j)\},$$

$$n=N, N-1, \cdots, 1$$

where

$$\tilde{f}_{N+1}(j) = 0 \quad \textit{for all } j.$$

Fig.1 shows the relationship between $f_n(\cdot)$ and $f_{n+1}(\cdot)$.

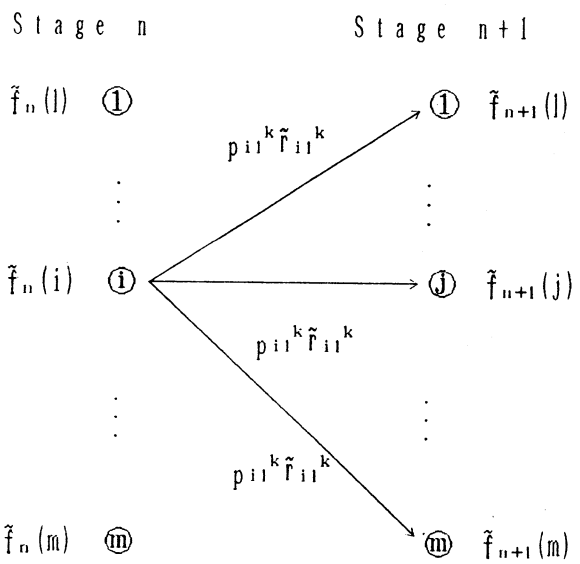


Fig.1 Relationship between $f_n(\cdot)$and $f_{n+1}(\cdot)$

The dynamic programming recursive equation can thus be written as

$$\tilde{f}_N(i) = \max_k \{ \tilde{v}_i^k \} \qquad (2)$$

$$\tilde{f}_n(i) = \max_k \{ \tilde{v}_i^k + \beta \sum_{j=1}^{M} p_{ij}^k \tilde{f}_{n+1}(j)\},$$

$$n=N-1, N-2, \cdots, 1$$

In order to maximize the value of

$$\{\tilde{V}_i^k + \beta \sum_{j=1}^{M} p_{ij}^k \tilde{f}_{n+1}(j)\},$$

we use the ranking method based on the dominance property[2]. Let us consider a sheaf G composed of TFNs r_i, i=1,2,$\cdots$,n. We define r^* as a major TFN if this TFN dominates all the other r_i in the sheaf G. The criterion for dominance is one of the following three articles in the order given below.

(A) The greatest associated ordinary number

$$\tilde{r}^* = \left(\frac{r_1+2r_2+r_3}{4}\right) \qquad (3)$$

(B) If (A) does not separate the two TFNs, then those which have the best maximum mode will be chosen.

(C) If (A) and (B) do not separate the TFNs, then the divergence (the distance between two end points) will be used as a third criterion.

Now, we illustrate the procedure of the fuzzy finite horizon MDP model using the following numerical example.

NUMERICAL EXAMPLE

We use same numerical example of Taha[6]. A gardener attends a plot of land in her backyard. Every year, at the beginning of the gardening season, she uses chemical tests to check the soil's condition. Depending on the outcomes of the tests, she can classify the garden's productivity for the new season as good, fair, or poor. She represents the transition probabilities over a 1-year period from one productivity state to another in terms of the following Markov chain:

state of the system next year

state of the system this year	1	2	3
1	0.2	0.5	0.3
2	0.0	0.5	0.5
3	0.0	0.0	1.0

$= P^1$

The representation assumes the following correspondence between productivity and the state of the chain:

Productivity (Soil Condition)	State of the System
Good	1
Fair	2
Poor	3

The gardener can alter the transition probabilities P^1 by taking other courses of action available to her. She can have another alternative (action) to fertilize the garden to boost the soil condition. If she does, the following transition matrix P^2 will result :

$$P^2 = \begin{array}{c} \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} 1 & 2 & 3 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.3 & 0.6 & 0.1 \\ 0.1 & 0.6 & 0.3 \\ 0.05 & 0.4 & 0.55 \end{bmatrix} \end{array}$$

To put the decision problem in perspective, the gardener associates a return function (or a reward structure) with the transition from one state to another. The return function expresses the gain or loss during a 1-year period, depending on the states between which the transition is made. It is difficult for her to assign the exact value to the reward structure. Therefore, she decide to use the triangular fuzzy numbers of return function. Thus R^1 applies when no fertilizer is used; otherwise, R^2 is utilized in the representation of the fuzzy return function.

$$\tilde{R}^1 = [\tilde{r}_{ij}^1] = \begin{array}{c} \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} 1 & 2 & 3 \end{array} \\ \begin{bmatrix} (5,7,9) & (5,6,7) & (2,3,4) \\ (-1,0,2) & (4,5,6) & (0,1,2) \\ (-1,0,1) & (-1,0,2) & (-2,-1,2) \end{bmatrix} \end{array}$$

$$\tilde{R}^2 = [\tilde{r}_{ij}^2] = \begin{array}{c} \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} 1 & 2 & 3 \end{array} \\ \begin{bmatrix} (5,6,9) & (3,5,7) & (-2,-1,3) \\ (6,7,8) & (2,4,6) & (-1,0,2) \\ (5,6,8) & (2,3,4) & (-4,-2,0) \end{bmatrix} \end{array}$$

The optimization process will be based on maximization of expected revenue over the next 3 years using a discount factor β=0.8.

Since the value of v_i^k will be used repeatedly in the computations, they are calculated here for convenience using equation (1).

$$\tilde{v}_1^1 = \sum_{j=1}^{N} p_{1j}^1 \tilde{r}_{1j}^1$$

$$= 0.2\times(5,7,9) + 0.5\times(5,6,7) + 0.3\times(2,3,4)$$

$$= (1.0,\ 1.4,\ 1.8) + (2.5,\ 3.0,\ 3.5) + (0.6,\ 0.9,\ 1.2)$$

$$= (4.1,\ 5.3,\ 6.5)$$

$$\vdots$$

We can summarize as follows using equation (3):

i	v_i^1	r_i^{1*}	v_i^2	r_i^{2*}
1	(4.1, 5.3, 6.5)	5.3	(3.1, 4.7, 7.2)	4.9
2	(2.0, 3.0, 4.0)	3.0	(1.5, 3.1, 5.0)	3.2
3	(-2.0,-1.0, 2.0)	-0.5	(-1.15, 0.4, 2.0)	0.4

Using equation (2), we can also calculate as follows:

Stage 3

i	$\tilde{v}_i^k$		Optimal Solution	
	k=1	k=2	$\tilde{f}_3(i)$	k^*
1	(4.1, 5.3, 6.5)	(3.10, 4.7, 7.2)	(4.10, 5.3, 6.5)	1
2	(2.0, 3.0, 4.0)	(1.50, 3.1, 5.0)	(1.50, 3.1, 5.0)	2
3	(-2.0, -1.0, 2.0)	(-1.15, 0.4, 2.0)	(-1.15, 0.4, 2.0)	2

Stage 2

i	$\tilde{v}_i^k + \beta[p_{i1}^k \tilde{f}_3(1) + p_{i2}^k \tilde{f}_3(2) + p_{i3}^k \tilde{f}_3(3)]$		Optimal Solution	
	k=1	k=2	$\tilde{f}_2(i)$	k^*
1	(4.10, 5.30, 6.50) + 0.8 [0.2 (4.10, 5.30, 6.50) + 0.5 (1.50, 3.10, 5.00) + 0.3 (-1.15, 0.40, 2.00)] = (5.08, 7.48, 10.02)	(3.10, 4.70, 7.20) + 0.8 [0.3 (4.10, 5.30, 6.50) + 0.6 (1.50, 3.10, 5.00) + 0.1 (-1.15, 0.40, 2.00)] = (4.71, 7.49, 11.32)	(4.71, 7.49, 11.32)	2
2	(2.00, 3.00, 4.00) + 0.8 [0.0 (4.10, 5.30, 6.50) + 0.5 (1.50, 3.10, 5.00) + 0.5 (-1.15, 0.40, 2.00)] = (3.06, 4.40, 6.80)	(1.50, 3.10, 5.00) + 0.8 [0.1 (4.10, 5.30, 6.50) + 0.6 (1.50, 3.10, 5.00) + 0.3 (-1.15, 0.40, 2.00)] = (2.27, 5.10, 8.40)	(2.27, 5.10, 8.40)	2
3	(-2.00, -1.00, 2.00) + 0.8 [0.0 (4.10, 5.30, 6.50) + 0.0 (1.50, 3.10, 5.00) + 1.0 (-1.15, 0.40, 2.00)] = (-2.92, -0.68, 3.60)	(-1.15, 0.40, 2.00) + 0.8 [0.05(4.10, 5.30, 6.50) + 0.40(1.50, 3.10, 5.00) + 0.55(-1.15, 0.40, 2.00)] = (-1.01, 1.78, 4.74)	(-1.01, 1.78, 4.74)	2

Stage 1

i	$\tilde{v}_i^k+\beta[p_{i1}^k\tilde{f}_2(1)+p_{i2}^k\tilde{f}_2(2)+p_{i3}^k\tilde{f}_2(3)]$		Optimal Solution	
	k=1	k=2	$\tilde{f}_1(i)$	k^*
1	(4.10, 5.30, 6.50) + 0.8 [0.2 (4.71, 7.49, 11.32) + 0.5 (2.27, 5.10, 8.40) + 0.3 (-1.01, 1.78, 4.74)] = (6.00, 8.96, 12.80)	(3.10, 4.70, 7.20) + 0.8 [0.3 (4.71, 7.49, 11.32) + 0.6 (2.27, 5.10, 8.40) + 0.1 (-1.01, 1.78, 4.74)] = (5.24, 9.09, 14.33)	(5.24, 9.09, 14.33)	2
2	(2.00, 3.00, 4.00) + 0.8 [0.0 (4.71, 7.49, 11.32) + 0.5 (2.27, 5.10, 8.40) + 0.5 (-1.01, 1.78, 4.74)] = (2.51, 5.75, 9.26)	(1.50, 3.10, 5.00) + 0.8 [0.1 (4.71, 7.49, 11.32) + 0.6 (2.27, 5.10, 8.40) + 0.3 (-1.01, 1.78, 4.74)] = (2.72, 6.57, 11.07)	(2.72, 6.57, 11.07)	2
3	(-2.00,-1.00, 2.00) + 0.8 [0.0 (4.71, 7.49, 11.32) + 0.0 (2.27, 5.10, 8.40) + 1.0 (-1.01, 1.78, 4.74)] = (-2.08, 0.42, 5.79)	(-1.15, 0.40, 2.00) + 0.8 [0.05(4.71, 7.49, 11.32) + 0.40(2.27, 5.10, 8.40) + 0.55(-1.01, 1.78, 4.74)] = (0.68, 3.11, 7.23)	(0.68, 3.11, 7.23)	2

The optimal solution shows that for years 1 and 2, the gardener should apply fertilizer regardless of the state of the soil condition as revealed by the chemical tests. In year 3, however, she should apply fertilizer only if the system is in state 2 or 3. The total expected revenues for the three years with discount factor (β=0.8) are $f_1(1)$=(5.24, 9.09, 14.33) if the state of the system in year 1 is good, $f_1(2)$=(2.72, 6.57, 11.07) if it is fair, and $f_1(3)$=(0.68, 3.11, 7.23) if it is poor.

CONCLUSION

It is necessary that fuzzy concepts apply to the Markov decision process in the real system to overcome the inexact and insufficient information of the reward structure[3].

We propose a fuzzy concepts of return cost with discount factor for an optimal solution of a finite horizon MDP model. Triangular fuzzy numbers (TFNs) for a cost data matrix are used to represent the cost incurred for each time period. The comparison method is based on the dominance property.

This paper provides the optimal solution for a finite horizon MDP model which can be manipulated to study the real-world situation in such areas as inventory, maintenance, replacement, and water resources, for the purpose of aiding the decision maker.

REFERENCE

1. Kim,C.E. and M.Gen, "Advertizement Policy for a Finite Stage Markov Decision Process Model Using Fuzzy Data", International Conference on System Science and System Engineering, Beijin (1993).
2. Kaufman,A. and M.M.Gupta, Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science, North-Holland (1988).
3. Ju,Y.J., C.E.Kim and M.Gen, "Multilevel Fault Tree Analysis by Using Fuzzy Number" , Proceedings of Korea-Japan Joint Conference on Fuzzy System and Engineering, pp.302-305, (1992).
4. Kim,C.E. "System Replacement Policy for a Partially Observable Markov Decision Process Model" ,*J. Korean Institute of I.E.* 16, pp.1-9, (1990).
5. Kim,C.E. "Comparison of Control Policy Algorithms for an Optimal System Operations" , *J. Korean Institute of I.E.* 18, (1992).
6. Taha,H.A. *Operations Research*, Macmillan Publishing Company, New York (1990).
7. Kim,C.E. and M.Gen, "Multilevel Fault Tree and Reliability Analysis Using Fuzzy Numbers and Fuzzy Delphi Method", Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Francisco (1993).

FB2-3

A Classification of Fuzzy Subgroups

ファジィ部分群の分類

Mashaalah Mashinchi
マシャーラ マシンチ
Department of Mathematics, Kerman University, Kerman, Iran.
カルマン大学数学科，イラン

Masao Mukaidono
向殿 政男
Department of Computer Science, Meiji University, 214 Japan.
明治大学・理工学部・情報工学科

あらまし：ある与えられた群（Ｇｒｏｕｐ）のファジィ部分群について報告する。本論文では，従来定義されているよりも，より自然なファジィ部分群に関する同型写像の定義を与える。この定義の下に，ある与えられた群のファジィ部分群の分類を，それらの正確な数を数え上げることにより実行する。最後に，従来定義されている同型ファジィ部分群と本論文の定義との関係を明かにする。

Keywords: *fuzzy (divisible) subgroup, level subgroup, isomorphic fuzzy subgroups.*

1. Introduction

To recognize the properties of a fuzzy subgroup of a given group G, it is a usual method to examine its level subgroups [6, Lemma 3.1]. It is now become customary to construct a fuzzy subgroup of G by means of finding a chain of subgroup of G [2, Section 3]. This constructed fuzzy subgroup can be chosen in an infinite ways, if we pick up its image properly. So, it is natural to search wether these infinite numbers of fuzzy subgroups are all different in nature, or they can be somehow classified. To find any such classification, a notion of isomorphic fuzzy subgroups is a necessity. Fortunately, this concept is appropriately defined in the recent paper [6, Definition 3.4], There is another old one in [7, Definition 2.4] which is considered again in [3, Section 5].

In this paper by using the more feasible definition of isomorphic fuzzy subgroups in [6], we will give noteworthy classification of fuzzy subgroups of some groups, by enumerating the exact number of them. This is a step farther up done in [2, Section 3]. Finally, we will compare the definition of isomorphic fuzzy subgroups given in [6] and [3], and will comment why that of [6] is more feasible and fitted in to apply.

2. Preliminaries

Fix G (G') as a group with identity element e (e').

Definition 1. A mapping from a non-empty set S into [0,1] is a fuzzy subset of S [8]. A non-zero fuzzy subset of G is a fuzzy subgroup of G, and is denoted by $\mu \le G$, if

(i) $\mu(xy) \ge \mathrm{Min}(\mu(x),\mu(y))$ for all $x, y \in G$,

(ii) $\mu(x^{-1}) = \mu(x)$ for all $x \in G$.

In this case $\mu(e)$ is the attained upper bound of μ and it is positive. Let us call $\mu(e)$ the tip of μ. We write $\mathrm{Im}(\mu)$ for image of μ, and $\mathrm{Im}(\mu)$ for the cardinality of $\mathrm{Im}(\mu)$ and we call it the order of μ.

Lemma 2. Let $\mu \le G$. Then the function η defined by for each x in G via $\eta(x) = \mu(x)/\mu(e)$ is a fuzzy subgroup of G such that $\eta(e) = 1$. Conversely, if $c \in (0,1]$ is any constant and $\eta \le G$ is such that $\eta(e) = 1$, then there is $\mu \le G$ such that $\mu(e) = c$.

Definition 3 [6, Definition 3.4]. Let $\eta \le G$ and $\mu \le G'$ with tips α and β, respectively. Then η and μ are said to be *isomorphic fuzzy subgroups*, if there exists a one-to-one correspondence f from $Im(\eta)$ to $Im(\mu)$ such that

(i) f preserves the usual orders of $Im(\eta)$ and $Im(\mu)$, i.e.

$\tau_1 < \tau_2 \in Im(\mu) \Rightarrow f(\tau_1) < f(\tau_2)$,

(ii) $\eta^{-1}[\tau,\alpha] \approx \mu^{-1}[f(\tau),\beta]$ for all $\tau \in Im(\eta)$; and

(iii) $\eta^{-1}(0,\alpha] \approx \mu^{-1}(0,\beta]$, i.e. η and μ have isomorphic supports $Supp(\eta)$ and $Supp(\mu)$.

In this case we use the notation $\eta \approx \mu$. Otherwise we write $\eta \not\approx \mu$ and we say η and μ are *non-isomorphic fuzzy subgroups*.

Note 4. (i) If $\eta \approx \mu$, then $\beta = f(\alpha)$, and $G \approx G'$.

(ii) If one of the following hold

(a) $|Im(\eta)| \neq |Im(\mu)|$,

(b) $\eta^{-1}[\tau,\alpha] \neq \mu^{-1}[f(\tau),\beta]$ for some $\tau \in Im(\eta)$,

(c) $Supp(\eta) \neq Supp(\mu)$,

then $\eta \not\approx \mu$.

Notation. Let $F(G) = \{$ all fuzzy subsets μ of G: $\mu \le G\}$.

3. Some classification of fuzzy subgroups

Theorem 5. (i) $\approx$ is an equivalence relation on F(G).

(ii) If $[\mu]$ is an equivalence class of F(G), then $c\mu, \mu/c' \in [\mu]$ for any constant $c \in (0,1]$ and $c' \in [\mu(e),\infty)$. In particular, there is $\mu_0 \in [\mu]$ such that $\mu_0(e) = 1$.

Remark 6. Theorem 5 gives a nice justification for Definition 3, and it suggests that one can assume the tips of fuzzy subgroups of G are 1, although we do not assume it here.

Notation. Let $F_{\approx}(G) = \{[\mu] : \mu \le G\}$, and I(G) be the cardinality of the set $F_{\approx}(G)$. Also let χ_H^c be defined on G, by $\chi_H^c(x) = 1$, if $x \in H$ and $\chi_H^c(x) = c$, if $x \notin H$, where $c \in [0,1]$, and H is a subgroup of G. Take $\chi_H = \chi_H^0$ and $\chi_G = \chi_G^1$.

It is easy to see that $\chi_H^c \approx \chi_H^{c'}$ for all $c, c' \in (0,1)$ Hence, in this case we remove c, c' and just write $[\chi_H^+]$ for the equivalence class $[\chi_H^c]$.

The following Theorem 7(i) is a generalization of Theorem 2 of [2].

Theorem 7. Let μ be a non-constant fuzzy subset of G with finite $Im(\mu) = \{t_0, t_1, ..., t_n\}$, where, $1 \ge t_0 > t_1 > ... > t_n \ge 0$. Then,

(i) $\mu \le G$ if and only if there is a proper chain of subgroups of G,

$$H_0 \subset H_1 \subset ... \subset H_n = G \qquad (1)$$

such that

$\mu(H_0) = t_0$, $\mu(H_i - H_{i-1}) = t_i$, $i = 1, 2, ..., n$.

(ii) If G is not isomorphic to its proper chain subgroups. Then, any given chain (1) of G, gives rise to only two non-isomorphic fuzzy subgroups of G of order $n + 1$.

Corollary 8. (i) If $\mu \le G$ and $|Im(\mu)| = 1$, then $[\mu] = [\chi_G] =$

$\{\lambda$ is any fuzzy subset of G which is a constant in $(0,1]\}$.

(ii) If $\mu \le G$, $|Im(\mu)| = 2$, and the order $|G| \ge 2$, then for a subgroup H of G,

$$[\mu] = \begin{cases} [\chi_H] & \text{if } 0 \in Im(\mu) \\ [\chi_H^+] & \text{if } 0 \notin Im(\mu), \end{cases}$$ where

$[\chi_H] \cap [\chi_H^+] = \emptyset$, and H is not equal to G.

Corollary 9. Let G be such that $|G| \ge 2$, and $|Im(\mu)| \le 2$ for all $\mu \le G$. Then $F_{\approx}(G) = \{[\chi_H], [\chi_H^+]$: H is any subgroup of G$\}$.

Corollary 10. G is non-trivial of prime order if and only if,

$$F_{\approx}(G) = \{[\chi_{(e)}], [\chi_{(e)}^+], [\chi_G]\}.$$

Theorem 11. If G has the unique proper maximal chain (1) of non-isomorphic subgroups, then $I(G) = 2^{n+1} - 1$.

Corollary 12. If G has the only k proper maximal chains of non-isomorphic subgroups

$$(e) = H_0 \subset H_1^i \subset \ldots \subset H_j^i \subset \ldots \subset H_n = G \qquad (i)$$

$i = 1,\ldots, k \in N$, such that $H_j^r \cong H_j^s$ for all $r \neq s$, $r, s = 1,\ldots, k$, and all $j = 1,\ldots, n-1$, then, $I(G) = 2^{n+1} - 1$.

Corollary 13. If G has the only k proper maximal chains (i) of non-isomorphic subgroups, such that $H_j^r \neq H_m^s$ for all $r \neq s$, $r, s = 1,\ldots, k$, and all $j,m = 1,\ldots, n-1$, then, $I(G) = 4k(2^n - 1) + 3$.

The following example (i) - (iii) contains the results of Section 3 of [2] as a special case.

Example 14. (i) Let G be an abelian group of order $p_1^{n_1}p_2^{n_2}\cdots p_k^{n_k}$, where p_i's are distinct prime numbers and $n_i \in N$. Then, by Lemma 4.21 of [4], G has a proper maximal chain of length $n = n_1 + n_2 + \ldots + n_k$. If there are k such non-isomorphic chains, in the sense of Corollary 13, then $I(G) = 4k(2^n - 1) + 3$.

(ii) Let G be of order pq, where p and q are distinct prime numbers. Then, by Corollary 13, $I(G) = 11$.

(iii) Let G be S_3. Then, by Example 14(ii), $I(G) = 11$.

(iv) Let G be Q. Then, by Theorem 2.6 of [5] and Corollary 8(i), up to isomorphism the only divisible fuzzy subgroup of G is χ_G.

(v) Let G be $Z(p^\infty)$. Then, by Theorem 2.8 of [5] and Corollary 8(ii), the only non-isomorphic divisible fuzzy subgroups of G are $\chi_{(e)}$ and χ_G.

We close this paper with some remarks.

There is another definition of fuzzy isomorphism subgroups considered in [7], which is recently used in [3] as follows:

Definition 15. Let $\mu \leq G$ and $\nu \leq G'$. A fuzzy homomorphism $f: \mu \to \nu$ is a homomorphism $f: \mathrm{Supp}(\mu) \to \mathrm{Supp}(\nu)$ such that $\mu(x) = \nu(f(x))$ for all $x \in \mathrm{Supp}(\mu)$. If f is a bijection, then it is a fuzzy isomorphism from μ onto ν. Then, μ and ν are said to be *fuzzy isomorphism* and we write $\mu \cong \nu$. Otherwise we write $\mu \ncong \nu$.

Note 16. (i) It can be easily seen that $\cong$ is an equivalence relation on the set F(G).

(ii) If $\mu \cong \nu$, then $\mu(e) = \nu(e')$.

In Theorem 5, we proved $c\mu, \mu/c' \in [\mu]$ for any constant $c \in (0,1]$, $c' \in [\mu(e),\infty)$ and all $\mu \leq G$. But, as a deficiency of Definition 15, this is not true for $\cong$ and hence Definition 3 is more feasible, as the following example shows.

Example 17. Let $\mu \leq G$, $c \in (0,1)$ and $1 \neq c' \in [\mu(e),\infty)$. It is obvious that $\mu(e) \neq c\mu(e)$ and $\mu(e) \neq \mu(e)/c'$. Now, by Note 16(ii), we observe that $\mu \ncong c\mu$ and $\mu \ncong \mu/c'$.

Example 17 shows that Definitions 3 and 15 are not equivalent.

Acknowledgments. The first author would like to thank Professor K. Tomizava for his many kind collaborations during his sabbatical leave at the Department of Computer Science of Meiji University.

References

[1] J. M. Anthony and H. Sherwood, A characterization of fuzzy subgroups, Fuzzy Sets and Systems 7(1982) 297 - 305.

[2] L. Filep, Structure and Construction of fuzzy subgroups of a group, Fuzzy Sets and Systems 51(1992) 105 - 109.

[3] B. B. Makamba, Direct products and isomorphism of fuzzy subgroups, Information Sciences 65(1992) 33 - 42

[4] M. Mashinchi and M. M. Zahedi, On fuzzy ideals and level ideals, Proceedings of 20-th Annual Iranian Math. Conf., Tehran University (1989) 205 - 255 (in Persian).

[5] D. S. Malik and J. N. Mordeson, Fuzzy subgroups of abelian groups, Chinese Journal of Mathematics 19(1991) 129 -145.

[5] S. Ray, Isomorphic fuzzy groups, Fuzzy Sets and Systems 50(1992) 201 - 207.

[7] H. Sherwood, Product of fuzzy subgroups, Fuzzy Sets and Systems 11 (1983) 79 - 89.

[8] L. A.Zadeh, Fuzzysets, Information and Control 8 (1965) 338 - 353.

[9] M. M. Zahedi, A characterization of L-fuzzy prime ideals, Fuzzy Sets and Systems 44(1991) 147 - 160.

Reference

(問い合わせ先)

M. Mashinchi, M. Mukaidono

Meiji University

Dept. of Computer Science

1-1-1 Higashi-mita, Tama-ku

Kawasaki-shi 214 Japan

(M. マシンチ, 向 殿 政 男

214川崎市多摩区東三田1-1-1

明治大学理工学部情報科学科)

TEL:044-934-7450

FAX:044-934-7912

FB2-4

AN EVALUATION PROCEDURE FOR RANKING RURAL ROADS FOR INVESTMENT USING A LINGUISTIC VARIABLE APPROACH
言語変数アプローチを用いた投資決定のための農村道路序列評価方法

ISAAC F. MENSA-BONSU, SEICHI KAGAYA AND ETSUO YAMAMURA
アイザック F メンサ．ボンス・ 加賀屋誠一・ 山村悦夫
GRADUATE SCHOOL OF ENVIRONMENTAL SCIENCE, HOKKAIDO UNIVERSITY
北海道大学大学院環境科学研究科

ABSTRACT
研究は、農村開発における道路の結合関係の重要性と、それらが、逆に農村開発を阻害する度合もあわせて計測するために、ファジィ関係の合成の概念を利用している。ここでは、投資コスト、投資のための序列化の基準として評価される人口を同時に検討している。ファジィ関係の合成の概念は、評価付けと、重み付けの問題を扱うために、用いられている。具体的には、これは、言語変数アプローチの利用によって可能となる。ここでは、この方法は、簡単な数値例で表されている。

1. INTRODUCTION

The two most widely used techniques for ex-ante evaluation of rural roads are optimization techniques and prioritization or ranking techniques. Rating techniques provide the list of projects ranked according to a given set of criteria. These include the traditional engineering economy such as the use of CBA (producer surplus or consumer surplus), NPV, IRR to rank projects, as well as scoring models.

Economic analysis, in the form of consumer surplus or the producer surplus (or both) for obtaining the indicators for ranking (B/C ratio, NPV, IRR, etc.), is used and even advocated by such agencies as the World Bank. However, it has many theoretical and practical problems. For instance, it does not include unquantifiable and intangible benefits resulting from rural road investment. Again, the use of the World Bank Model[1] makes a formidable demand for data making its application difficult in developing countries. Consequently, many developing countries employ multiattribute decision making or scoring techniques. Scoring models are able to accommodate intangible and non-quantifiable benefits in an analytical framework. However, the determination of factor weights and factor subscore values are usually a source of contention with the use of scoring models. Fuzzy Set theory provides a great opportunity to improve upon MADM techniques.

This study employs the concepts of fuzzy relations and linguistic variable to develop an evaluation procedure based on MADM which can be used to prioritize rural roads for investment at the district or operational level. The method is illustrated using numerical examples.

2. PROPOSED EVALUATION FRAMEWORK AND METHODOLOGY.

2.1 Identification of criteria.

Based on an extensive review of the literature, four criteria have been selected for the prioritization of rural roads for investment at the district level. These include:

1. The degree of importance of a given road link to rural development efforts.
2. The degree of hindrance to rural development efforts due to the condition of a road link.
3. The population accessed by a road link.
4. The cost of improving a road link ／the cost of investment .

2.2 Justification and Measurement

a) (Degree of) Importance of a Road to Rural Development .

The demand for transport is considered to be a derived demand. Agencies for rural development in the district are usually located at the district capital and the large towns. To be able to serve the rural areas these agencies need access provided by rural roads. The importance of a link for rural development can therefore be captured via the importance of the agencies it serves. This can be illustrated below:

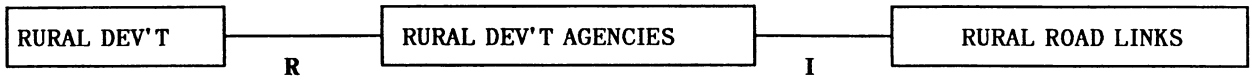


Figure 1 : Relation between Rural Roads and Rural Development

In Figure 1, I represents a relation between rural road links and agencies for rural development. This relation can be defined as:

$I = \{ (x,y) \mid \text{link } x \text{ is important to agency } y \}$ for all $(x,y) \in X \times Y$ .....(1).

R also represents a relation between rural development agencies and rural development, which can also be defined as:

R= {(y,z) | agency y is potentially important for rural development,z } for all (y,z) $Y \times Z$ .....(2).

I and R can obviously be considered as two fuzzy relations. A fuzzy relation I on $X \times Y$ is defined as a fuzzy sub-set of $X \times Y$ characterized by its membership function $\mu_I : X \times Y \longrightarrow [0,1]$.[5] To trace the importance of each link for rural development we need the composition of the two fuzzy relations. The $\circ$-composite fuzzy relation of I and R is defined by [4]:

$B = (R \circ I)(x,z) = \bigvee_y [I(x,y) \wedge R(y,z)]$ **where** $y \in Y \quad z \in Z$ .....(3)

(3) can be written in terms of membership functions as $\mu_{R \circ I}(x,z) = \bigvee_y \mu_I[(x,y) \wedge \mu_R(y,z)]$ .....(4)

(3) or (4) measures the relationship between a given link and rural development or the degree of importance of a link to rural development (in the district). We may also reckon it to be the rural development promotion value (RDPV) of the link.

(b) The degree of hindrance to rural development due to the condition of a road link.

The condition of rural roads affects the ability of rural development agencies to reach the rural areas. Bad road conditions tend to hinder rural development because it leads to a break in contact between rural development agencies and the rural areas. We can illustrate it as:

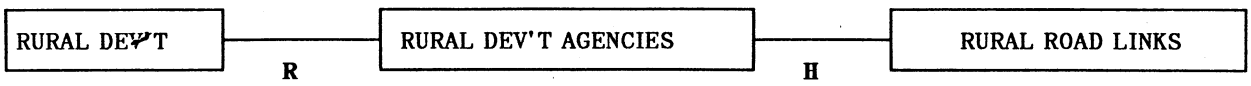


Figure 2: Rural Roads and Rural Development

In Figure 2, H represents a relation between rural road links and rural development agencies; this relation can be defined as:

H= {(x,y) | link x hinders the performance of agency y's role in rural development} .....(5)

H is considered as a fuzzy relation. The $\circ$-composite fuzzy relation of H and R can be defined in terms of membership function as: $\mu_{R \circ H}(x,z) = \bigvee_y \mu_H[(x,y) \wedge \mu_R(y,z)]$ .....(6)

(6) measures the degree of hindrance of a road link to rural development.

(c) The population accessed by a road link.

This represents the cumulative number of villagers (potential) who utilize a road link. It has been revealed in the literature on ex-post evaluation studies (eg. [3]) that selecting road links which benefit a larger number of people enhances the potential impacts. Other studies have also identified the importance of increased mobility due to rural road improvement.

The population accessed by each road link could be obtained as a crisp number. It is also conceivable, however, to obtain the data in qualitative form, in which case the linguistic variable approach can be used.

d) The cost of improving a road link.

This has also been found in the literature to be an important criterion for road selection in developing countries. This could be obtained as a crisp number but it may also be available in qualitative data form and so the use of the linguistic variable approach may be required.

2.3 Assessment of links relative to the criteria.

The rating scale for making the assessment may be given as follows:

Degree of Importance	**Degree of Hindrance**	**Population, Cost**
-Indeed critical (IC)	-Indeed critical (IC)	- Extremely high (EH)
-Critical (C)	-Critical (C)	- Very high (VH)
-Fairly critical (FC)	-Fairly critical (FC)	- High (H)
-Very important (VI)	-Very serious (VS)	- Fairly high (FH)
-Important (I)	- Serious (S)	- Moderate(M)
-Fairly important (FI)	- Fairly serious	- Fairly Low
-Unimportant (U)	-No problem (NP)	- Low(L)
		- Fairly low (FL)
		- Extremely Low

2.4 The Fuzzy Set Approach

The concept of fuzzy sets can be utilized to manipulate these qualitative assessment quantitatively. The evaluation of each criterion can be considered as belonging to a fuzzy set characterized by membership functions.

Considering the fuzzy relations I(x,y), R(y,z), and H (x,y) they are by definition (see 2.2 a) represented as Type 1 fuzzy sets. Therefore we can consider I(x,y), R(x,y), and H(x,y) as fuzzy variables which will induce Type 1 fuzzy sets. If I(x,y), R(y,z) and H(x,y) are considered as linguistic variables then they can be represented by Type 2 fuzzy sets. The membership function we employ will therefore depend on the type of fuzzy set we consider.

The selection criteria 3 and 4 may be considered as linguistic variables whose

term-sets are represented by their rating scale. Their quantitative values can be used as the base variable for the calculation of the compatibility function or membership function. [6]

2.5 Aggregation of Criteria.

The four criteria identified may or may not be considered as being of equal importance to the investment decision problem.

Case 1: We can consider the case of a decision maker (DM) who considers the four criteria as equally important to the investment decision. In this case we will use a method of aggregating criteria based on clustering, notably, the generalized Hamming distance.

A road link that will make an ideal selection will have the following assessment:

a) degree of importance = indeed critical
b) degree of hindrance = indeed critical
c) population accessed = extremely high
d) cost of investment = extremely low

We can then calculate the generalized Hamming distance as [2]:

$D(U,L) = 1/n \; \Sigma \mid \mu_U(x_i) - \mu_L(x_i) \mid$ .....(7). Where U is the ideal assessment and L is the actual assessment. The results will induce a hierarchy of the road links. The lower the value, the higher the priority.

Case II : In the case where the criteria are considered to be of unequal importance, the problem of weighting crops up. This may be handled, again, using the concept of composite fuzzy relations. We define the following relations:

$S(x,c) = \{(x,c) \mid$ **link x is important to criterion c**$\}$ .....(8)

$W(c,g) = \{(c,g) \mid$ **criterion C is important to the goal of rural roads investment , g** $\}$ ...(9)

We can represent these relations as in Figure 3.

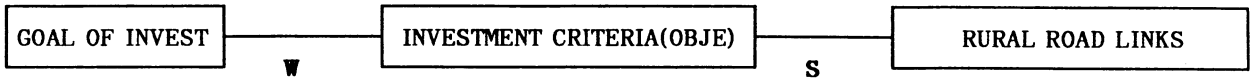


Figure 3 : Relation Between Rural Roads Links and the Goal of Investment

The importance of each road link to the goal of the investment can be obtained as the composition of the two fuzzy relations in Figure 3. Thus, $P(x,g) = S(x,c) \circ W(c,g) = \bigvee_c [\mu_s(x,c) \wedge \mu_w(c,g)]$. This can be interpreted as the degree of importance of link x to the goal of the rural roads investment decision. All the links can therefore be ranked according to this indicator.

3 ILLUSTRATIVE EXAMPLE

We consider a simple case where 3 rural roads x1, x2 and x3 are to be prioritized for investment using the criteria discussed above. We assume for simplicity only 3 agencies, namely, Education y1, Health y2, and Agriculture y3, and employ the procedure outlined in this study. Let us assume that our survey has revealed the relations in our model as follows:

I	y1	y2	y3
x1	FC	C	FI
x2	VI	FC	I
x3	VI	C	IC

R	z
y1	C
y2	C
y3	IC

H	y1	y2	y3
x1	VS	IC	VS
x2	IC	C	VS
x3	C	VS	IC

We consider the case where I, H and R are represented as Type 1 Fuzzy sets. Then these Fuzzy sets can be defined as follows:

I = 1.0/IC + 0.8/ C + 0.7/ FC + 0.5/ VI + 0.3 / I + 0 / U
H = 1.0/IC + 0.8/ C + 0.7/ FC + 0.5/ VS + 0.3 /S + 0 /NP
R = 1.0/IC + 0.8/ C + 0.7/ FC + 0.5/ VI + 0.3 / I + 0 / U

Using these fuzzy set definitions, we can transform the verbal assessments above into:

I	y1	y2	y3
x1	0.7	0.8	0.25
x2	0.5	0.7	0.3
x3	0.5	0.8	1.0

R	z
y1	0.8
y2	0.8
y3	1.0

H	y1	y2	y3
x1	0.5	1.0	0.5
x2	1.0	0.8	0.5
x3	0.8	0.5	1.0

Let $B = R \circ I(x,z)$ and $T = R \circ H(x,z)$, then we have:

	z
x1	0.8
B = x2	0.7
x3	1.0

	z
x1	0.8
T = x2	0.8
x3	1.0

B represents the assessment for criterion 1 and T represents the assessment for criterion 2. For criteria 3 and 4 let us take the following as given:

Link	population	cost
x1	H	M
x2	VH	H
x3	VH	H

The fuzzy set for the assessment values for population accessed and the cost of investment may be defined as:

A = 1.0/EH + 0.9/VH + 0.8/FH + 0.7/FH + 0.5/M + 0.3/FL +0.2/L + 0.1/VL + 0.05/EL

Thus, considering this type 1 fuzzy set we obtain the following:

Link	population	cost
x1	0.8	0.5
x2	0.9	0.8
x3	0.9	0.8

Considering the 4 criteria we have:

	C1	C2	C3	C4
x1	0.8	0.8	0.8	0.5
x2	0.7	0.8	0.9	0.8
x3	1.0	1.0	0.9	0.8

If we consider case 1, where the 4 criteria are of equal importance, then we can employ the generalized Hamming distance. This results in: x1 = 0.25, x2 = 0.34 and x3 = 0.21. The roads can, therefore, be ranked as x3, x1 and x2 in that order of priority.

If we consider case II, where the criteria are of unequal importance, we have:

	C1	C2	C3	C4
x1	0.8	0.8	0.8	0.5
S = x2	0.7	0.8	0.9	0.2
x3	1.0	1.0	0.9	0.2

	g
C1	C
W= C2	C
C3	IC
C4	IC

	g
C1	0.8
W= C2	0.8
C3	1.0
C4	1.0

	g
x1	0.8
P = x2	0.9
x3	0.9

The roads can therefore be ranked with x2 and x3 at the top.

4 CONCLUSION

This study has outlined a procedure for ranking roads for investment. It may be considered as an advancement of scoring models. It may also be considered as an alternative approach to solving of the multi-criteria decision problem.

Using the concept of composite fuzzy relations, we can obtain a measure for such selection criteria as, the degree of importance and the degree of hindrance of a road link to rural development. It also helps us to handle the problem of weighting and scoring associated with traditional multi-criteria decision making models.

Fuzzy linguistic approach enables us to translate verbal expressions used to assess the road links relative to the criteria, into numerical data thus permitting quantitative analyses.

The evaluation procedure in this study portends a promising means to accommodate the intangible, non-quantifiable factors inherent in rural roads investment analysis. There is the need, however, to apply the evaluation procedure to an actual rural roads investment decision problem. Also the definition of membership functions for the linguistic variables needs further research. Further work will be directed at these two issues.

REFERENCES

1. Carnemark, C., J. Biderman and D. Bovet, The Economic Analysis of Rural Road Projects, World Bank Staff Working Paper No. 241, The World Bank, Washington, D.C., 1976

2. Kickert, Walter J.M., Fuzzy Theories on Decision-Making, Martinus Nijhoff, 1978

3. Leinbach, Thomas R., Transport Evaluation in Rural Development: an Indonesian Case Study in Third World Planning Review, Vol. 5, Feb. 1983, pp 23-35.

4. Sanchez, E., Resolution of Composite Fuzzy Relations, Information and Control, 30, 38-48,(1976)

5. Sanchez, E., Compositions of Fuzzy Relations, Advances in Fuzzy Set Theory and Applications in M.M. Gupta, et al. (Eds) North-Holland, 1979, pp 421-433

6. Zadeh, L. A. , The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning I, II, III Information Sciences 8, 199-249(1975), 8, 301-357(1975) 9, 43-80(1975)

FB3-1

ファジィニューロモデルによる人間のカテゴリー化のモデル

Fuzzy-Neuro Modeling of Human Categorization

椎名乾平
Shiina Kenpei
早稲田大学教育学部教育心理学教室
Dept. of Educ. Psychol., School of Education, Waseda Univ.

Abstract

Although various PDP approaches to human categorization might have been successful thus far, they have an intrinsic common drawback at least insofar as not being able to represent propositional knowledge people are utilizing. As such, models of human categorization using fuzzy-neuro and fuzzy propositional concepts might be promising.

In this paper, two Back-propagation based fuzzy propositional neural-network models, using multiplication or max-min operator, are proposed. Comparison of the experimental and simulation studies revealed that there was a close match between the data from human categorization learning and the simulation data derived from our fuzzy propositional network. In particular, the fact that our network could learn XOR category structures, which is known to be very hard to learn for any extant PDP categorization models, as much as humans could, implies that our approach is on the right way. Overall, we can conclude that the approach gives us a new tool for studying human categorization.

カテゴリー化研究は分類という最も基本的な心理過程を扱う．分類問題はパターン認識やクラスタリングの文脈でも議論されるが，人間のカテゴリー学習は必ずしも合理的・最適化法的モデルで説明できない．そこで従来のモデルと，ファジィニューロモデルとの比較検討を行ない，なし崩し的なカテゴリー化を可能にする過程について考える．

1：椎名(1992)のカテゴリー化実験の概要

線形分離可能性とは，特徴空間において二つのカテゴリーが直線（あるいは平面，超平面）によって分割できるという性質である．線形分離可能性がカテゴリー学習を向上させるのは当然のことと思われるが，過去の研究では否定的な結果が得られている．実験ではx,y,z3次元が連続的に変化する棒グラフ図形を刺激として用いた．x,y,zは3次元の座標空間で表現できるわけであるが，この座標空間上に様々な領域を設けて，線形分離可能なカテゴリーを学習する条件と，線形分離不能なカテゴリーを学習する条件を対比させることが可能である（線形分離可能条件　ｖｓ　線形分離不能条件）．もう一つの要因としてカテゴリーを形成する事例数を用いた．（カテゴリーが小数の事例から構成されている場合と，多数の事例より構成されている場合では，当然学習率が異なるはずである）（多事例条件　ｖｓ少事例条件）．

異なるカテゴリー構造と事例数を用いて学習率を比較した．その結果線形分離可能なほうがそうでない場合より、また、事例数が少ない方が多い場合より、学習が容易であるという結果が得られた（結果を図1に示す）．

2：カテゴリー化のモデル

人間行動のモデルとしては規範的(Normative)モデルと記述モデルが区別されることが多い．両者を区別する重要な基準は合理性を考慮するかどうかである．例えば，多次元正規分布を内的表現のモデルとして仮定するのは一応可能であり，さらにベイス流意志決定理論を組み合わせればかなり良い規範モデルを作ることができると考えられるが，これは心理学と言うより規範的統計的意志決定理論の研究となってしまう．判別分析等は規範モデルであると解釈した方が無難であろう．その根拠は

1)人間は合理的判断者ではないという研究が存在する(例えばKahneman, Slovic, and Tversky, 1982)
2)被験者が判別分析あるいはそれと同等の処理を行ったという直接的証拠は何も無い
3)学習過程が考慮されない

ことである．カテゴライゼーションは，未知のシステムの性質を同定する事態であると考えるべきである．ところが，この同定プロセスを合理的に導いてくれるような知識を現実問題として被験者はまったく持ち合わせていないのである．そしてこの様な状況下でもかなりの程度カテゴライゼーションが可能であったという事実は，非常に少ない事前知識から，いわば泥縄的に対象システムのモデル化を行なうという過程を，研究対象にしなければいけないことを示している．被験者は，少なくとも意識レヴェルではまったく確率論的処理をしていないし，通常の意味の論理判断・集合演算をしているわけでもない．カテゴライゼーションの実験事態において

A）なぜだか言語化できないが，とにかくできるようになった．
B）はっきりとは示せないが，なにかルールのようなものを抽出した．

というだけなのである．

通常のＰＤＰモデルも魅力的であるが，少なくとも

1）線形分離不能条件のカテゴリーは人間とは異なり学習不能（非常の多数の試行が必要）
2）人間が使用しているであろうルールの表現が考慮できない

という欠点がある．

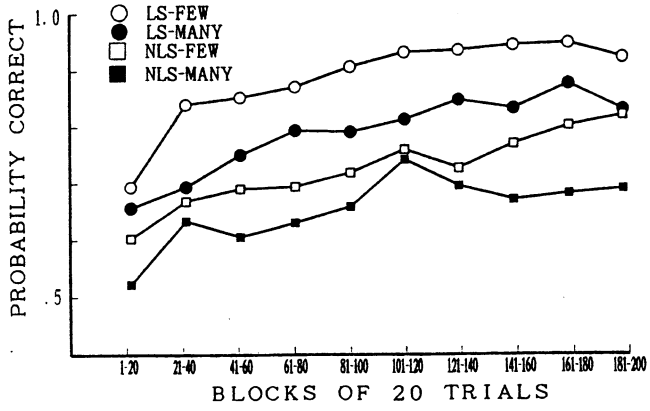


図1　椎名(1992)の実験の学習曲線
（ＬＳ＝線形分離可能、ＮＬＳ＝線形分離不能）

本章では人間の素朴な（非合理的な）カテゴライゼーション過程をファジィプロダクションシステムとして表現する試みについて述べる．基本的発想は
「被験者は刺激を数値として扱い数的処理をするのではなく，命題それも真理値に程度があるようなファジィ命題として処理しているだろう」
ということにある．さらにこの過程に学習能力を与えるために，ＰＤＰモデルとファジィアプローチの融合を計る（このようなアプローチは工学で着手されつつある．例えば堀川・古橋・内川(1992)）．

3：刺激の命題表現

実験で用いられた刺激を命題表現するとして，具体的にどのような命題を考えるべきであろうか？　まず属性の長さを単純に表現する命題を考えるべきであろう．すなわち命題ｐ，ｑ，ｒを
ｐ＝ｘは長い
ｑ＝ｙは長い
ｒ＝ｚは長い
のように定義する．すると
$\overline{p}$＝ｘは短い（長くない）
ｑ＝ｙは短い
$\overline{r}$＝ｚは短い
という表現も可能である．以上よりあるカテゴリーＸが
$$p \wedge q \wedge \overline{r}$$
（ｘが長く，ｙが長く，ｚが短い）
と表現されたりする．命題論理学の書き方ならば
$$p \wedge q \wedge \overline{r} \rightarrow X$$
プロダクションの書き方ならば
Ｉｆ　ｐ∧ｑ∧$\overline{r}$　ｔｈｅｎ　Ｘである
と表現できる．

4：ファジィ命題とファジィプロダクションシステム

「ｘが長い」，「ｘはｙより長い」，などという命題は程度を持つものと考えるべきであろう．そこで，ファジィ理論を導入して，命題の真理値に程度を与える．ファジィ集合論の発想に従い上述の命題ｐ，ｑ，ｒにメンバーシップ関数により［０，１］区間の真理値を与えるのだが、これには様々な可能性がある．ここでは全体集合として属性値のとりうる物理的な長さを考え
$p(x) = 1/(1+\exp(-\alpha_p x+\theta_p))$
$q(y) = 1/(1+\exp(-\alpha_q y+\theta_q))$
$r(z) = 1/(1+\exp(-\alpha_r z+\theta_r))$
と仮定することにする．ここでｘ，ｙ，ｚは属性の物理的長さ，　αｐ，θｐ等は未知のパラメーターとする．αｐ等はメンバーシップ関数の立ち上がりの大きさ，　$-\theta_p/\alpha_p$はメンバーシップ値が１／２である点を示す．

次に合成命題であるが，数十種類のファジィ論理演算子の中で心理過程にどれを使用するべきかにはいろいろと提案があるが（山下・山下，1989）ここでは代数積を用いることにする（尚，**7**でＭａｘｍｉｎを用いる例も示す）．すると例えば
ｘが長い∧ｙが長い　　は
$p(x) \cdot q(y)$　　(1)
と書ける．そこで
if　$p(x) \cdot q(y)$　then　カテゴリーＸ　　(2)
のような程度を持つルール的知識が表現可能になる（ここで「カテゴリーＸである」もファジィ命題であるの注意）．尚(1)は連続的な値をとり
ｐ（ｘ）が小さいならばｘは小さい
ｑ（ｙ）が小さいならばｙは小さい
という関係が成立しているため，ｘ，ｙが小さいという状況も表現可能となっている．

5：ファジィ命題を用いた学習

以上で説明されたモデルにはこのままでは学習能力はない．例えば(2)は
うまくｐ（ｘ），ｑ（ｙ），「カテゴリーＸである」の間の関係を定めてやれば（もちろん可能であればだが），このルールでカテゴリーの記述が可能であるかもしれないということを主張しているのにすぎない．

そこでファジィプロダクションに学習能力を与えるためファジィ論理＋ニューロ学習を行なうモデルを提案する．以下のモデルをＰＤＰ理論の立場から見ると，「通常解釈不能である，重みや閾値が，心理学的に（あるいはファジィ理論的に）解釈可能になるように制約（工夫）したもの」と言うこともできる．

図２の４層ネットワークを見てほしい．簡単のため使用する論理式は
ｐ（ｘ）∧ｑ（ｙ）
ｐ（ｘ）∧ｒ（ｚ）
ｑ（ｙ）∧ｒ（ｚ）
ｐ（ｘ）∧ｑ（ｙ）∧ｒ（ｚ）
の四つとする．

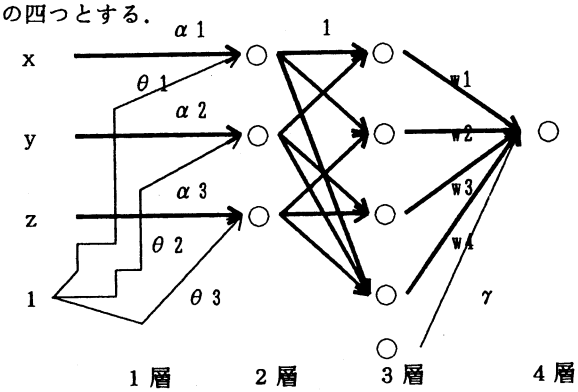


図２　ＦＰＮＴの構造

１層は入力層である．入力層から第２層への伝播には重みαが与えられ，閾値θが減ぜられるのでその入出力関係は
$$O_i^2 = f(\alpha_i x - \theta_i)$$
等々となる．この出力はｘ，ｙ，ｚの「大きさ」のメンバーシップ関数を表現するものと解釈できる．第三層では，第二層からの出力を基にしてファジィ命題計算を行なう．すなわち

$O_1^2 O_2^2$	ｘが大きい∧ｙが大きい
$O_1^2 O_3^2$	ｘが大きい∧ｚが大きい
$O_2^2 O_3^2$	ｙが大きい∧ｚが大きい
$O_1^2 O_2^2 O_3^2$	ｘが大きい∧ｙが大きい∧ｚが大きい

通常のＢＰ法で用いる和のかわりにファジィ論理積（ΣＩＩユニット）を用いているのがユニークなところである．
第四層では，第三層の命題計算の結果から，一種の情報統合を行って判断結果を出力する．このネットワークをＦＰＮＴ（Fuzzy　Propositional NetWork)と名づける．
ＦＰＮＴには４種類の未知パラメータがあるが，カテゴリー学習はＢＰ法と同様に，このパラメータを最急降下法により逐次的に改訂することによって行われる．そこで最小二乗基準Λを最急降下法式に最小化させる問題を考える．
$$\Lambda = \frac{1}{2}(O^4 - y)^2 \rightarrow MIN$$
ここでｙは教師信号（1-0），O^4は第４層からの出力である．

6：シミュレーション

ＦＰＮＴが一般的な学習能力（特に線形分離可能な場合）を持つのは，自明と思われるが，通常のＢＰ法では学習困難である線形分離不能な場合はどうなるであろうか？
ＦＰＮＴにはある意味で事前知識が導入されている．この事前知識によってどの程度学習の向上が見られるかが重要な点である．

刺激系列としては，４条件（線形分離可能＋多事例，線形分離不能＋多事例，線形分離可能＋少事例，線形分離不能＋少事例）条件において使用された200個の刺激Siとそれぞれに対応するカテゴリー名Ci（１と０）を用いた．

Siは３次元ベクトル（xi,yi,zi)で表現でき，これとCiが用いられる．入力信号は（xi,yi,zi）であり、教師信号と

して用いるのはCiである．具体的には
0：i=1として，パラメーターをランダムに定める．
1：（xi,yi,zi，Ci）を入力として，Ciを教師信号として与えて，パラメーターを改訂する．
2：改訂したパラメーターの元で（パラメーターは固定したままとする），２００個のデータ（xj,yj,zj），j=1,200を入力層に与える．そして出力C'について
　C'＞．５ならばカテゴリー１を答える
　C'＜．５ならばカテゴリー０を答える
というルールでネットワークが反応するものとする．この反応より正答率Riを計算する．
3：i=i+1として1に戻る
Riは学習途中のある時点でのネットワークのパラメーターによって，どの程度の正答率が得られるのかを調べるためのものである．

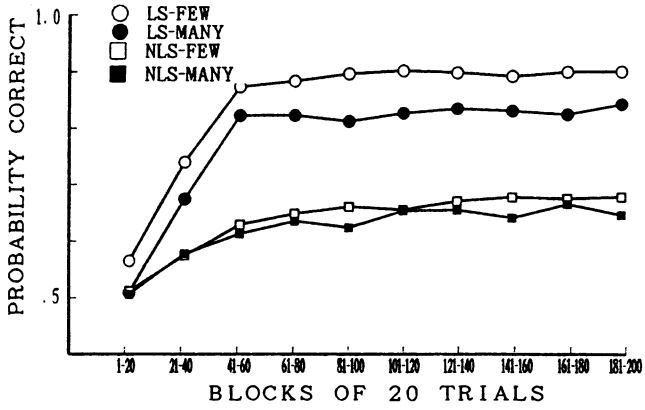


図３　ＦＰＮＴの結果　１から２００試行まで

結果　結果を図３に示す．
１）ＢＰ方では学習困難であった，線形分離不能条件での学習が達成されている点
２）全体のパターンが，人間の学習パターン（図１）に類似している点で
極めて優秀な結果と言うことができよう．

６－１　シミュレーション結果の詳細

以上結果が非常に満足すべきものであったので，学習完了後のネットワークの挙動の詳細の一例を検討する．
図４に線形分離可能条件での，図５に線形分離不能条件での，学習された重み，閾値の一例を示す．図４，５両者においてα，θの値はだいたい同じであるが（初期値の値に依存している）　W，γが異なっており，ここから情報処理様式の差異が生ずる．
図６にＦＰＮＴの入出力関係を図式化したものを示す．（尚各属性値は［０，１］区間に規準化されている）．
図６において注目すべきなのは，ファジィ命題の導入により非線形な領域間境界が形成されていることであり，このことによってかなりの確率で正答が可能となっていることである．

■■：ＭＡＸＭＩＮ演算を用いたＦＰＮＴ

従来ファジィニューラルネットワークでは数学的性質の良さから代数積を使用することが多かったが本節ではＭＡＸＭＩＮ演算を用いる．すなわちａ，ｂをファジィ命題として
論理積　　Ｍｉｎ（ａ，ｂ）
論理和　　Ｍａｘ（ａ，ｂ）
と定義するものである．ＭＡＸＭＩＮ演算はファジィ集合論では代数積より一般的であるし，また代数積は解釈によっては確率の演算とも言えるため，ＭＡＸＭＩＮ演算はファジィ集合論の独自性を主張する意味でも興味深い．この演算を用いれば，例えば
　ｘが長い∧ｙが長い

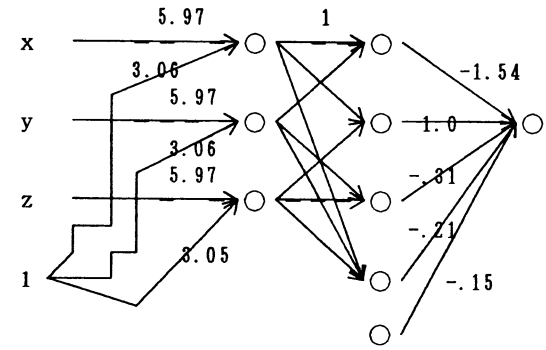


図４　線形分離可能条件でのパラメータ

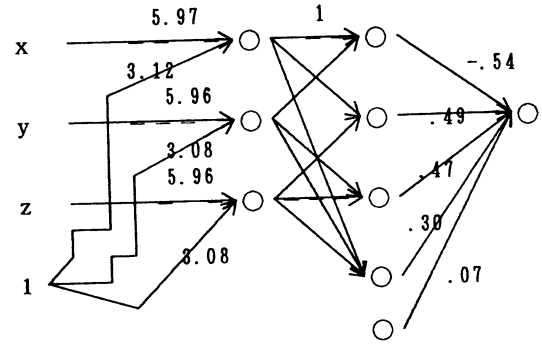


図５　線形分離不能条件でのパラメータ

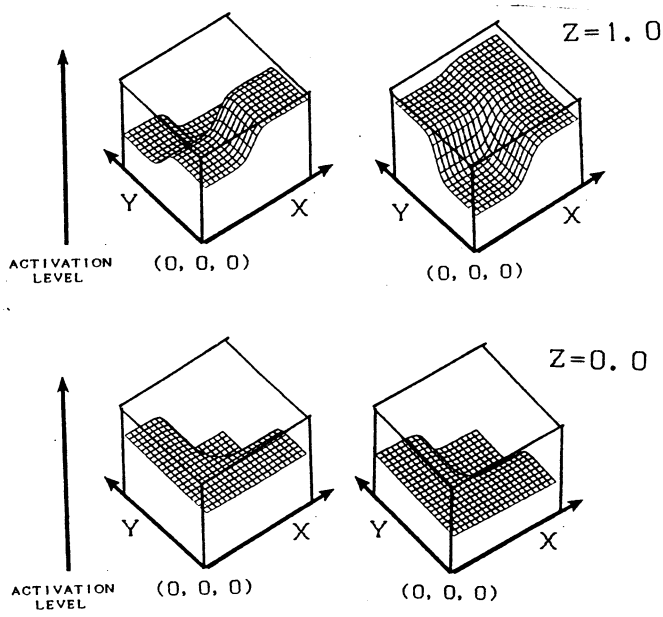


図６　ｘ，ｙ，ｚを与えた時のＦＰＮＴの出力（右は線形分離不能条件、左は可能条件）

は
　Ｍｉｎ（ｐ（ｘ），ｑ（ｙ））　　(3)
と書けることになる．ところでＭＡＸＭＩＮ演算は明らかに微分不能であるから，通常のＢＰ法を使用するのは不可能である．ところがShiina(1988)はＭＡＸＭＩＮ演算を微分可能な関数で近似する方法を提案している．その方法では（ｘ，ｙ）をメンバーシップ関数値として

$$g(x, y) = 1/(1+\exp\lambda(y-x))$$

を定義し，λを大きな値（例えば８０）とおく．すると

$$MIN(x, y) = \fallingdotseq (1-g(x, y))x + g(x, y)y$$

となる．ここで

$$K = -\lambda(y-x)$$

とおけば

$$f(K) = g(x, y)$$

となりロジスティック関数ｆで表現できる点に注意されたい．また

$$MIN(x, y) \fallingdotseq (1-g(x, y))x + g(x, y)y = (y-x)g(x, y) + x \doteqdot (y-x)f(-\lambda(y-x)) + x \qquad (4)$$

とすることができる．この関数は微分可能であるのでＢＰ法の適用が可能になる．

図７の６層ネットワークを見てほしい．簡単のため使用する論理式は

$$p(x) \wedge q(y)$$
$$p(x) \wedge r(z)$$
$$q(y) \wedge r(z)$$

の三つとする．

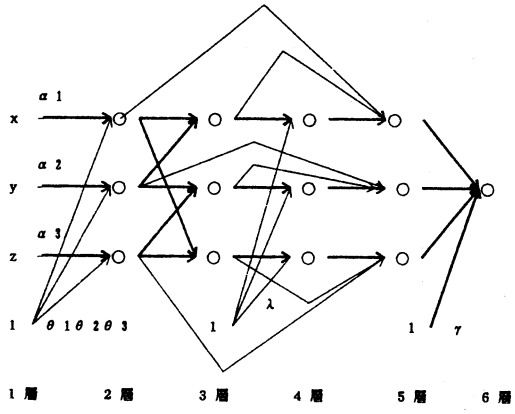


図７　ＭＦＰＮＴの構造

１層は入力層である．入力層から第２層への伝播には重みαが与えられ，閾値θが減ぜられるのでその入出力関係は

$$O_i^2 = f(\alpha_i x - \theta_i)$$

等々となる．この出力はｘ，ｙ，ｚの「大きさ」のメンバーシップ関数を表現するものと解釈できる．第３，４層は

$$O_1^3 = O_2^2 - O_1^2 \qquad I_1^4 = -\lambda O_1^3 \qquad O_1^4 = f(I_1^4)$$
$$O_2^3 = O_3^2 - O_2^2 \longrightarrow I_2^4 = -\lambda O_2^3 \longrightarrow O_2^4 = f(I_2^4)$$
$$O_3^3 = O_1^2 - O_3^2 \qquad I_3^4 = -\lambda O_3^3 \qquad O_3^4 = f(I_3^4)$$

を行なう．３，４層は５層での論理演算の準備をしている．そして第５層は(4)を用いてファジィ命題計算を行なう

$O_1^5 = O_1^3 O_1^4 + O_1^2$　　ｘが大きい∧ｙが大きい

$O_2^5 = O_2^3 O_2^4 + O_2^2$　　ｙが大きい∧ｚが大きい

$O_3^5 = O_3^3 O_3^4 + O_3^2$　　ｘが大きい∧ｚが大きい

第５層は重み１の積和ユニットであり，閾値として第２層の出力を用いているのだと解釈できる．

第６層では，第５層の命題計算の結果から，情報統合を行って判断結果を出力する．このネットワークをＭＦＰＮＴ(Maxmin Fuzzy Propositional NetWork)と名づける．

ＭＦＰＮＴにおける学習　ＭＦＰＮＴには４種類の未知パラメータがあるが，カテゴリー学習はＢＰ法と同様に，このパラメータを最急降下法により逐次的に改訂することによって行われる．ＦＰＮＴと同様のシミュレーションを行った一例を図８に示す．あてはまりはあまり良くない．

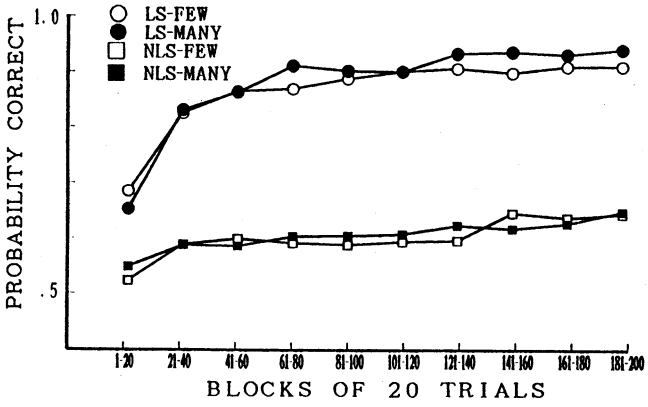


図８　ＭＦＰＮＴを用いたシミュレーションの結果

８：まとめ

以上のもくろみは意欲的と言えようし，結果はかなり満足できるものであるが，同時に問題点も多い．本論文の意図は「被験者は与えられた問題を規範的モデルあるいはそれに準ずるものできちんと解くのではなく，利用に便利・楽な情報のみを用いて「ごまかして」解く．そしてかなりの精度でカテゴライゼーションに成功する」

ということ、すなわち次のようなカテゴライゼーション事態の可能性を示すことであった．

１：被験者は自分にとって利用可能であり，認知的負荷の少ないカテゴライゼーション法，すなわち属性間の大小関係を大ざっぱにとらえるような方式を用いる．ファジィ命題処理はこの過程の一つの可能性である．

２：実験者が定めるカテゴリー構造は，被験者の方略と独立に存在する．

３：実験者の定めたカテゴリー構造に対して，被験者が採用する処理方略は，効果的な場合もあるしそうでない場合もある．

そもそもＦＰＮＴで使用されている４つの命題の内の最初の三つ

$$p(x) \wedge q(y)$$
$$p(x) \wedge r(z)$$
$$q(z) \wedge r(y)$$

は刺激空間を８分割する能力を持つ（図６）．そしてα，θは領域の境界を微調整する．第４層の入力は合算されて以下のような計算するわけだが，これはメンバーシップ関数の重み付き線形和を計算しているのに他ならならない．

$$w1p(x)\cdot q(y) + w2p(x)\cdot r(z) + w3q(z)\cdot r(y) + w4p(x)\cdot q(y)\cdot r(z) + \gamma \qquad \cdots\cdot (5)$$

この重み付き線形和が，ロジスティック関数によって変換されるわけであるが，この変換は順序を（大小関係を逆転した形で）保存する．従って第１層から第３層までの計算は（成功すればだが），(5)によって線形分離不能な刺激空間を，近似的に線形分離可能な空間に変換していることになる．この変換はもともとの刺激空間が線形分離可能なら成功する可能性が強いと思われるが，その厳密な性質を検討するのは今後の課題である．以上をより心理学的用語で述べると，第１層から第３層までの過程は，ファジィ特徴（命題）による特徴抽出であり，第４層内部での計算は，抽出された特徴を用いた加算的情報統合過程ということになろう．

９：文献

Shiina,K 1988 Jpn.Psychol.Res,30 ; 椎名　1992　日本心理学会大会予稿集 ; 堀川ら,1992,ファジィ学会誌,4 ;山下・山下,1989,心理学評論,32; Kahneman et al,1982 Judgement under uncertainty, Cambridge Univ.Press

問い合わせ先　〒169　東京都新宿区西早稲田1-6-1
早稲田大学教育学部　椎名乾平
E-mail: SHIINA@WASEDA.JPNWASØØ.AC.JP

FB3-2

曖昧な情報処理についての心理学的考察

ー知覚判断課題を用いた実験によるー

Psychological Analysis of Fuzzy Information Processing

- Using Perceptual Judgement Tasks -

渡邊 洋 ・ 竹村 和久

Hiroshi WATANABE and Kazuhisa TAKEMURA

同志社大学大学院文学研究科・筑波大学社会工学系

Department of Psychology, Faculty of Letters, Doshisha University and Institute of Socio-economic Planning, University of Tsukuba

Abstract

The present study investigated how the fuzzy informatin processings effect on the perceptual judgements. Because we doubted the tacit understanding which assumed that the fuzziness of human information processing is rather effective functionally. We employed two experimental situations; subjects were permitted to judge roughly or they were asked to judge as accurately as possible. Under these situations subjects performed three perceputual tasks; the tasks of basic perception, the tasks of illusion, and the tasks of magnitude estimation. Our results showed that the fuzziness of human information processing did not always function well. And we pointed out that the subjects' performances might depended upon the agreement of the features of stimuli and the responce ways.

【目 的】

人間の情報処理機構に物理的な正確さを求めることは無意味なことだろうか。もちろん我々が日常において常に正確で間違いなく行動・判断することは不可能であり、またそうする必要もない。つまり我々は外界からの情報を曖昧に受け取り、曖昧に処理し、曖昧に判断を下していると考えられるのである。しかし当然ながらこのことは必ずしも我々の情報処理機構がいい加減で、間違った働きをしていることを意味するものではない。結果的に人間がうまく外界に適応しているように見えるので、受け取った情報に対する判断に幅を持つ人間の情報処理は適切なものであるとも考えられるのである。近年、ファジィ理論において人間の持つこのような情報処理の曖昧さや柔軟性を取り入れた研究が数多く見受けられるようになってきた。人間の行動の大部分は曖昧な特性を持っているので心理学のほとんどの領域でファジィ理論の適用が有効であると思われる。実際、特に感覚・知覚レベルの領域で人間の判断過程に対するファジィ理論を用いた多くの知見が得られている。

ところでこのようなファジィ理論研究においては上述したような人間の情報処理の曖昧さの有効性が暗黙の内に仮定されているように見受けられる。しかしこの暗黙の仮定は果たして成立するのであろうか。このような仮定の検討の試みはこれまでにはほとんどされていない。また心理学においてファジィ理論を適用しようとした従来の研究には、ある特定の心理反応を入力特性の変化に対応する関数として表現するために、ファジィメンバーシップ関数をいかに形式的に定義するかに注目するものが多かったように思われる。しかし本研究において我々は実際の心理現象が、実際に程度を持った関数として表現されるのかどうかについて興味を持った。

そこで本研究は知覚判断過程において曖昧な情報処理が課題遂行の効率にどのような影響を及ぼすのかを様々な実験条件のもとで検討した。実験１では基本的知覚場面（円の大小、線分の長短の同定）を、また実験２では錯視場面（同心円錯視、ミュラー＝リエル錯視）を設定した。さらに実験３ではマグニチュード推定法を用いた課題（円／正方形の面積及びドット数の判断）を用意した。そして被験者に曖昧な判断と正確な判断の二つを要求することによって、これらの課題の遂行においてどのような違いが出るかを観察した。

【実験１】

●方法

被験者：大学生30名。

装置：刺激呈示の制御及び被験者の反応の収集はパーソナルコンピュータ(NEC PC-9801-VX) を用いて行い、

刺激の呈示は14インチカラーディスプレイ(NEC PC KD-852)上で行った。被験者はｷｰﾎﾞｰﾄﾞを用いて回答した。この際回答に要した反応時間も同時に記録した。

呈示刺激：標準刺激としてディスプレイ上で120ドットの長さ／直径を持つ線分と円を用意した。比較刺激はこの長さ／直径が60ドットから180ドットの範囲で変化する11種類の線分及び円である。

実験計画：用意された教示は以下の二つである。

・ファジィ教示「今からお見せする二つの図形の大きさがだいたい同じだと思えば1を、だいたい違うと思えば0を押して下さい」

・クリスプ教示「今からお見せする二つの図形の大きさが確実に同じだと思えば1を、確実に違うと思えば0を押して下さい」

どちらの教示条件においても「同じ」と答える回数は被験者に制限しなかった。

60名の被験者は二つの課題のうち一方だけを二つの教示条件のもとで行う群と、一つの教示条件のもとで二つの課題を行う群にそれぞれ30名ずつ配置された。この操作は教示を被験者間・被験者内要因にした場合に反応に差がでるかどうかを見るためのものである。

手続き：各グループの被験者はディスプレイの前に座り適当な教示を与えられた後、無作為な順番で1回ずつ呈示される11個の比較刺激と、同時に呈示される標準刺激との大きさの異同を判断した。そしてこの11系列の刺激の呈示を1ブロックとし、各被験者は各条件において3ブロックの課題を遂行しこれを1セットとした。

●結果

教示条件を被験者間・被験者内要因にした操作は、被験者が標準刺激と比較刺激を同じ大きさであると判断する頻度に対して大きな影響を与えなかったようである。またファジィ教示とクリスプ教示の間でも反応数の変化には大差がなかった。しかし呈示される刺激の違いは被験者の反応に一貫した違いをもたらした。すなわち線分の刺激に対しては比較刺激を過小視する傾向があったのに対し、円刺激に対しては物理的に正しい大きさの刺激に対して最大の反応が得られた(Fig.1)。一方反応時間でみるとファジィ教示条件のほうがクリスプ教示条件よりも多くの反応時間を必要とする結果が得られた(Fig.2)。この傾向は教示条件を被験者内要因にしたときに顕著であった。

【実験II】

●方法

被験者及び、装置：実験Iと同じである。

呈示刺激：刺激として同心円錯視図形とミュラー＝リエル錯視図形の二つを用意した。同心円錯視図形は標準刺激である直径180ドットと120ドットの同心円と直径が60ドットから180ドットまで変化する11系列からなる円の比較刺激で構成される。ミュラー＝リエル錯視図形では標準刺激である長さ120ドットの外向図形と長さが60ドットから180ドットまで変化する11系列からなる内向図形を比較刺激として構成された。

実験計画：実験Iと同様に60名の被験者は二つの課題のうち一方だけを二つの教示条件のもとで行う群と、一つの教示条件のもとで二つの課題を行う群にそれぞれ30名ずつ配置された。

手続き：実験Iと同様である。

●結果

本実験の結果も実験1と同様に2教示を同群の被験者に与えても別群の被験者に与えても、被験者の反応の形態には大きな差をもたらすものではなかった。またこれも実験1と同様に円刺激を用いた場合よりも線分刺激を与えたときの方が比較刺激を過小視する傾向（すなわち本実験では強い錯視効果）が得られた(Fig.3)。特にミューラ＝リア錯視図形を用いたときにファジィ教示条件下で”幅のある”反応がみられたことは興味深い。つまり被験者は多少の誤差は気にせずに高い頻度で標準刺激と比較刺激を同じ大きさとして評価したのである。また反応時間の推移を見ると(Fig.4)同心円錯視図形に対してファジィ教示を与えたときの方が反応時間が長かった。また同心円錯視の時は両教示条件下で反応時間のピークは系列の中央付近にあるのに対し、ミューラ＝リア錯視では後半の系列にピークが移動した。

本実験では錯視図形を用いているため何をもって正解・不正解とするかは議論の分かれるところであろう

が、仮に「錯視は生じて当然なのだから（この場合）比較刺激を過小視する反応が自然（被験者の感覚としては正解）である」という立場を取るならば、ファジィ教示条件下でのミューラ＝リア錯視に対する反応はほぼ同様の反応時間で少ない反応を行ったクリスプ教示条件下での反応よりも被験者の心理的負荷の少なさを意味しているとも解釈できよう。

【実験III】

●方法

被験者：実験Ⅰ・Ⅱとは別群の大学生75名。

装置：実験Ⅰ・Ⅱと同じ装置を用いた。

課題：

①円の大きさの推定課題：標準刺激である直径120ドットの円の面積を1とし、直径が60ドットから180ドットまで変化する11系列からなる円の比較刺激の大きさを数値で回答することが被験者の課題となる。

②正方形の大きさの推定課題：標準刺激である直径120ドットの円の面積を1とし、①の11系列からなる円の比較刺激と同じ面積を持つ11個の正方形の大きさを数値で回答する。

③ドット数の推定課題：ディスプレイ画面中央に呈示された正方形の枠の内部に呈示される128個のドットの個数を1とし、同じ枠内に呈示される4個から4096個まで11段階に倍増していくドットの個数を数値で回答する。

各課題において標準刺激は試行開始前に一度だけ画面上に呈示され試行中にこの標準刺激は被験者によって参照されることはなかった。

実験計画：被験者は実験Ⅰ・Ⅱと同様に三つの課題のうち一つだけを二つの教示条件のもとで行う群と、一つの教示条件のもとで三つの課題を行う群にそれぞれ45名と30名ずつ配置された。

手続き：教示内容がファジィ教示で「だいたいの数字を入力して下さい」、クリスプ教示で「できるだけ正確な数字を入力して下さい」に変更された以外は実験Ⅰ・Ⅱと同様である。

●結果

面積の推定値の変化はファジィ教示とクリスプ教示の間でほとんど違いがなかった。これは教示の徹底に失敗したことが原因であると考えられ、このため被験者は両教示条件のもとでマグニチュード推定法が本来持つ、主観的な判断による回答にのっとって回答を行ったことが考えられる。しかしドット数の推定に関してはファジィ教示のもとで物理的な正解に近い結果が得られた(Fig.5)。またドット数推定課題の反応時間においては、ファジィ教示、クリスプ教示ともに11系列目に急激に反応時間が増加している(Fig.6)。これは数値の小さい回答をするときは「0」というそれ以上は答えられない限界があるのに対し、数値の大きい回答をしようとするときには、答えられる範囲に制限がないためにこのような現象が起こったのではないだろうか。しかしこの結果は実験Ⅰ・Ⅱとは矛盾しているといえる。実験Ⅰ・Ⅱでは曖昧な判断を被験者に求めるときは曖昧な回答を認めなければ判断に要する時間はむしろ増大することが考えられるが、実験Ⅲでは逆に回答に制限のない場面において反応時間が増大する可能性が示唆された。

【総合考察】

以上の実験を通じて、必ずしも曖昧な情報処理が効率の良い情報処理をもたらすということはないことが示唆された。特に実験1のような単純な刺激に対しては、曖昧な判断を認めた場合でも、正確な判断を認めた場合でも被験者の刺激に対する大きさの判断にはあまり影響がなかったようである。しかも実験1や2において、刺激の大小異同の判断をパフォーマンス、判断に要した時間をコストとして考え、情報処理の効率をコスト・パフォーマンスとして捉えても、曖昧な判断を許可された場合の方がコスト・パフォーマンスが悪いという現象もしばしば観察された。この原因としては、本実験のようにYesかNoかで答えるようなクリスプな反応を要求される場面では、クリスプな情報処理をした方が被験者の心理的負荷が少ないという可能性が考えられる。このことは実験3のドット数のマグニチュード推定課題において曖昧な情報処理の方が正確な結果を導くことが示されたことからも示唆される。しかし同時に、曖昧な処理をする場合でも回答に対してある程度の制限が与えられなければかえって判断に時間がかかることからも、必ずしも曖昧な情報処理だけが人間の判断に

取って都合のよいものではないことが考えられる。従って、本実験の結果から結論づけられることは、判断にとって効率的な情報処理の様式は、解決しなければならない問題の質と、その解決方法の表現の形態の両方から影響を受けるものと考える。もちろんこの指摘は知覚判断課題の結果によるものであり、今後認知的判断課題、思考課題、社会的判断課題などにおいても検討する必要があると考える。

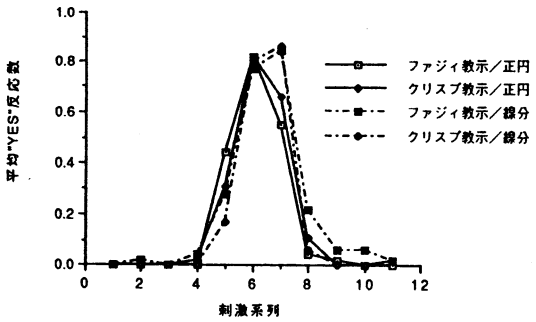


Fig.1 2教示条件下での、正円／線分に対する平均反応数

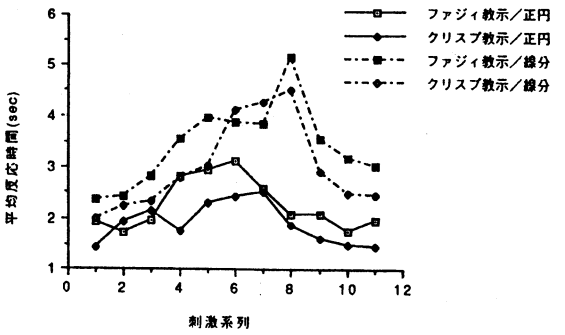


Fig.2 2教示条件下での、正円／線分に対する平均反応時間

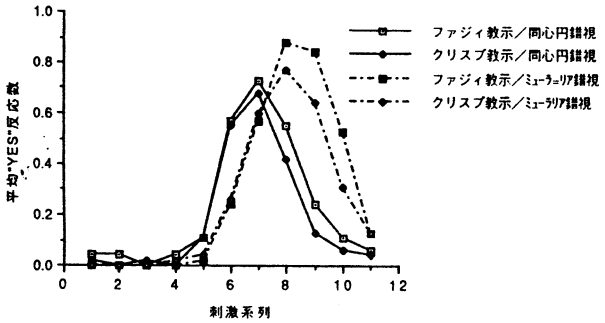


Fig3 2教示条件下での、同心円／ミューラ=リア錯視図形に対する平均反応数

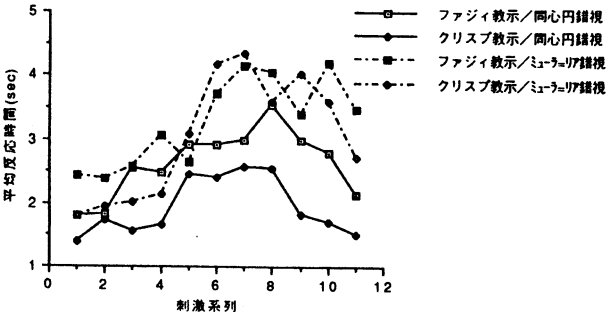


Fig.4 2条件下での、同心円／ミューラ＝リア錯視図形に対すする平均反応時間

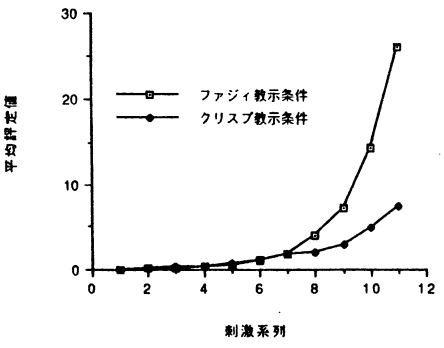


Fig.5 ドット数のマグニチュード推定

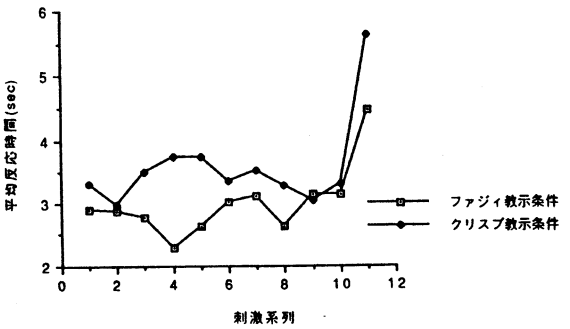


Fig. 6 ドット数のマグニチュード推定における平均反応時間

問い合わせ先 渡邊洋：同志社大学大学院文学研究科博士課程 京都市上京区今出川通烏丸東入 Tel. 075-251-4095
竹村和久：筑波大学社会工学系 筑波市天王台1－1－1 Tel. 0298-53-5168 Fax. 0298-53-5070

FB3-3

ファジィ推論による進路決定の支援システムの試み

An attempt to support career decision making by using of fuzzy reasoning

山下利之
Toshiyuki YAMASHITA
桐蔭学園横浜大学工学部
Faculty of Engineering
Toin University of Yokohama

山下清美
Kiyomi YAMASHITA
専修大学経営学部
Faculty of Management
Senshu University

Abstract: We examined the motives of high school students' choosing their career by using a fuzzy rating method. Next, we attempt to develop a system to support career decision making by using of fuzzy reasoning.

1．はじめに

高校生の進路は，大学・短大進学，専門学校進学，就職，家業，家事従事などに分けられる．高校卒業時における進路決定は，青年期における重要な発達課題である（下山，1984）ことから，心理学では，進路指導などに役立てる目的で各志望の動機を因子分析などにより明らかにしようとした研究が多い（例えば，中島，1980；渕上，1984a，1984b）．

しかし，これらの研究には次の 2つの問題が考えられる（山下，1991）．第一に，これらの研究で見出された個々の動機が，各進路志望動機の絶対的要素であるかのように扱われているが，各動機が実際には程度を持ったあいまいな構造を持っていることである．さらに，例えば，大学進学の動機として考えられているものが専門学校へ進学する動機にもなっていたりするので，図１に示されるような共通集合をもつファジィ集合ととらえる方がより適切であろう．第二に，多くの生徒が実際には，自分の動機を明確に意識し，目的意識をもって進路を決定するのではなく，自分の動機をあいまいに意識していることが多いことである．

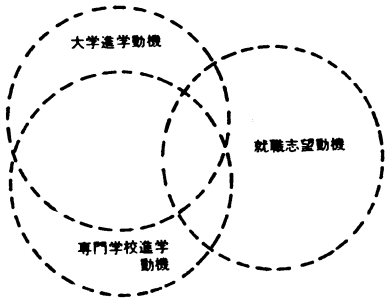


図１ ファジィ集合「大学進学動機」，「専門学校進学動機」，「就職志望動機」の関係

以上の問題点を考慮して，本研究では，ファジィ推論を用いて，動機の程度から進路志望先を予測するモデルを提案し，進路に関する意思決定の心理的支援の可能性を探ることを目的とする．

2．方法

本研究では，古澤・山下（1993）の調査で得られたデータの 1部を考察に用いた．

2.1 進路志望動機質問項目の作成

東京都内の私立の女子高等学校 3年担当教諭11名を対象に項目を収集するための調査を行ない，それをもとにして計37の志望動機項目を作成した．

2.2 進路志望動機質問紙の構成

質問紙の最初のページには，教示と例題が記されていた．続く 3ページの各ページには，1.大学・短大，2.専門学校，3.就職の 3種類の進路のいずれかに関する質問が記されていた．すなわち，各ページには37項目が配置され，そのページに記されている進路を志望するとしたら，その動機としてそれらの項目がどの程度の強さを持っていると思うかを，項目の右側に記された48mmの水平線上に印を付けることによって回答することが求められた（質問１）．

さらに次のページでは，高校卒業後に進む進路先として，上記 3種の各々の進路を志望する強さがどの程度であるかを，同様のファジィ評定によって回答する質問（質問２）が記されていた．

最後のページでは，高校卒業後，実際に進む進路に関する質問（質問３）が与えられた．

得られた評定値は，[0，1] に変換された．

2.3 被調査者

東京都内の私立女子高等学校 3年の中から73名を調査対象とした．

3．結果

3.1 モデルの構成

進路選択の意思決定モデルとして，以下のようなファジィ推論モデルを用いた．

規則1: A_1 and B_1 and ···· => P_1
規則2: A_2 and B_2 and ···· => P_2
規則3: A_3 and B_3 and ···· => P_3
事実 : a_0 and b_0 and ····

結論 : P'

ここで，前件部のA_i，B_i，····は，進路動機のファジィ集合であり，後件部は進路志望のファジィ集合であり，P_1は大学進学，P_2は専門学校進学，P_3は就職とした．

ところで，前件部の次元は，例えば，本調査で用いた項目を全部用いるとすると37となる．そこで，まず，前件部の次元を節約するために，回答項目について主成分分析を行ない，少数の因子にまとめることを試みた．

すなわち，73名の各被調査者が 3種類の進路を仮定して回答した計73× 3= 219サンプルについて主成分分析を行なった．ただし，志望動機項目については，特定志望先のみにしか関係していない動機を除いて，表１に示されるような26項目を分析の対象とした．

主成分分析の結果，固有値が 1以上の因子は 6つあり，累積寄与率は 61.10％であった．そこで，この 6因子についてバリマックス回転を行なった．その結果を表１に示す．表では，因子負荷量の絶対値が0.49以上の項目をまとめ，枠で囲んである．

第 1～ 6因子はそれぞれ，「モラトリアム動機」，「技能・資格獲得動機」，「生活享受動機」，「親・先生の勧めと家族への配慮動機」，「自由・独立動機」，「学力不足動機」と命名した．

次に，各因子の動機が，大学進学，専門学校進学，就職のどの進路に強く働く動機であるかを把握するために，因子得点を求め，その平均を算出した．その結果を表２に示す．表には同時に，各因子に含まれる項目の平均値も示してある．

この表から，第 4因子「親・先生の勧めと家族への配慮動機」は， 3つの進路間に顕著な差が認められないことから，進路先に関係する動機よりも人間関係に関係する動機と考えられる（渕上，1984b ）ことから，ファジィ推論モデルの規則には用いなかった．同様に，第 6因子「学力不足動機」も 3つの進路間の選択よりもむしろ，特定の大学選択や専門学校選択に関係する動機と考えられたので，規則から除外した．

以上の結果から，図２に示すようなファジィ推論モデルを構成した．事実として入力する値a_0，b_0，c_0，d_0は，各個人の各因子に含まれる項目の平均値を用いた．

ここでは，事実「a_0 and b_0 and c_0 and d_0」とファジィ規則「A_i and B_i and C_i and D_i =>P_i」から得られる推論結果P_iは，

$$\mu_{Pi}(z) = \mu_{Ai}(a_0) \wedge \mu_{Bi}(b_0) \wedge \mu_{Ci}(c_0) \wedge \mu_{Di}(d_0)$$

で与えられ，最終的な結論C'は，

$$\mu_{C'}(z) = \mu_{P1}(z) \vee \mu_{P2}(z) \vee \mu_{P3}(z)$$

で与えられるとする．

3.2 モデルの有効性

選択を決定した進路についてのファジィ評定から得られた評定をもとにして，モデルの当てはまりを調べたところ，良好な結果が得られ，本モデルの進路決定に関する支援システムとしての可能性が示唆された．

文献

渕上克義　1984　進学志望の意志決定過程に関する研究　教育心理学研究，32，59—63．

渕上克義　1984b 大学進学決定におよぼす要因ならびにその人的影響源に関する研究　教育心理学研究，32，65—69．

古澤照幸・山下利之　1993　女子高校生の進路志望動機と進路決定　　社会心理学研究，8（印刷中）

中島直忠　1980　高校生の進路選択—その行動と指導—　教育と医学，9，21—28．

下山晴彦　1983　高校生の人格発達状況と進路決定との関連性についての一研究　教育心理学研究，31，56－61．

下山晴彦　1984　ある高校の進路決定過程の縦断的研究　教育心理学研究，32，43－48．

山下利之　1991　ファジィ理論に基づく職業に関する支援システム　日本労働研究雑誌，第383号，13-21．

問い合せ先：〒225 横浜市緑区鉄町 1614
桐蔭学園横浜大学工学部心理学研究室
山下利之　TEL 045-972-5881（内287）
FAX 045-972-5972

表１　進路志望動機についての因子負荷量

項目	因子1 モラトリアム動機	因子2 技能・資格獲得動機	因子3 生活享受動機	因子4 親・先生の勧めと家族への配慮動機	因子5 自由・独立動機	因子 6 学力不足動機
27.働きたくないから	0.80	-0.17	0.14	-0.08	-0.12	0.18
28.周囲の人が行くから	0.72	-0.11	-0.11	0.11	-0.07	0.06
4.まだ社会に出たくないから	0.70	-0.28	0.18	-0.02	0.03	0.09
23.遊べそうだから	0.66	-0.04	0.25	0.14	0.19	0.17
5.現代の流行だから	0.65	-0.10	0.04	0.32	-0.11	-0.17
7.世間体がよいから	0.64	-0.12	0.10	0.30	0.20	-0.20
16.自由に使える時間があるから	0.53	-0.06	0.51	0.05	0.11	0.21
30.嫁入りに有利だから	0.52	-0.00	-0.02	0.22	0.32	0.24
24.専門知識・技術を身につけたいから	0.12	-0.83	0.02	0.03	-0.04	0.05
36.資格・免許を取得したいから	0.20	-0.79	-0.03	-0.01	-0.15	0.05
37.将来の進路に必要だから	0.20	-0.78	0.09	0.01	-0.15	-0.11
34.自分の特性持味をいかしたいから	-0.01	-0.62	0.20	-0.02	0.15	0.10
6.その後の進路に有利だから	0.40	-0.53	0.30	0.00	-0.19	-0.10
12.続けて勉強したいから	0.03	-0.49	0.36	0.25	-0.14	0.24
14.多くの人とつきあえるから	-0.00	-0.09	0.71	-0.08	0.32	0.12
15.あこがれていたから	0.32	-0.06	0.70	0.20	-0.03	-0.21
20.生活を楽しみたいから	0.30	0.02	0.64	0.04	-0.09	0.21
13.可能性を見つけたいから	-0.11	-0.42	0.59	0.02	0.15	0.23
1.親が勧めるから	0.16	0.06	0.00	0.79	-0.01	0.15
9.先生が勧めるから	0.26	-0.14	0.11	0.72	0.07	-0.12
3.家庭の経済的な理由のため	-0.15	0.04	-0.03	0.63	0.26	0.30
32.親を安心させたいため	0.04	-0.07	0.21	0.50	0.32	0.25
11.独立して一人前になりたいから	-0.06	-0.01	0.16	0.06	0.84	-0.03
10.自由になるお金が欲しいから	0.08	0.30	0.04	0.19	0.74	-0.06
29.これ以上勉強を続けたくないから	0.11	0.40	-0.12	-0.06	0.55	0.16
18.学力不足だから	0.23	-0.05	0.17	0.20	-0.04	0.77
因子負荷量２乗和	4.14	3.43	2.55	2.25	2.21	1.31
寄与率（％）	15.93	13.20	9.80	8.64	8.48	5.05
累積寄与率（％）	15.93	29.13	38.93	47.57	56.05	61.10

表２　各因子の因子得点の志望別平均値と
各因子に含まれる項目の平均値（かっこ内）

	第１因子	第２因子	第３因子	第４因子	第５因子	第６因子
大学進学	0.37 (0.46)	-0.08 (0.72)	0.27 (0.67)	0.05 (0.34)	-0.50 (0.26)	-0.10 (0.39)
専門学校進学	0.10 (0.39)	-0.59 (0.79)	-0.09 (0.59)	-0.18 (0.31)	-0.18 (0.31)	0.12 (0.40)
就職志望	-0.47 (0.21)	0.67 (0.37)	-0.18 (0.45)	0.13 (0.36)	0.68 (0.59)	-0.02 (0.28)

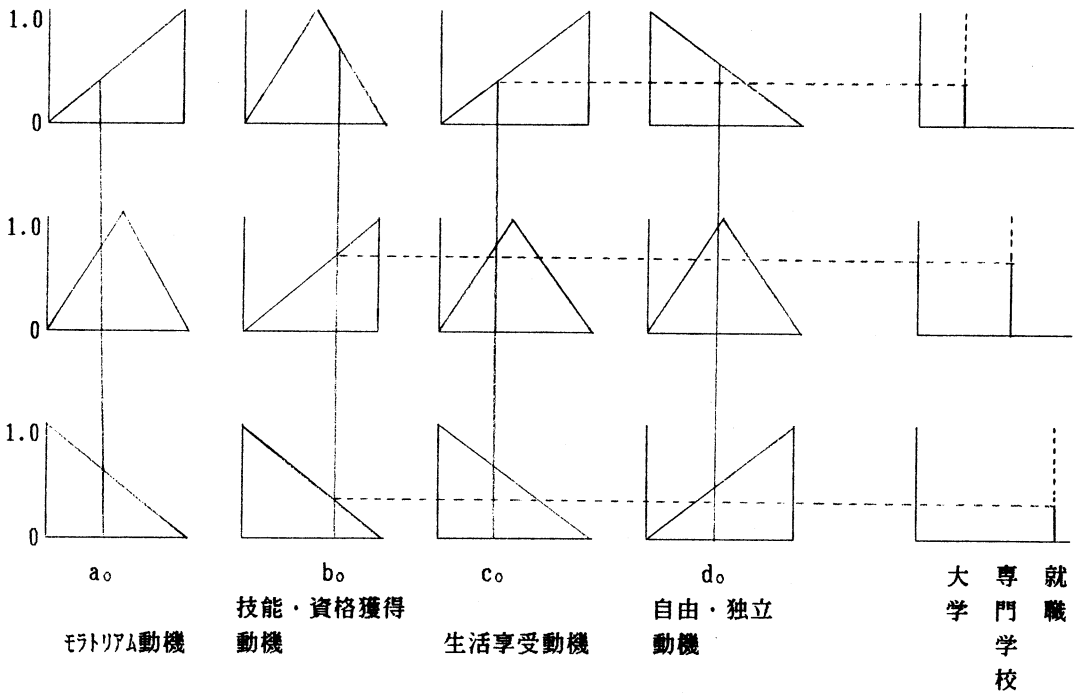


図２　推論方法

FB4-1

ファジィ測度を利用した回帰分析

A Regression Model Using Fuzzy Measure

高萩栄一郎
Eiichirou TAKAHAGI
専修大学商学部
SENSYU University
School of Commerce

松下倫子
Michiko MATUSHITA
湘北短期大学商経学科
SHOHOKU College
Department of Commerce and Economics

We estimated the parameters of regression equation using fuzzy measure and Choquet integral. Therefore the regression model where explaining variables have some interactions can be analyzed. In this model, parameters are considered fuzzy measure, explaining variables are function values, and the estimate of explained variable is the sum of integration value and constant; the identification of parameters will be that of fuzzy measure. The fuzzy measure is identified in the same way as the least square method: under the condition where the square of the difference between the observation value and estimate of explained variable will be the least. After the estimation, the index of interaction degree among explaining variables will be defined. Macroeconomic model is analyzed for a numerical example. In comparision with normal regression model, the coefficient of determination have 25% high value.

Keywords: fuzzy measure, Choquet integral, regression analysis, interaction, least square method

1. はじめに

ファジィ測度とファジィ積分を利用して、主観的評価への応用がなされている。この場合、評価とは、多属性の評価値があり、それらから1つの総合評価値を求めることである。従来は、それぞれの評価値に重みをつけ、重み付きの合計値を総合評価値としてきた。この場合、重みを測度、評価値を関数と考えれば、総合評価値を求めることは、ルベーグ積分を行うことである。ファジィ測度とファジィ積分で総合評価値を求めるには、測度をファジィ測度、ルベーグ積分をファジィ積分に一般化することにより行われる。

一方、回帰分析は、一般に

$$y = a_1 \times x_1 + a_2 \times x_2 + \ldots + a_m \times x_m + b \qquad (1)$$

と表せられている。非説明変数yを求めるということは、切片bを除いて、説明変数$x_1, x_2, \ldots, x_m$の重み付き合計を求めることである。したがって、回帰分析は、測度とルベーグ積分を用いて、yを求めることと考えられる。評価の問題と同様に、ファジィ測度とファジィ積分を用いて、yを求めることが可能である。従来の線型の回帰モデルとは異なり、説明変数間に相乗作用や相殺作用といった相互作用をもった回帰式も分析できるようになる。そこで、ファジィ測度を利用しての回帰分析を考えた。

ファジィ測度を回帰分析に利用した研究は、柳原[1]によるものがある。これは、ファジィ測度とショッケ積分を利用したことは以下で説明するものと近いが、測度の同定方法等が異なる。

2. ファジィ測度、積分を利用した回帰モデル

まず、従来の回帰式が、測度とルベーグ積分になっていることを示そう。(1)式で述べたように、回帰式は、

$$y_i = \sum_{j=1}^{M} (a_j \times x_{ij}) + b \quad , \ i=1,\ldots,N \qquad (2)$$

ただし、

x_{ij}: j番目の説明変数のi番目のサンプルの値
a_j: j番目の説明変数に係る回帰係数
y_i: i番目のサンプルの被説明変数の推定値
N: サンプルの個数
M: 説明変数の個数

また、

$\underline{y}_i$: i番目のサンプルの被説明変数の観察値

と表す。

これを、測度と積分のかたちで表す。まず、説明変数の変数名の集合を$X=\{x_1, x_2, \ldots, x_N\}$で表す。例えば、説明変数が2つで、GNPと消費であれば、$X=\{GNP, 消費\}$となる。また、$A=2^X$とする。

つぎに、説明変数の観察値は、サンプル毎に異なるXからの関数の値として表す。すなわち、

$$f^i : X \rightarrow R \qquad i=1,\ldots,N \qquad (3)$$

と表す。(2)での表記と対比すると、$f^i(x_j)$は(2)のx_{ij}に対応する。

つぎに、(2)の係数a_jは、測度に相当させる。そこで、(X, A, μ)を測度空間とする。すなわち、$\mu(\{x_j\})$は、(2)のa_jに対応する。

このとき、i番目のサンプルの推定値y_iは、f^iのμに関するルベーグ積分した値と定数項bの和であるので、

$$y_i = \int f^i d\mu + b \qquad i=1,\ldots,N \qquad (4)$$

となる。

測度は、加法性を満たしているので、(4)式も加法性を満たしている。

説明変数間に相互作用がある場合、測度を拡張して、ファジィ測度とし、積分もファジィ積分の1つであるショッケ積分を用いたほうがよい。μをファジィ測度とする。すなわち、

$$\mu : A \rightarrow [0, \infty] \tag{5}$$

$$\mu(\phi) = 0 \tag{6}$$

$$E, F \in A,\ E \subseteq F \rightarrow \mu(E) \leq \mu(F) \tag{7}$$

とし、i番目のサンプルの推定値y_iは、f^iのμに関するショッケ積分をした値と定数項bの和とする。すなわち、

$$y_i = (C)\int f^i d\mu + b = \int_0^{+\infty} \mu(\{x; f^i(x) > r\})\, dr + b \tag{8}$$

とする。

回帰分析では、説明変数と被説明変数の各サンプルの値をもとに、回帰係数$a_j, j=1,\ldots,M$を求める。通常、観測値と推定値の差の2乗を最小にする最小2乗法が用いられる。すなわち、

$$\sum_{i=1}^{N} (y_i - y_i)^2 \rightarrow \text{最小化} \tag{9}$$

制約条件

$$y_i = \sum_{j=1}^{M} [\mu(\{x_j\}) \times f^i(x_j)] + b,\ i=1,\ldots,N \tag{10}$$

という問題を解くこととなる。

ファジィ測度を用い回帰分析の場合も同様に、観測値と推定値の差の2乗を最小にするように、ファジィ測度μを同定する。加法性が満たされないので、空集合を除くすべてのAの要素の測度を同定しなくてはならない。以下、本質的に変わらないので、説明変数が2個の場合で説明する。

測度の同定を数理計画法の問題として、定式化すると、

2説明変数の場合の定式化

$$\sum_{i=1}^{N} (y_i - y_i)^2 \rightarrow \text{最小化} \tag{11}$$

制約条件

$i=1,\ldots,m1$

$$y_i = \mu(\{x_1\})\{f^i(x_1) - f^i(x_2)\} + \mu(\{x_1, x_2\}) f^i(x_2) + b \tag{12}$$

$i=m1+1,\ldots,M$

$$y_i = \mu(\{x_2\})\{f^i(x_2) - f^i(x_1)\} + \mu(\{x_1, x_2\}) f^i(x_1) + b \tag{13}$$

$$\mu(\{x_1\}), \mu(\{x_2\}), \mu(\{x_1, x_2\}) \geq 0 \tag{14}$$

$$\mu(\{x_1\}) \leq \mu(\{x_1, x_2\}) \tag{15}$$

$$\mu(\{x_2\}) \leq \mu(\{x_1, x_2\}) \tag{16}$$

となる$\mu(\{x_1\}), \mu(\{x_2\}), \mu(\{x_1, x_2\}), b, y_i$を求める。ただし、

$i=1,\ldots,m1$に対して、$f^i(x_1) \geq f^i(x_2)$、$i=m1+1,\ldots,M$に対して、$f^i(x_1) < f^i(x_2)$となるように、サンプルの順番を入れ換える。

式(12)、(13)は、ショッケ積分を展開したものであり、式(14)、(15)、(16)は、ファジィ測度の条件である。

$f^i(x_j) = x_{ij}$として、このモデルにデータを当てはめ、測度を同定しようとするとき、やっかいな問題が生じる。すべてのサンプルに対して、$f^i(x_1) \geq f^i(x_2)$、もしくは、$f^i(x_1) < f^i(x_2)$という関係が成り立つことが多い。その場合、$\mu(\{x_2\})$もしくは、$\mu(\{x_1\})$の値を同定できなくなる。例えば、x_1=ＧＮＰ、x_2=消費としたとき、常識的に言って、$f^i(x_1) \geq f^i(x_2), i=1,\ldots,N$という関係が成り立つ。この場合、式(13)が成り立つサンプルは存在しない。これにより、$\mu(\{x_2\})$を同定できない。

一部のファジィ測度が同定できないことを防ぐには、$f^i(x_1) \geq f^i(x_2)$という関係が成り立つサンプルと$f^i(x_1) < f^i(x_2)$という関係が成り立つサンプルがともに存在しなくてはならない。直感的には、ほぼ同数あることが望ましい。そこで、f^iの関数値を割り当てるとき、観察値ではなく、最大値が1になるように正規化した値を割り当てることとした。すなわち、

$$f^i(x_j) = \frac{x_{ij}}{\max\{x_{kj}, k=1,\ldots N\}} \quad \text{for } i=1,\ldots,N,\ j=1,\ldots,M \tag{17}$$

とした。（この観察値から関数値に変換する問題は、6.で詳しく述べる。）

以上の数理計画法の問題を解くことにより、測度を同定できる。式(12)から式(16)までの制約条件はすべて線型であり、式(11)の目的関数は、2次でかつ凸なので、最小値を見つけることができる。

問題を解くと次のようになる。

$$y_i = \mu(\{x_1\})\{f^i(x_1) - f^i(x_2)\} + \mu(\{x_1, x_2\}) f^i(x_2) + b \quad \text{for } f^i(x_1) \geq f^i(x_2) \tag{18}$$

$$y_i = \mu(\{x_2\})\{f^i(x_2) - f^i(x_1)\} + \mu(\{x_1, x_2\}) f^i(x_1) + b \quad \text{for } f^i(x_1) < f^i(x_2) \tag{19}$$

また、観測値を用いて表記すると、

$$y_i = [\mu(\{x_1\})/\max_k\{x_{k1}\}]x_{i1} + [(\mu(\{x_1, x_2\}) - f^i(x_1))/\max_k\{x_{k2}\}]x_{i2} + b \quad \text{for } x_{i1}/\max_k\{x_{k1}\} \geq x_{i2}/\max_k\{x_{k2}\} \tag{20}$$

$$y_i = [(\mu(\{x_1, x_2\}) - f^i(x_2))/\max_k\{x_{k1}\}]x_{i1} + [\mu(\{x2\})/\max_k\{x_k2\}]x_{i2} + b \quad \text{for } x_{i1}/\max_k\{x_{k1}\} < x_{i2}/\max_k\{x_{k2}\} \tag{21}$$

となる。

3.回帰係数が負になる場合

ファジィ測度を用いた回帰分析では、回帰係数は、ファジィ測度と考えているので、ファジィ測度の定義、式(5)より、回帰係数は負になることが許されない。

そこで、このファジィ測度を用いた回帰分析では、説明変数が増大したとき、被説明変数を増大させるのか減少させるのかがあらかじめわかっているものとする。

そこで、ある説明変数が被説明変数に減少させる影響をもつことがわかっているときは、観察値の符号を逆転させればよい。すなわち、

$$f^1(x_j) = \frac{-x_{ij}}{\max\{x_{kj}, k=1,\ldots N\}} \quad \text{for } i=1,\ldots,N \tag{22}$$

とする。

この場合、関数f^1の値は、負になる。また、変数の性質によっては、観察値自体が負になっている場合がある。この場合、負の値をとる関数の積分になる。菅野・室伏[9]によれば負の値をとる関数の積分について、シュマインドラーによるショッケ積分の拡張、

$$(C)\int f(x)d\mu \equiv \int_0^{\infty} \mu(\{x;f(x) > r\})dr + \int_{-\infty}^{0}[\mu(\{x;f(x) > r\}) - \mu(x)]dr \tag{23}$$

と、シポッシュ積分

$$(C)\int f(x)d\mu \equiv \int_0^{\infty} \mu(\{x;f(x) > r\})dr - \int_{\infty}^{0} \mu(\{x;f(x) > r\})dr \tag{24}$$

とを示している。また、「被積分関数値と積分値の空間について、正負の向きが絶対的で原点の位置が相対的な場合（間隔尺度）の積分が（シュマインドラーが拡張した）ショッケ積分であり、絶対的な原点をもち正負の向きが相対的（対称）な場合（比例尺度）の積分がシポッシュ積分といえる。」（下線部は著者が追加）とある。そこで、これに従い、説明変数に間隔尺度のものを含むときは、シュマインドラーが拡張したショッケ積分を用い、そうでないときは、シポッシュ積分を用いることとする。

4. 決定係数、相互作用の度合

回帰分析を行うとき、回帰式で被説明変数のどれくらいの割合を説明できるかが大きな問題となる。この指標は、決定係数と呼ばれ、記号R^2で示す。その定義は、

$$R^2 \equiv \frac{\Sigma\{y_i - (\Sigma y_i)/N\}^2}{\Sigma\{y_i - (\Sigma y_i)/N\}^2} \tag{25}$$

である。ファジィ測度による回帰分析でも同じ定義で決定係数R^2を定義する。

ファジィ測度を用いた回帰分析は、通常の線型の回帰分析とは異なり、相互作用があるものにも適用できる。相互作用がある場合、説明変数間にどのような相互作用があるのかを分析することも重要となる。そこで、次のような相互作用の度合を表す指標Iを定義する。

任意の $E \in A$ （ただし、Eの要素の数は2つ以上）
また、$E=\{z_1, z_2, \ldots, z_L\}, z_i \in X$ for all iとする。

$$I(E) = \frac{\mu(E) - \max(\mu(z_1),\ldots,\mu(z_L))}{\mu(z_1)+\ldots+\mu(z_L)-\max(\mu(z_1),\ldots,\mu(z_L))} \tag{26}$$

この指標は、次のような性質を持っている。

加法的 $(\mu(E)=\mu(z_1)+\ldots+\mu(z_L))$
$$I(E)=1 \tag{27}$$

相殺的 $(\mu(E)<\mu(z_1)+\ldots+\mu(z_L))$
$$0 \leq I(E) < 1 \tag{28}$$

まったく相殺的 $(\mu(E)=\max(\mu(z_1),\ldots,\mu(z_L)))$
$$I(E)=0 \tag{29}$$

相乗的 $(\mu(E)>\mu(z_1)+\ldots+\mu(z_L))$
$$I(E)>1 \tag{30}$$

5. 数値例(その1)

2.～4.の手法を用いて、実際に分析を試みた。対象は、マクロ経済モデルで、投資を消費と輸出から説明しようとするものである。参考文献[4]から昭和47年から58年の15個のサンプルを用いた。データを表1に示す。

まず、通常の線型回帰モデルを通常の最小2乗法で推定した結果を示す。

通常の回帰分析

$$y_i = 0.260\, x_{i1} + 0.101\, x_{i2} + 14.2 \tag{31}$$
$$R^2 = 0.85827$$

番号	投資(y)	消費(x_{i1})	輸出(x_{i2})
1	29.45	60.35	10.15
2	34.83	64.53	11.89
3	32.76	68.32	13.91
4	35.12	74.83	14.8
5	41.06	81.82	16.02
6	39.29	81.25	19.59
7	35.11	84.55	20.31
8	36.75	87.38	23.87
9	37.65	90.69	26.6
10	39.87	94.97	26.65
11	43.73	100.61	28.4
12	44.8	101.87	33.72
13	46.22	102.64	39.07
14	47.37	107.09	40.45
15	46.98	110.7	42.35
合計	590.99	1311.6	367.78
最大値	47.37	110.7	42.35

表1　マクロ経済モデルのデータ

次に、ファジィ測度を用いた場合の回帰モデルの結果を示す。f^1を割り当てるとき、最大値で割ったものを使うと、すべてのiについて、$f^1(x_1) < f^1(x_2)$が成り立つので、f^1の割り当ては、合計で割ったものを使うことにした。

$\mu(\{x_1\})$	351.23
$\mu(\{x_2\})$	104.1
$\mu(\{x_1, x_2\})$	351.2
b	15.26
R^2	0.8793
$I(\{x_1, x_2\})$	0

$$y_i = 0.2678\, x_{i1} + 0\, x_{i2} + 15.26 \quad \text{for } x_{i1}/110.7 \geq x_{i2}/42.35 \tag{32}$$
$$y_i = 0.2678\, x_{i1} + 0.2830\, x_{i2} + 15/26 \quad \text{for } x_{i1}/110.7 < x_{i2}/42.35 \tag{33}$$

通常の回帰分析と比べると、決定係数で、約25%説明力が向上しているのがわかる。また、$I(\{x_1, x_2\})$が0なので、消費と輸入は、投資に対して、相殺的な相互作用があることがわかる。

6.観測値からf^1への変換

2.では、f^1の関数の値は、式(17)のように、観測値をその最大値で割ることで割り当てた。また、5.では、観測値をその合計値で割ることで割り当てた。

各iの$f^1(x_1)$と$f^1(x_2)$の大小関係が変わると、結果が異なることがわかる。2説明変数の場合の定式化でわかるように、各iの$f^1(x_1)$と$f^1(x_2)$の大小関係が異なれば、m1が変化し、数理計画法のモデル自体が変化するからである。

一般に、ある説明変数の値は、他の説明変数の値と比較しても無意味である。例えば、データ2の消費64.53と輸出の11.89を比較しても意味はない。重要なのは、説明変数の値がどれくらい増減したかである。

説明変数の値は、$x' = \alpha x + \beta$ ($\alpha > 0$)という変換を許す。なぜなら、αの変化は、その説明変数の回帰係数を変化させることで吸収できるし、βの変化は、定数項を変化させることで吸収できる。したがって、説明変数の尺度は、間隔尺度（もしくは比例尺度）であることが必要である。そこで、

$$f^1(x_j) = \alpha_j x_{ij} + \beta_j \quad (\alpha_j > 0) \qquad (34)$$

という変換を行ってよいことがわかる。

測度の同定において、このα_jやβ_jを同定することも問題に含めたほうがよい。しかしながら、α_jやβ_jを変化させると各サンプルのf^1の値の大小関係が変わり、数理計画法のモデルの構造自体が変化してしまう。この場合、各サンプルの大小関係が1つでも異なれば、異なるパターンとする。各パターンで場合分けをし、それぞれの場合分けに対して最適化問題を解き、各パターンの中でもっともよい解を、基の問題の最適解とする方法が考えられる。この方法は、解くべきパターンの数が多くなる。また、場合分けした問題は、非線型の最適化の問題となるが、2.の問題のように、制約式がすべて線型で、目的関数が2次でかつ凸というよい性質を持っていない。そこで、α_jやβ_jの同定を含めた問題の解き方は、今後の課題としたい。ただし、6.で、簡易な方法で変換の方法を含めた問題を解いたので報告する。

7.数値例(その2)

6.で説明したように、各説明変数の変換方法の違いにより、数理計画法の問題の構造自体が変化する。そこで、すべての数理計画法の問題の構造のパターンについて、適当なα_jやβ_jをあらかじめ与え、4.と同様に数理計画法の問題を解くことにより、各構造のパターンのファジィ測度を同定する。これらのファジィ測度のうち、もっともよいものすなわち、被説明変数の観測値と推定値の差の2乗の和が小さいものを全体のファジィ測度とした。

表2は、5.のデータについて、すべてのiに関して、$f^1(x_1) \geq f^1(x_2)$もしくは$f^1(x_1) < f^1(x_2)$となるパターンを除いて、すべてのパターンについて分析を行ったものである。各々のパターンについて、$\alpha_2=1, \beta_1=\beta_2=0$とし、$\alpha_1$は、それぞれのパターンで、$\alpha_1$がとりうる範囲の中心値とした。

表2より、この問題は、5番目の数理計画法の問題の最適値によるファジィ測度が、全体の推定されたファジィ測度になる。すなわち、

α_1	0.2877
$\mu(\{x_1\})$	0.9340
$\mu(\{x_2\})$	0.3049
$\mu(\{x_1, x_2\})$	0.9340
b	15.20
R^2	0.8802
$I(\{x_1, x_2\})$	0

$$y_i = 0.2671\, x_{i1} + 0\, x_{i2} + 15.20 \qquad (35)$$
$$\text{for } x_{i1} \times 0.2877 \geq x_{i2}$$
$$y_i = 0.1810\, x_{i1} + 0.3040\, x_{i2} + 15.20 \qquad (36)$$
$$\text{for } x_{i1} \times 0.2877 < x_{i2}$$

となる。この場合、決定係数について、5.のモデルに対して、約0.1%説明力が向上していることがわかる。

α_1	R^2	OBJ_EQ	$\mu\{x_1\}$	$\mu\{x_2\}$	$\mu\{x_1,x2\}$	b	I(X)
0.3816	0.1296	376.77	0	0.070	0.070	39.4	+∞
0.3792	0.8585	60.70	0.698	0.788	0.788	14.0	0
0.3528	0.8728	54.58	0.813	0.777	0.813	13.9	0
0.3110	0.8789	51.95	0.881	0.385	0.881	14.8	0
0.2876	0.8802	51.40	0.934	0.305	0.934	15.2	0
0.2561	0.8734	54.35	1.015	0.239	1.015	15.8	0
0.2816	0.8493	51.80	0.953	0.284	0.953	15.2	0
0.2768	0.8790	51.93	0.960	0.280	0.960	15.4	0
0.2406	0.8689	56.25	1.085	0.202	1.085	15.6	0
0.2203	0.8634	58.64	1.208	0.158	1.208	15.2	0
0.2007	0.8589	60.54	1.398	0.106	1.398	14.1	0
0.1968	0.8582	60.82	1.279	0.103	1.414	14.3	1.309
0.1898	0.8606	59.82	0.088	0.145	1.292	16.9	12.96
0.1759	0.8608	59.18	0	0.105	1.542	14.8	+∞

表2　α_1を変化させた場合

8.おわりに

ファジィ測度を利用して回帰分析を行うことにより、相互関係をもつ説明変数の回帰分析を可能にし、従来の回帰分析に比べて、約25%説明力を向上させた。

しかし、観測値からの変換方法の問題がある。また、各種の統計的な指標をどのように求めるのかなど課題も多い。

参考文献

[1] 柳原一夫、「ファジィ測度による多変量解析とその気象への応用」、天気、1991年6月号、PP.381-388
[2]Ishi,K and M.Sugeno, A model of human evaluation process using fuzzy measure, Int J. Man-Machine Studies, 22(1985),pp.19-38.
[3]菅野道夫、室伏俊明、ファジィ測度（講座ファジィ3）、日刊工業新聞社、1993（引用部分は、p.179）
[4]濱田文雅、山田光男、計量経済分析入門、丸善、1987（引用部分は、p.118の表7-1）
[5]森田優三、新統計概論、日本評論社、1974

[問い合わせ先]
高萩栄一郎
〒214　神奈川県川崎市多摩区東三田2-1-1
専修大学・商学部
TEL(受付) 044-911-1262 (内) 5201
TEL(直通) 044-911-0539

FB4-2

Choquet 積分による階層的評価モデル（２）
A Hierarchical Evaluation Model Using Choqeut Integral (2)

藤本 勝成
Katsushige FUJIMOTO
東京工業大学
Tokyo Inst. Tech.

室伏 俊明
Toshiaki MUROFUSHI
電気通信大学
The Univ. of Electro-Comunications

菅野 道夫
Michio SUGENO
東京工業大学
Tokyo Inst. Tech.

Abstract : We consider a subjective evaluation problem, where X is a set of all attributes, $f(x)$ is a partial evaluated value on each attribute $x \in X$ of an object f, and z is an allover evaluated value. Choquet integral model is a model whose input is $f(x)$ on X, and whose output is represented as $z = (C)\int_X f d\mu$.
However, it is difficult to handle it because if the number of attributes is n, then $2^n - 1$ parameters (values of fuzzy measure) are required, and this is not a practical model. Further, the more the number of attributes increasse, the more difficult grasping the structure of a model is.
In this paper, for grasping the structure easily, we give conditions for a Choquet integral model to be transformed into a hierarchical Choquet integral model which is equivalent to the first Choquet integral model.

1 はじめに

Fuzzy 積分を用いた、多属性対象に関する主観的評価モデルが提案、応用されきており、良い結果を得ている [1],[2]。図１に（Fuzzy 積分として Choquet 積分を採用した）Choquet 積分モデルを示す。これは、評価項目全体の集合を X、対象 f の評価項目 $x \in X$ に関する部分評価値を $f(x)$ とするとき、f の統合評価値 z を Choquet 積分 $z = (C)\int_X f d\mu$ とするモデルである。これは、従来の線型モデルの拡張とみなされる。線型モデルは、統合評価値 z を部分評価値 $f(x)$ の重み付き平均 $z = \Sigma_{x \in X} w_x f(x)$ で与える。重み w_x を１点集合 $\{x\}$ の通常の測度 $m(\{x\})$ と見なせば、これは、Lebesgue 積分 $z = (L)\int_X f dm$ として表される。このモデルの通常の測度 m を Fuzzy 測度 μ に、Lebesgue 積分を Choquet 積分に置き換えたものが Choquet 積分モデルである。

しかしながら、Choquet 積分モデルでは、評価項目の数が n の場合 $2^n - 1$ 個のパラメータ（Fuzzy 測度の値）を必要とする。このため、実用上非常に取り扱いにくいモデルとなっている。加えて、評価項目の個数が多くなるにつれて評価構造が捉えにくくなる。

そこで、評価構造を階層化することによってわかりやすくするため、階層的 Choquet 積分モデルを考える。（図２ (a)(b)）。階層的 Choquet 積分モデルは複数の Choquet 積分の階層的結合によって与えられる。図２ (a) は１つの評価項目は、必ず１つのマクロ評価項目にしか属さない分離型階層的 Choquet 積分モデルであり、図２ (b) は１つの評価項目が、複数のマクロ評価項目に属すことが許される。重複型階層的 Choquet 積分モデルである。

本論文では、図１の Choquet 積分モデルがそれと等価な図２ (a)(b) のような階層的 Choquet 積分モデルに分解されるための条件を示す。

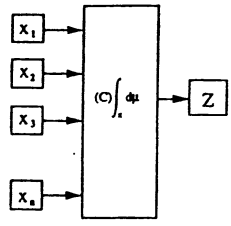
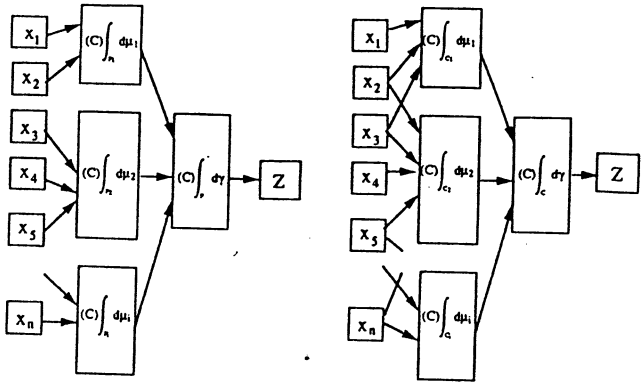


図１ Choqut 積分モデル



(a) 分離型　　(b) 重複型

図２ 階層的 Choquet 積分モデル

2 準備

2.1 Fuzzy 測度と Choquet 積分

定義 1 (Fuzzy 測度) $(X,\mathcal{X})$ を可測空間とするとき $\mu:\mathcal{X}\to[0,\infty)$ が次の条件:
1. $\mu(\emptyset)=0$,
2. $A\subseteq B\Rightarrow\mu(A)\leq\mu(B)$.
を満たすとき、μを $\mathcal{X}$上の *Fuzzy* 測度という。また、$(X,\mathcal{X},\mu)$ を *Fuzzy* 測度空間とよぶ。

定義 2 (Choquet 積分) 可測関数 $f:X\to[0,\infty)$ のμに関する $A\in\mathcal{X}$上の *Choquet* 積分は次式で定義される。

$$(C)\int_A f d\mu\equiv\int_0^\infty\mu(\{x|f(x)\geq\alpha\}\cap A)d\alpha.$$

Fuzzy 測度は通常の測度を特別な場合として含む。μが通常の測度であるとき、Choquet 積分は Lebesgue 積分に一致する。

定義 3 (拡張 Fuzzy 測度) *[3]*
$(X,\mathcal{X})$ を可測空間とするとき、$\nu:\mathcal{X}\to(-\infty,\infty)$ が拡張 *Fuzzy* 測度であるとは、次式を満たすような $\mathcal{X}$ 上の 2 つの *Fuzzy* 測度ν^+,ν^- が存在することをいう。

$$\nu(A)=\nu^+(A)-\nu^-(A),\forall A\in\mathcal{X}.$$

定義 4 (拡張 Fuzzy 測度に関する Choquet 積分)
可測関数 $f:X\to[0,\infty]$ の拡張 *Fuzzy* 測度νに関する $A\in\mathcal{X}$上の *Choquet* 積分は次式で定義される。

$$(C)\int f d\nu\equiv(C)\int f d\nu^+-(C)\int f d\nu^-.$$

ただし、$\nu^+(A),\nu^-(A)$ は定義 3 の条件を満たす $\mathcal{X}$上の *Fuzzy* 測度であり、右辺の値は$\nu^+(A),\nu^-(A)$.のとり方によらない。

3 階層化のための基本概念

3.1 集合に関するもの

定義 5 (零集合) (μに関する) 零集合とは、次の条件を満たす $N\in\mathcal{X}$ をいう。

$$\mu(A\cup N)=\mu(A),\forall A\in\mathcal{X}.$$

命題 1 *[8]*
N が零集合で、fが可測関数ならば、

$$(C)\int_X f d\mu=(C)\int_{X-N} f d\mu.$$

上の命題から、Choquet 積分モデルにおいて、零集合に属する評価項目は統合評価値に全く影響を与えないことがわかる。従って零集合に属する評価項目はモデルより取り除くことができる。

定義 6 (半原子元) *[4]*
(μに関する) 半原子元とは次の条件を満たす非零集合 $S\in\mathcal{X}$ をいう。
「任意の $A\subseteq S$ が次の *(a),(b)* のいずれか一方を満足する。

$$(a)S\cap B=\emptyset,B\in\mathcal{X}\Rightarrow\mu(A\cup B)=\mu(B),$$

$$(b)S\cap B=\emptyset,B\in\mathcal{X}\Rightarrow\mu(A\cup B)=\mu(S\cup B).」$$

S が半原子元で $A\subset S$が *(b)* を満たすとき、$A\approx S$ とかく。

Choquet 積分モデルにおいては、Sが半原子元であれば、Sに含まれる評価項目の集合は Sの外部の評価項目の集合に対して、常に$\emptyset$ の役割をするか (条件 (a))、常に Sの役割をするか (条件 (b)) のどちらかになる。

命題 2 *[6]*
S を半原子元とするとき、任意の可測関数 fについて

$$f^S=\begin{cases}\sup_{A\approx S}\inf_{y\in A}f(x) & \text{if}\quad x\in S\\ f(x) & \text{if}\quad x\notin S\end{cases},$$

とおくと f^S は可測関数で、次式が成り立つ。

$$(C)\int f^S d\mu=(C)\int f d\mu.$$

上の命題から半原子元 Sに含まれる評価項目は統合して 1 つの評価項目にすることができる。

3.2 被覆に関するもの

定義 7 (効果的な固有の要素を持つ被覆)
(μに関する) Xの効果的な固有の要素を持つ被覆とは、次の 2 条件を満たす Xの有限可測被覆 $\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ をいう。
a) $P_i\equiv C_i-\bigcup_{j\in\{1,\cdots,n\}-\{i\}}C_j\neq\emptyset,\forall i\in\{1,\cdots,n\}$
b) $A\in\mathcal{X},A\subset C_i-P_i,\mu(A)\neq 0$
$\Rightarrow\mu(A)<\mu(A\cup P_i),\forall i\in\{1,\cdots,n\}$

可測被覆 C が効果的な固有の要素を持つ被覆であれば、評価項目の上位階層にある各マクロ評価項目 C_iに、そのマクロ評価項目固有の評価項目の集合 P_iを持っており、(条件 (a)) この P_iは外部に対して何らかの影響力をもっている。(条件 (b)) と考えられる。

定義 8 (包除被覆) Xの有限可測被覆 $\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ が Xの (μに関する) 包除被覆であるとは、任意の $A\in\mathcal{X}$ に対して

$$\mu(A)=\sum_{\substack{J\subseteq\{1,\cdots,n\}\\ J\neq\phi}}(-1)^{|J|+1}\mu(\bigcap_{j\in J}A\cap C_j)$$

を満たすことをいう。
特に、$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$が Xの可測分割であるとき相互加法的分割をいう。

命題 3 Xを空でない集合、$\{C_i\}_{i\in I}$を Xの有限被覆、$\{I_j\}_{j\in J}$ を Iの有限分割とする。X上に2項関係$\sim$を以下のように与えるとき、$\sim$は同値関係となる。

$A\sim B\equiv$

「任意の $I_j\in\{I_j\}_{j\in J}$に対して、

$A\cap C_{j1}=D_{j1}\cap C_{j1}, D_{j1}\cap C_{j2}=D_{j2}\cap C_{j2},\cdots, D_{jk-1}\cap C_{jk}=B\cap C_{jk}$.

となる$\bigcup_{i\in I_j}C_j$ の部分集合列 $\{D_{jk}\}_{k\in K\subset\mathbf{N}}$と I_jの点列 $\{j_k\}_{k\in K\subset\mathbf{N}}$が存在する。」

4 階層化定理

$\mathcal{C}=\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ が Xの有限可測被覆のとき $\{\mathcal{X}_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ を $\mathcal{X}_i\equiv\{C_i\cap A\mid A\in\mathcal{X}\}$. によって定義する。また、$\mathcal{M}=\{\mu_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ を $\{\mathcal{X}_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ 上の（拡張）Fuzzy 測度からなる m 項組とするとき、X上の任意の可測関数 fに対して、$\mathcal{C}$上の関数 f_M を次式によって定義する。

$$f_M(C_i)\equiv(C)\int_{C_i}f d\mu_i.$$

4.1 分離型階層化定理

次の定理は、図1の通常の Choquet 積分モデルと等価な図2 (a) のような分離型階層化 Choquet 積分モデルを構成するための必要十分条件を与えている。

定理 1 *[7]*

$\mathcal{P}=\{P_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ を Xの有限可測分割とし、$\mathcal{P}_S$ と $\mathcal{Q}$ をそれぞれ

$$\mathcal{P}_S\equiv\{P_i\in\mathcal{P}|P_i\ \textit{is a semi-atom.}\},$$

$$\mathcal{Q}\equiv\{\bigcup\mathcal{P}_S\}\cup\{\mathcal{P}-\mathcal{P}_S\},$$

とする。

このとき、$\{\mathcal{X}_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$上の *Fuzzy* 測度の n 項組 $\mathcal{M}=\{\mu_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ と $2^{\mathcal{P}}$ 上の *Fuzzy* 測度νが存在して、X上の任意の可測関数 fに対して

$$(C)\int f d\mu=(C)\int_{\mathcal{P}}f_M d\nu$$

となるための必要十分条件は $\mathcal{Q}$ が（μに関する）相互加法的分割であることである。

定理1では、半原子元と相互加法的分割が複雑に関係しているが、νに加法性の制約を与えることによって、単純明瞭な系が得られる。

系 1 *[7]*

$\mathcal{P}=\{P_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ を Xの有限可測分割とする。

このとき、$\{\mathcal{X}_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$上の *Fuzzy* 測度の n 項組 $\mathcal{M}=\{\mu_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ と $2^{\mathcal{P}}$ 上の通常の測度νが存在して、X上の任意の可測関数 fに対して

$$(C)\int f d\mu=(C)\int_{\mathcal{P}}f_M d\nu$$

となるための必要十分条件は $\mathcal{P}$ が（μに関する）相互加法的分割であることである。

4.2 重複型階層化定理

次の定理は、図1の通常の Choquet 積分モデルと等価な図2 (b) のような重複型階層化 Choquet 積分モデルを構成するための必要十分条件を与えている。

定理 2 $\mathcal{C}=\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ を Xの効果的な固有の要素を持つ被覆とする。このとき、$\{\mathcal{X}_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$上の拡張 *Fuzzy* 測度の n 項組 $\mathcal{M}=\{\mu_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ と $2^{\mathcal{C}}$ 上の *Fuzzy* 測度νが存在して、X上の任意の可測関数 fに対して

$$(C)\int f d\mu=(C)\int_{C_i}f_M d\nu$$

となるための必要十分条件は，次の条件を満たす $\{1,\cdots n\}$ の分割 $\{I_j\}_{j\in J}$が存在することである。

1) $\{\bigcup_{k\in I_j}C_j\}_{j\in J}$が Xの包除被覆である。

2) $\mathcal{A}\equiv\{A\in\mathcal{X}\mid\forall i\in\{1,\cdots,n\};\mu(A)\neq\mu(A\cup P_i)\}$ とするとき、

$$A_1,A_2\in\mathcal{A}, A_1\sim A_2\Rightarrow\mu(A_1)=\mu(A_2)$$

3) $\mathcal{B}\equiv\{B\in\mathcal{X}\mid\forall i\in\{1,\cdots,n\};\mu(B)=\mu(B\cup P_i)\}$ とするとき、

$$B_1,B_2\in\mathcal{B}, B_1\sim B_2\Rightarrow\mu(B_1)=\mu(B_2)$$

4) $A\in\mathcal{X}-\mathcal{A}-\mathcal{B}$に対して

$$\mu(A)=\Sigma_{j\in J}\left\{\mu\left(A-\bigcup_{i\in\{1,\cdots,n\}-I_j}P_i\right)-\mu\left(A-\bigcup_{i\in\{1,\cdots,n\}}P_i\right)\right\}$$
$$+\mu\left(A-\bigcup_{i\in\{1,\cdots,n\}}P_i\right)$$

定理2に対してもνに加法性の制約を与えることによって、単純明瞭な系が得られる。

系 2 *[5]*

$\mathcal{C}=\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ を Xの有限可測被覆とする。

このとき、$\{\mathcal{X}_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$上の拡張 *Fuzzy* 測度の n 項組 $\mathcal{M}=\{\mu_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ と $2^{\mathcal{C}}$ 上の通常の測度νが存在して、X上の任意の可測関数 fに対して

$$(C)\int f d\mu=(C)\int_{C_i}f_M d\nu$$

となるための必要十分条件は $\mathcal{C}$ が（μに関する）包除被覆であることである。

5 階層構造

通常の Choquet 積分モデル（図1）は、一般に図3のように分解されうる。図3では、$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_{16}\}$としている。まず、$\{x_1,x_2\}$ は零集合であり、命題1より統合評価値 Zには無関係である。

$\{x_4,x_5\},\{x_{10},x_{11},x_{12}\}$ は半原子元であり、命題2より S_1,S_2に統合される。

$\{\{x_1,x_2\},\{x_3\},\{x_4,x_5,x_6,x_7\},\{x_6,x_7,x_8,x_9\},$
$\{x_9,x_{10},x_{11},x_{12}\},\{x_{12},x_{13},x_{14},x_{15}\},\{x_{14},x_{15},x_{16}\},\}$
はXの有限被覆となり、階層的Choquet積分モデルの定義よりおのおのの集合の中でChoquet積分される。

定理2より $\{\{x_1,x_2\},\{x_3\},\{x_4,x_5,x_6,x_7,x_8,x_9\},$
$\{x_9,x_{10},x_{11},x_{12}\},\{x_{12},x_{13},x_{14},x_{15},x_{16}\}\}$ がXの包除被覆となり、結局系2よりLは加法的な測度での積分(Lebesgue積分)になる。

以上のことより重複型階層的Choquet積分モデルは、次の4つの機能別に階層化される。

1. Sの機能 ⟶ 要素を統合する。(半原子元を1点と同一視させる。)
2. Cの機能 ⟶ 一般のFuzzy測度によるChoquet積分を行なう。
3. Dの機能 ⟶ 集合を統合する。(一般の被覆から包除被覆をつくる。)
4. Lの機能 ⟶ Lebesgue積分を行なう。

これにより、最終的にはLebesgue積分によって統合がなされることがわかる。つまり、これは包除被覆が階層化における基本構造になっているということ示している。

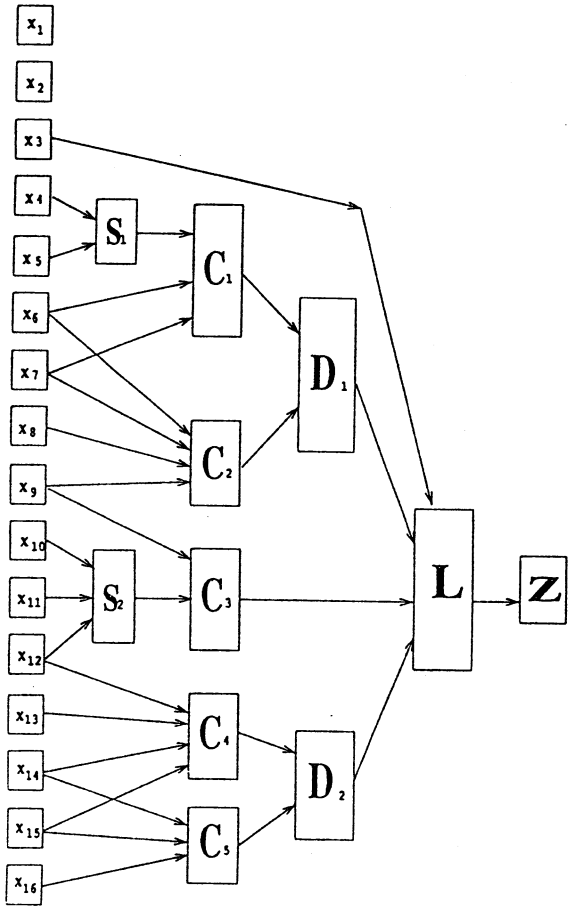


図3 評価構造の階層化

6 おわりに

本論文では、Choquet積分システムが階層的に分解されるための条件を示した。また、各階層における役割も明らかになった。今後、被覆に何の条件もつかない最も一般的な場合についての条件を調査するとともに、実証も進めたい。

References

[1] 田中, 菅野. カラー印刷画像の主観的評価について, 第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 1988, pp229-234.

[2] 森, 室伏. ファジィ測度Choquet積分を用いた評価モデルの解析, 第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 1989, pp207-212.

[3] 町田, 室伏. 相似線形構造の表現としてのChoquet積分に関する一考察, 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 1990, pp155-158.

[4] 室伏, 菅野. ファジィ測度の非加法性と選考独立性の関係ー Choquet積分で表される多属性効用関数の一性質ー, 第1回ファジィワークショップ講演論文集, 1991, pp36-41.

[5] 藤本, 土屋, 室伏. Choquet積分による階層的評価モデル, 第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 1992, pp25-28.

[6] 室伏, 藤本, 菅野. Choquet積分で表されるシステムの階層的分解, 電気学会, システム制御研究会, 1992.

[7] 室伏, 菅野. Choquet積分システムの階層的分解, 日本ファジィ学会誌, vol.4, no.4, 1992, pp749-752

[8] T.Murofushi,M.Sugeno. A theory of fuzzy measure-representations, Choquet integral, and null sets, j. math. anal. appl., vol.95, No.2, 1991, p532

問い合わせ先
〒227 神奈川県横浜市緑区長津田町4259
東京工業大学システム科学専攻 菅野研
藤本 勝成
tel 045-(922)-1111 (ext.2645)
Email fujimoto@sys.titech.ac.jp

FB5-1

不確実性測度に対するエントロピー最大化アルゴリズム
Maximum entropy algorithms for uncertainty measures

前田 豊* フン グエン* 市橋 秀友**
Yutaka Maeda Hung T. Nguyen Hidetomo Ichihashi

* 東京工業大学
Tokyo Institute of Technology
** 大阪府立大学工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

Abstract: In decision-making problems when probabilistic infomation is incomplete as well as in mesuring the non-specificity and conflict in the theory of evidence, one is led to consider the problem of maximizing probabilistic entropy under a functional constraint induced by the available evidence. This paper is devoted specifically to developing computational algorithms for this optimization problem.

1. はじめに

不確実性を伴う不完全な知識を表現する際に、その不完全な知識に含まれる不確実性の種類により種々の数学的理論が存在する。Shafer [1, 2] の証拠理論の標準的枠組について考察する：有限集合Θは可能な“状態”を表現していて、2^Θで表されるΘのべき集合上で定義される集合関数Fは、全てのΘの部分集合A_iに対して、以下の条件を満たすときビリーフ関数と呼ばれる；

$$F(\Phi)=0,\ F(\Theta)=1,$$
$$F\Big(\bigcup_{i\in I}A_i\Big) \geq \sum_{\Phi\neq J\subset I}(-1)^{|J|+1}F\Big(\bigcap_{i\in J}A_i\Big).$$

ここで、I={1, 2, . . . , n}、JはIの部分集合であり|J|は、Jの濃度（要素数）を表している。

この集合関数Fに対して、基本割当と呼ばれる別の集合関数m: $2^\Theta \to [0, 1]$ が存在する；

$$F(A)=\sum_{B\subset A}m(B).$$

実際には、

$$m(A)=\sum_{B\subset A}(-1)^{|A-B|}F(B),$$

（ここで、A-Bは差集合を表している）とすると、関数mは以下のようになる；

$$m(A)\geq 0,\ m(\Phi)=0,\ \sum_{A\in 2^\Theta}m(A)=1.$$

つまり、mは2^Θ内でのランダム集合の確率“密度”となる（Nguyen [3]）。mの単一性は、Moebius変換式（Aigner [4]）から得られる。このランダム集合的観点から、Fはmを密度とするランダム集合Sの“分布関数”の役割を担う。すなわち、

$$F(A)=P(S\subset A),$$

（Θが有限でない場合については、Wasserman [5]、Hestir et. al. [6] 参照）となる。

意思決定問題や推論における証拠として、F（または等価的にm）を仮定すると、証拠の結合や更新の方法が必要となる。特に、多くの証拠が蓄積された場合には、それらを比較する必要がある。このとき、F内の包括的な“不確実性”の測度を必要とする。少なくとも二種類の不確実性、“不特定性”（Dubois and Prade [7]）と“矛盾性”とが含まれている。m内の不特定性は通常は次式で測定される。

$$N(m)=\sum_{A\in 2^\Theta}m(A)\log|A|.$$

矛盾性に関しては幾分明確ではない。Nguyen [8] は、密度関数mを伴うランダム集合Sを含むような実験の不確実性として、次の測度を考察した。

$$C(m)=-\sum_{A\in 2^\Theta}m(A)\log m(A).$$

Sが変数値として単集合のみをとる場合、このC(m)はShannonエントロピーとなる。これら二つの測度の結合による包括的な不確実性測度は、いくつかの興味ある性質を持つ（Pal et. al. [9]）。しかしながら、$F\leq F'$のときC(m')+N(m')≦C(m)+N(m)が成立しない。つまり、F'の確信度がFより高くてもその不確実性が減少しないのである。

乾口ら [10] は、矛盾性測度が

$$\max_{f\in F_m}H(f),$$

となるべきことを公理的に導いた。ここで、H(f)はΘ上の確率密度fのエントロピーであり、F_mは、以下のような確率密度の集合である。

$$F_m=\{f: F\leq P_f\},\ P_f(A)=\sum_{\theta\in A}f(\theta).$$

この見解が、Maeda and Ichihashi [11] により採用され、ランダム集合の包含関係（Dubois and

Prade [12]) に関して単調な測度が提案された。

本研究では、上述の最大エントロピーを与える確率密度を求めるアルゴリズムを構築する。

2. ビリーフの構造

Bayes的感度解析においては、Θはパラメータ空間であり、“真の”パラメータは、事前確率P_0を伴うランダム変数として仮定される。この事前情報は、対象となる推論や意思決定のために事後の量を導くのに使用される。P_0の存在が仮定される一方で、その正確な割当が明確には分からない。すなわち、確率測度の近傍集合P内にP_0が存在すると仮定する。その不正確さは、P内でのP_0の非決定性から生じる。明らかに、Pのみが利用可能な場合$P_0(A)$は未知となるが以下のように境界付けられる。

$$P_*(A)=inf[P(A):P\in\mathbf{P}],$$
$$P^*(A)=sup[P(A):P\in\mathbf{P}].$$

$P^*(A)=1-P_*(A^c)$となることは容易に確認できる。ここで、$A^c=\Theta-A$である。ここで、P_* (P^*) は、下界（上界）確率と呼ばれる。ビリーフ関数Fを一種の下界確率とみなすことが可能であり、このとき以下のようにPを構成できる。

$$\mathbf{P}=\{P:F\le P\}.$$

しかし、全ての下界確率をFでは表現できない。

次に、事後解析を実行するためにP内の特定の要素を選ばねばならないBayes流の方法論では、最大エントロピー原理（Jaynes [13] ）が使われる。つまりH(p)を最大にするP内のP_0を見いだすことになる（ただし、pはPの密度関数である）。この最適化問題は証拠内の“矛盾性”の測度として使用されるエントロピーの最大値を見いだすことになる。つまりこのようなモデルに対しては、

$$\max_{p\in F_m} H(p).$$

が、mにおける適切な不確実性測度となる。

ここで、最適化アルゴリズムの構築の準備として、制約F_mをより明確に特定する（Dempster [14] 参照）。すなわち、

$$f\in F_m \Leftrightarrow f(\theta)=\sum_{A:\theta\in A}\alpha_A(\theta),\ \alpha_A(\theta)\ge 0,$$
$$\sum_{\theta\in A}\alpha_A(\theta)=m(A).$$

これは、確率質量m(A)はA内の要素にのみ分配され、$f(\theta)$はAからθへ分配された確率質量の総和となることを表している。このとき、最適化問題は以下のようになる。

$$\max -\sum_{\theta\in\Theta}\Big[\sum_{A:\theta\in A}\alpha_A(\theta)\Big]\log\Big[\sum_{A:\theta\in A}\alpha_A(\theta)\Big],$$

$$s.t.\ \sum_{\theta\in A}\alpha_A(\theta)=m(A),\ \theta\in\Theta,\ A\in S_m.$$

ここで、Smはmの台集合である。

$$S_m=\{A\in 2^\Theta : m(A)>0\}.$$

3. 典型的ケースに対するアルゴリズム

本章では、前章で与えられた最適化問題の解を与える確率密度を導くアルゴリズムをいくつかのケースに対して構築する。

(1) S_mが交わらない（disjoint）部分集合で構成される場合：

$$S_m=\{A_1,A_2,\ldots,A_k\};\ A_i\cap A_j=\Phi,\ i\ne j.$$

m(A_i)がA_iの各要素に等しく分配されるときそのエントロピーがF_m内で最大となることを示す。Nguyen and Walker [15] での議論を用いると、

$$f\in F_m \Leftrightarrow f(\theta)=\varepsilon_i(\theta)\ \ if\ \theta\in A_i,$$
$$\Big(\sum_{\theta\in A_i}\varepsilon_i(\theta)=m(A_i);\ \varepsilon_i\ge 0\Big)$$

と表される。そのエントロピーは、

$$H(f)=-\sum_{i=1}^{k}\sum_{\theta\in A_i}\varepsilon_i(\theta)\log\varepsilon_i(\theta),$$

となる。ここで、次の補題を得る。

<u>補題1</u>： x及びc-xを正とする。c-x>xのとき、

$$L(x)=-(c-x)\log(c-x)-x\log x,$$

は、xに関して厳密に増加する。

この補題を適用すると、fが$\varepsilon(\theta)=m(A_i)/|A_i|$により与えられるときにH(f)が最大となることが示され、その最大値は、次式で表される。

$$\max_{f\in F_m} H(f)=-\sum_{i=1}^{k} m(A_i)\log(m(A_i)/|A_i|).$$

(2) Smがある集合(A)とその単集合とで構成される場合：

$$S_m=\{\{\theta_1\},\cdots,\{\theta_k\},A\};\ \theta_i\in A,\ k\le n=|A|.$$

ここで、$\alpha_i=m(\{\theta_i\})$（i>kに対しては$\alpha_i=0$）、$\varepsilon=m(A)$（$\varepsilon+\alpha_1+\cdots+\alpha_k=1$）とする。このとき、

$$f\in F_m \Leftrightarrow f(\theta_i)=\alpha_i+\varepsilon_i\ \ \Big(\sum_{i=1}^{k}\varepsilon_i=\varepsilon;\ \varepsilon_i\ge 0\Big),$$

となる。これは、k=nのケース（Nguyen and Walker [15] 参照）の一般化である。

一般性を失うことなく$\alpha_1\ge\alpha_2\ge\cdots\ge\alpha_n$と仮定できる。$\alpha_1\le 1/n$のとき、A上での一様密度が$F_m$内に存在し、$F_m$上でエントロピーを最大化する。実際、$\varepsilon_i=(1/n)-\alpha_i$とするとその密度関数が導かれる。

$\alpha_1>1/n$のとき、次のような密度関数f^*がエントロピーを最大化することを示す。

$f^*(\theta_1)\ (=\alpha_1) \geq f^*(\theta_2) \geq \cdots \geq f^*(\theta_{s-1})\ (=\alpha_{s-1}) \geq f^*(\theta_s)\ (>\alpha_s) = f^*(\theta_{s+1}) = \cdots = f^*(\theta_n)\ (>0)$.

定理1：
a) {1, 2, . . . , n} 内に $\alpha_{s-1} \geq t_s > \alpha_s$ となる唯一の整数sが存在する。ここで、

$$t_s = \frac{\varepsilon + \sum_{i=s}^{n} \alpha_i}{n-s+1},$$

であり、$\alpha_0 = 1$ とする。
b) F_m 上でエントロピーを最大化する確率密度は以下のように与えられる。

$$f^*(\theta_i) = \alpha_i \quad for\ i < s,$$
$$f^*(\theta_i) = t_s \quad for\ i \geq s.$$

f*を導くアルゴリズム
Step 1) d:=1
Step 2)

$$t := \frac{\varepsilon + \sum_{i=d}^{n} \alpha_i}{n-d+1}$$

Step 3) If $\alpha_d < t$ then for i=d, d+1, . . . , n
$f^*(\theta_i) = t$
Otherwise (if $\alpha_d \geq t$)
$f^*(\theta_i) = \alpha_d$; d:=d+1; go to Step 2)
Step 4) End
このケースの最大エントロピーは次式で表される。

$$\max_{f \in F_m} H(f) = -\sum_{i=1}^{s-1} \alpha_i \log \alpha_i - (1 - \sum_{i=1}^{s-1} \alpha_i) \log t_s.$$

(3) S_m がある集合 (A) とそのdisjoint部分集合とで構成される場合：

$$S_m = \{A_1, A_2, \ldots, A_k, A\};\ A_i \cap A_j = \Phi,\ i \neq j;\ A_i \subset A.$$

ここで、$\alpha_j = m(A_j)$、$\varepsilon = m(A)$、

$$A_{k+1} = A - \bigcup_{j=1}^{k} A_j,\ \varepsilon + \sum_{j=1}^{k+1} \alpha_j = 1,\ (\alpha_{k+1} = 0)$$

とする。このとき、

$$f \in F_m \Leftrightarrow f(\theta_i) = q_i(\alpha_j + \varepsilon_j) \quad for\ \theta_i \in A_j,$$
$$(\sum_{j=1}^{k+1} \varepsilon_j = \varepsilon,\ \varepsilon_j \geq 0;\ \sum_{\theta_i \in A_j} q_i = 1,\ q_i \geq 0)$$

となる。また、$a_j = |A_j|$、$\beta_j = \alpha_j / a_j$ $(\beta_{k+1} = 0)$ とする。一般性を失うことなく $\beta_1 \geq \beta_2 \geq \cdots \geq \beta_{k+1}$ と仮定できる。
定理2：
a) {1, 2, . . . , k+1} 内に $\beta_{s-1} \geq t_s > \beta_s$ となる唯一の整数sが存在する。ここで、

$$t_s = \frac{\varepsilon + \sum_{j=s}^{k+1} \alpha_j}{\sum_{j=s}^{k+1} a_j},$$

であり、$\alpha_0 = 1$ とする。
b) F_m 上でエントロピーを最大化する確率密度は以下のように与えられる。

$$f^*(\theta_i) = \beta_j \quad for\ \theta_i \in A_j,\ j < s,$$
$$f^*(\theta_i) = t_s \quad for\ \theta_i \in A_j,\ j \geq s.$$

f*を導くアルゴリズム
Step 1) d:=1
Step 2)

$$t := \frac{\varepsilon + \sum_{j=d}^{k+1} \alpha_j}{\sum_{j=d}^{k+1} a_j}$$

Step 3) If $\beta_d < t$ then for j=d, . . . , k+1
$f^*(\theta_i) = t \quad (\theta_i \in A_j)$
Otherwise (if $\alpha_d \geq t$)
$f^*(\theta_i) = \beta_d \quad (\theta_i \in A_j)$
;d:=d+1; go to Step 2)
Step 4) End
このケースの最大エントロピーは次式で表される。

$$\max_{f \in F_m} H(f) = -\sum_{j=1}^{s-1} \alpha_j \log \beta_j - (1 - \sum_{j=1}^{s-1} \alpha_j) \log t_s.$$

(4) S_m がネスト部分集合で構成される場合：

$$S_m = \{A_1, A_2, \ldots, A_k\};\ A_i \subset A_j,\ i < j,\ n = |A|,$$

$\alpha_j = m(A_j)$ $(\alpha_1 + \cdots + \alpha_k = 1)$ とする。このとき、

$$f \in F_m \Leftrightarrow q(\theta) e_r (\alpha_r + \sum_{j=r+1}^{k} \alpha_j (\prod_{t=r+1}^{j} (1 - e_t))),$$
$$for\ \theta \in A_r - A_{r-1}\ (A_0 = \Phi,$$
$$\sum_{A_r - A_{r-1}} q(\theta) = 1,\ q(\theta) \geq 0,\ 1 \geq e_r \geq 0,\ e_1 = 1),$$

となる。
定理3：
a) s(1) <. . . <s(u)、$t_{s(1)} > \ldots > t_{s(u)}$ となる唯一の集合 {s(1), . . . , s(u)} が存在する。ここで、

$$t_{s(v)} = \frac{\sum_{j=s(v-1)+1}^{s(v)} \alpha_j}{a_{s(v)} - a_{s(v-1)}},$$

であり、s(0) =0とする。
b) F_m 上でエントロピーを最大化する確率密度は以下のように与えられる。

$$f^*(\theta)=t_{s(v)} \quad for\ \theta\in A_{s(v)}-A_{s(v-1)}.$$

f*を導くアルゴリズム

Step 1) d:=1

Step 2) For r≧d

$$t_r:=\frac{\sum_{j=d}^{r}\alpha_j}{a_r-a_{d-1}}$$

Step 3) Find the biggest r such that tr is maximum

Step 4) For d, d+1, . . . , r

$$f^*(\theta)=t_r \quad (\theta\in A_r-A_{d-1})$$

Step 5) If r=k then end

Otherwise d:=r+1;go to Step 2)

(5) S_mが鎖状部分集合で構成される場合：

$$S_m=\{A_1, A_2, \ldots, A_k\};\ A_i\cap A_{i+1}\neq\Phi;$$
$$A_i\cap A_j=\Phi,\ |i-j|>1;\ n=|\bigcup_{j=1}^{k}A_j|.$$

$\alpha_j=m(A_j)$ ($\alpha_1+\cdots+\alpha_k=1$) とする。このとき、

$$f\in F_m \Leftrightarrow f(\theta)=q(\theta)\alpha_{r,r} \quad for\ \theta\in A_r-A_{r-1}-A_{r+1}$$
$$f(\theta)=q(\theta)(\alpha_{r,r+1}+\alpha_{r+1,r}) \quad for\ \theta\in A_r\cap A_{r+1},$$
$$\left(\sum_{A_r-A_{r-1}-A_{r+1}} q(\theta)=1,\ \sum_{A_r\cap A_{r+1}} q(\theta)=1,\ q(\theta)\geq 0;\right.$$
$$\left.\sum_{j=r-1}^{r+1}\alpha_{r,j}=\alpha_r,\ \alpha_{r,j}\geq 0;\ A_0=A_{k+1}=\Phi\right)$$

となる。ここで、

$$A_{r,s}=\bigcup_{j=r}^{s}A_j,\ a_{r,s}=|A_{r,s}|,\ 1\leq r\leq s\leq k;$$
$$\beta_{r,s}=\frac{\sum_{j=r}^{s}\alpha_j}{a_{r,s}},$$

とする。

補題2： a、b、x及びc-xを正とする。(c-x)/a >x/bのとき、

$$L(x)=-(c-x)\log\frac{c-x}{a}-x\log\frac{x}{b},$$

は、xに関して厳密に増加する。

補題1、2を用いるとmax $[\beta_{r,s}]$ を伴うA_{r^*,s^*}内の要素θに対しては、$f^*(\theta)=\beta_{r^*,s^*}$となることが導かれる。残りの$A_{1,r^*+1}-A_{r^*}$、$A_{s^*+1,k}-A_{s^*}$内の要素に対してもそれぞれがdisjoint鎖状集合を構成するので、同じ議論を適用すると、max $[\beta_{r,s}]$ を順次見いだすことにより全ての要素に対して、$f^*(\theta)$を決定することができる。

4. おわりに

本研究では、ランダム集合の確率密度として表現される証拠により課せられる制約の下でエントロピーを最大化する問題について考察した。その基本割当関数mの焦点要素の構造に依るいくつかの状況に対するアルゴリズムを構築した。また、補題と定理を用いてアルゴリズムの妥当性を示した。最も一般的な状況に対するアルゴリズムにより3章に示した各ケースの最適解を導く確率密度を求めることも可能である。

<参考文献>

1. Shafer, G. [1976], A Mathematical Theory of Evidence. Princeton Univ. Press, Princeton.
2. Shafer, G. [1990], "Perspectives on the theory of belief functions." Int. of Approx. Reasoning (4), pp. 323-362.
3. Nguyen, H. T. [1978] "On random sets and belief functions." J. of Math. Anals. and Appl. (65), pp. 531-542.
4. Aiger, M. [1979], Combination Theory. Springer-Verlag.
5. Wasserman, L. A. [1987]. "Some applications of belief functions to statistical inference." Ph. D. Thesis, Univ. of Toronto, Canada.
6. Hestir, K., Nguyen, H. T. and Rgers, G. S. [1991]. "A random set formalism for evidential reasoning." In: Conditional Logic in Exspert Systems (Goodman, I. R. et. al., eds.), North-Holland, pp. 309-344.
7. Dubois, D. and Prade, H. [1984]."A note on measure of specificity for fuzzy sets." BUSEFAL (19), pp. 83-89.
8. Nguyen, H. T. [1987]. "On entropy of random sets and possibility distributions." In: Analysis of Fuzzy Information (Bezdek, J., ed.), Vol. 1, pp. 145-156.
9. Pal, N. R., Bezdek, J. C. and Hemasinha, R. [1992]. "Average total uncertainty: A new measure and its properties." Proceedings of the 2nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Newral Networks (Iizuka, July, 1992), Vol. 2, pp. 583-586.
10. 乾口、前川、久米 [1991]. "Dempster-Shafer理論における巨視的な情報測度について" システム制御情報学会誌, 4巻, pp. 435-444.
11. Maeda, Y. and Ichihashi, H. [1993]. "An Uncertainty measure with monotonicity under the random set inclusion." To appear in Int. J. General Systems.
12. Dubois, D. and Prade, H. [1986]. "A set-theoretic view of belief functions: Logical operations and approximations by fuzzy sets." Int. J. General Systems (12), pp. 193-226.
13. Jaynes E. T. [1957]. "Information theory and statistical mechanics." Phys. Review (106), pp. 620-630, (108), pp. 171-182.
14. Dempster, A. R. [1967]. "Upper and lower probablities induced by a multi-valued mapping." Ann. Math. Stat. (38), pp. 325-359.
15. Nguyen, H. T. and Walker, E. A. [1993]. "On decision-making using belief functions." To appear in Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence (Yager, R. et. al., eds.), J. Wiley.

問い合わせ先： 〒227 横浜市長津田町4259番地
東京工業大学システム科学専攻LIFE寄附講座、
前田 豊 TEL 045(922)1111内線2192

FB5-2

ファジィ幾何的エントロピーとファジィ相互エントロピーについての提案

A proposal of fuzzy geometric entropy and fuzzy mutual entropy

清水　昭雄
AKIO SHIMIZU
宇部興産（株）情報システム部
Information Systems Development Dept. UBE INDUSTRIES, LTD

要旨：　非Shanonnタイプのファジィエントロピーとしてファジィ幾何的エントロピーと ファジィ相互エントロピーを提案する。前者のはファジィ集合とその補集合の各要素との間に平行性の不確かさの度合いを測るものである。後者はファジィ集合とその補集合の各要素同志が互いに干渉し合う不確かさ度合いを測るものである。この両方のファジィエントロピーは距離公理を満たし、今後のファジィエントロピーによるファジィ位相幾何の数学的基礎づけをおこなった。またファジィ幾何的エントロピー及びファジィ相互エントロピーの補集合の部分をグレードのみ変化したファジィ集合で置換して得られる、新たな計量因子として①形状変化量②相互干渉量の２つを提案した。このことは将来、時間因子の含んだ動的にグレードが変化するファジィ集合を考察する上での指標を与えるものである。

序：

熱力学におけるエントロピーの概念を「確率」の概念にBoltzmannは帰着させた。この 概念からの類推で, Shannonは確率的不確かさは情報の取得によって減少するという観点から, 確率過程を情報源のモデルとし, 「情報の量」としてエントロピーの定義を与えた。　このShnnonエントロピー類似として, De Luca & Terminiによって提案されたファジィエントロピーは, ファジィ集合を情報源のモデルとして対象を表したとき, その集合全体のあいまいさの程度を測る関数dをいう（注†６）[7]。例えば, 全体集合をビールの味の集合と すると「キレがある」に比べて, 「非常にキレがある」は同じあいまいな表現でも, 相対的にあいまいさが減少している。またDe Luca & Terminiはファジィエントロピーdを定義するに際して4つの条件を与え, 数学的理論の定式化を行なった。Shannonエントロピーの類 似ではない場合として, Kaufmannはファジィ集合とその1/2レベル集合との各要素間の距離の総和で定義を与えた（注†７）[8]。Yagerはファジィ集合の基数ｎからそのファジィ集合と補集合との各要素間の距離の総和を引いて得られるもので定義を与えた（注†８）[9]。これは矛盾の不確かさ の程度を測るものである。その他にKlir, Koskoなどの定義がある[11], [10]。

筆者が前回広島で言語ヘッジの複雑さを測る言語ヘッジエントロピーやSugenoλ－補元を用いたファジィ様相論理における言語ヘッジの複雑さを測る様相ヘッジエントロピーを提案した。なお、これらをファジィ推論方式に応用した[2]。今回札幌での新しい提案はShannonエントロピーの非類似ファジィエントロピーのケースとして「ファジィ幾何的エントロピー」と「ファジィ相互エントロピー」の２つのエントロピーを提案する。前者はファジィ集合とその補集合の各要素との結ぶ直線の方向係数（ｘ軸の正の方の向きとなす角ψの正接）を基数ｎから引くことで、各要素との直線的一致度合い、すなわち各要素とのなす角度の不確かさの程度を測るものとした概念を提案する（このファジィ幾何的エントロピーの一種として角ψのｓｉｎから類推されるファジィ球面距離エンロピーも提案する）。後者はファジィ集合とその補集合の各要素との直交性の複雑さの度合いを測るものとした概念を提案し、これらの概念に距離公理を導入した。

また、ファジイエントロピー（特にファジィ幾何的エントロピー及びファジィ相互エントロピー）の式におけるファジィ補集合の項の部分を同じ定義域であるグレードのみ変化させたファジィ集合に置換することで「①同じ定義域間での２つのファジィ集合の形状変化量②同じ定義域間での２つのファジィ集合の相互干渉量」なる新たな概念を導出した。このことは将来、時間因子を含んでいてグレードが変化するようなファジィ集合を考察する上で変化の度合いを測ったり、また相互干渉量を測ったりするものを与えるものと思われる。またファジィエントピーを基に生成した距離空間が完備であることを条件に不動点定理が存在することを示した。また、この幾何的な意味を含んだファジィエントロピーの概念の提案とその距離公理を満たすことよりファジィ位相幾何の数学的基礎付けをファジィエンロピーの側面から行った。ファジィパターン認識の基礎をなすと思われるファジィ幾何学を従来(ロゼンフェルト[13]を参照)とは異なる方法をファジィエントロピーの側面から照射していくものである。

1．新たに提案するファジィエントロピーの定義

X（有限集合とする）におけるファジィ集合Aに次のような関数E（A），E（A）を割り当てて 、μ ：X→［0，1］とする。

（1）ファジィ幾何的エントロピー

$$E(A)=\sum_{i=1}^{n}\left\{1-\frac{|\mu(x)-(1-\mu(x))|}{1+\mu(x)(1-\mu(x))}\right\}$$

（例）n＝1　$\mu(x)=0.6$，$(1-\mu(x))=0.4$

$$E(A)=1-\frac{|0.6-0.4|}{1+0.6\times0.4}=0.8387$$

（8．付録を参照）

（1）' ファジィ球面距離エントロピー

$$E(A)=n-\sum_{i=1}^{n}\frac{|\mu(x)-(1-\mu(x))|}{\sqrt{1+\mu(x)^2}\sqrt{1+(1-\mu(x))^2}}\times\sqrt{2}$$

（例）n＝1　$\mu(x)=0.6$，$(1-\mu(x))=0.4$

$$E(A)=1-\frac{|0.6-0.4|}{\sqrt{1+0.6^2}\sqrt{1+0.4^2}}\times\sqrt{2}=0.7748$$

（8．付録を参照）

（2）ファジィ相互エントロピー

$$E(A)=2\sum_{i=1}^{n}\mu(x)^{(1-\mu(x))}(1-\mu(x))^{\mu(x)}$$

（例）n＝1　$\mu(x)=0.6$，$(1-\mu(x))=0.4$

$E(A)=2\times0.6^{0.4}\times0.4^{0.6}=0.9409$

（8．付録参照）

上記（1），（1）'，（2）で新たに定義したファジィエントロピーは De Luca & Terminiのファジィエ ントロピー成立のための４条件が成り立っていることが明らかである[7]。

2．性質

X（有限集合とする）におけるファジィ集合Aにつぎのような関数H（A），H（A）を割り当てる。（但し K 、K は正定数）

① $H(A)=K\,E(A)$

② $H(A)=K\,E(A)$

（1）性質1'

A，Bをにおけるファジィ集合とすると

① $H(A\cup B)+H(A\cap B)=H(A)+H(B)$

② $H(A\cup B)+H(A\cap B)=H(A)+H(B)$

が得られる。

（証明）

[5] PP. 117-118 の性質1' の証明と同様であるので省略する。

（2）性質2'

A，BをXにおけるファジィ集合とする。

$$d(A)\equiv H(A)+H(\bar{A})$$

$$d(A)\equiv H(A)+H(\bar{A})$$

とすれば、つぎの性質が成り立つ。

① $d(A\cup B)+d(A\cap B)=d(A)+d(B)$

② $d(A\cup B)+d(A\cap B)=d(A)+d(B)$

（証明）

[5] PP. 121-122 の性質2' の証明と同様であるので省略する。

3．距離の導入

（1）距離公理

①$\delta(A,B)\equiv H(A\cup B)-H(A\cap B)$

②$\delta(A,B)\equiv H(A\cup B)-H(A\cap B)$

は距離公理を満足する。

（証明）①，②ともに以下のように証明できる。

イ．$\delta(A,A)=0$は自明

ロ．$\delta(A,B)=\delta(B,A)$は自明

ハ．$\delta(A,B)+\delta(B,C)-\delta(A,C)$

$=2[H(B)+H(A\cap C)-H(A\cap B)-H(B\cap C)]$

$=2[H((B\cup(A\cap C))-H((A\cap B)\cup(B\cap C))]$

$B\cup(A\cap B)\supseteq(A\cap B)\cup(B\cap C)$ 及び

$\mu_A>\mu_B$ なるとき $d(A)>d(B)$ が成立（※1）することより

$\delta(A,B)+\delta(B,C)-\delta(A,C)\geq0$

故に$\delta(A,B)$は距離の公理を満たす。（証明終）

（※1）　$\mu_A>\mu_B$ なるとき $A=B\cup C$（$\mu_A=\mu_B+\mu_C$）

$d(A)=d(A\cup B)+d(A\cap B)-d(B)$

$=d(B\cup C)+d(B)-d(B)$

$=d(B\cup C)>d(B)$

（2）　$|H(A)-H(B)|\leq\delta(A,B)$

（証明）

$H(A,B)-\{H(A)-H(B)\}$

$=H(A\cup B)-H(A)+H(B)-H(A\cap B)\geq0$

同様に$\delta(A,B)-\{H(B)-H(A)\}\geq0$

故に（2）が成立する。

（3）$\delta(A\cup X,B\cup X)+\delta(A\cap X,B\cap X)\leq\delta(A,B)$

（証明）

$(A\cup X)\cap(B\cup X)\supseteq(A\cap B)\cup X$

$(A\cap X)\cup(B\cap X)\subseteq(A\cup B)\cap X$であるから

$\delta(A\cup X,B\cup X)+\delta(A\cap X,B\cap X)$

$=H(A\cup B\cup X)-H\{(A\cup X)\cap(B\cup X)\}$

$+H\{(A\cap X)\cup(B\cap X)\}-H(A\cap B\cap X)$

$\leq H(A\cup B\cup X)-H\{(A\cap B)\cup X\}$

$+H\{(A\cup B)\cap X\}-H\{A\cap B\cap X\}$

$=H(A\cup B)-H(A\cap B)=\delta(A,B)$

（4）$\delta(A\cup C,B\cup D)\leq\delta(A,B)+\delta(C,D)$

$\delta(A\cap C,B\cap D)\leq\delta(A,B)+\delta(C,D)$

（証明）

（1）、（3）より

$\delta(A\cup C,B\cup D)\leq\delta(A\cup C,B\cup C)+\delta(B\cup C,B\cup D)$

$\leq\delta(A,B)+\delta(C,D)$

第２式も同様

（注）以上の証明は[15] pp. 39定理6. 2の証明を参考にした。

（2）、（3）はH（A），$A\cup X$，$A\cap X$が距離$\delta(A,B)$に関して連続であることを示している（[15]のpp. 39参照）。

4．定性的性質

従来の主なファジィエントロピーを以下の図のように整理した。このテーブルのなかで今回新しく提案したファジィ幾何的エントロピーとファジィ相互エントロピーの位置づけを行なった。

	定性的性質						
ファジィエントロピーの種類	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦
De Luca & Termini (†6)	○	○	○	○	○		
Kaufmann (†7)	○	○	○		○	○	
Yager (†8)	○	○	○		○	○	
集中化言語ヘッジ (†5)	○	○	○		○		○
拡大化言語ヘッジ (†4)	○	○	○		○		○
必然性言語ヘッジ (†1)	○	○	○		○		○
可能性言語ヘッジ (†2)	△	○	○		○		
ファジィ幾何的エントロピー	○	○	○		○	○	
ファジィ球面距離エントロピー	○	○	○		○	○	
ファジィ相互エントロピー	○	○	○		○		○

○：性質有り

△：ファジィエンロピーの4条件の内 E（A）＝E（A）が成立しない。
他の3条件が成立する。（この3条件でもファジィエントロピーの条件としている。要するに論理的対称性を認めるか認めないかの違いである。永本［5］pp.118を参照）前回筆者の［2］論文§2［2］（2）②で可能性言語ヘッジエントロピーがファジィエントロピー4条件が成立していると述べましたが誤っているのでこの誤を借りてここで訂正いたします。

①：De Luca & Terminiのファジィエントロピーの4条件
②：上記2．性質1'
③：上記2．性質2'
④：直積に関しての加法性（†3）
⑤：距離公理
⑥：幾何性（角度表現など）
Yager, Kaufmannは定義から明らかのように角度でなく垂直距離である。
⑦：直交性（ファジィ集合とその補集合の積を含んだ項があるケースをいう。）

5．考察

（1）LをH（A）が定義された束（またはL－ファジィ集合）とする。
Lが距離δ（A，B）≡H（A∪B）－H（A∩B）に関して完備とすれば以下の定理が成立することが知られている。
「定理（縮小写像の不動点定理）
Lを完備距離空間とし、fをLからLへの縮小写像とするとき、Lの中にfの不動点すなわちf（x）＝xとなるような点xがただ1つ存在する。」
（証明）
［16］のpp.3の定理1.1.3の証明より明らかである。∎
フラクタルは入れ子構造なので不動点は存在することはすでに知られている。
（［17］pp.169の定理8．3及び証明を参照）
よつてファジィ幾何的エントロピーのフラクタル次元との関わりについて将来調べたい。なお、Lが距離δ（A，B）≡H（A∪B）－H（A∩B）に関して完備でない時は、Lを完備な距離束L*に拡張できる。
（［15］pp.42の定理6.5を参照、他に完備束については［19］~［22］を参照）

（2）ファジィ幾何的エントロピーにおいて補集合である（1－μ（x））をν（x）というμ（x）のグレード変化させたものに置き換える。
そうすれば幾何的形状の変化量の指標として使える。すなわち、ファジィ集合を時間的なダイナミックな変化（ユニバース・ディスコスすなわち定義域を変えず定義域の垂直方向であるグレードの変化）指標として使える。ファジィ相互エントロピー場合は動的な相互干渉度の度合いの指標となる。これは他のファジィエントロピーでもいえるが、メンバーシップ関数の形状変化にたいしてはYager, Kaufmannエントロピーは垂直方向（すなわちグレード方向または定義域に対して垂直方向））なので垂直方向以外のダイナミックな角度変化に対しては適切ではないことは明らかである。以上の新しい提案の式は以下の通りである。

①ファジィ集合Aの定義域が同じμ（x）とν（x）との形状変化量≡

$$\sum_{i=1}^{n}\left(1-\frac{|\mu_A(x_i)-\nu_A(x_i)|}{1+\mu_A(x_i)\,\nu_A(x_i)}\right)$$

②ファジィ集合Aの定義域が同じμ（x）とν（x）との相互干渉量≡

$$2\sum_{i=1}^{n}\mu_A(x)\,A\,|\,\nu(x)\,A\,|\,\mu(x)\,A\,|$$

6．結論

今回従来と異なる幾何的特性のあるファジィエントロピーや相互干渉を表現するファジィエントロピーを新しく提案し距離公理を満たすことを証明し、連続性について証明した。この後のファジィ位相幾何の数学的基礎付けを行なった。
さらに拡張概念として変化量なる指標を新たに提案した。また不動点の存在について考察し、フラクタル次元との関係性について指摘した。今後は図形処理にともなう不確定さを表現し、または判断処理に用いるのに使えるようにファジィエントロピーによるファジィ幾何学基礎理論を構築していく予定である。

7．謝辞

本稿をまとめるにあたり、草稿に対して助言を頂いた山口大学工学部三池秀敏教授、山口大学教養部栗山憲教授に謝意を表します。

8．付録

（1）ファジィエントロピーの数値比較

	グレード				
ファジィエントロピーの種類	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
	0.9	0.8	0.7	0.6	
拡大化言語ヘッジ（†4）	0.6000	0.8000	0.9165	0.9798	1.0000
De Luca&Termini (†6)	0.4690	0.7219	0.8813	0.9710	1.0000
集中化言語ヘッジ (†5)	0.3600	0.6400	0.8400	0.9600	1.0000
幾何的(TANψ)	0.2661	0.4828	0.6694	0.8387	1.0000
相互	0.2491	0.5278	0.7736	0.9409	1.0000
Yager (†8)	0.2000	0.4000	0.6000	0.8000	1.0000
球面距離(SINψ)	0.1632	0.3583	0.5561	0.7748	1.0000

9．参考文献

[1]清水：ファジィエントロピー理論に基づいたファジィ推論方式の試み（第1報）
第5回「ファジィシステムシンポジュム」講演論文集（東京）pp. 83-91 (1990)

[2]清水：ファジィエントロピー理論に基づいたファジィ推論方式の試み（第2報）
－言語ヘッジエントロピーと縁相ヘッジエントロピーについて－
第6回「ファジィシステムシンポジュム」講演論文集（広島）pp. 389-392 (1992)

[3]A. Shimizu:An attempt to methods for approximate reasoning based on fuzzy entropy's theory, Proc of the 2nd International Conference On Fuzzy Logic & Neural Networks (Iizuka, Japan, 1992) pp. 301-304

[4]清水：用語解説「ファジィエントロピー」，日本ファジィ学会誌 vol. 5 , no. 1, pp. 40 (1993 Feb)

[5]永本：「ファジィ理論とその応用」，サイエンス社（1988）

[6]本多：「ファジィエントロピーとはなにか」，数理科学No. 294, pp. 54-61 (1987)

[7]De Luca & Termini: A definition of a nonprobabilistic entropy in the setting of fuzzy sets theory, Information and Control, 20, pp. 301-312 (1975)

[8]Kaufmann:Introduction to the Theory of Fuzzy Subsets, Academic Press (1975)

[9]Yager:On the measure of fuzziness and negation Part I Membership in the unit interval, Int. J of General System, 5, pp. 221-229 (1979)

[10]Kosko:Fuzzy Entropy and Conditioning, Information Science, vol. 40. pp165-174 (1986)

[11]Klir & Folger:Fuzzy sets Uncertainty and Information , Prenctice Hall (1988)
（本多訳：「ファジィ情報学」：日刊工業新聞社（１９９３））

[12]Zadeh（菅野他訳）：「ザデー・ファジィ理論」，日刊工業新聞社（1992）

[13]Rosenfeld:The fuzzy geometry of image subsets, Pattern Recognition Letters 2, pp. 311-317 (1984)

[14]Shannon（長谷川他訳）：「コミュニケーションの数学的理論」，明治図書（1969）

[15]前田：「連続幾何学」，岩波書店（1950）

[16]高橋：「非線形関数解析学」，近代科学社（1988）

[17]Falconer（畑訳）：「フラクタル集合の幾何学」，近代科学社（1990）

[18]カルタン他（庄司訳）：「代数構造と位相構造」，東京図書（1971）

[19]中山：「集合・位相・代数系」、至文堂（1949）

[20]岩村：「束論」，河出書房（1948）

[21]スコルニャコフ（斉藤訳）：「束論入門」，東京図書（1971）

[22]弥永、小平：「現代数学概説Ⅰ」，岩波書店（1990）

[23]渡辺：知るということ－認識学序説（認知科学選書８），東京大学出版会（1988）

１０．（注）

（†１）必然性ヘッジエントロピーはλ＝１（λはsugenoλ－補元のλである。）の場合は集中化言語ヘッジエントロピー（†５を参照）と同じである[2]。

（†２）可能性ヘッジエントロピーはλ＝１の場合、以下の式となる。[2]

$$E(A)=\left(\frac{10}{3}\right)\sum_{i=1}^{n}\frac{\mu_A(x_i)-\mu_A(x_i)^3}{1+\mu_A(x_i)^4}$$

（但し、n＝｜A｜）

（†３） A，BをXにおけるファジィ集合とすると、AとBの直積とはXXXにおけるファジィ集合A×Bで

$$\mu_{A\times B}(x_1,x_2)=\mu_A(x_1)\cdot\mu_B(x_2)$$

これよりAとBの直積に関して、De Luca & Terminiの場合、次のような加法性が得られる。

$$H(A\times B)=-K\sum_{i,j}^{n}\mu_A(x_i)\,\mu_B(x_j)\ln[\mu_A(x_i)\,\mu_B(x_j)]$$
$$=|B|\cdot H(A)+|A|\cdot H(B)$$

ここで｜A｜，｜B｜はA，Bの濃度である。

（†４）拡大化言語ヘッジエントロピー[2]

$$E(A)=2\sum_{i=1}^{n}\sqrt{\mu_A(x_i)\ (1-\mu_A(x_i))}$$

（但し、n＝｜A｜、以降†５~†８おいて同様）

（†５）集中化言語ヘッジエントロピー[2]

$$E(A)=4\sum_{i=1}^{n}\mu_A(x_i)\ (1-\mu_A(x_i))$$

（†６）De Luca & Terminiファジィエントロピー[7]

$$E(A)=K\left[\sum_{i=1}^{n}\{-\mu_A(x_i)\ln\mu_A(x_i)-(1-\mu_A(x_i))\ln(1-\mu_A(x_i))\}\right]$$

（†７）Kaufmannファジィエントロピー[8]

$$E(A)=\sum_{i=1}^{n}|\mu_A(x_i)-\mu_{\bar{A}1/2}(x_i)|$$

（記号の意味）

①$\mu_{\bar{A}1/2}(x)=\{x\in X\mid\mu_A(x)\geqq 1/2\}$

②$\mu_{\bar{A}}$：Aの補集合$\bar{A}$のメンバーシップ関数

（†８）Yagerファジィエントロピー[9]

$$E(A)=n-\sum_{i=1}^{n}|\mu_A(x_i)-\mu_{\bar{A}}(x_i)|$$

問い合わせ先：〒７５５山口県宇部市相生町８丁目の１（興産ビル７Ｆ）
宇部興産（株）情報システム部　清水昭雄
☎０８３６－３１－１１１６　FAX０８３６－３１－７２３５

FB5-3

相互効用独立な効用関数のファジィ積分表示

Fuzzy integral representation of utility functions with mutual utility independence

松下 裕
Yutaka Matsushita
清水建設 大崎研究室
Ohsaki Research Institute of Shimizu Corporation

Abstract : In this paper, we try to regard utility functions with mutual utility independence as a fuzzy integral. First, the mapping $\Phi : \mathbf{R}^2 \to \mathbf{R}$ characterizing such utility functions is expressed as the canonical inner product of elements of direct sum of tensor space $V \oplus T^2(V)$ and direct sum of its dual space $V^* \oplus T^2(V^*)$, and this inner product is identified with the Lebesgue integral of a measurable function $v \in V \oplus T^2(V)$ with respect to a measure $g^* \in V^* \oplus T^2(V^*)$. Next, the measure g^* is constituted by a fuzzy measure. Consequently, this Lebesgue integral can be considered as a fuzzy integral.

1. はじめに

Choquet積分[1]は、ファジィ測度の単調性のみを仮定したファジィ積分であり、主観的評価過程のモデル化に高い表現力を持つ。$X=\{1,2\}$としたとき、X上の可測関数$f=a_1\chi_1+a_2\chi_2(\chi_1,\chi_2$:定義関数, $a_1 \leqq a_2)$のファジィ測度μによるChoquet積分は

$$(C)\int f d\mu = a_1\mu(X)+(a_2-a_1)\mu(\{2\}) = a_1(\mu(X)-\mu(\{2\}))+a_2\mu(\{2\})$$

となる。いま、$\mu(X)-\mu(\{2\})$を$\{1\}$の測度と見なせば、ここに$\{1\}$と$\{2\}$の相互作用が含まれる。しかし、主観的評価問題の中には、もう少し直接的に相互作用を反映できるファジィ積分があると良い場合も考えられる。実際に、このことが意味を持つためには、可測関数を相互作用と対応させて考える必要がある。このために本稿では、相互効用独立な効用関数をファジィ積分として表示することを試みる。

2. 効用関数

2属性$X=X_1\times X_2$の場合に限定して、不確実下の効用関数を考える。従って、結果に対する選好$\succeq$は、X上の確率分布の集合($\tilde{X}$と書く)に対して考えることになる。このとき、効用関数とは$\tilde{X}$の選好に対して

$$p \succeq q \Leftrightarrow \sum p(x_1,x_2)u(x_1,x_2) \geqq \sum q(x_1,x_2)u(x_1,x_2)$$

のような対応を示す実数値関数$u : X \to \mathbf{R}$である。

X上の効用関数は、X_1, X_2上の条件付効用関数$u_1(x_1), u_2(x_2)$を用いて、写像$\Phi : \mathbf{R}^2 \to \mathbf{R}$により

$$u(x_1,x_2)=\Phi(u_1(x_1),u_2(x_2))$$

という分解形で表されると便利である。このためには選好集合$(\tilde{X},\succeq)$に幾つかの条件が課せられる。

いま、$(p_1,x_2) \in \tilde{X}$を、X_2の値を一点x_2で固定しX_1上で周辺確率p_1を持つものの組とする。$(x_1,p_2) \in \tilde{X}$の意味も同様とする。このとき、X_1, X_2上の確率に対する条件付選好$\succeq_{x_2}, \succeq_{x_1}$を次で定める。

$$p_1 \succeq_{x_2} p_1' \Leftrightarrow (p_1,x_2) \succeq (p_1',x_2)$$
$$p_2 \succeq_{x_1} p_2' \Leftrightarrow (x_1,p_2) \succeq (x_1,p_2')$$

[定義2.1] X_1がX_2に**効用独立**であるとは、X_1上の周辺確率に対する条件付選好$\succeq_{x_2}$がx_2の値に依存しないことを言う。

[定義2.2] 属性X_1が**本質的**であるとは、ある$x_2 \in X_2$に対して、X_1上の周辺確率p_1, p_1'が存在し、$p_1 \succeq_{x_2} p_1'$, not $p_1' \succeq_{x_2} p_1$が成り立つときを言う。また、属性X_1が**本質的でない**とは、任意の$x_2 \in X_2$に対して、$\succeq_{x_2} = \varnothing$が成り立つときを言う。

[例2.1] 同じ属性から$X=X_1\times X_1$とした場合の選好を考える。ある一点x_1を確率1で固定すれば、当然X_1上の確率は一つになり、$\succeq_{x_1} = \varnothing$である。

X_1がX_2に効用独立で、かつX_2がX_1に効用独立であるとき、X_1とX_2は**相互効用独立**であるという。X_1とX_2が相互効用独立で、本質的な属性であるとき、条件付効用関数$u_1(x_1), u_2(x_2)$を用いて、効用関数は次のように表される[2]。

$$u(x_1,x_2)=u_1(x_1)g_1+u_2(x_2)g_2+u_1(x_1)u_2(x_2)g_{12} \quad (1)$$

ただし効用関数は、$u(x_1^0,x_2^0)=0$, $u(x_1^1,x_2^1)=1$で原点と単位点が定められているものとする。また、

係数は$g_1 = u(x_1^1, x_2^0)$, $g_2 = u(x_1^0, x_2^1)$, $g_{12} = u(x_1^1, x_2^1) - u(x_1^1, x_2^0) - u(x_1^0, x_2^1)$である。

相互効用独立な効用関数では、

X_1が本質的でない $\Leftrightarrow$ $g_1 = 0, g_{12} = 0$

ということが成り立つので、本質的でない属性は除くことができることになる。

ところで、(1)式を積分と見なすためには、第1項, 第2項の$u_1(x_1), u_2(x_2)$と第3項の$u_1(x_1)u_2(x_2)$を可測関数として明確に定義する必要がある。このことが、属性と相互作用を数学的に区別することになる。

3. テンソルと効用関数

3.1 テンソル[3]

以下、V, Uは実数$\mathbf{R}$上の線型空間とする。なお、$(e_1^*, \cdots, e_n^*)(\dim V = n)$を$V$の基底する。

[定義3.1] 写像$\Phi : V \times V \to U$が**双線型写像**であるとは、$\alpha, \beta \in \mathbf{R}$, $v_i, w_i \in V$ $(i = 0 \sim 2)$に対して

$$\Phi(\alpha v_1 + \beta v_2, w_0) = \alpha\Phi(v_1, w_0) + \beta\Phi(v_2, w_0)$$
$$\Phi(v_0, \alpha w_1 + \beta w_2) = \alpha\Phi(v_0, w_1) + \beta\Phi(v_0, w_2)$$

を満たすときをいう。このような双線型写像の集合を$L(V,V;U)$と書く。

[定義3.2] $V \to \mathbf{R}$の線型写像全体の成す空間をVの**双対空間**と言いV^*と書く。

V^*の基底$(e_1^*, \cdots, e_n^*)$は、Vの基底を用いて

$$e_i^*(e_j) = \delta_{ij} \quad (\text{Kroneckerのデルタ})$$

により定められる。従って、$\dim V^* = n$である。

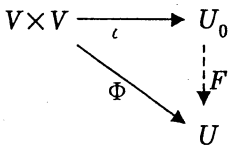
双線型写像$\Phi : V \times V \to \mathbf{R}$は、$V^*$の元を用いて表すことができる。実際、$\phi_1, \phi_2 \in V^*$を決めれば、

$$\Phi(v_1, v_2) = \phi_1(v_1)\phi_2(v_2)$$

とできるが、これは双線型写像である。

テンソル積$V \otimes V$は、$V \times V$上の任意の双線型写像を線型化する空間として特徴づけられる。まず、次の重要な性質をもつ空間があることを示しておく。

[性質⊗] 任意の$\Phi \in L(V,V;U)$に対して、$\Phi = F \circ \iota$となる$\mathbf{R}$線型空間U_0と双線型写像$\iota \in L(V,V;U_0)$が存在する。ここに、Fは$U_0 \to U$の$\mathbf{R}$線型写像である。



[定義3.3] 上の(U_0, ι)をV, Vのテンソル積といい、$U_0 = V \otimes V$, $\iota(v,w) = v \otimes w$ $(v, w \in V)$と書く。特に、$V \otimes V$を$T^2(V)$、$V^* \otimes V^*$を$T^2(V^*)$と書き、それぞれ2階の反変テンソル、共変テンソルという。

$T^2(V)$は線型空間であるから、当然基底を持つ。それは、Vの基底の元を用いて$(e_i \otimes e_j)$ $(i,j = 1, \cdots, n)$と定められる。$T^2(V^*)$も同様である。従って、$\dim T^2(V) = \dim T^2(V^*) = n^2$である。

$T^2(V)$と$T^2(V^*)$の内積を定義する。$\phi_1 \otimes \phi_2 \in T^2(V^*)$, $v_1 \otimes v_2 \in T^2(V)$に対して、**内積**は

$$\langle \phi_1 \otimes \phi_2, v_1 \otimes v_2 \rangle = \phi_1(v_1)\phi_2(v_2)$$

で定められる。上の式において、右辺は双線型写像$\Phi \in L(V,V;\mathbf{R})$であるから、$\phi_1 \otimes \phi_2$が$\Phi$と同一視できることになる。逆に言えば、$V \times V \to \mathbf{R}$の双線型写像は上の内積で表されるのである。

3.2 テンソルの内積表示

相互効用独立の効用関数は、写像$\Phi : \mathbf{R}^2 \to \mathbf{R}$により

$$u(x_1, x_2) = \Phi(u_1(x_1), u_2(x_2))$$

と表される。ここに、Φは$(a_1, a_2) \in \mathbf{R}^2$に対して、

$$\Phi(a_1, a_2) = a_1 g_1 + a_2 g_2 + a_1 a_2 g_{12} \qquad (2)$$

である。また、係数は次のようになる。

$$\begin{cases} g_1 = \Phi(1,0),\ g_2 = \Phi(0,1) \\ g_{12} = \Phi(1,1) - \Phi(1,0) - \Phi(0,1) - \Phi(0,0) \end{cases} \qquad (3)$$

[定義3.4] (2)式の右辺第3項に注目して、写像$\psi : \mathbf{R}^2 \to \mathbf{R}$を次のように定義する。

$$\psi(a_1,a_2) := \Phi(a_1,a_2) - \Phi(a_1,0) - \Phi(0,a_2) - \Phi(0,0)$$
$$= a_1 a_2 g_{12}$$

$\mathbf{R}^2$を数ベクトル空間と考えれば、ψは$\mathbf{R}^2 \to \mathbf{R}$の双線型写像である。

いま、$\dim V = 2$としVの基底を(e_1, e_2)とする。$V_1 = \mathbf{R}e_1$, $V_2 = \mathbf{R}e_2$とすれば、$V = V_1 \times V_2$となるので、$(a_1,a_2) = (a_1e_1, a_2e_2)$と記述できる。これは、属性を$u_i$により$X_i \to V_i$と対応させることに相当する。このとき、属性$X_1, X_2$が線型独立な部分空間$V_1, V_2$に対応することについては確かめなければならないが、とりあえずこのようにして考察を進める。これより、ψおよびΦを$V_1 \times V_2 \to \mathbf{R}$の写像と考える。$\psi(a_1e_1, a_2e_2) = \psi(a_1,a_2)$ $(\forall a_1, a_2 \in \mathbf{R})$であるから、

$$\psi(a_1e_1, a_2e_2) = a_1a_2\psi(e_1, e_2) = a_1a_2g_{12} \qquad (4)$$

と書くことができ、ψは$V_1 \times V_2 \to \mathbf{R}$の双線型写像である。$\psi$,$\Phi$を内積で表せば、次の命題が成り立つ。

[命題3.1][4] $v_1 \in V_1, v_2 \in V_2$とする。(4)式の双線型写像ψは、双対空間の元$f_1^*, f_2^* \in V^*$により、

$$\psi(v_1, v_2) = \langle f_1^* \otimes f_2^*, v_1 \otimes v_2 \rangle$$

と記述できる。また、写像$\Phi : V_1 \times V_2 \to \mathbf{R}$は、

$$\Phi(v_1,v_1) = \langle v_1, g_1e_1^* \rangle + \langle v_2, g_2e_2^* \rangle + \langle v_1 \otimes v_2, g_{12}e_1^* \otimes e_2^* \rangle \qquad (5)$$

と表示することができる。

命題より、写像ΦはV, V^*の元の内積および$T^2(V)$, $T^2(V^*)$の元の内積の和で表されることになる。ただし、$T^2(V), T^2(V^*)$の元は部分空間$W^2=\mathbf{R}(e_1\otimes e_2)$, $W^{2*}=\mathbf{R}(e_1^*\otimes e_2^*)$の元であることに注意されたい。

内積が部分空間の元で表される理由を考えてみよう。例2.1に示したように、同一の属性により$X=X_i\times X_i(i=1,2)$とした場合、X_iは本質的な属性ではない。従って、結果の属性から除くことができ、$e_i^*\otimes e_i^*$に関する成分は最初から考える必要がないのである。これは、相互作用は異なる属性間で起こるものであるから、異なる基底の元のテンソル積$e_1^*\otimes e_2^*$で表されると考えても説明がつくであろう。

この考えより、上の内積表示は数学的にもっとすっきりした形にできる。実際、ψ, Φを$V\times V\to\mathbf{R}$の写像に拡張すれば、Φを交代テンソルとその双対空間の元の内積で表示できるのである[4]。また、この表示より、X_1およびX_2が本質的な属性であることが、対応する部分空間V_1, V_2を線型独立と考えて良いことの条件であることもわかる。

4. フ ァ ジ ィ 積 分 表 示

4.1 属性および相互作用の測度

まず、$\langle v_1, g_1e_1^*\rangle+\langle v_2, g_2e_2^*\rangle$がルベーグ積分と見なされることを示そう。通常の測度空間

$(X, 2^X, g)$ (ここに、gは2^X上の実数値関数)

に対応する空間をVおよびV^*の元を用いて構成する。Vの基底を$B_1=(e_1, e_2)$とすれば、そのべき集合は次のように与えられる。

$$2^{B_1}=\{1, (e_1), (e_2), (e_1, e_2)\}$$

ただし、$e_\varnothing=1$である。

[例4.1] 2^{B_1}上の集合演算$\cup, \cap, ^c$(補集合)は、

$$(e_1)\cup(e_2)=(e_1, e_2),$$
$$(e_1)\cap(e_2)=1,\ (e_1)\cap(e_1, e_2)=(e_1),$$
$$(e_1)^c=(e_2)$$

となり、2^{B_1}はσ代数である。

[例4.2] 写像$\eta: 2^X\to 2^{B_1}$を

$$\eta(\varnothing):=1,\ \eta(\{1\}):=(e_1),\ \eta(\{2\}):=(e_2),$$
$$\eta(\{1,2\}):=(e_1, e_2)$$

のように定めれば、ηは全単射であり、

$$\eta(\{1,2\})=(e_1, e_2)=(e_1)\cup(e_2)=\eta(\{1\})\cup\eta(\{2\})$$
$$\eta(\{1\}\cap\{2\})=\eta(\varnothing)=(e_1)\cap(e_2)=\eta(\{1\})\cap\eta(\{2\})$$
$$\eta(\{1\}^c)=(e_2)=\eta(\{1\})^c$$

を満たすので同型写像である。従って、2^Xと2^{B_1}はσ代数として同型である。

[定義4.1] 2^{B_1}上の測度$\hat{g}^*$を、双対空間の元$g^*\in V^*$により次のように定義する。

$$\hat{g}^*((e_i)):=g^*(e_i)\ (i=1,2),\ \hat{g}^*((e_1, e_2)):=g^*(e_1+e_2)$$

V^*の基底を用いれば、2^{B_1}上の任意の測度は

$$\hat{g}^*=g^*=g_1e_1^*+g_2e_2^*,\ (g_1, g_2\in\mathbf{R}) \tag{6}$$

と表される。このとき、$\hat{g}^*$は2^{B_1}上のルベーグ測度である。実際、次が成り立つ。

$$\hat{g}^*((e_1)\cup(e_2))=\hat{g}^*((e_1, e_2))=g^*(e_1+e_2)$$
$$=g^*(e_1)+g^*(e_2)=\hat{g}^*((e_1))+\hat{g}^*((e_2))$$

そして、$\hat{g}^*$を、例4.2の同型写像ηを用いて

$$g(A)=\hat{g}^*\circ\eta(A)\ \text{for}\ \forall A\in 2^X \tag{7}$$

を満たすように定めることができる。以上より、$(B_1, 2^{B_1}, \hat{g}^*)$は$(X, 2^X, g)$と同型な測度空間である。

B_1上の可測関数を定義する。$\mathrm{Map}(X, \mathbf{R})$($X\to\mathbf{R}$の写像全体の集合)の任意の元$f$は、特別な元

$$\chi_i: j\to\begin{cases}1 & j=i\\ 0 & j\neq i\end{cases}$$

を用いれば、

$$f=a_1\chi_1+a_2\chi_2,\ f(i)=a_i\ (i=1,2) \tag{8}$$

という単純関数の形で表される。また、$v\in V$は

$$v=a_1e_1+a_2e_2 \tag{9}$$

である。ここで、線型性を保つ対応$\chi_i\to e_i\ (i=1,2)$を考えれば、vとfは同一視することができる。従って、vをB_1上の可測関数と見なすことにする。

[補題4.1] $\langle v_1, g_1e_1^*\rangle+\langle v_2, g_2e_2^*\rangle$はルベーグ積分と見なされる。このとき、測度空間は$(B_1, 2^{B_1}, \hat{g}^*)$であり、可測関数は$V$の元である。

次に$\langle v_1\otimes v_2, g_{12}e_1^*\otimes e_2^*\rangle$に同様な考察を行う。部分空間$W^2\subset T^2(V)$の基底は$B_2=(e_1\otimes e_2)$であるから、べき集合は$2^{B_2}=\{1, (e_1\otimes e_2)\}$となる。上と同様にして、可測空間$(B_2, 2^{B_2})$上のルベーグ測度は

$$\hat{g}'^*=g_{12}e_1^*\otimes e_2^* \tag{10}$$

で定義され、B_2上の可測関数は$a_1e_1\otimes a_2e_2\in W^2$で定義される。そして、補題4.1と同様に次が言える。

[補題4.2] $\langle v_1\otimes v_2, g_{12}e_1^*\otimes e_2^*\rangle$はルベーグ積分と見なされる。このとき、測度空間は$(B_2, 2^{B_2}, \hat{g}'^*)$であり、可測関数は$W^2$の元である。

補題4.1, 補題4.2から次の命題が得られる。

[命題4.1] 写像Φに対して、(5)式はルベーグ積分表示と見なすことができる。このとき測度空間は$(B_1, 2^{B_1}, \hat{g}^*)\oplus(B_2, 2^{B_2}, \hat{g}'^*)$であり、可測関数は$V\oplus W^2$の元で定義される。

命題より、属性空間と相互作用の空間は、ベクトル空間と2階のテンソル空間として明確に区別できることになる。そして、Φはベクトル空間とテンソル空間でのルベーグ積分の和として表される。

4.2 ファジィ積分

(5)式の写像Φをファジィ積分として表示する。なお、$0 \leqq a_1 \leqq 1, 0 \leqq a_2 \leqq 1$とする。

[定義4.2] 集合$X=\{1,2\}$に対して2^X上の集合関数μを写像Φを用いて次のように定義する。

$$\begin{cases} \mu(\{1\}) := \Phi(1,0), \ \mu(\{2\}) := \Phi(0,1) \\ \mu(\{1,2\}) := \Phi(1,1) \end{cases} \tag{11}$$

[命題4.2][5] 定義4.2の集合関数μが2^X上のファジィ測度となるためには、写像Φが$(a_1, a_2) \in \mathbb{R}^2$に関して単調であることが必要十分条件である。

相互効用独立な効用関数の写像Φは単調であるから、命題4.2より、(11)式のμはファジィ測度である。そして、このμを用いて命題4.1のルベーグ測度を構成できれば、(5)式をファジィ測度を用いた積分と見なすことができる。

[定理4.1] 相互効用独立な効用関数に対して、命題4.1の測度$\hat{g}^* \oplus \hat{g}'^*$はファジィ測度で構成され、(5)式の写像Φはファジィ積分と見なされる。これをファジィ測度を用いて表せば、次のようになる。

$$\begin{aligned} \Phi(a_1,a_2) = {} & a_1\mu(\{1\}) + a_2\mu(\{2\}) \\ & + a_1a_2(\mu(\{1,2\}) - \mu(\{1\}) - \mu(\{2\})) \end{aligned}$$

結局、本稿のファジィ積分も、Choquet積分と同様に、ある可測空間上のルベーグ積分として表現することにより得られた。ただし、ファジィ測度の使われ方が異なっている。Choquet積分ではファジィ測度を加法的な測度で構成しているのに対し、このファジィ積分では最初にルベーグ測度があり、それをファジィ測度で構成しているのである。

5. まとめ

本稿では、相互効用独立な効用関数をファジィ積分と見なすことを試みた。このために、まず、効用関数を特徴づける写像Φをある空間上のルベーグ積分として表示した。ある空間とは$V \oplus W^2$の基底で表現される可測空間である。また、測度および可測関数は$V \oplus W^2$と$V^* \oplus W^{2*}$の元で表される。次に、この測度をファジィ測度で構成できることを示した。以上より、写像Φはファジィ積分として表示できることがわかった。この結果、属性間の相互作用を直接に反映したファジィ積分を構築できた。

参考文献

[1] T.Murofushi, M.Sugeno : An interpretation of fuzzy measure and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure , Fuzzy Sets and Systems Vol.29 , pp.201-227 (1989)

[2] R. L. Keeney : Utility Functions for multiattributed Consequences, Management Science Vol.18, pp.276-287 (1972)

[3] 杉浦光夫, 横沼健雄 : ジョルダン標準形 テンソル代数, 岩波基礎数学選書 (1990)

[4] Y.Matsushita, H.Katukura : Tensor Representation of Utility Functions with Mutual Utility Independence, Proceedings of the 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks, Vol.2, pp.607-611 (1992)

[5] 宮腰, 松下, 羽根 : 主観的評価プロセスのファジィ積分によるモデル化, 第15回情報システム利用技術シンポジウム論文集, pp.275-280 (1992)

付録

(補題4.1の証明) 後半は本文の考察より明らか。(8)式の関数fの測度gによるルベーグ積分は、

$$\int_X f\,dg = a_1 g(\{1\}) + a_2 g(\{2\})$$

のように書ける。これは、(7)式より

$$\begin{aligned} \int_X f\,dg &= a_1 \hat{g}^* \circ \eta(\{1\}) + a_1 \hat{g}^* \circ \eta(\{2\}) \\ &= \langle a_1 e_1, g_1 e_1^* \rangle + \langle a_2 e_2, g_2 e_2^* \rangle \end{aligned}$$

となるが、fは(9)式のvと同一視できるので、vのg^*によるルベーグ積分と見なされる。 ■

(定理4.1の証明) 相互効用独立な効用関数の写像は単調であるから、命題4.2より(11)式のμはファジィ測度である。ところで、命題4.1の測度は(6), (10)式より$\hat{g}^* \oplus \hat{g}'^* = g_1 e_1^* + g_2 e_2^* + g_{12} e_1^* \otimes e_2^*$とできるが、各成分は、(3), (11)式より$\mu$を用いて、

$$\begin{cases} g_1 = \mu(\{1\}), \quad g_2 = \mu(\{2\}) \\ g_{12} = \mu(\{1,2\}) - \mu(\{1\}) - \mu(\{2\}) \end{cases} \tag{12}$$

のように表される。従って、測度$\hat{g}^* \oplus \hat{g}'^*$はファジィ測度により構成できることになり、命題4.1の測度空間$(B_1, 2^{B_1}, \hat{g}^*) \oplus (B_2, 2^{B_2}, \hat{g}'^*)$をファジィ測度空間と見なすことができる。よって、(5)式はファジィ測度によって構成されたルベーグ測度による積分である。これが、ルベーグ積分の拡張であることは、ファジィ測度が加法的である場合、$g_{12}=0$となるから明らかである。後半は(12)式を用いて、(2)式を書き直せば良い。 ■

問合せ先

〒100 千代田区内幸町2−2−2フコク生命ビル

清水建設大崎研究室 松下 裕

Tel 3508−8101 Fax 3508−2196

FB6-1

ファジィ測度を読む技術（Ⅱ）：視覚的表示*

Techniques for reading fuzzy measures (Ⅱ): visual representation

室伏 俊明　　浜田 英嗣
Toshiaki MUROFUSHI　Hidetsugu HAMADA
電気通信大学 電子情報学科
Uviversity of Electro-Communications, Dept. of Communications and Systems

Abstract: A fuzzy measure can be shown by the Venn diagram using its measure representation. In order to make the diagram comprehensible, it is necessary to find the simplest measure representation. This paper proposes an algorithm of finding a simple measure representation of a fuzzy measure over $X=\{1,2,3\}$.

1．はじめに

ファジィ測度は，その非加法性によって部分集合間の相互作用を表すことができる[1]．このため，構成要素間に相互作用のあるシステム（例えば主観的評価）の解析に使われている（[2,3]など）；ファジィ測度を同定し，そのファジィ測度をもとに，システムの構造（要素間の相互作用）を解析するのである．

ファジィ測度を有効に活用するためには，ファジィ測度からシステム構造を読み取る技術が必要になると考えられる．数値（データ）から特徴を読み取る手法のひとつに視覚化 — データのグラフ表現 — がある（例えば[4,5]）．これを用いれば，人間の高いパタン認識能力によって，データの特徴を読み取ることができる．ファジィ測度の視覚化の例（Venn図的な表示）は既にあるが[1,2]，その描法は確立されておらず，従って自動化もされていない．そこで本論文では，ファジィ測度のVenn図表示の自動化のための前処理について議論する．

2．数学的準備 — ファジィ測度とその測度表現 —

本論文では，有限集合X上のファジィ測度だけを扱う．

定義2.1[6] $\mu: 2^X \to [0,\infty)$ がファジィ測度であるとは，

F1: $\mu(\emptyset)=0$,
F2: $A\subset B\subset X \Rightarrow \mu(A)\leq\mu(B)$

を満足することをいう．2^XはXのべき集合である．

定義2.2[1] 有限集合Θ，2^Θ上の測度m，写像$H: 2^X \to 2^\Theta$からなる3項組(Θ, m, H)が，2^X上のファジィ測度μの表現であるとは，次の条件が満たされることを言う：

$$H(\emptyset)=\emptyset,\ H(X)=\Theta,$$
$$A\subset B \Rightarrow H(A)\subset H(B),$$
$$\mu(A) = m(H(A)) \quad \forall A\subset X.$$

定義2.3[1] 次の条件を満たす$\theta\subset 2^X$をXのセミフィルターという：

S1: $\emptyset\notin\theta$, $X\in\theta$,
S2: $A\in\theta$, $A\subset B \Rightarrow B\in\theta$.

定義2.4[1] Xのセミフィルターの全体Θ_Xと，

$$H_X(A)\triangleq\{\theta\in\Theta \mid A\in\theta\} \quad \forall A\subset X$$

で定義される写像$H_X: 2^X\to 2^{\Theta_X}$からなる組(Θ_X, H_X)をXの普遍枠と呼ぶ．

図1に$X=\{1,2\}$の普遍枠を示す．セミフィルターは$\theta_0=\{\{1\},\{2\},\{1,2\}\}$，$\theta_1=\{\{1\},\{1,2\}\}$，$\theta_2=\{\{2\},\{1,2\}\}$，$\theta_3=\{\{1,2\}\}$ の4個である．

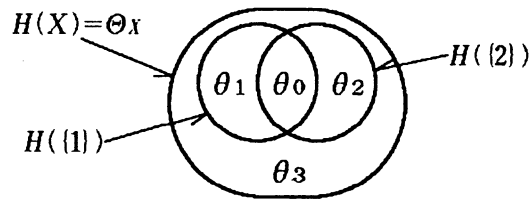


図1　$X=\{1,2\}$の普遍枠

命題2.1[1] 2^X上の任意のファジィ測度μに対して，2^{Θ_X}上の測度mが存在して(Θ_X, m, H_X)がμの表現となる．

3．測度表現に基づくファジィ測度のVenn図表示

一般に，ファジィ測度は部分集合間の相互作用を表していると解釈される．たとえば，$A\cap B=\emptyset$のとき

$$\mu(A\cup B)>\mu(A)+\mu(B)$$
$$\Leftrightarrow\ A\text{と}B\text{の間に相乗作用がある}$$

$$\mu(A\cup B)=\mu(A)+\mu(B)$$
$$\Leftrightarrow\ A\text{と}B\text{の間に相互作用なし}$$

$$\mu(A\cup B)<\mu(A)+\mu(B)$$
$$\Leftrightarrow\ A\text{と}B\text{の間に相殺作用がある（もしくは測っている属性において重なりをもつ）}$$

と解釈される．そこで，ファジィ測度の表す相互作用が読み取れるように視覚化することを目標とする．

まず，$X=\{1,2\}$上のファジィ測度の視覚化について考察し，それをもとに$X=\{1,2,3\}$の場合を考える．

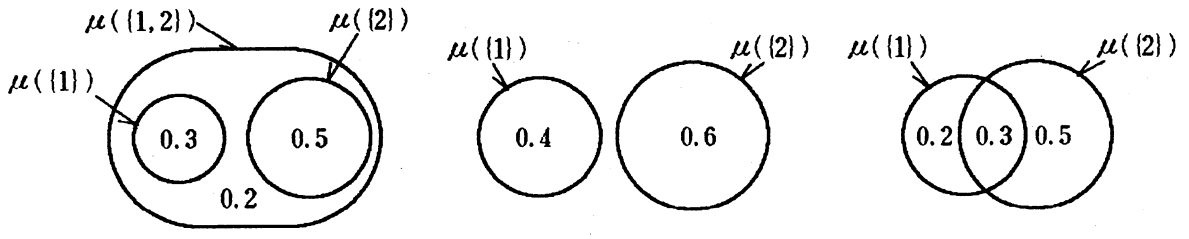
3.1. $X=\{1,2\}$の場合

$X=\{1,2\}$の場合，2^X上のファジィ測度は式

$$\mu(\{1,2\})\gtreqless\mu(\{1\})+\mu(\{2\})$$

の等号／不等号によって，3通りに分類できる．それぞ

* 本研究は科学技術振興調整費「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」による．



(a) 優加法的なファジィ測度　(b) 加法的なファジィ測度　(c) 劣加法的なファジィ測度

図2 ファジィ測度のVenn図表示

れのファジィ測度を，上述の目標に沿うように，直観的に図に表してみる．

(a) $\mu(\{1,2\})>\mu(\{1\})+\mu(\{2\})$（優加法的）の場合

例えば，$\mu(\{1\})=0.3$，$\mu(\{2\})=0.5$，$\mu(\{1,2\})=1$の場合，部分集合{1}と{2}の間に相乗作用があると考えられるので，図2(a)のように表すことができる．枠の中の数値の合計0.3+0.5+0.2=1が$\mu(\{1,2\})$である．

(b) $\mu(\{1,2\})=\mu(\{1\})+\mu(\{2\})$（加法的）の場合

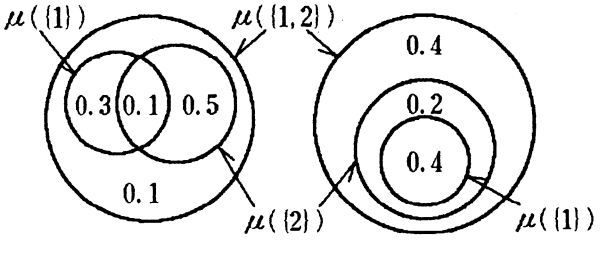
例えば，$\mu(\{1\})=0.4$，$\mu(\{2\})=0.6$，$\mu(\{1,2\})=1$の場合，部分集合{1}と{2}の間に相互作用がないと考えられるので，図2(b)のように表すことができる．図中の数値の合計0.4+0.6=1が$\mu(\{1,2\})$である．

(c) $\mu(\{1,2\})<\mu(\{1\})+\mu(\{2\})$（劣加法的）の場合

例えば，$\mu(\{1\})=0.5$，$\mu(\{2\})=0.8$，$\mu(\{1,2\})=1$の場合，{1}と{2}は測っている属性において重なりを持つと考えられるので，図2(c)のように表すことができる．図中の数値の合計0.2+0.3+0.5=1が$\mu(\{1,2\})$である．

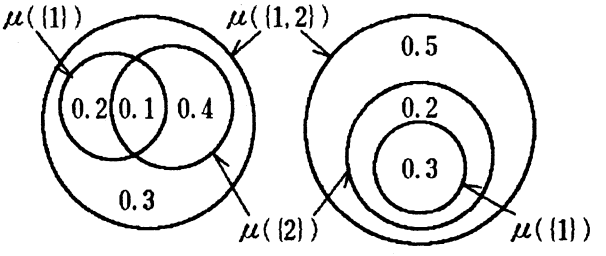
図2のVenn図表示はいずれも，普遍枠を用いた測度表現になっている．例えば(a)では，$m(\{\theta_0\})=0$，$m(\{\theta_1\})=0.3$，$m(\{\theta_2\})=0.5$，$m(\{\theta_3\})=0.2$である．また，普遍枠が図1のようにVenn図表示できることから，逆に任意の測度表現はVenn図表示できる．

一般にファジィ測度は無限に多くの測度表現を持つので，ファジィ測度は無限に多くのやり方でVenn図表示できる（図中の数値を無視してVenn図の形だけに注目すれば有限個しかないが，それでも一般に複数の形があり，ただひとつには定まらない）．例えば，図3の(1)と(2)はともに(b)のファジィ測度のVenn図表示となっている．ファジィ測度が加法的であっても，{1}と{2}の間に相互作用があり，測っている属性においては図3の(1)または(2)のような関係にあるかも知れない．ファジィ測度からだけでは属性空間における真の関係はわからないのである．ただ，少なくとも見掛け上，{1}と{2}の間に相互



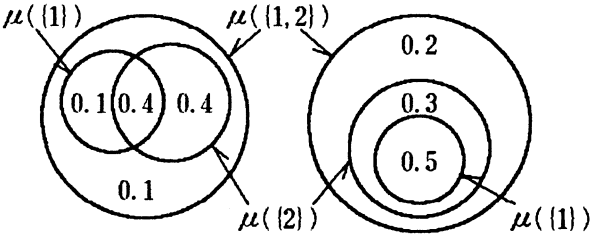
(1)　(2)

図3 加法的なファジィ測度の別表示



(1)　(2)

図4 優加法的なファジィ測度の別表示



(1)　(2)

図5 劣加法的なファジィ測度の別表示

作用はないので，ファジィ測度の特徴 — この場合は加法性 — が現れているぶんだけ，図2(b)の方が図3の(1)や(2)よりも，わかりやすいと言える．

優加法的な場合や劣加法的な場合も同様である．図2(a)と図4，図2(c)と図5を比較されたい．

以上のことから，Venn図表示のための測度表現の一般的基準を抽出してみる．

基準1：用いるセミフィルター数を最小化する．

図3(1)では4つのセミフィルターが使われているのに対して，図2(b)では2つである．また，図4(1)，5(1)では4つのセミフィルターが使われているのに対して，図2(a)，(c)では3つである．すなわち，測度表現に使うセミフィルターの数が少ないほど図は単純で見やすい．

基準2：可能な限り単純なセミフィルターを使う．

図2(a)と図4(2)，図2(c)と図5(2)は，どれもセミフィルター数が3だが，図2の(a)と(c)の方がファジィ測度の特徴を的確に表しており，理解しやすい．図2(a)で使われているセミフィルターは$\theta_1, \theta_2, \theta_3$，図4(2)で使われているのは$\theta_0, \theta_2, \theta_3$であり，図4(2)では図2(a)の$\theta_1$の代りに$\theta_0$が入っている．図2(c)で使われているセミ

表1　セミフィルターの選択基準

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	θ_1	θ_8	θ_9	θ_{11}	θ_{12}	—	—	—	—	—	—	—
2	θ_2	θ_8	θ_{10}	θ_{11}	θ_{13}	—	—	—	—	—	—	—
3	θ_3	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	θ_{14}	—	—	—	—	—	—	—
4	θ_4	θ_8	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	θ_{12}	θ_{13}	θ_{14}	θ_{15}	θ_{16}	θ_{17}	θ_{18}
5	θ_5	θ_8	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	θ_{12}	θ_{13}	θ_{14}	θ_{15}	θ_{16}	θ_{17}	θ_{18}
6	θ_6	θ_8	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	θ_{12}	θ_{13}	θ_{14}	θ_{15}	θ_{16}	θ_{17}	θ_{18}
7	θ_7	θ_8	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	θ_{12}	θ_{13}	θ_{14}	θ_{15}	θ_{16}	θ_{17}	θ_{18}

フィルターは$\theta_0, \theta_1, \theta_2$，図5(2)で使われているのは$\theta_0, \theta_2, \theta_3$であり，図5(1)では図2(c)の$\theta_1$の代りに$\theta_3$が入っている．$\theta_1$と$\theta_2$に比べて$\theta_0$と$\theta_3$は図を複雑にするセミフィルターと言え，これらを同時に使うと図が理解しにくくなる．θ_1, θ_2とθ_0, θ_3の比較から，そのセミフィルター中の包含関係に関する極小元の個数が少なく，極小元の（Xの部分集合としての）大きさが小さいものを**単純**なセミフィルターと考えることができる．実際，θ_1の極小元は1-要素集合$\{1\}$1個，θ_2の極小元も1-要素集合$\{2\}$1個であり，θ_0の極小元は$\{1\}$と$\{2\}$の2個，θ_3の極小元は2-要素集合$\{1,2\}$である．

3.2. $X=\{1,2,3\}$の場合

$X=\{1,2,3\}$の場合，セミフィルターは全部で18個ある．図6にXの普遍枠(Θ_X, H_X)を示す．

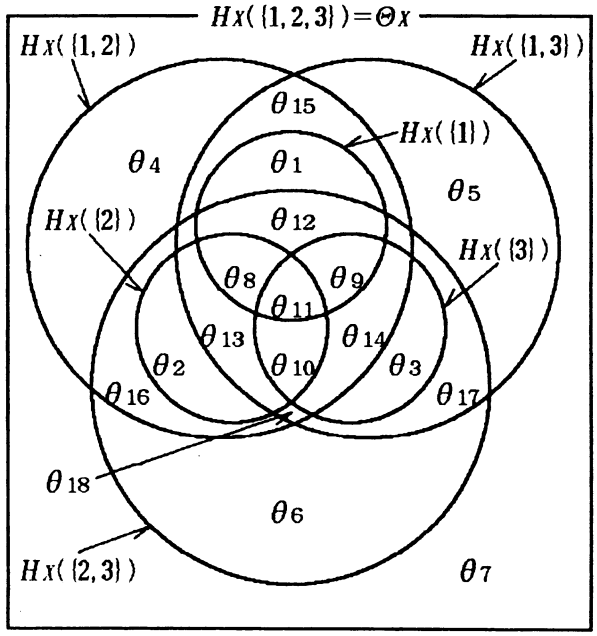


図6　$X=\{1,2,3\}$の普遍枠

2^X上の任意のファジィ測度は，高々7個のセミフィルターで（一般にXの要素数がnのとき，2^X上の任意のファジィ測度μは高々2^n-1個のセミフィルターで表現可能である．これは線形計画法の基本定理（例えば[7]）から証明される）．その7個のセミフィルターをいかに選択するかで，図の理解しやすさが決まる．

前項の基準1, 2をもとに，$X=\{1,2,3\}$の場合について，ファジィ測度μを入力すると，Venn図表示のためのμの測度表現を出力するアルゴリズムを試作した．

アルゴリズムの記述には次の記号を用いる．(Θ_X, m, H_X)がファジィ測度μの表現であることは，

$$\sum_{\theta_i \in \Theta_X(A)} m(\{\theta_i\}) = \mu(A) \quad \forall A \subset X$$

で表される．この式はベクトル

$$\boldsymbol{x} \triangleq [m(\{\theta_1\})\ m(\{\theta_2\}) \cdots m(\{\theta_{18}\})]^T \in \boldsymbol{R}^{18},$$
$$\boldsymbol{b} \triangleq [\mu(\{1\})\ \mu(\{2\}) \cdots \mu(\{1,2,3\})]^T \in \boldsymbol{R}^7.$$

を用いて次の形に表すことができる：

$$\boldsymbol{A}\boldsymbol{x} = \boldsymbol{b}.$$

ただし，$\boldsymbol{A}$は表現写像H_Xから定まる7×18行列である．

アルゴリズムを次に示す．これは，18個のセミフィルターの中から7個をある基準に従って順に選び，Venn図表示可能かどうかチェックしていくものである．

手順0：表現写像H_Xから係数行列$\boldsymbol{A}$を，入力されたファジィ測度μから7次元列ベクトル$\boldsymbol{b}$を構成する．$i=1$とする（iは反復回数を表す整数）．

手順1：18個のセミフィルターの中から7個のセミフィルター$\Theta^{(i)}=\{\theta_1^{(i)}, \cdots, \theta_7^{(i)}\}$を選ぶ．

手順2：手順1で選んだセミフィルターに対応する$\boldsymbol{x}$の成分だけからなる7次元列ベクトル$\boldsymbol{x}^{(i)}$を構成する．これと同様にして$\boldsymbol{A}$から7×7行列$\boldsymbol{A}^{(i)}$を構成する．

手順3：方程式 $\boldsymbol{b}=\boldsymbol{A}^{(i)}\boldsymbol{x}^{(i)}$ を $\boldsymbol{x}^{(i)}$について解く．非負解が得られれば，Venn図表示可能なので，セミフィルターの組$\Theta^{(i)}$と解$\boldsymbol{x}^{(i)}$を出力して終了．非負解が得られなければ，$i=i+1$として手順1へ戻る．

問題は手順1でのセミフィルターの組の選択順序である．これは，セミフィルターの組$\Theta^{(i)}$を，対応するVenn図のわかりやすさの順に一列に並べることに相当する．前項の基準2をもとに試作した，$X=\{1,2,3\}$の場合のセミフィルターの選択順序は以下のようなものである．

$\Theta^{(i)}$は，表1の各行からセミフィルターを1つずつ取り出すことによって構成する．ここで，7つのセミフィルターの任意の組$\Theta^{(i)}$は，対応する係数行列$\boldsymbol{A}^{(i)}$が正規なら，表1の各行からセミフィルターを1つずつ取り出すことによって構成できることに注意されたい（$\boldsymbol{A}^{(i)}$が逆行列を持たないような$\Theta^{(i)}$は無視してよい）．

表1の各行には，セミフィルターを，左から右へ，単純なものから複雑なものへと並べており，各行について左から順にセミフィルターを選んでいく．初期値$\Theta^{(1)}$は表1の第1列，すなわち，

$$\Theta^{(1)} = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7\}$$

である．$i>1$のときの$\Theta^{(i)}$の選択は，表1において，

選ぶセミフィルターの列の番号（各行につき1つずつ計7個ある）の最大値が最も小さいもの，その中で列の番号7つの合計が最も小さいもの，その中で下の行の列番号が大きいものという基準で行われる．これを図7に例示する．図7では，セミフィルターの組を，表1の各行から選択するセミフィルターの列の番号で表している．選択した$\Theta^{(l)}$の中に同じセミフィルターが複数ふくまれている場合は，その次の組$\Theta^{(l)}$を選ぶ．

$\Theta^{(1)}$	$\Theta^{(2)}$	$\Theta^{(3)}$	$\Theta^{(4)}$
1	1	1	1
1	1	1	1
1	1	1	1
1	1	1	1
1	1	1	2
1	1	2	1
1	2	1	1

(a) 初期の経過

$\Theta^{(1)}$	$\Theta^{(2)}$	$\Theta^{(3)}$	$\Theta^{(4)}$
3	3	3	3
2	2	2	2
3	3	3	3
1	1	2	2
2	2	1	1
1	2	1	2
2	1	2	1

(b) 途中経過

図7　セミフィルターの選択経過

3.3. 実行例

文献[3]で同定されたファジィ測度

$$\mu(\{1\})=0.776,\quad \mu(\{2\})=0.101,$$
$$\mu(\{3\})=0.250,\quad \mu(\{1,2\})=0.776,$$
$$\mu(\{1,3\})=0.917,\quad \mu(\{2,3\})=0.339,$$
$$\mu(\{1,2,3\})=0.917$$

を前項のアルゴリズムに入力し，次の出力を得た．

$$m(\{\theta_1\}) = 0.578,\quad m(\{\theta_3\}) = 0.141,$$
$$m(\{\theta_8\}) = 0.089,\quad m(\{\theta_9\}) = 0.097,$$
$$m(\{\theta_{11}\}) = 0.012.$$

これをVenn図表示すると，図8となる．

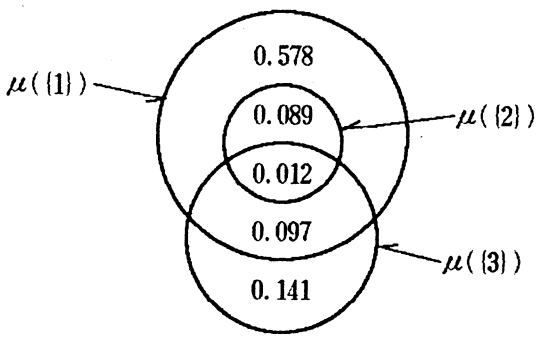


図8　μのVenn図表示

4．おわりに

本論文では，$X=\{1,2,3\}$上のファジィ測度をVenn図表示するための前処理（測度表現の算出）を行うアルゴリズムを提案した．これにより，作図のための面倒な計算やセミフィルターの選択が自動化されたことになる．ただし，このアルゴリズムはまだ試作段階であり，いくつかの問題を残している．

まず，セミフィルターの選択基準を改良しなければならない．アルゴリズムの出力による図よりも，わかりやすい図が描ける場合がしばしばある（ただし，人間が図を吟味し尽くすことも難しく，アルゴリズムの出力による図が，人間による図よりもわかりやすい場合もあった）．

また，開発したアルゴリズムは，セミフィルターの組の選択ごとに方程式を解いているので，かなり効率が悪い．線形計画問題のシンプレックス法のようにピボット演算だけで解が求められる可能性もある．

測度表現からVenn図の自動的に描くシステムの開発も，今後の課題である．セミフィルターの選択基準は描画法に依存すると考えられるので，自動描画の研究を早急に進めなければならない．

また，本研究では$X=\{1,2,3\}$の場合だけを扱ったが，$|X|\geqq 4$の場合への拡張方法も問題として残されている．$|X|\geqq 4$の場合，一般のファジィ測度について，すべての部分集合のファジィ測度の値を図に描くことは，不可能と考えられる．可能であったとしても複雑になりすぎて現実的とは言えない．なぜなら，通常のVenn図であっても，集合が4つ以上ある場合，それらの相互関係をシンメトリカルに描くことはできないからである — シンメトリカルでないVenn図には描けるが，それは複雑で見にくい（例えば[4]）．$|X|\geqq 4$でも，ファジィ測度が特殊な形をしていれば，すべての値を描ける場合がある．例えば，そのファジィ測度が相互加法的分割[8]を持ち，分割を構成する各部分集合の要素数が3以下であれば描ける．相互加法的分割を持たなくても描ける場合もある[9]．特殊な形でない，一般のファジィ測度の場合は，X中の3つの要素もしくは3つの部分集合を抜き出して，それらに関するファジィ測度の値を描くしかないであろう．このように，不十分ではあるが，$|X|\geqq 4$の場合への拡張の可能性はある．

引用文献

[1] T. Murofushi and M. Sugeno, An interpretation of fuzzy measures and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure, *Fuzzy Sets and Systems* **29** (1989) 201-227.

[2] K. Tanaka and M. Sugeno, A study on subjective evaluations of printed color images, *Int. J. Approximate Reasoning* **5** (1991) 213-222.

[3] 鬼沢武久，政村隆夫，川路茂保，ファジィ測度・ファジィ積分を用いたヒューマン・インタフェースの主観的評価，*第7回ヒューマン・インターフェイス・シンポジウム講演論文集* (1991) 409-412.

[4] 脇本和昌，後藤昌司，松原義弘，*多変量グラフ解析法*，朝倉書店，1979.

[5] 出原栄一，吉田武夫，渥美浩章，*図の体系 — 図的思考とその表現*，日科技連，1986.

[6] M. Sugeno, Theory of fuzzy integral and its applications, Doctoral Thesis, Tokyo Institute of Technology, 1974.

[7] 古林隆，*線形計画法入門*，産業図書，1980.

[8] 室伏俊明，菅野道夫，Choquet積分システムの階層的分解，*日本ファジィ学会誌*，**4** (1992) 749-752.

[9] 室伏俊明，ファジィ測度を読む技術(I) ファジィ測度のShapley値，*第2回ファジィワークショップ講演論文集* (1992) 39-48.

問い合せ先

電気通信大学 電子情報学科　室伏俊明
〒182 調布市調布が丘1-5-1
phone (0424) 83 2161 ext. 3113
fax　(0424) 88 8125
email murofusi@qr.cas.uec.ac.jp

FB6-2

ファジィ測度を読む技術（Ⅲ）：相互作用指標*

Techniques for reading fuzzy measures (Ⅲ): interaction index

室伏 俊明　　曽根田 聖一
Toshiaki MUROFUSHI　Shoichi SONEDA
電気通信大学 電子情報学科
Uviversity of Electro-Communications, Dept. of Communications and Systems

Abstract: This paper proposes interaction indices representing the interaction between two elements with respect to fuzzy measure. The definition of the indices is based on the concepts of complement and substitution in the utility theory. The paper proposes also an average interaction index, which is defined by the Shapley value of fuzzy measure. These indices are applied to a fuzzy measure obtained from a questionnairing.

1．はじめに

ファジィ測度は，その非加法性によって部分集合間の相互作用を表すことができる[1]．このため，ファジィ測度は，構成要素間に相互作用のあるシステム（例えば主観的評価）の解析に使われている([2]など)；ファジィ測度を同定し，そのファジィ測度をもとに，システムの構造（要素間の相互作用）を解析するのである．

しかし，要素数nの集合上のファジィ測度は2^n-1個の数値から構成されるので，nが大きくなると，ファジィ測度からシステム構造を読み取るのが困難になる．筆者らはパラメータが2^n-1個より少ないファジィ測度モデルを提案しているが[3,4]，パラメータが少なくても，ファジィ測度を読むのは慣れないと難しい．そこで，ファジィ測度を読む技術が必要になると考えられる．

筆者らは，ファジィ測度を読む技術の研究を開始し，すでに各要素の果たす平均的な役割の大きさの指標としてゲーム理論におけるShapley値が適切であろうとの報告をしている[5]．本論文では，その延長として2要素間の相互作用の指標について考察する．2要素間の指標には，すでにIshiiら[6]によるdegree of overlappingがあるが，本論文で提案する指標はこれとは異なる．

2．ファジィ測度とChoquet積分

本論文を通して，$X=\{1,2,\cdots,n\}$とする．

定義2.1[7] $\mu:2^X\to[0,\infty)$がファジィ測度であるとは，

F1: $\mu(\emptyset)=0$,
F2: $A\subset B\subset X \Rightarrow \mu(A)\leqq\mu(B)$

を満足することをいう．2^XはXのべき集合である．

定義2.2[1] 関数$f:X\to\boldsymbol{R}$のファジィ測度μに関するChoquet積分は

$$(C)\int f\,d\mu=\sum_{j=1}^{n}f(i_j)\cdot[\mu(A_{f_j})-\mu(A_{f_{j+1}})]$$

で定義される．ただし，$i_1,i_2,\cdots,i_n$は，Xの要素をfの値の小さい順に並べ替えたものであり，$f(i_1)\leqq f(i_2)\leqq\cdots\leqq f(i_n)$となっている．また，$A_{f_j}\triangleq\{i_j,i_{j+1},\cdots,i_n\}$，$A_{f_{n+1}}\triangleq\emptyset$としている．

定義2.3[8] $N\subset X$がファジィ測度μに関する零集合であるとは，次式が成り立つことを言う．

$$\mu(A\cup N)=\mu(A)\qquad\forall A\subset X.$$

定義2.4[9] $\mathcal{P}=\{P_1,P_2,\cdots,P_m\}\subset 2^X$がファジィ測度$\mu$に関する$X$の相互加法的分割であるとは，$\mathcal{P}$が$X$の分割であって，次式が成り立つことを言う．

$$\mu(A)=\sum_{k=1}^{m}\mu(A\cap P_k)\qquad\forall A\subset X.$$

定義2.5[10] $\mathcal{C}=\{C_1,C_2,\cdots,C_m\}\subset 2^X$がファジィ測度$\mu$に関する$X$の包除被覆であるとは，$\mathcal{C}$が$X$の被覆であって，次式が成り立つことを言う．

$$\mu(A)=\sum_{\substack{K\subset M\\ K\neq\emptyset}}(-1)^{|K|+1}\mu\left(\bigcap_{k\in K}C_k\cap A\right)\quad\forall A\subset X.$$

ただし，$M=\{1,2,\cdots,m\}$．

命題2.1[10] $\mathcal{C}=\{C_1,C_2,\cdots,C_m\}$が包除被覆であるための必要十分条件は，各$C_k$上に$\lambda_k(\emptyset)=0$なる集合関数$\lambda_k:2^{C_k}\to\boldsymbol{R}$が存在して次式が成り立つことである．

$$\mu(A)=\sum_{k=1}^{m}\lambda_k(C_k\cap A)\quad\forall A\subset X.$$

定義2.6[5,11] μを$\mu(\emptyset)=0$なる2^X上の集合関数とする．μに関するShapley値とは次式

$$\varphi(\mu)(i)\triangleq\sum_{A\subset X-\{i\}}\gamma_X(A)[\mu(A\cup\{i\})-\mu(A)]$$

で定義されるX上の関数$\varphi(\mu):X\to\boldsymbol{R}$である．ただし，

$$\gamma_X(A)=(|X|-|A|-1)!\cdot|A|!/|X|!\,,$$

$|\cdot|$は要素数を表す（$|X|=n$である）．

$i\notin A$のとき，値$\mu(A\cup\{i\})-\mu(A)$は，「Aにiが加わることによる効果」と解釈できる．このことからすると，Shapley値$\varphi(\mu)(i)$は「iが加わることによる効果」の重み付き平均と言える．すなわち，$\varphi(\mu)(i)$は，要素iの持っている平均的な効果と見なせる．

* 本研究は科学技術振興調整費「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」による．

3．効用理論からの概念

ここでは，多属性効用理論における補完性と代替性の概念を概観する．ファジィ測度に関してよく使われる言葉で言い換えるなら，補完性は相乗効果，代替性は相殺効果である．効用理論では，これらの概念は次のように形式化されている[12]．

属性がYとZの2つだけで，互いに選好独立な場合を考える．図1に示されたA, B, C, Dから2つのくじ$\langle A, C\rangle$と$\langle B, D\rangle$を構成する．Aは，属性Yの値がy_0で，属性Zの値がz_0である代替案である．$\langle A, C\rangle$は，AとCが排反で，それぞれ1/2の確率で得られるくじである．また図1においてYとZの値が正の方向に変化すると選好度は増大するものとする．このとき，

$$\langle A, C\rangle \left\{\begin{array}{l}\succ\\ \sim\\ \prec\end{array}\right\} \langle B, D\rangle$$

$$\Leftrightarrow \left\{\begin{array}{l}Y\text{と}Z\text{は補完的（相乗的）}\\ Y\text{と}Z\text{の間に選好の相互作用がない}\\ Y\text{と}Z\text{は代替的（相殺的）}\end{array}\right.$$

と解釈される[12]（$x \succ x'$はxがx'より選好されることを，$x \sim x'$はxとx'が無差別であることを意味する）．

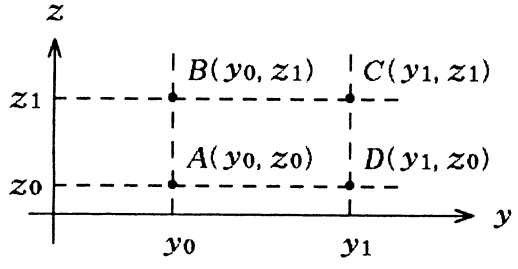


図1　くじ$\langle A, C\rangle$と$\langle B, D\rangle$

上の関係を$Y\times Z$上の基数効用関数uを用いて表すと次のようになる：

$$u_{11}-u_{10}-u_{01}+u_{00}\left\{\begin{array}{l}\succ\\ =\\ \prec\end{array}\right\}0 \qquad (3.1)$$

$$\Leftrightarrow \left\{\begin{array}{l}Y\text{と}Z\text{は補完的（相乗的）}\\ Y\text{と}Z\text{の間に相互作用がない}\\ Y\text{と}Z\text{は代替的（相殺的）}\end{array}\right.$$

ただし，$u_{ij}=u(y_i, z_j)$ $(i, j\in\{0,1\})$．

4．Choquet積分に現れる2要素間の相互作用

本節では，式(3.1)の効用関数にChoquet積分を当てはめて，2要素間の相互作用を考察する．

$X=\{1,2,\cdots,n\}$とし，2要素1,2の間の相互作用を考える（任意の2要素i, jの場合も同様に考えられる）．$f_1^0, f_1^1, f_2^0, f_2^1$を$f_1^0\leqq f_1^1$かつ$f_2^0\leqq f_2^1$なる実数，$f_3, f_4, \cdots, f_n$を$f_3\leqq f_4\leqq\cdots\leqq f_n$なる実数とする．$X$上の4つの関数$f_{12}^{00}, f_{12}^{01}, f_{12}^{11}, f_{12}^{10}$を

$$f_{12}^{00}(i)\triangleq\left\{\begin{array}{ll}f_1^0 & i=1\\ f_2^0 & i=2\\ f_i & i\geqq 3\end{array}\right. \qquad f_{12}^{01}(i)\triangleq\left\{\begin{array}{ll}f_1^0 & i=1\\ f_2^1 & i=2\\ f_i & i\geqq 3\end{array}\right.$$

$$f_{12}^{11}(i)\triangleq\left\{\begin{array}{ll}f_1^1 & i=1\\ f_2^1 & i=2\\ f_i & i\geqq 3\end{array}\right. \qquad f_{12}^{10}(i)\triangleq\left\{\begin{array}{ll}f_1^1 & i=1\\ f_2^0 & i=2\\ f_i & i\geqq 3\end{array}\right.$$

と定義し，これらの組を$f_{12}=(f_{12}^{00}, f_{12}^{01}, f_{12}^{11}, f_{12}^{10})$と書く（前節の$A, B, C, D$がそれぞれ$f_{12}^{00}, f_{12}^{01}, f_{12}^{11}, f_{12}^{10}$に対応している）．$f_{12}^{00}, f_{12}^{01}, f_{12}^{11}, f_{12}^{10}$のファジィ測度$\mu$によるChoquet積分をそれぞれ$u_{12}^{00}, u_{12}^{10}, u_{12}^{01}, u_{12}^{11}$で表す；すなわち，

$$u_{12}^{ij}\triangleq (C)\int f_{12}^{ij}\,d\mu \qquad i, j\in\{0,1\}.$$

これらを前節の式(3.1)の効用値に対応させて，

$$I(\mu)(1,2|f_{12})\triangleq u_{12}^{11}-u_{12}^{10}-u_{12}^{01}+u_{12}^{00}$$

を，2要素1,2の間のf_{12}（すなわち，$f_1^0, f_1^1, f_2^0, f_2^1$と$f_3, f_4, \cdots, f_n$）の下での$\mu$に関する相互作用と見なすのは自然だろう．このとき，前節の議論から

$$I(\mu)(1,2|f_{12})\left\{\begin{array}{l}\succ\\ =\\ \prec\end{array}\right\}0$$

$$\Leftrightarrow f_{12}\text{の下で1と2は}\left\{\begin{array}{l}\text{補完的(相乗的)}\\ \text{相互作用なし}\\ \text{代替的(相殺的)}\end{array}\right.$$

となる．$I(\mu)(1,2|f_{12})$は一般に次の形で表される．

$$I(\mu)(1,2|f_{12})=\sum_{i=q}^{r+1}c_i\cdot I(\mu)(1,2|A_i). \qquad (4.1)$$

c_iは，f_{12}のみに依存し，μには依存しない非負実数である．一方，$I(\mu)(1,2|A_i)$は，μのみに依存し，f_{12}には依存しない，次式で定まる実数である．

$$I(\mu)(1,2|A_i)\triangleq \mu(A_i\cup\{1,2\})-\mu(A_i\cup\{1\})-\mu(A_i\cup\{2\})+\mu(A_i),$$

ただし，$A_i\triangleq\{i, i+1,\cdots,n\}$，　$i=3,\cdots,n$.

また，qとrは次式で定まる整数である：

$$f_{q-1}\leqq\max\{f_1^0, f_2^0\}<f_q,$$
$$f_r\leqq\min\{f_1^1, f_2^1\}<f_{r+1},$$

ただし，$f_2\triangleq-\infty$，$f_{n+1}\triangleq\infty$.

c_iの具体的な値は，次のようになる．

・$\min\{f_1^1, f_2^1\}\leqq\max\{f_1^0, f_2^0\}$の場合．

qとrの定義から$q\geqq r+1$である．$q>r+1$のときは，Σの定義から式(4.1)の右辺は0であり，c_iは不要である．$q=r+1$のときは$c_q=0$である．

・$\max\{f_1^0, f_2^0\}\leqq\min\{f_1^1, f_2^1\}$の場合．

$q<r+1$のとき，

$$c_q=f_q-\max\{f_1^0, f_2^0\},$$
$$c_i=f_i-f_{i-1} \qquad (i=q+1,\cdots,r)$$
$$c_r=\min\{f_1^1, f_2^1\}-f_r.$$

$q=r+1$のとき，

$$c_q=\min\{f_1^1, f_2^1\}-\max\{f_1^0, f_2^0\}.$$

5．ファジィ測度に関する2要素間の相互作用

式(4.1)から，一般に2要素 i と j の間の相互作用は

$$I(\mu)(i,j|A) \triangleq \mu(A\cup\{i,j\}) - \mu(A\cup\{i\}) - \mu(A\cup\{j\}) + \mu(A) \qquad A\subset X\setminus\{i,j\},$$

で測るのが適当と考えられる．そこで，$I(\mu)(i,j|A)$ を A の下での i と j の μ に関する相互作用と呼ぶことにする．前節での議論から，これは「A の要素の関数値が大きく，$A^c\setminus\{i,j\}$ の要素の関数値が小さいときの i と j の相互作用」を表すと言え，次の様に解釈できる．

$$I(\mu)(i,j|A)\left\{\begin{matrix}>\\=\\<\end{matrix}\right\}0$$

$$\Leftrightarrow\ A\text{の下で}\ i\text{-}j\ \text{間に}\left\{\begin{matrix}\text{補完性がある}\\ \text{相互作用がない}\\ \text{代替性がある}.\end{matrix}\right.$$

命題5.1
任意の f_{ij} に関して $I(\mu)(i,j|f_{i,j})\left\{\begin{matrix}>\\=\\<\end{matrix}\right\}0$

$$\Leftrightarrow I(\mu)(i,j|A)\left\{\begin{matrix}>\\=\\<\end{matrix}\right\}0 \qquad \forall A\subset X\setminus\{i,j\}.$$

命題5.2 $\mathbb{P}=\{P_1,P_2,\cdots,P_m\}$ が相互加法的分割のとき，$i\in P_k\in\mathbb{P}$，$j\in P_{k'}\in\mathbb{P}$，$P_k\neq P_{k'}$ ならば，

$$I(\mu)(i,j|A)=0 \qquad \forall A\subset X\setminus\{i,j\}.$$

上の命題より，次の2つのことが導かれる：
- μ が加法的ならば，任意の $i,j\in X$ と任意の $A\subset X\setminus\{i,j\}$ について，$I(\mu)(i,j|A)=0$.
- $\{i\}$ が零集合ならば，任意の $j\in X$ と任意の $A\subset X\setminus\{i,j\}$ について，$I(\mu)(i,j|A)=0$.

命題5.3 次の2条件は互いに同値である．
(1) 任意の $i,j\in X$ に対して，$I(\mu)(i,j|A)$ が A に依らず一定；すなわち，
$I(\mu)(i,j|A)=I(\mu)(i,j|\emptyset)$ $\forall A\subset X\setminus\{i,j\}$.
(2) すべての2-要素部分集合からなる族が，X の包除被覆である．
(略証) (1)と(2)が次式と同値であることから示される．

$$\mu(A)=\sum_{\{i,j\}\subset A}\mu(\{i,j\})-(|A|-2)\sum_{i\in A}\mu(\{i\}).$$

命題5.4 命題5.3の条件(1)，(2)が成立しているとき，μ に関するChoquet積分は次のように表される：

$$(C)\int f\,d\mu = \sum_{i\in X}f(i)\mu(\{i\}) + \sum_{\{i,j\}\subset X}[f(i)\wedge f(j)]\cdot I(\mu)(i,j|\emptyset).$$

6．2要素間の平均相互作用

全体集合 X の要素数 n が大きいとき，前節で定義した $I(\mu)(i,j|A)$ は，あまり有効とはいえない；n に対して $A\subset X\setminus\{i,j\}$ なる部分集合 A の数が指数的に増加するからである．そこで本節では，$I(\mu)(i,j|A)$ を A に関して総合／平均化することを考える．

さまざまな総合／平均化の方法が考えられるが[13]，ここでは次の $I(\mu)(i,j)$ を提案する．

$$I(\mu)(i,j)\triangleq\sum_{A\subset X-\{i,j\}}\xi_X(A)\cdot I(\mu)(i,j|A)$$

$$\xi_X(A)\triangleq(|X|-|A|-2)!\cdot|A|!/(|X|-1)! \quad (6.1)$$

$I(\mu)(i,j|A)$ の係数 $\xi_X(A)$ の和が1，すなわち

$$\sum_{A\subset X-\{i,j\}}\xi_X(A)=1$$

なので，$I(\mu)(i,j)$ は $I(\mu)(i,j|A)$ の荷重平均となっている．

上式で定義される $I(\mu)(i,j)$ は，Shapley値を用いると，「部分集合 $\{i,j\}$ の効果から，i 独自（つまり j とは独立な）効果と j 独自の効果を除いたもの」，すなわち，「i と j が一緒になって初めて生まれる効果」と見なすことができる．実際，次式が成り立つ：

$$I(\mu)(i,j)=\varphi(\mu_{ij})(x_{ij})-\varphi(\mu\,2^{X-\{j\}})(i)-\varphi(\mu\,2^{X-\{i\}})(j).$$

ここで，x_{ij} は X の要素でない何らかの記号（意味的には部分集合 $\{i,j\}$ を1点に縮約したもの）であり，$X_{ij}\triangleq(X\cup\{x_{ij}\})\setminus\{i,j\}$ とすると μ_{ij} は $2^{X_{ij}}$ 上のファジィ測度であり，次式で定義される：

$$\mu_{ij}(A)\triangleq\begin{cases}\mu(A\cup\{i,j\}-\{x_{ij}\}) & x_{ij}\in A\\ \mu(A) & x_{ij}\notin A,\end{cases}$$

また，$\mu\,2^{X-\{j\}}$ は μ の $2^{X-\{j\}}$ への制限である．

平均相互作用指標 $I(\mu)(i,j)$ は，次の性質を持つ．

命題6.1 (1) $N\subset X$ が零集合のとき，

$$I(\mu)(i,j)=\begin{cases}0 & i\in N\text{または}j\in N\\ I(\mu\,2^{X-N})(i,j) & i,j\notin N.\end{cases}$$

(2) $\mathbb{P}=\{P_1,P_2,\cdots,P_m\}$ が相互加法的分割のとき，

$$I(\mu)(i,j)=\begin{cases}0 & i\in P_k\in\mathbb{P},\ j\in P_{k'}\in\mathbb{P},\ \text{かつ}P_k\neq P_{k'}\\ I(\mu\,2^{P_k})(i,j) & i,j\in P_k\end{cases}$$

(3) $\mathbb{C}=\{C_1,C_2,\cdots,C_m\}$ が包除被覆ならば，

$$I(\mu)(i,j)=\sum_{k:\{i,j\}\subset C_k}I(\lambda_k)(i,j).$$

(4) j と k が μ に関して対称，すなわち $\mu(A\cup\{j\})=\mu(A\cup\{k\})$ $\forall A\subset X\setminus\{j,k\}$ であるならば，

$$I(\mu)(i,j)=I(\mu)(i,k).$$

(5) $I(\mu)(i,j)=I(\mu^*)(i,j) \quad \forall i,j\in X.$

ただし，μ^*はμの双対測度（$\mu^*(A) \triangleq \mu(X)-\mu(A^c)\ \forall A\subset X$）である．

7．数値例

文献[2]で同定された次のファジィ測度

$$\begin{aligned}
\mu(\{1\})&=0.6917,\ \mu(\{2\})=0.5786\\
\mu(\{3\})&=0.5749,\ \mu(\{4\})=0.3007\\
\mu(\{1,2\})&=0.7512,\ \mu(\{1,3\})=0.8139\\
\mu(\{1,4\})&=0.6917,\ \mu(\{2,3\})=0.5904\\
\mu(\{2,4\})&=0.5786,\ \mu(\{3,4\})=0.5749\\
\mu(\{1,2,3\})&=0.8392,\ \mu(\{1,2,4\})=0.7512\\
\mu(\{1,3,4\})&=0.8139,\ \mu(\{2,3,4\})=0.5904\\
\mu(\{1,2,3,4\})&=0.8392
\end{aligned}$$

の相互作用を求める．このμは，「街を気に入っている度合」に関する4つの属性，

1：自然環境，　2：人間関係，　3：利便性，　4：教育

の重要度と解釈される．

μに関する相互作用を表7.1に示す．

表7.1　μに関する2要素間の相互作用

A	$I\mu(1,2\|A)$	A	$I\mu(1,3\|A)$
$\varnothing$	−0.5191	$\varnothing$	−0.4527
{3}	0.0098	{2}	0.0762
{4}	−0.2184	{4}	−0.1520
{3,4}	0.0098	{2,4}	0.0762
平均	−0.2045	平均	−0.1381
A	$I\mu(1,4\|A)$	A	$I\mu(2,3\|A)$
$\varnothing$	−0.3007	$\varnothing$	−0.5631
{2}	0	{1}	−0.0342
{3}	0	{4}	−0.2624
{2,3}	0	{1,4}	−0.0342
平均	−0.1002	平均	−0.2485
A	$I\mu(2,4\|A)$	A	$I\mu(3,4\|A)$
$\varnothing$	−0.3007	$\varnothing$	−0.3007
{1}	0	{1}	0
{3}	0	{2}	0
{1,3}	0	{1,2}	0
平均	−0.1002	平均	−0.1002

この表より，どの要素間にも代替性の傾向があることがわかる．特に，属性2「人間関係」と属性3「利便性」の間の代替性が高い．また，どの属性についても，属性4との間の相互作用が同じなのは，属性4が，2-, 3-, 4-要素集合のファジィ測度の値にまったく貢献していないためである．

8．おわりに

本論文では，数値を通してファジィ測度を読むための技法として，2要素間の相互作用の指標を提案した．今後さまざまなファジィ測度に適用して，実際に役立つかどうかの検証が必要である．また，相互作用の指標を視覚的に表現することも必要だろう．

6節で提案した平均相互作用の定義式は最終的なものではない．被積分関数値を確率的に変動させて，関数値に$I(\mu)(1,2|f_{12})$の期待値を求めるという考え方もあり，本論文とは異なった定義式 — 係数$\xi_X(A)$が式(6.1)と異なるもの — を与えることもできる[13]．平均相互作用の定義式を一意に定める合理的な条件を与えることも今後の課題である．

本論文で用いた考え方は3要素以上の間の相互作用にも拡張できる．これについては別の機会に議論したい．

引用文献

[1] T. Murofushi and M. Sugeno, An interpretation of fuzzy measures and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure, *Fuzzy Sets and Systems* **29** (1989) 201-227.

[2] 森 勉，室伏俊明，ファジィ測度・Choquet積分を用いた評価モデルの解析，*第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集* (1989) 207-212.

[3] 室伏俊明，菅野道夫，藤本勝成，Choquet積分による評価構造の階層化，*日本行動計量学会第20回大会発表論文抄録集* (1992) 180-185.

[4] 室伏俊明，荻野充弘，モデル構造を考慮したファジィ測度の同定，*第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集* (1993).

[5] 室伏俊明，ファジィ測度を読む技術(I) ファジィ測度のShapley値，*第2回ファジィワークショップ講演論文集* (1992) 39-48.

[6] K. Ishii and M. Sugeno, A model of human evaluation process using fuzzy integral, *Int. J. Man-Mach. Studies* **22** (1985) 19-38.

[7] M. Sugeno, Theory of fuzzy integral and its applications, Doctoral Thesis, Tokyo Institute of Technology, 1974.

[8] T. Murofushi and M. Sugeno, A theory of fuzzy measures: representations, the Choquet integral, and null sets, *J. Math. Anal. Appl.* **159** (1991) 532-549.

[9] 室伏俊明，菅野道夫，Choquet積分システムの階層的分解，*日本ファジィ学会誌*，**4** (1992) 749-752.

[10] 藤本勝成，土屋隆史，室伏俊明，Choquet積分による階層的評価モデル，*第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集* (1992) 25-28.

[11] 鈴木光男，*ゲーム理論*，共立出版，1981.

[12] R.L. Keeney and H. Raiffa, *Decision with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs*, John Wiley & Sons, 1976.

[13] 曽根田聖一，ファジィ測度の相互作用指標，卒業論文，電気通信大学 電子情報学科，1993.

問い合せ先

電気通信大学 電子情報学科
室伏 俊明
〒182 調布市調布が丘1-5-1
phone (0424) 83 2161 ext. 3113
fax (0424) 88 8125
email murofusi@qr.cas.uec.ac.jp

FB6-3

モデル構造を考慮したファジィ測度の同定*

Identification of fuzzy measure with model structure

室伏 俊明　　荻野 充弘
Toshiaki MUROFUSHI　Mitsuhiro OGINO
電気通信大学 電子情報学科
Uviversity of Electro-Communications, Dept. of Communications and Systems

Abstract: This paper proposes a model represented by the Choquet integral with respect to a partially additive fuzzy measure, which is characterized by an inclusion-exclusion covering. If the fuzzy measure is totally additive, the model becomes the linear model, i.e., the Lebesgue integral model. Since the proposed model can be hierarchically decomposed, its structure is easy to understand. The identification of partially additive fuzzy measure is a convex quadratic programming problem, which is can be solved by the Lemke method.

1．はじめに

n入力1出力システムの，Choquet積分を用いたモデル化が提案され，多属性対象の主観的評価などに応用されて良い結果を得ている[1,2]．

このモデルを図1に示す．入力変数全体の集合を$X=\{1,2,\cdots,n\}$とすると，入力はn次元ベクトル$f=(f(1),f(2),\cdots,f(n))$であり，入力変数$i\in X$の値が$f(i)$である．出力は，この$f$を$X$上の実数値関数と見なしたときのChoquet積分$z=(C)\int_X f d\mu$である．

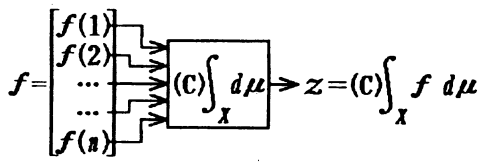


図1　Choquet積分モデル

これは従来の線形モデルの変形といえる．線形モデルは，出力zを入力$f(i)$の荷重和$z=\sum_{i\in X}w_i f(i)$で与える．重みw_iを1-要素集合$\{i\}$の測度$m(\{i\})$と見なせば，これはLebesgue積分$z=\int_X f dm$として表現される．すなわち，線形モデルとはLebesgue積分モデルである．このLebesgue積分モデルの測度mをファジィ測度μに，Lebesgue積分をChoquet積分に置き換えたものがChoquet積分モデルである．なお，ファジィ測度μが加法的な場合，Choquet積分はLebesgue積分に一致するので，Choquet積分モデルは線形モデルに縮退する．

入力変数の数をnとすると，一般にChoquet積分モデルのパラメータ数は2^n-1，線形モデルのパラメータ数はnであり，Choquet積分モデルの方が記述能力が高い．しかし，線形モデルと比べるとChoquet積分モデルのパラメータ数が大きすぎるきらいがある．モデル選択における議論からすると，線形モデルとChoquet積分モデルの中間に最適なモデルが存在する可能性がある．

筆者らは，Choquet積分システムの階層的分解に関する論文[3]で，包除被覆を用いた，線形モデルとChoquet積分モデルの中間モデルを提案している．本論文ではこれについて詳論する．

2．数学的準備

2.1 ファジィ測度とChoquet積分

本論文では，有限集合上のファジィ測度だけしか扱わない．$X=\{1,2,\cdots,n\}$とする．

定義2.1[4] $\mu:2^X\to[0,\infty)$がファジィ測度であるとは，

F1: $\mu(\emptyset)=0$,
F2: $A\subset B\subset X \Rightarrow \mu(A)\leqq\mu(B)$

を満足することをいう．2^XはXのべき集合である．

定義2.2[5] 関数$f:X\to\boldsymbol{R}$のファジィ測度μに関するChoquet積分は

$$(C)\int_A f\,d\mu=\sum_{j=1}^{n}f(i_j)\cdot[\mu(A_{f_j})-\mu(A_{f_{j+1}})]$$

で定義される．ただし，$i_1,i_2,\cdots,i_n$は，Xの要素をfの値の小さい順に並べ替えたものであり，$f(i_1)\leqq f(i_2)\leqq\cdots\leqq f(i_n)$となっている．また，$A_{f_j}\cong A\cap\{i_j,i_{j+1},\cdots,i_n\}$，$A_{f_{n+1}}\cong\emptyset$としている．

2.2 包除被覆

定義2.3[6] $\mathcal{C}=\{C_1,C_2,\cdots,C_m\}\subset 2^X$がファジィ測度$\mu$に関する包除被覆（または$\mu$-包除被覆）であるとは，$\mathcal{C}$が$X$の被覆であって，次式が成り立つことを言う．

$$\mu(A)=\sum_{\substack{K\subset M\\ K\neq\phi}}(-1)^{|K|+1}\mu\left(\bigcap_{k\in K}C_k\cap A\right)\quad\forall A\subset X \tag{2.1}$$

ただし，$M=\{1,2,\cdots,m\}$．

定義2.4[3] $\mathcal{C}=\{C_1,\cdots,C_m\}$と$\mathcal{D}=\{D_1,\cdots,D_l\}$を$X$の被覆とするとき，2項関係$\lesssim$を次の様に定義する．

$\mathcal{C}\lesssim\mathcal{D}$ ⇔ 任意の$D_k\in\mathcal{D}$に対して，
あるの$C_j\in\mathcal{C}$が存在して，$D_k\subset C_j$.

包除被覆としては，次に定義する既約なものだけを考えれば十分である[3]．

* 本研究は科学技術振興調整費「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」による．

定義2.5[3] Xの被覆$\{C_1,\cdots,C_m\}$は，「$C_j\subset C_k \Rightarrow C_j=C_k$」のとき，既約であるという．

命題2.1[3] 任意のファジィ測度μに対して，μに関する最大既約包除被覆が存在する．すなわち，既約な包除被覆$\mathcal{C}$が唯一存在して，任意の包除被覆$\mathcal{D}$に対して$\mathcal{D}\lesssim\mathcal{C}$となる．

2.3. 階層分解定理

$\mathcal{C}=\{C_1,\cdots,C_m\}$が$X$の被覆，$\mathcal{M}=(\mu_1,\cdots,\mu_m)$が$2^{C_1},\cdots,2^{C_m}$上の拡張ファジィ測度からなる$m$項組であるとき，$X$上の任意の関数$f$に対して，$\mathcal{C}$上の関数$f_{\mathcal{M}}$を次式で定める．

$$f_{\mathcal{M}}(C_j) \triangleq (C)\int_{C_j} f\,d\mu_j.$$

（拡張ファジィ測度については[7]を参照されたい．）

次の定理は，被覆$\mathcal{C}=\{C_1,\cdots,C_m\}$によって，図1のChoquet積分モデルが，それと等価な階層モデル（ただし上層部のファジィ測度νは加法的）(図2) に分解されるための必要十分条件を示している．

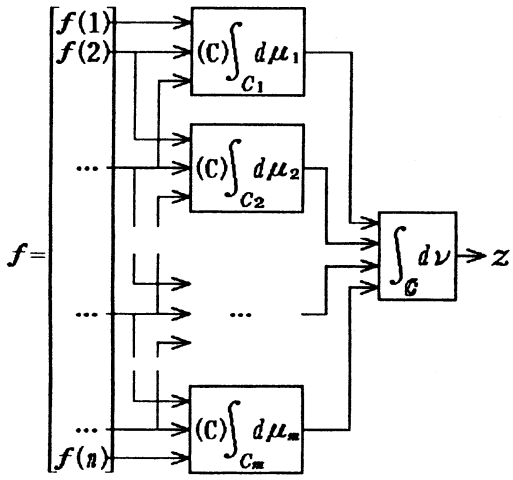


図2　階層Choquet積分モデル

定理2.2[6] $\mathcal{C}=\{C_1,\cdots,C_m\}$を$X$の被覆とする．このとき，$2^{C_1},\cdots,2^{C_m}$上の拡張ファジィ測度の$m$項組$\mathcal{M}=(\mu_1,\cdots,\mu_m)$と$2^{\mathcal{C}}$上の加法的なファジィ測度$\nu$が存在して，$X$上の任意の関数$f$に対して

$$(C)\int_X f\,d\mu = \int_{\mathcal{C}} f_{\mathcal{M}}\,d\nu$$

（右辺はLebesgue積分）となるための必要十分条件は，$\mathcal{C}$がμ-包除被覆であることである．

3．ファジィ測度の同定

3.1. 一般のChoquet積分モデルでのファジィ測度の同定

n入力1出力システムを，図1のChoquet積分モデルでモデル化することを考える．すなわち，出力zと入力$f(i)$（$i\in X=\{1,2,\cdots,n\}$）からなるN組のデータに，Choquet積分モデル

$$z_k = (C)\int_X f_k\,d\mu+\varepsilon_k \qquad (k=1,2,\cdots,N) \tag{3.1}$$

を当てはめる（誤差項$\varepsilon_k(k=1,2,\cdots,N)$は，分散が等しく，互いに独立とする）．このとき最小2乗推定によって，モデルのパラメータであるファジィ測度μを求める．

求めるのは，Xの各部分集合Aに対するファジィ測度の値$\mu(A)$である．Xの部分集合は全部で2^n個ある．空集合$\varnothing$に対するファジィ測度の値$\mu(\varnothing)$は0だから求める必要はない．よって，求めるパラメータは全部で2^n-1個である．そこで，パラメータをまとめて2^n-1次元列ベクトル$\boldsymbol{u}$で表す．

最小2乗推定によって$\boldsymbol{u}$を求める問題は，凸2次計画問題になることが知られている[1]．凸2次計画問題とは，制約条件

$$\boldsymbol{A}_1\boldsymbol{u} \geqq \boldsymbol{b}_1, \tag{3.2}$$
$$\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{u} = \boldsymbol{b}_2 \tag{3.3}$$

の下で，目的関数

$$J(\boldsymbol{u}) = \boldsymbol{u}^T\boldsymbol{D}\boldsymbol{u}/2+\boldsymbol{c}^T\boldsymbol{u} \tag{3.4}$$

を最小にする$\boldsymbol{u}\in R^p$を求める問題をいう．ここで，$\boldsymbol{A}_1$は$q_1\times p$行列，$\boldsymbol{b}_1$はq_1次元列ベクトル，$\boldsymbol{A}_2$は$q\times p_2$行列，$\boldsymbol{b}_2$はq_2次元列ベクトル，$\boldsymbol{c}$はp次元列ベクトル，$\boldsymbol{D}$は$p\times p$の非負定値対称行列である．

ファジィ測度の単調性の条件は，$\boldsymbol{u}$を用いて式(3.2)の形に表せ，残差の2乗和から定数項を除いたものが式(3.4)の形で表せる．したがって，ファジィ測度の同定は凸2次計画問題となる．なお，一般のファジィ測度の場合，式(3.3)に対応する制約条件はない．

この凸2次計画問題は，Lemke法や双対法（例えば[8]）などによって解くことができる．

3.2. 包除被覆モデルの提案

数学モデルは，一般にパラメータが少ないと，記述能力が低く，データ構造を十分に反映できない．一方，パラメータが多いと，データの細かな構造を反映でき，残差の2乗和が小さくなる．しかし，データには誤差が含まれているので，パラメータが多すぎると，モデルは誤差を再現するばかりで，対象の真の構造を十分には反映しなくなる．したがって，一般に両者の中間に最適なモデルがあり，その発見にはAICなどの尺度が用いられる．

しばしば，Choquet積分モデルと線形モデル(Lebesgue積分モデル)が比較され，Choquet積分モデルの記述能力の高さが指摘される．入力変数の数をnとすると，一般にChoquet積分モデルのパラメータ数は2^n-1，線形モデルのパラメータ数はnであり，確かにChoquet積分モデルの方が記述能力が高い．しかし，線形モデルと比べると，Choquet積分モデルのパラメータ数が大きすぎるきらいがある．上での議論から，線形モデルとChoquet積分モデルの中間に最適なモデルが存在する可能性が示唆される．

これまで，線形モデルとChoquet積分モデルの中間に位置するモデルは提案されたことはなかった．しかし，包除被覆を利用して，線形モデルとChoquet積分モデルの中間モデルを構成することができる．1つの既約被覆に対して，その被覆を包除被覆とするChoquet積分モデルを作るのである．

簡単のため，$X=\{1,2,3\}$として説明する．$\{\{1,2\},\{2,3\}\}$を包除被覆とするChoquet積分モデルでは，5つの部分集合$\{1\},\{2\},\{3\},\{1,2\},\{2,3\}$のファジィ測度の値だけがパラメータとなる．他の部分集合，$\{1,3\}$と$\{1,2,3\}$の測度は，包除被覆の条件よりそれぞれ

表1　同定結果

	{1}	{2}	{3}	{1,2}	{2,3}	{3,1}	{1,2,3}	$\Sigma\varepsilon_k^2$	AIC
真値 {1,2} {2,3}	.200	.300	.400	.600	.500	.600	.800	—	—
{1,2,3}	.206	.303	.411	.606	.482	.590	.801	.378	-1135
{1,2} {2,3} {3,1}	.199	.296	.406	.613	.490	.596	.799	.379	-1136
{1,2} {2,3}	.195	.298	.403	.611	.487	.598	.800	.380	-1138*
{2,3} {3,1}	.242	.338	.378	.580	.532	.625	.778	.447	-1089
{3,1} {1,2}	.264	.219	.344	.554	.563	.541	.831	.581	-1010
{1} {2,3}	.280	.280	.354	.559	.518	.634	.797	.507	-1053
{2} {3,1}	.286	.252	.331	.538	.583	.564	.816	.607	-999
{3} {1,2}	.238	.230	.319	.527	.549	.557	.846	.604	-1000
{1} {2} {3}	.261	.256	.313	.518	.569	.574	.830	.623	-993

$$\mu(\{1,3\})=\mu(\{1\})+\mu(\{3\}), \quad (3.5)$$
$$\mu(\{1,2,3\})=\mu(\{1,2\})+\mu(\{2,3\})-\mu(\{1\}) \quad (3.6)$$

で定まる．最も粗い被覆{{1,2,3}}を包除被覆とするモデルは，何の制約もない一般のChoquet積分モデルであり，パラメータ数は7（$=2^3-1$）である．被覆が細かくなるほど同定すべきパラメータ数は小さくなる．特に，すべての構成要素が1点集合という最も細かい被覆{{1}, {2}, {3}}は，線形モデルを与える．図3に，$X=\{1,2,3\}$の場合のすべての包除被覆モデルを示す．線で結ばれた下のモデルは，上のモデルの部分モデルになっている．被覆の下の数字は，そのモデルのパラメータ数である．

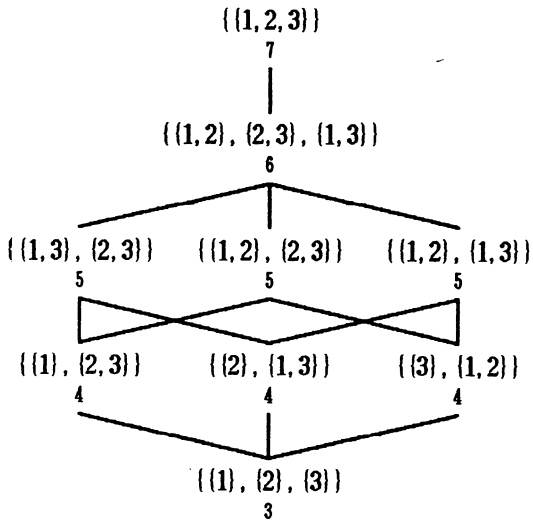


図3　既約被覆モデルの束構造

包除被覆には，パラメータ数が小さくなるという点の他にも利点がある．2.3節の階層分解定理が示すように，包除被覆はChoquet積分モデルを階層的に分解し，その構造を見やすくする．被覆が細かくなるほどモデル構造は単純になる．

以上のように，既約被覆を包除被覆とするモデルを考えることにより，線形モデルと一般のChoquet積分モデルの間を連続的に結ぶモデル群を構成することができる．

3.3．包除被覆モデルにおけるファジィ測度の同定

包除被覆を定める式(2.1)は，ファジィ測度に関する一次式である．たとえば，$X=\{1,2,3\}$で，包除被覆{{1,2}, {2,3}}のときは式(3.5)と(3.6)になる．これらは3.1節の記号を使えば，式(3.3)，すなわち $A_2\boldsymbol{u}=\boldsymbol{b}_2$ の形に表現される．したがって，ある被覆を包除被覆とするという制約を課しても，ファジィ測度の同定は凸2次計画問題であり，前述の手法で解くことができる．

4．実験

$X=\{1,2,3\}$について，既知のファジィ測度から式(3.1)によりデータを作り（誤差ε_kは$N(0,\sigma)$に従う正規乱数，被積分関数は$[0,1]^3$上の一様乱数），Lemke法によりファジィ測度の同定を行った．既知のファジィ測度，データ数N，誤差の標準偏差σを変えて実験した．

$\sigma=0.1$，$N=300$の場合の結果を表1に示す．表の2行目はデータ作成に用いた真のファジィ測度（これは{{1,2} {2,3}}を包除被覆に持つ）であり，3行目以下は包除被覆モデルのファジィ測度である．

残差の2乗和の最も小さいモデルは{{1,2,3}}だが，AICの最も小さいモデル(*)は{{1,2} {2,3}}である．そして，他のモデルに比べ，このモデル{{1,2} {2,3}}で同定したファジィ測度の値が真値に最も近い．なお，モデル{{1,2,3}}と{{1,2} {2,3} {3,1}}のファジィ測度も真値に近く，従って近似的に{{1,2} {2,3}}を包除被覆に持つ．

また，一般に真のファジィ測度μの最大既約包除被覆が{{1,2,3}}であっても，近似的に他の包除被覆を持ち，誤差分散が大きければ，AICはその近似的な包除被覆に対応するモデルを選ぶ．例えば，近似的に式(3.5)と(3.6)が成り立てば，モデル{{1,2} {2,3}}が選ばれる．これは誤差がファジィ測度の非加法性を隠してしまうためと考えられる．

5．従来研究との比較

ファジィ積分を使った階層モデルはすでに数人の研究者によって用いられている[1,9,10]（ただし，[9,10]はChoquet積分でなく菅野積分[4]を用いている）．階層化の方法には，先験的知識によるもの[9]と因子分析によるもの[1,10]がある．本論文の方法も階層モデルを与えるが，階層化は，先験知識でも因子分析でもなく，包除被覆によって行われ，階層構造は最適なモデルか否かで決定される．また，従来の階層モデルでは上層部にもファジィ積分（非加法的）が使用されていたが，本論文の階層モデルでは上層部の積分はLebesgue積分（加法的）である．したがって，記述能力は従来の階層モデルの方が高いといえる．ただし，包除被覆による階層モデルの方が，上層部が加法的な分だけ，モデル構造は見やすい．

Yonedaら[11]は，データ数が十分でなく，ファジィ測度が一意に定まらない場合，一様分布（すべての1-要素集合の測度が等しい確率測度）にEuclid距離で最も近いファジィ測度を選ぶというアイデアを提出している（な

お，彼らが扱ったのは全体集合の測度が1という制約のついたファジィ測度である)．彼らと我々の考え方は，ある意味でよく似ている．どちらも，より単純で，より中立的なモデルを選択するという立場をとっているからである．一様分布は，最も単純で最も中立的なファジィ測度と言える．一方，一般に残差2乗和が同じならば，モデルは単純な方が良い．AICも，残差2乗和が等しければ，パラメータ数の小さいモデルを選択する．また，包除被覆を定める式(2.1)は，被覆の構成要素間の加法性を示す式であり，加法性は優加法性と劣加法性の間に位置する中立的な性質である．具体的に何を単純で中立的と見るかは一概には言えないが，構造の見やすさの点で，一様分布に近いものを採用するYonedaらのアイデアよりも包除被覆モデルの方が優れているといえよう．

柳原[2]は，最小2乗法によりChoquet積分モデルを当てはめ，さらにパラメータ数を調節し，AICを使ってモデル選択を行っている．これらの点は本論文も同様であるが，評価するモデルが異なっている．柳原は，2つのファジィ測度$\mu(A),\mu(B)$が接近した値でかつ$A\subset B$であるとき，$\mu(A)=\mu(B)$として新たにファジィ測度を同定している．$A\subset B$なるA,Bについて$\mu(A)=\mu(B)$という制約をおくモデル群は，線形モデルを含まない．このモデル群で最も単純なモデルは可能性測度を与える．ここでもやはり，モデル構造の見やすさの点で，包除被覆モデルが優れていると主張したい．

6．おわりに

本論文では，既約被覆を包除被覆とするモデルを提案し，線形モデルと一般のChoquet積分モデルの間を連続的に結ぶモデル群を構成した．

今回は，要素数が3の場合のすべてのモデルについてファジィ測度を同定し，その中からAICによって最適なモデルを選択した．しかし，要素数に対して既約被覆の数は指数的に増加するので，要素数が大きくなると，すべてのモデルを探索し，評価することは困難になる．そのため，何らかのヒューリスティックが必要になろう．

探索数の減少には，先験的知識が利用できる可能性がある．すなわち，先験的に，可能な階層構造のタイプが限定できる場合である．これは例えば，システムのいくつかの入力変数の間に加法性が仮定できる — 効用理論の言葉でいえば，ある属性（入力変数）の部分集合とその補集合の間に選好独立性が成立する — ことなどから可能になる（選好独立性と加法性の関係については[12]を参照されたい）．

先験的知識が利用できない場合，重回帰分析における基本的な2つの説明変数選択法 — 前進選択と後退消去 — からの類推として，やはり2つの方法が考えられる．ひとつは，最も粗い被覆，すなわち一般のChoquet積分モデルから始めて，ファジィ測度に徐々に加法性を入れ，細かい被覆のモデルへと評価を進める方法である（図3の上のモデルから徐々に下のモデルへと進むもの)．もうひとつは，最も細かい被覆，すなわち線形モデルから始めて，ファジィ測度に徐々に非加法性を入れ，粗い被覆のモデルへと進む方法である（図3の下から上へ進むもの)．前者の方法では，一般のChoquet積分モデルで同定したファジィ測度がどの被覆を（近似的に）包除被覆に持つかを調べれば，次に評価すべきモデルの候補が決定できよう．これは，4節で見たように，同定したファジィ測度が最適モデルのファジィ測度に近ければ，最適モデルの包除被覆の式が近似的に満たされるからである．例えば，表1でのデータの場合，まずモデル$\{\{1,2,3\}\}$に関してファジィ測度を同定すると，これは近似的に式(3.5)と(3.6)を満たすので，次にモデル$\{\{1,2\}\{2,3\}\}$を評価するという具合になる．この手法には，すでに試作されている，ファジィ測度から包除被覆を算出するプログラム[13]（ただし計算時間は長い）が利用できよう．後者の場合，次に評価すべきモデルの決定には，残差分析等が必要になろう．両者とも今後の検討が必要である．

また，ファジィ測度がしばしば応用されるアンケートなどでは，部分評価（説明変数）の値にも誤差が含まれている可能性が高く，その場合は残差の2乗和の最小化は不適切との指摘もある．これも今後の課題である．

引用文献

[1] K. Tanaka and M. Sugeno, A study on subjective evaluations of printed color images, *Int. J. Approximate Reasoning* **5** (1991) 213-222.

[2] 柳原一夫，ファジィ測度による多変量解析とその気象への応用，天気 **38**, no.6 (1991) 33-40.

[3] 室伏俊明，菅野道夫，藤本勝成，Choquet積分による評価構造の階層化，*日本行動計量学会第20回大会発表論文抄録集* (1992) 180-185.

[4] M. Sugeno, Theory of fuzzy integral and its applications, Doctoral Thesis, Tokyo Institute of Technology, 1974.

[5] T. Murofushi and M. Sugeno, An interpretation of fuzzy measures and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure, *Fuzzy Sets and Systems* **29** (1989) 201-227.

[6] 藤本勝成，土屋隆史，室伏俊明，Choquet積分による階層的評価モデル，*第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集* (1992) 25-28.

[7] 町田元也，室伏俊明，相似線形構造の表現としてのChoquet積分に関する一考察，*第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集* (1990) 155-158.

[8] 茨木俊秀，福島雅夫，*FORTRAN77最適化プログラミング*，岩波書店，1991.

[9] K. Ishii and M. Sugeno, A model of human evaluation process using fuzzy integral, *Int. J. Man-Mach. Studies* **22** (1985) 19-38.

[10] T. Onisawa, M. Sugeno, Y. Nishiwaki, H. Kawai, and Y. Harima, Fuzzy measure analysis of public attitude towards the use of nuclear energy, *Fuzzy Sets and Systems* **20** (1986) 259-289.

[11] M. Yoneda, S. Fukami, and M. Grabisch, Interactive determination of fuzzy measure, *Proc. IFSA'91* (Computer, Management & System Science) (1991) 284-287.

[12] 室伏俊明，菅野道夫，ファジィ測度の非加法性と選好独立性の関係 — Chquet積分で表される多属性順序効用関数の一性質 —，*第1回ファジィワークショップ講演論文集* (1991) 36-41.

[13] 土屋隆史，ファジィ測度を用いた評価システムの階層構造の同定，修士論文，東京工業大学，1992.

問い合せ先

電気通信大学 電子情報学科　室伏俊明
〒182 調布市調布が丘1-5-1
phone (0424) 83 2161 ext.3113
fax　(0424) 88 8125
email murofusi@qr.cas.uec.ac.jp

一般確率演算による「矛盾」を含むファジィ集合演算則と統合証拠の真理度評価への応用

General probabilistic operators as fuzzy set operators with contradiction and an application to the evaluation of combined evidences

間渕重昭
Shigeaki Mabuchi
神戸商船大学
Kobe University of Mercantile Marine

Abstract:Another extension to the previously presented approach to the determination of membership functions(MF) and fuzzy set operators is discussed. The approach was based on an interpretation of MF as conditional probability and the probabilistic operators with the dependence relations of the sets. For the determination of MF, in the former extension, uncertainty in addition to affirmation and negation was taken into consideration in the judgment on whether or not an element belongs to a fuzzy subset. In this paper, contradiction is added into consideration in the judgment and the formulas and properties of the set operations are all revised accordingly. This permits us to determine the upper, middle and lower values of grades of membership, which can lead to a system of type 2 fuzzy sets with triangular MF. By viewing this formulation of MF as truth values with TRUTH, FALSITY, CONTRADICTION and UNCERTAINTY, their operations can be applied to the evaluation of the truth values of combined evidences involved in the approximate reasoning concerning human impressions. An example is presented and discussed.

1．まえがき

既報[1]においてはメンバシップ関数（以下MF）を条件付確率と解釈し、ファジィ集合演算則としては確率的従属と同様の意味の従属関係を仮定した積、和集合の確率演算則を提案した。これはモデル化する対象を集合演算則で表す場合、その文脈に応じて演算則を選べる一方法を示したものである。

既報[2]ではMFの値を単一値に決めることが困難である場合、不確定部分を認めてMFを区間値で与えることとし、[1]の改訂を行った。今回はさらに、MF決定の際に矛盾の存在を認めるとして再改訂を行う。

この結果は三角MFで規定されるタイプ2ファジィ集合に関する一つの演算体系とみなすこともできる。この結果は又、不明や矛盾を含む複数証拠の統合結論の真理度評価（特に心証的評価）への適用が考えられる。その数値例として一つの想定問題をとりあげる。

2．準備と問題の設定

全体集合をXとして、そのファジィ部分集合AはMF $\mu_A: X \to [0,1]$で特性づけられる。このとき要素$x \in X$がAに属すか否かを判断するのに必要な参照事項または根拠要因の集合を根拠集合G_Aと名づける。

ここでG_Aは$x \in A$, $x \in A^n$(=NOT A)をそれぞれ支持する要素$u \in G_A$のクリスプな部分集合A_e（肯定集合）, $A_e{}^n$（否定集合）及びいずれを支持するか判然としない要素の集合$A_e{}^u$（不確定集合）で成っているとする。すなわち

$$G_A = A_e \cup A_e^u \cup A_e^n \tag{1a}$$

$$\text{where} \quad (A_e \cup A_e^n) \cap A_e^u = \emptyset, \quad A_e^c = A_e \cap A_e^n \tag{1b}$$

とし、$A_e{}^c$は既報[1],[2]と異なり、空でないことを許し、これを矛盾集合と呼ぶ。なおG_A, u, A_eなどは与えられたxに対して定まるはずで、本来はこれを引数表示すべきだが、本文では常にxが与えられたという前提の下で議論するので、この表記は特に必要ない限り省略する。以降その他たとえばμ_A, P(A)においても同様。

$x \in A$に対し上のように定めた$G_A: (A_e, A_e{}^c, A_e{}^u, A_e{}^n)$の上で、各部分集合の大きさに対応した量を示す何らかの測度、たとえば重みの分布をmで表わし、

$$P(A|x) := m(A_e(x))/m(G_A(x)), \quad x \in X \tag{2}$$

と定義する。条件付確率の形で表わしたこのP(A | x)をMFの解釈として, $\mu_A(x)$=P(A | x)とその値を定める。

(1), (2)により、任意の$x \in X$について

$$\begin{aligned} x \in A? &\to G_A : (A_e, A_e^c, A_e^u, A_e^n) \\ &\to (m(A_e), m(A_e^c), m(A_e^u), m(A_e^n)) \\ &\to (P(A), P^c(A), P^u(A), P^n(A)) \\ &\to X : (A, A^c, A^u, A^n) \end{aligned} \tag{3}$$

なる対応が定まる。すなわち本来はG_A上のクリスプ集合A_eに関する議論を(3)を介してX上に写すことにより、Aに関する諸性質をPに関する関係式で表わせることになるのだが、以下ではこの過程を簡略化して直接X上での結果として扱うこととする。その際Aは(2)より

$$P^{\cdot}(A) = m(A_e^{\cdot})/m(G_A)$$

で規定され、次のように

$$P(A^{\cdot}) = P^{\cdot}(A) \tag{3'}$$

と書けると考える。

なお上記過程からわかるように、$x \in X$が与えられたときその帰属を論ずるファジィ集合AはP(A | x)の演算としてはクリスプ集合のように扱える。したがって演算則(4a), (4b)に従う集合演算において、クリスプ集合で成立する結合律、分配律などの基本的諸性質が成立する。これらのうち必ずしも成立つとはいえない性質については3.で考察する。

上記にもとづいて$A \times B \subset X_A \times X_B$におけるファジィ集合演算則を次のように定義する。

$$P(A \cap B) = \gamma_{AB} P(A) P(B) \tag{4a}$$

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - \gamma_{AB} P(A) P(B) \tag{4b}$$

$$P(A^n) = 1 - P(A) + P(A^c) - P(A^u) \tag{4c}$$

where $X = A \cup A^u \cup A^n$,
$P(A^c) = P(A \cap A^n)$, $P((A \cup A^n) \cap A^u) = 0$ } (5)

ただし(4c), (5)は(1), (2), (4a), (4b)から導かれる。

ここでγ_{AB}はAとBの従属度合を表わす従属度指数で本来はA_eとB_eを構成している根拠要素間の従属関係から導かれるものである。(4)を一般確率演算則general probabilistic operators(GPOと略)と呼ぶこととする。

次にMFの上限値P^U, 下限値P^Lを次のように定義する。

$$P^U(A) = P(A) + P(A^u), \quad P^L(A) = P(A) - P(A^c). \quad (6)$$

又P(A)を中間値として特に指定する必要あるときは、$P^M(A)$と書く。さらに(3), (3′)におけると同様の意味で、$P^U(A), P^M(A), P^L(A)$によって規定されるとする集合をA^U, A^M, A^Lと書き、それぞれAの上限集合、中間集合、下限集合と呼ぶ。

これら3つのPにより図1に示したような三角MFを構成すると、MFの値がこの三角MFで規定されるタイプ2ファジィ集合が定義できる。

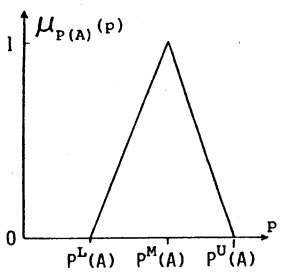


図1 タイプ2ファジィ集合Aのメンバシップグレードの MF

ここで、以降で考察する問題を次のように設定する。

問題：各種集合演算にGPOを適用して、各演算結果に対するP:(P^L, P^M, P^U)を求め、これによりA:(A^L, A^M, A^U)を定めること。

得られた結果により、図1で定義されるタイプ2ファジィ集合の演算系が構成できる。

なお、ある集合に対する何段階かの演算の順序は、演算に関する記号n, Lなどを実行すべき演算順序に連記して、対象の集合記号またはPの上付添字で表わす。

3．演算結果

（下限、中間、上限集合の操作）

下限、中間、上限集合の定義の意味の解釈から

$$\left.\begin{aligned} A^L &:(A^L, A^L, A^L) \\ A^M &:(A^L, A^M, A^U) \\ A^U &:(A^U, A^U, A^U) \end{aligned}\right\} \quad (7)$$

と考える。

これと定義(6)より

$$P(A^{Lc}) = P(A^{Lu}) = P(A^{Uc}) = P(A^{Uu}) = 0 \quad (8)$$

となる。又(4c)を参照すれば

$$P(A^{Ln}) = P(A^{nU}), \quad P(A^{Un}) = P(A^{nL})$$

が得られる。さらに$P(A^{Mn})=P(A^{nM})$も明らかである。したがって次が成立する。

$$\left.\begin{aligned} A^{Ln} &:(A^{nU}, A^{nU}, A^{nU}) \\ A^{Mn} &:(A^{nL}, A^{nM}, A^{nU}) \\ A^{Un} &:(A^{nL}, A^{nL}, A^{nL}) \end{aligned}\right\} \quad (9)$$

（矛盾、不確定、二重否定）

A^cに関するAとA^nの対称的関係から、(6)は

$$P^L(A^n) = P(A^{nL}) = P(A^n) - P(A^c) \quad (10)$$

も意味すると解釈され、これから次が導かれる。

$$P(A^{nc}) = P(A^c) \quad (11)$$

次に(4c), (6)より

$$P^L(A) + P^U(A^n) = 1, \quad P^L(A^n) + P^U(A) = 1.$$

この一方の式でAをA^nとおきかえ、他方の式と比較すると次を得る。

$$P^L(A^{nn}) = P^L(A), \quad P^U(A^{nn}) = P^U(A). \quad (12a)$$

又(10)でAをA^nでおきかえて(11), (12a)を参照すれば

$$P^L(A) = P(A^{nn}) - P(A^c)$$

となるので、これを(6)と比べれば次が得られる。

$$P(A^{nn}) = P(A). \quad (12b)$$

さらに(4c), (6)で同様の操作をすれば

$$P(A^n) + P(A^{nu}) + P^L(A^{nn}) = 1$$

となる。ここで(12a)を参照し、(4c), (6)と比べれば

$$P(A^{nu}) = P(A^u) \quad (13)$$

が得られる。

ここで次が確認できる[(5)も参照のこと]。

$$P(A^L) + P(A^c) + P(A^u) + P(A^{nL}) = 1 \quad (14)$$

$$P(A^L \cap A^C) = P(A^{nL} \cap A^c) = 0 \quad (15)$$

$$P(A^c \cap A^u) = 0 \quad (16)$$

ここで次の仮定H1をする。

[H1] $A^{un} = A^L \cup A^{nL} \cup A^u$, i.e.,
$P(A^{un}) = P^L(A) + P^L(A^n) + P(A^u)$ } (17)

(4c)でAをA^Uでおきかえたものと(17)により

$$P(A^{uc}) = P(A^u \cap A^{un})$$
$$= P(A^u \cap (A^L \cup A^{nL} \cup A^u)) = P(A^u)$$
$$P(A^{uu}) = 1 - P(A^u) - P(A^{un}) + P(A^{uc}) = P(A^c) \quad (18a)$$
$$P^L(A^u) = P(A^u) - P(A^{uc}) = 0$$
$$P^U(A^u) = P(A^u) + P(A^{uu}) = P(A^u) + P(A^c)$$

が得られる。したがって

$$\left.\begin{aligned} P(A^u) &:(0, P(A^u), P(A^u) + P(A^c)) \\ A^u &:(\emptyset, A^u, A^u \cup A^c). \end{aligned}\right\} \quad (18b)$$

次にGPOの演算系の下で、DeMorganの法則がファジィ集合A, Bについて成立すると仮定する。これをH2とする。

[H2] $P^n(A \cap B) = P((A \cap B)^n) = P(A^n \cup B^n)$
$P^n(A \cup B) = P((A \cup B)^n) = P(A^n \cap B^n)$ } (19)

(4c)でAをA^cでおきかえたものと(19)により

$$P(A^{cn}) = P((A \cap A^n)^n) = P(A^n \cup A)$$
$$P(A^{cc}) = P(A^c \cap A^{cn}) = P(A^c \cap (A \cup A^n))$$
$$= P(A^c \cup A^c) = P(A^c)$$
$$P(A^{cu}) = 1 - P(A^c) - P(A^{cn}) + P(A^{cc}) \quad (20a)$$
$$= 1 - P(A \cup A^n) = P(A^u)$$
$$P^L(A^c) = P(A^c) - P(A^{cc}) = 0$$
$$P^U(A^c) = P(A^c) + P(A^{cu}) = P(A^c) + P(A^u)$$

が得られる。したがって

$$\left.\begin{aligned} P(A^c) &:(0, P(A^c), P(A^c) + P(A^u)) \\ A^c &:(\emptyset, A^c, A^c \cup A^u). \end{aligned}\right\} \quad (20b)$$

（和集合、積集合）

和集合、積集合の演算は(4)の演算則に従い、これにこれまでの結果、特に(14), (15), (16), (19)などを利用して

導くことができる。ここでは結果のみを示す。

$$\left.\begin{aligned} &P(A\cup B):(P^L(A\cup B),P(A\cup B),P(A^U\cup B^U))\\ &\bullet\ A\cup B:((A\cup B)^L,A\cup B,A^U\cup B^U)\end{aligned}\right\}\quad(21a)$$

$$P^L(A\cup B)=P(A^L\cup B^L)+P(A^c\cap B^u)+P(A^u\cap B^c)\quad(21b)$$

$$\left.\begin{aligned} &P^n(A\cup B):(P(A^{nL}\cap B^{nL}),P(A^n\cap B^n),P^U((A\cup B)^n))\\ &\bullet\ (A\cup B)^n:(A^{nL}\cap B^{nL},A^n\cap B^n,(A\cup B)^{nU}),\end{aligned}\right\}\quad(22a)$$

$$P^U((A\cup B)^n)=P(A^{nU}\cap B^{nU})-P(A^c\cap B^u)-P(A^u\cap B^c)\quad(22b)$$

$$P^c(A\cup B)=P(A^c\cap B^c)+P(A^c\cap B^{nL})+P(A^{nL}\cap B^c)\quad(23)$$

$$P^u(A\cup B)=P(A^u\cap B^u)+P(A^u\cap B^{nL})+P(A^{nL}\cap B^u)\quad(24)$$

$$\bullet\ A\cap B:(A^L\cap B^L,A\cap B,(A\cap B)^U)\quad(25a)$$

$$P^U(A\cap B)=P(A^U\cap B^U)-P(A^c\cap B^u)-P(A^u\cap B^c)\quad(25b)$$

$$\bullet\ (A\cap B)^n:((A\cap B)^{nL},A^n\cup B^n,A^{nU}\cup B^{nU})\quad(26a)$$

$$P^L((A\cap B)^n)=P(A^{nL}\cup B^{nL})+P(A^c\cap B^u)+P(A^u\cap B^c)\quad(26b)$$

$$P^c(A\cap B)=P(A^c\cap B^c)+P(A^c\cap B^L)+P(A^L\cap B^c)\quad(27)$$

$$P^u(A\cap B)=P(A^u\cap B^u)+P(A^u\cap B^L)+P(A^L\cap B^u)\quad(28)$$

DeMorganの法則はH2(19)で中間集合について成立するとしたが、(22),(26)によると

$$(A\cup B)^{nL}=(A^n\cap B^n)^L=A^{nL}\cap B^{nL}\quad(29a)$$

$$(A\cap B)^{nU}=(A^n\cup B^n)^U=A^{nU}\cup B^{nU}\quad(29b)$$

は成立つものの$(A\cup B)^{nU}$と$(A\cap B)^{nL}$については、それぞれ(22b),(26b)が示すように成立しない。

(排中律と無矛盾律)

排中律については(21)から

$$P^L(A\cup A^n)=P(A^L\cup A^{nL})+P(A^c\cap A^{nu})+P(A^u\cap A^{nc})$$
$$=P(A^L)+P(A^{nL})+0+0\quad(30a)$$

$$P(A\cup A^n)=P(A)+P(A^n)-P(A\cap A^n)$$
$$=P(A^L)+P(A^{nL})+P(A^c)\quad(30b)$$

$$P^U(A\cup A^n)=P(A^U\cup A^{nU})$$
$$=P(A^U)+P(A^{nU})-P(A^U\cap A^{nU})$$
$$=P(A)+P(A^u)+P(A^n)-P(A^c)=1\quad(30c)$$

$$\left.\begin{aligned} A\cup A^n:&(A^L\cup A^{nL},A^L\cup A^c\cup A^{nL},X_A)\\ =&(X_A\ominus(A^c\cup A^u),X_A\ominus A^u,X_A)\end{aligned}\right\}\quad(30d)$$

となり、上限の場合のみ成立する。ここで$\ominus$は差集合を示す。

無矛盾律については(25)から

$$P^L(A\cap A^n)=P(A^L\cap A^{nL})=0\quad(31a)$$

$$P(A\cap A^n)=P(A^c)\quad(31b)$$

$$P^U(A\cap A^n)=P(A^U\cap A^{nU})-P(A^c\cap A^{nu})-P(A^u\cap A^{nc})$$
$$=P(A^c\cup A^u)-0\quad(31c)$$

$$A\cap A^n:(\emptyset,A^c,A^c\cup A^u)\quad(31d)$$

となる。すなわち下限の場合のみ成立する。

なお下限集合と上限集合はクリスプ集合と同じことになるので

$$P(A^L\cup A^{Ln})=P(A^L\cup A^{nU})$$
$$=P(A^L)+P(A^{nU})=1$$
$$P(A^U\cup A^{Un})=P(A^U\cup A^{nL})$$
$$=P(A^U)+P(A^{nL})=1$$
$$P(A^L\cap A^{Ln})=P(A^L\cap A^{nU})=0$$
$$P(A^U\cap A^{Un})=P(A^U\cap A^{nL})=0$$

となって排中律、無矛盾律ともに成立することがわかる。

(Kleene律)

排中律と無矛盾律の結果より

$$P^L((A\cup A^n)\cup(B\cap B^n))=P((A\cup A^n)^L\cup(B\cap B^n)^L)$$
$$+P((A\cup A^n)^c\cap(B\cap B^n)^u)+P((A\cup A^n)^u\cap(B\cap B^n)^c)$$
$$=P^L(A\cap A^n)+P(A^c\cap B^u)+P(A^u\cap B^c)\quad(32a)$$

$$P((A\cup A^n)\cup(B\cap B^n))=P(A\cup A^n)+P(B\cap B^n)$$
$$-P((A\cup A^n)\cap(B\cap B^n))$$
$$=P(A\cup A^n)+P(B^c)[1-P(A\cup A^n|B^c)]$$
$$=P(A\cup A^n)+P(A^u\cap B^c)\quad(32b)$$

$$P^U((A\cup A^n)\cup(B\cap B^n))=P((A\cup A^n)^U\cup(B\cap B^n)^U)$$
$$=P^U(A\cup A^n)+P^U(B\cap B^n)-P((A\cup A^n)^U\cap(B\cap B^n)^U)$$
$$=P^U(A\cup A^n)=1\quad(32c)$$

$$P^L((A\cup A^n)\cap(B\cap B^n))=P((A\cup A^n)^L\cap(B\cap B^n)^L)=0\quad(33a)$$

$$P((A\cup A^n)\cap(B\cap B^n))=P(B\cap B^n)P(A\cup A^n|B\cap B^n)$$
$$=P(B\cap B^n)[1-P(A^u|B\cap B^n)]$$
$$=P(B\cap B^n)-P(A^u\cap B^c)\quad(33b)$$

$$P^U((A\cup A^n)\cap(B\cap B^n))=P((A\cup A^n)^U\cap(B\cap B^n)^U)$$
$$-P((A\cup A^n)^c\cap(B\cap B^n)^u)-P((A\cup A^n)^u\cap(B\cap B^n)^c)$$
$$=P((B\cap B^n)^U-P(A^c\cap B^u)-P(A^u\cap B^c)\quad(33c)$$

となり、次のようにまとめられる。

$$\left.\begin{aligned} &(A\cup A^n)\cup(B\cap B^n):((A\cup A^n)^L\cup(A^c\cap B^u)\cup(A^u\cap B^c),\\ &(A\cup A^n)\cup(A^u\cap B^c),(A\cup A^n)^U(=X_A))\end{aligned}\right\}\quad(32d)$$

$$\left.\begin{aligned} &(A\cup A^n)\cap(B\cap B^n):((B\cap B^n)^L(=\emptyset),\\ &(B\cap B^n)\ominus(A^u\cap B^c),(B\cap B^n)^U\ominus(A^c\cap B^u)\ominus(A^u\cap B^c))\end{aligned}\right\}\quad(33d)$$

これから、(32d)の上限集合と(33d)の下限集合でKleene律が成立するが、(32d)の下限集合と(33d)の上限集合において$(A^c\cap B^u)\cup(A^u\cap B^c)$だけの差、又両者ともに中間集合において$A^u\cap B^c$だけの差が生じているのがわかる。

4．複数証拠を統合した証拠の真理度の評価への応用

前節においては、メンバシップグレードをきめる際に不確定さ、矛盾がはいりこむことも許し、グレード値を下限、中間、上限の3値で表した場合の一連の集合演算式を導出した。この3値グレードはある条件xを与えられたときの命題Aの真の度合のファジィ表現、あるいは三角MFで規定したファジィ真理値とみることができる。

さらに上述の集合演算は、複数の証拠のファジィ真理値が与えられたとき、これら証拠を統合した結果のファジィ真理値を定める一つの方法を与えるものといえる。以下では複数証拠の統合に対する心証形成の一つのモデルとして、前節の結果を適用してみる。

本節では証拠Aの真理度$(P^L(A),P^M(A),P^U(A))$を簡単のため$(a,a+a^c,a+a^c+a^u)$と表わすこととする。$P^L(A^n)$はa^nと記す。

2つの証拠A,Bの統合結果は、一般にAとBの共通部分による正規形式で表わせる。ここではこの表現形式に従うが、$A\cap B$は演算則(4)によれば、A_eとB_eの従属度合が定まらないと具体的には計算できない。そこで以下では3つの典形的な場合 i) AとBが互に独立$P(A\mid B)=P(A)$; ii) Aが

Bに全、正従属P(A | B)=1; iii) AがBに全、負従属P(A | $\bar{B}$)=1について考える。このとき各共通部分は表1のように表わせる。

表1　3つの従属関係の場合に対するA∩Bのグレード値

i) $P(A^{\cdot} \cap B^{*}) = a^{\cdot} b^{*}$

iia) When $b/b_s \le a$.

	b	b^c	b^u	b^n
a	b	ab^c	ab^u	$ab_s - b$
a^c	0	$a^c b^c$	$a^c b^u$	$a^c b_s$
a^u	0	$a^u b^c$	$a^u b^u$	$a^u b_s$
a^n	0	$a^n b^c$	$a^n b^u$	$a^n b_s$

iib) When $b \le a < b/b_s$.

	b	b^c	b^u	b^n
a	b	cb^c	cb^u	0
a^c	0	$a^c b^c$	$a^c b^u$	$a^c b_s$
a^u	0	$a^u b^c$	$a^u b^u$	$a^u b_s$
a^n	0	$(a_s - c)b^c$	$(a_s - c)b^u$	$a_s b_s - b$

iiia) When $b^n/b_s \le a$.

	b	b^c	b^u	b^n
a	$ab_s - b^n$	ab^c	ab^u	b^n
a^c	$a^c b_s$	$a^c b^c$	$a^c b^u$	0
a^u	$a^u b_s$	$a^u b^c$	$a^u b^u$	0
a^n	$a^n b_s$	$a^n b^c$	$a^n b^u$	0

iiib) When $b^n/b_s > a$.

	b	b^c	b^u	b^n
a	0	$c_n b^c$	$c_n b^u$	b^n
a^c	$a^c b_s$	$a^c b^c$	$a^c b^u$	0
a^u	$a^u b_s$	$a^u b^c$	$a^u b^u$	0
a^n	$a_s b_s - b^n$	$(a_s - c_n)b^c$	$(a_s - c_n)b^u$	0

$$a_s \equiv a + a^n,\ b_s \equiv b + b^n,\ c \equiv \frac{a-b}{b^c + b^u},\ c_n \equiv \frac{a - b^n}{b^c + b^u}$$

統合証拠Yの真、矛盾、不確定、偽（そのグレードはそれぞれ　$p = P(Y^L), p^c = P(Y^c), p^u = P(Y^u), p^n = P(Y^{nL})$ ）の判定の仕方については、次の2通りのものを仮定する。

Rule 1 : $A^n \cap B$及び$A \cap B^n$を矛盾とみなす。

$$p = P(A^L \cap B^L) + P(A^L \cap B^u) + P(A^u \cap B^L)$$
$$p^c = P((A \cap B^n) \cup (A^n \cap B)) = P(A^L \cap B^{nL}) + P(A^L \cap B^c) + P(A^{nL} \cap B^L) + P(A^c \cap B^L) + P(A^c \cap B^c) + P(A^c \cap B^{nL}) + P(A^{nL} \cap B^c)$$
$$p^u = P(A^c \cap B^u) + P(A^u \cap B^c) + P(A^u \cap B^u)$$
$$p^n = P(A^{nL} \cap B^{nL}) + P(A^{nL} \cap B^u) + P(A^u \cap B^{nL})$$

Rule 2 : $A^c \cap B^c$, $A^{nL} \cap B^L$, $A^L \cap B^{nL}$を矛盾とみなす。

$$p = P(A^L \cup B^L) - P((A^L \cup B^L) \cap (A^{nL} \cup B^{nL})) = P(A^L \cap B^L) + P(A^L \cap B^c) + P(A^L \cap B^u) + P(A^c \cap B^L) + P(A^u \cap B^L)$$
$$p^c = P((A^L \cup B^L) \cap (A^{nL} \cup B^{nL})) + P(A^c \cap B^c) = P(A^{nL} \cap B^L) + P(A^L \cap B^{nL}) + P(A^c \cap B^c)$$
$$p^u = P(A^c \cap B^u) + P(A^u \cap B^c) + P(A^u \cap B^u)$$
$$p^n = P(A^{nL} \cup B^{nL}) - P((A^L \cup B^L) \cap (A^{nL} \cup B^{nL})) = P(A^{nL} \cap B^c) + P(A^{nL} \cap B^u) + P(A^{nL} \cap B^{nL}) + P(A^c \cap B^{nL}) + P(A^u \cap B^{nL})$$

さて次の想定発言（命題）を考える。

A氏の発言A:私の前でB氏が署名した。

B氏の発言B:私はそのとき署名していない。

A氏の訂正発言A′:私の発言Aは思い違いだった。

周辺情況:Bには疑惑がもたれ,Aの方がもっともらしい。A′はB氏に対する配慮からくるもので、最初の単純な発言Aと違い、裏事情があると思われる。

この想定の下で、A,A′,Bに対して次のような数値（A′に対しては2通り）を割り当てる。

A: $(a, a^c, a^u, a^n) = (.8, 0, .1, .1)$

A'_1:$(a_1, a_1^c, a_1^u, a_1^n) = (.4, .1, .4, .1)$

A'_2:$(a_2, a_2^c, a_2^u, a_2^n) = (.1, .1, .4, .4)$

B: $(b, b^c, b^u, b^n) = (.3, 0, .5, .2)$

この例で2つの証拠発言A,Bの間の従属関係は全、正従属とみて表1-ii)の関係式を用いる。その結果を表2に示す。ただし参考のために独立を仮定した場合についても計算を行った（結果は略）。

表2　想定例の統合証拠の真理度評価

combined evidences	by Rule 1	by Rule 2
AB	(.7,.1,.05,.15)	(.7,.1,.05,.15)
AA'_1	(.72,.09,.05,.14)	(.8,0,.05,.15)
AA'_2	(.42,.39,.05,.14)	(.5,.3,.05,.15)
A'_1B	(.4,.05,.25,.3)	(.4,0,.25,.35)
A'_2B	(.1,.05,.25,.6)	(.25,.05,.25,.45)
$(AB)A'_1$	(.68,.095,.065,.16)	(.7,.01,.065,.225)
$(AA'_1)B$	(.66,.105,.07,.165)	(.7,.1,.025,.175)
$(AB)A'_2$	(.38,.395,.065,.16)	(.45,.26,.065,.225)
$(AA'_2)B$	(.51,.105,.22,.165)	(.5,0,.175,.325)

これから次のことがいえる。

・統合の順序の影響としては最後に統合した証拠の効果が比較的強くでる。

・判定Rule 1よりRule 2の方がpが大きくでる。p^cでは逆の傾向となる。つまりRule 2は単純決裁形、Rule 1は控え目形。

・正従属性の場合独立の場合に比べ、p, p^nへの集中度が強まり、判定が明快になる。独立の場合p^cが大きくなる。

5．むすび

不確定要因に加えて矛盾要因も含まれることも認めてメンバシップ関数を構成することを仮定し、その上でファジィ集合演算に関する基本的関係式を導出した。これは三角MFで規定したタイプ2ファジィ集合演算に関する一つの体系とみなすこともできる。結果として、DeMorganの法則、排中律、Kleene律などでクリスプ集合の場合と異なる状況がみられる。

集合演算そのもの以外の応用例として、複数証拠の統合結果の真理度評価、特に心証的評価へ適用した数値例を示したが、これは一つの試案の域を脱しない。

参考文献

[1] 間渕重昭、メンバシップ関数の一解釈とファジィ集合演算についての一提案、第6回ファジィシステムシンポジウム、121-124,(1990)

[2] 間渕重昭、メンバシップ関数の一解釈とファジィ集合演算の一提案 ── 区間値ファジィ集合への拡張、第7回ファジィシステムシンポジウム、553-556(1991)

（問い合わせ先）〒658　神戸市東灘区深江南町5-1-1
神戸商船大学　間渕重昭
TEL(078)431-6262　FAX(078)431-6362

FB7-2

線形関数で表現される連続ファジィ集合に関する集合演算の計算法の改善について

On the Improvement in Method of Computing Set Operations on Continuous Fuzzy Set Expressed by Linear Functions

吉川 歩, 葛川 芳弘, 西村 武
Ayumi YOSHIKAWA, Yoshihiro KUZUKAWA, Takeshi NISHIMURA
京都工芸繊維大学 工芸学部 電子情報工学科
Department of Electronics and Information Science, Faculty of Engineering and Design, Kyoto Institute of Technology

Abstract : This paper aims at improving the method for computing set operations on piecewise linear fuzzy sets. In the present method the piecewise linear fuzzy sets are expressed by knots at which the right-hand differential coefficient differs from the left-hand one and the set operations are computed with the knots. As a result of simulation and bench mark test, the present method has the advantage of both computation time and computation accuracy against the ordinary method which expresses fuzzy sets in the sampled elements and its grade of membership.

1. まえがき

ファジィ集合およびその集合演算は，制御や推論などにファジィ集合論を応用するために不可欠である．そしてファジィ集合演算を計算機で実行するためには，計算機上でファジィ集合を表現する必要があることは言うまでもない．従来から用いられている方法は全体集合を等間隔にサンプリングして，そのサンプリングされた各要素とそれに対応する所属度によって表現するものである．つまり連続型ファジィ集合を離散型に変換している．そしてファジィ集合演算はこのサンプリングされた要素の所属度を用いて実行される(以後，この方法を従来法と呼ぶ)．

ところでファジィ集合演算を先に述べたような応用に用いる場合に重要な事柄として，**(1)演算の高速化**と**(2)演算の高精度化**を挙げることができる．ファジィ集合演算を高速化する最も効果的な方法は，専用のハードウェアを用いることである[1]．ソフトウェアに比べて高速化が期待できるが，仕様変更が難しいことや，新たに専用のハードウェアを購入する必要もある．そこでここではソフトウェアを用いた集合演算だけを対象とする．またソフトウェアによるファジィ集合演算の計算法の改良に関する研究も行われているが[2,3]，それらは主としてプログラミングを容易にすること，つまりユーザとのインタフェースの改善を目的としており，演算の高速化や高精度化を目的としていない．

従来法における計算時間，必要メモリ量と計算精度の関係を示したものが図1である．図より明らかなように，計算時間を短縮し，かつ必要メモリ量を減少させるためには，サンプリング点数を減らす必要がある．また計算精度を高めるためには，サンプリング点数を増加させる必要がある．これら両者はトレード・オフの関係にあるため，目的に応じてどちらか一方を重視するか，あるいは高性能の計算機を利用することで対処している．この問題は，演算対象とするファジィ集合の形状に汎用性を持たせるために，ファジィ集合の形状に関係なく全体集合を等間隔にサンプリングしていることによる．

一方，実際の応用に用いられているファジィ集合の形状についてみてみると，三角型や台形型など線形関数だけで表現可能な**区分的線形ファジィ集合**(*piecewise linear fuzzy sets*，以下PLファジィ集合と略す)が多い．そしてPLファジィ集合に関する演算結果は，代数積，代数和などの演算を除けば，PLファジィ集合となる．本報告はこの特徴を用いて，PLファジィ集合を対象としたファジィ集合演算の演算時間と精度の両者を同時に改善する処理法を提案することを目的とする．

まず最初にPLファジィ集合の形状の特徴をもとに，ノットを用いた表現法を提案する．そしてこのノットに対して演算を行うことにより，PLファジィ集合の集合演算が短時間かつ高精度に行えることを示す．

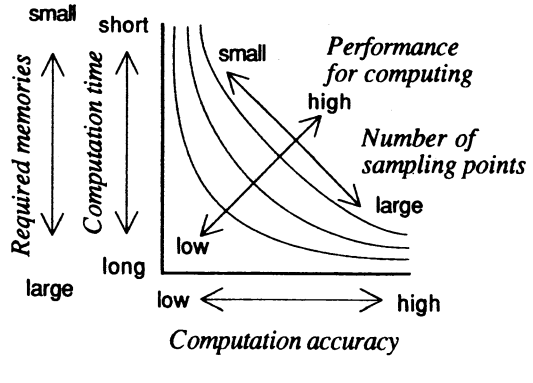


Figure 1 : Relations between computation time, required memories and computation accuracy

また演算結果がPLファジィ集合とならない代数積および代数和については，演算結果をPLファジィ集合として近似する方法を示し，この方法の従来法に対する利点を明らかにする．

2. PLファジィ集合の特徴を活かしたファジィ集合演算の計算法

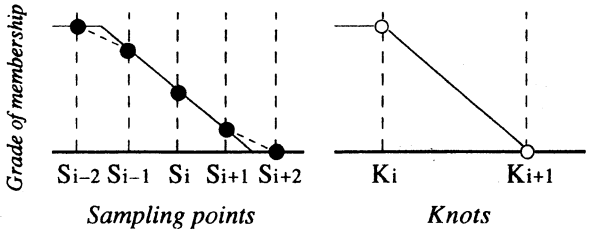
2.1 PLファジィ集合の表現法

まずPLファジィ集合のノットについて定義する．本報では全体集合上の要素が次の二つの条件のいずれかに該当するとき，その要素と所属度の組をノット(*knot*)と呼ぶ．

●ある要素におけるメンバシップ関数の左側微分係数と右側微分係数が異なる場合．
●全体集合の下限および上限である場合．

これよりPLファジィ集合の各線形区間の端点，つまり折れ点がノットとなる．例えば，よく用いられる台形型ファジィ集合と三角型ファジィ集合はそれぞれ6ノットと5ノットで表わされる．

図2は同一のPLファジィ集合を従来法と提案法で表現した例である．図より従来法では，S_{i-2}とS_{i-1}およびS_{i+1}とS_{i+2}の間のメンバシップ関数の変化を適切に表現できていないことが見て取れる．またS_iはその両隣の点S_{i-1}とS_{i+1}から補間できるので不要である．これに対して，本提案法ではPLファジィ集合を記述するために必要かつ最小限のノットが使用されていることがわかる．



(a) ordinary method (b) present method

Figure 2 : Two method for expressing a fuzzy set on computer

また従来法ではシングルトンは，見かけ上サンプリング間隔だけ両側に広がりを持った三角型ファジィ集合と区別できない．これに対して提案法では，シングルトンの要素の位置をk_sとすると，$(k_s,0)$, $(k_s,1)$, $(k_s,0)$という三つのノットを用いて表現するため，正しく扱うことができる．

2.2 ノットを用いた集合演算の計算法

PLファジィ集合に関する集合演算の特徴は，先にも述べたように代数積と代数和を除けば，その演算結果もPLファジィ集合になることである．したがって，演算は先に定義したノットを用いて行うことができる．図3は提案法を論理積演算を行う場合を例にとって説明したものである．

●第1段階：冗長なノットの追加
一般に二つのPLファジィ集合のノットの位置は対応していないので(図a)，二つのPLファジィ集合のノットの位置を揃えるために，冗長なノットを付け加える(図b)．

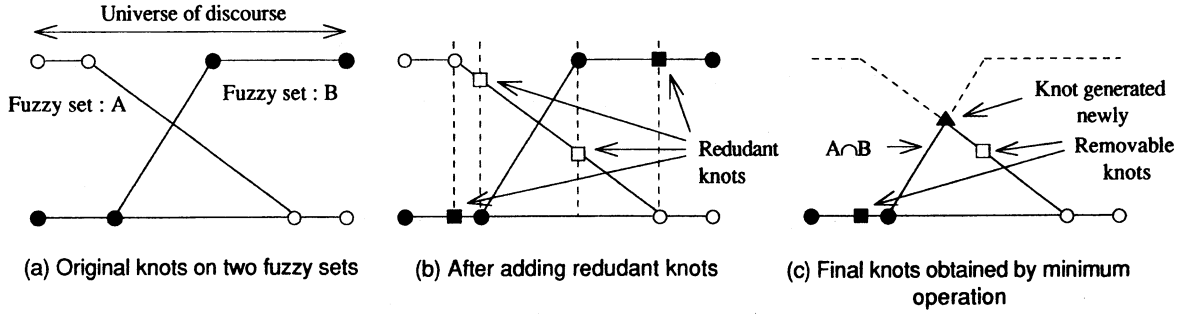
●第2段階：ノット間での演算
対応するノット間で演算を行う．このとき二つのPLファジィ集合間に交点がある場合は，新しいノットして付け加える(図c)．

●第3段階：冗長なノットの削除
演算の結果得られたノットの内，冗長なものを削除する(図c)．

これに対して従来法では等間隔に設けられたサンプリング点すべてについて演算を行っている．そのため提案法の冗長なノットに相当するものが多数存在し，演算時間を長くしている．また図2に示したようにサンプリング点だけでもとのPLファジィ集合の形状をうまく表現できていないことや演算の結果から生じた新しいノットを表現できないことによって，演算精度が低くなっている．これらに関する定量的な評価は次章で行う．

2.3 代数積と代数和の取り扱い

PLファジィ集合間で代数積あるいは代数和演算を行うと得られるファジィ集合は2次関数となる．そのためそのままの形ではノットを用いて表現すること



(a) Original knots on two fuzzy sets (b) After adding redudant knots (c) Final knots obtained by minimum operation

Figure 3 : Illustlation of the present method

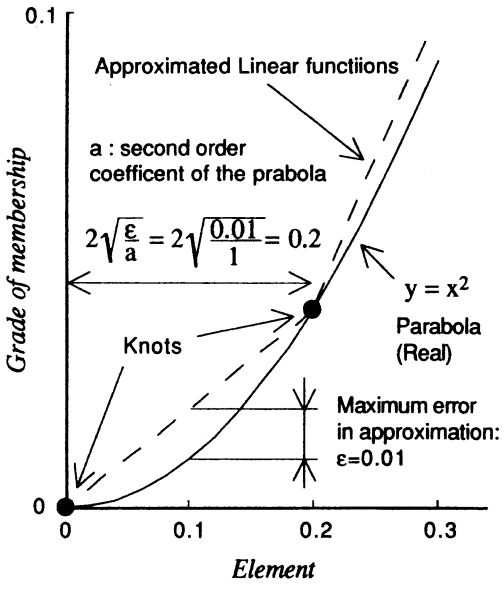


Figure 4 : Approximate method for expressing a parabola in linear function

はできない．そこで本提案法では，指定した最大誤差の範囲内で1次直線によってこの2次曲線を近似する．図4に示したように，2次曲線の2次の係数をa，最大近似誤差をεとすると，2次曲線上にノットを間隔$2(\varepsilon/a)^{1/2}$で設けることによって，全体集合上の任意の要素における近似誤差をε以下にすることができる．例えば，ε=0.01, a=1 の場合，図のように間隔は0.2となる．このとき最大誤差を与える要素は各ノット間の中点となる．

提案法と従来法はノットあるいはサンプリング点を等間隔に選ぶという点では一致している．しかしながら従来法では2次曲線の2次の係数，つまり傾きによらず一定の間隔でサンプリングしている．このため不必要に細かくサンプリングして演算時間が長くなったり，サンプリングが粗いため精度を低下させる可能性もある．これに対して提案法では，利用者が許容する誤差で最適な近似を行うことができる．

3. 提案法と従来法の定量的な比較

3.1 シミュレーションおよびベンチマークテストの諸条件

提案法が従来法に比べて演算精度と演算時間の両方について優れていることをシミュレーションとベンチマークテストを行って定量的に検証した．演算の実行に用いた計算機はPC-9801VM21(CPU : V30 10 MHz, コプロセッサなし)であった．また提案法および従来法の演算はTurbo C++を用いて記述した．このTurbo C++はいわゆるオブジェクト指向型のC言語であるが，今回はクラス定義などのオブジェクト指向に固有な機能は利用していない．

作成したライブラリ関数は論理積(min)，論理和(max)，否定(not)，限界差，絶対差，代数積，代数和の各集合演算である．そして集合間の一致度を求めるために利用するheight，類似度や包含度の計算に必要な濃度(面積)を求める演算，凸化演算およびαカット演算と，上記の演算を計算するための補助関数も含まれている．ファジィ集合は要素と所属度をメンバとした構造体によって表わされる．そしてこれらの関数の引数および返値は上述の構造体型として定義されているので，例えば，ファジィ集合AとBの論理積集合を凸化したものをCに代入する演算は次のように書き表すことができる．

```
struct _fuzzy{ float element[50],grade[50] };
typedef struct _fuzzy  Fuzzy;
Fuzzy  conv(Fuzzy), fmax(Fuzzy,Fuzzy);

main(){
     Fuzzy  A,B,C;
     C = conv(fmax(A,B));
}
```

演算精度の比較には，次に示すような二つの台形型のファジィ集合を用いた(要素，所属度の順)．

A : (0,0), (0.05,0), (0.15,1), (0.25,1), (0.75,0), (1,0)

B : (0,0), (0.15,0), (0.75,1), (0.85,1), (0.95,0), (1,0)

以後これらのファジィ集合を単にAおよびBと呼ぶことにする．この二つのファジィ集合から一致度，類似度，包含度(AがBに含まれる)およびAとBの論理積集合の重心を提案法と従来法によって求め，理論値と比較した．なお従来法のサンプリング点数を11点としたのでサンプリング間隔は0.1となり，両端のノット以外はサンプリングされていない．

また演算速度の比較は次のように行った．従来法では，演算精度の比較に用いた二つのファジィ集合AとBの論理積集合を，サンプリング点数を11から1001の間で7通りに変化させて計算し，それに要した時間を計測した．提案法では，冗長なノットと新しく生成されたノットを含めた処理中の最大ノット数を5, 9, 10, 13と変化させて演算時間を計測した．このうちノット数9個の場合が従来法と同じAとBの論理積集合を求める演算になっている．

3.2 結果および考察

まず演算精度について検討する．表1には提案法と従来法の演算精度を比較するためのシミュレーションから得られた四つの指標の演算結果を示した．また表中にはそれらの指標の理論値もあわせて示してある．表より提案法と理論値の間には非常によい一致が見られることがわかる．両者の値は全指標とも計算機の誤差の範囲内で一致した．これに対して従来法では類似度，包含度あるいは重心については大

Table 1 : Comparison between the two methods in some indexices of fuzzy sets

Indexices	Theoretical value	Present method	Ordinary method
Degree of matching	0.545	0.545	0.500
Similarity measure	0.238	0.238	0.241
Inclusion measure (A is included in B)	0.409	0.409	0.413
Center of gravity (for minimum set A and B)	0.459	0.459	0.460

きな差は見られないものの，論理積集合の所属度の最大値として与えられる一致度については約10%程度の誤差を生じていることがわかる．またここには示していないが，最大値をとる要素の位置にも誤差が生じている．ところでこの一致度はファジィ推論において入力量と前件部の条件の一致の程度を表わす量として用いられる．このため後件部の推論結果にも誤差が含まれることになり，従来法を用いた場合システム全体として精度を低くする可能性がある．たとえいくら狭い間隔でサンプリングしたとしても，この可能性がなくなることはない．

次に演算速度について検討する．表2は前節の条件のもとでベンチマークテストを行った結果である．従来法の結果については，入力されたファジィ集合からサンプリングされた要素に対する所属度を補間するサンプリング・ルーチンを含めたものと除外したものの結果を示した．前節で述べたように，提案法のノット数9点の場合が従来法と同じファジィ集合に対する演算となっている．この場合に提案法と同じ処理時間となる従来法のサンプリング点数を求めると約23点になる．しかしながら最初の補間に要する時間を除いて考えると，約540点となる．これより提案法は，計算機内に取り込んだファジィ集合を用いて繰り返し演算を行なわない場合にとくに，従来法に比べて優位であることがわかる．

ただし提案法で代数積あるいは代数和演算を行った場合は，要求する精度によってはノット数が急増することもある．表には13点までしか示していないが，測定結果は線形式で近似できるので(相関係数の2乗が0.9999)外挿して求めると，100点($\varepsilon=2.5\times10^{-5}$の誤差で$y=x^2$を区間[0,1]で近似した場合に相当)のとき約2秒となる．なお計算に用いたアルゴリズムは従来法，提案法とも最適とはなっていないため演算時間は両者とも短縮される可能性もあるが，両者の相対的な関係は変わらないと予想される．

また計算機で必要なメモリについては，従来法に比べて少なくなっている．これは使用可能なメモリ領域が少ない旧型の計算機でも演算が精度よく実行できることを示している．

Table 2 : Comparison between the two methods in computation time

(a) ordinary method

No. of sampling points	Computation time [sec]	
	In case of including sampling routine	In case of excluding sampling routine
11	0.180	0.008
21	0.332	0.016
51	0.805	0.035
101	1.582	0.070
201	3.141	0.137
501	7.820	0.340
1001	15.617	0.676

(b) present method

No. of knots	Computation time [sec]
5	0.293
9	0.367
10	0.387
13	0.441

以上の特徴から，今回提案した方法は一世代前の処理能力に劣る計算機をファジィ理論の入門用あるいは教育用のシュミレータとして活用する場合などに特に有効であると考える．

4. まとめ

本報告ではPLファジィ集合をノットを用いて計算機上で表現し，そのノットを用いてファジィ集合演算を行う方法を提案した．従来法と計算精度および計算時間について比較したところ，両者とも提案法が優れていることが明らかになった．また代数積，代数和演算結果から得られる2次関数を一定の最大誤差以内でPLファジィ集合として近似する方法についても示した．

参考文献

[1] 山川烈：ファジィ・コンピュータ，数理科学, No.284, 36-45, 1987

[2] 阿部真：ファジィ集合処理を目的としたプログラミング言語(Fuzzy C)の開発，第2回日本ファジィ学会学生部会研究発表会, 53-54, 1992

[3] 井上由文：C++言語によるファジィ集合処理，第8回ファジィシステムシンポジウム,353-356, 1992

問い合わせ先
〒606 京都市 左京区 松ヶ崎 御所海道町
京都工芸繊維大学 工芸学部 電子情報工学科
吉川 歩
TEL : (075) 724-7496 (ダイヤルイン)
FAX : (075) 724-7400 (学科事務室)
E-mail : ayumi@dj.kit.ac.jp

FC1-1

パターンの特徴抽出にあいまいさを取り入れた手書き数字認識

Feature Extraction of Handwritten Numeric Character Recognition Using Fuzzy Theory

時松 秀男　西守 克己　徳高 平蔵　藤村 喜久郎
Hideo Tokimatsu　Katsumi Nishimori　Heizo Tokutaka　Kikuo Fujimura

岸田 悟　石原 永伯　平川 進
Satoru Kishida　Naganori Ishihara　Susumu Hirakawa

鳥取大学工学部　電気電子工学科
Department of Electrical and Electronic Engineering, Tottori University

Abstract:

In this paper, we present algorithms developed in recognition of unconstrained handwritten numerals. We carry out the feature extraction from the pattern of handwritten numerals. In the conventional fuzzy methods we recognize the pattern by using the combination of the similarities for the basic elements such as straight lines, circles and arcs. Therefore, we constrain the writer to work under certain restrictions such as print handwriting and neat writing. In order to relax these restrictions, we propose a new method which can classify the numeral patterns by using the several kinds of elemental strokes with fuzziness. The fuzzy elemental stroke consists of a string like S- or Q-shaped character, which is different from the conventional basic elements of straight lines, circles, arcs and so on. Using our feature extraction method, we have obtained a high recognition rate in the classfication of unconstrained handwritten numerals.

1．はじめに

文字認識の手法として、我々はファジィ理論を用いた構造的パターン認識の考え方に基づいて文字認識システムを構築した[4]。この基本的な考え方[1)2)]は、数字パターンをいくつかの部分パターンに分割し、抽出された部分パターンをあらかじめ決められた基本要素のいずれに該当するかを識別し、いくつかの基本要素により入力パターンの構造を記述するというものである。

しかし、この手法では部分パターンの分割方法によって認識率が、著しく変動してしまう。そこで、部分パターンの分割にはあまり変動が大きくないように、オンラインで入力を行い１画ごとに指標となる基本ストロークを決め、これにあいまいさを取り入れたパターンの特徴抽出を行った。

本手法の認識システムでは、部分パターンの方向に関する時間的変化から特徴抽出を行う。現時点では各パターンの位置情報や交点などの特徴点の情報を考慮に入れていないにも関わらず、認識率が良く、特徴点でパターンを分割していた時には認識できなかった文字も[4]かなり認識できるようになっている。

2．認識システム

図１に認識システム[1)2)]の概要を示す。まず手書き数字をタブレットによりコンピュータに取り込む。入力ペンが、タブレットから離れた時点で一画と数えるため部分パターンに分割する特別の処理は必要としない。

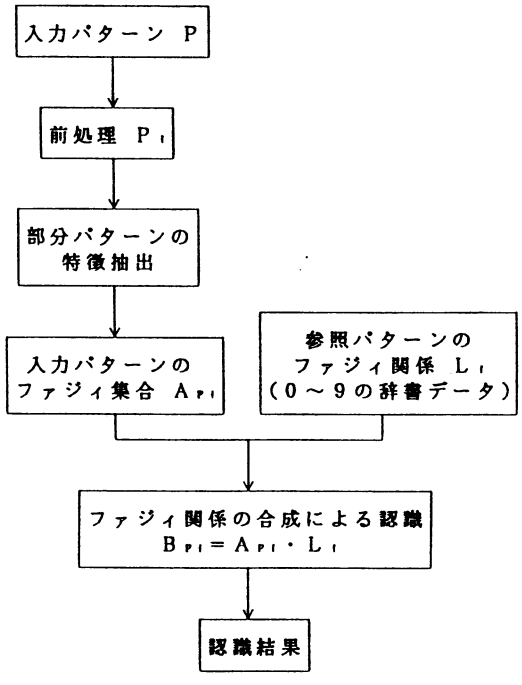


図１　認識システム[1)]

入力されたデータは、点在する座標の集まりで、前処理段階で64×64に正規化し、時間変化について正規化する。つまり、ペンの速度を一定にデータ変換する。そして、正規化された数字パターンから部分パターンの特徴抽出を行う。抽出された

データには、時系列の方向が書込まれている。

時系列データから時間τと方向δとの関係の手書きによる変動範囲を表すファジィ集合を算出する。この後の認識段階は文献[1,2]と同様である。このようにして得られた部分パターン(ファジィ関係)と参照パターンのファジィ関係とを合成して文字種{0～9}に対する一致度を示すファジィ集合が決定される。簡単に説明すると、入力数字パターンに対するファジィ集合は部分パターンのファジィ集合をｍｉｎ演算することにより求められ、そのファジィ集合のｍａｘ値を示す文字種が認識結果として出力される。

2．1　入力パターンの構造

正規化された数字パターンの時系列データより量子化した方向の変化を抽出する。例えば図２のような時系列データの場合、点Ｐkの前後のｎ点(今回は3点とした)離れた点Ｐk-nと点Ｐkを結ぶベクトルＰk-nＰkは方向15(図３参照)を、点Ｐkと点Ｐk+nを結ぶベクトルＰkＰk+nは方向１を示している。

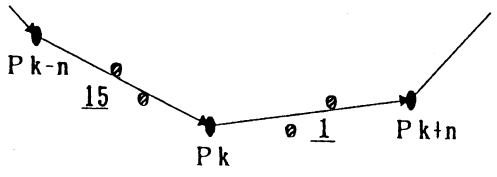


図２　部分パターンの方向例

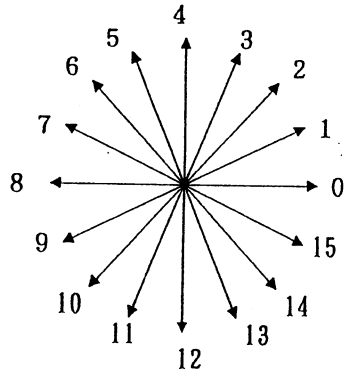


図３　方向コード

また線要素の方向を表すために、図３のような方向に量子化する。線要素を構成する点列チェインデータにおける方向コードのうち多数を占める部分パターンの時系列データを調べる事により大まかな方向を表すものである。

表１　入力パターン・座標リスト

・一画目

x座標	427	427	426	423	420	417	416	413	412	412	412	412	412	412	412	412	412	412	412	
y座標	306	303	312	327	350	376	423	456	488	514	533	550	558	563	564	561	560	558		
	416	422	436	450	465	481	498	516	535	552	575	589	602	613	624	634	642	647		
	551	542	527	514	503	492	485	479	477	477	484	491	501	513	526	543	560	579		
	649	644	636	624	610	594	574	541	519	499	485	473	463							
	611	635	658	684	706	726	742	763	772	775	776	773	767							

・二画目

x座標	422	422	421	427	435	450	462	473	488	505	526	545	563	587	597	603	605	599		
y座標	372	373	373	373	370	368	368	365	363	361	357	353	349	346	345	345	345	348		

表２　正規化された座標リスト

・一画目

x座標	17	17	17	17	17	17	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	15	15	15	15	15
y座標	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	16	16	17	18	19	19	20	21	22	23	
	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	34	33	33	32	31	30	29	28	27	26	26	
	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	41	42	43	44	44	44
	26	25	25	24	24	23	23	23	23	23	23	23	24	24	25	25	26	27	28	28	29	30	31	
	45	45	46	46	46	47	47	47	47	47	47	46	46	46	45	45	45	44	44	44	43	42	41	
	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
	40	39	38	37	36	35	34	33	32	31	30	29	28	27	26	25	24	23	22					
	56	56	57	58	59	59	60	61	61	61	62	62	62	63	63	63	63	63	62					

・二画目

x座標	17	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
y座標	9	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	7	7	7	7	7	6	6	6	6	6	6	5
	40	41	41																					
	5	5	6																					

2．2　ファジィ関係

ＸＴ、ＸＤ、Ｙをそれぞれ ＸＴ：時間、ＸＤ：方向、Ｙ：文字種に対する集合とし、以下のように定義する。

ＸＴ ＝ {時間０, 時間１, ..., 時間９}　(1)
ＸＤ ＝ {方向０, 方向１, ..., 方向15}　(2)
Ｙ ＝ {'０', '１', '２', ..., '９'}　(3)

以下、各集合の要素を

$\tau \in XT,\ \delta \in XD,\ y \in Y$

という変数でしめす。

図６,図７のような標準ファジィ集合

$A \subset XT \times XD$

$Tk \subset XT, \quad k=0,1,\ldots,9$
$Dk \subset XD, \quad k=0,1,\ldots,15$
$B \subset Y$

を用意しておく。

この時、ｉ番ストロークについて手書きによる変動範囲を考慮したτとδの関係は、次のように記述できる。

$$\text{if } \tau \text{ is } Tk \text{ then } \delta \text{ is } D_{f_i k}$$
$$k = 0,1,\ldots,9$$

ここでf_{ik}は、図5のように方向の時間変化$f_i(t)$を量子化したものである。

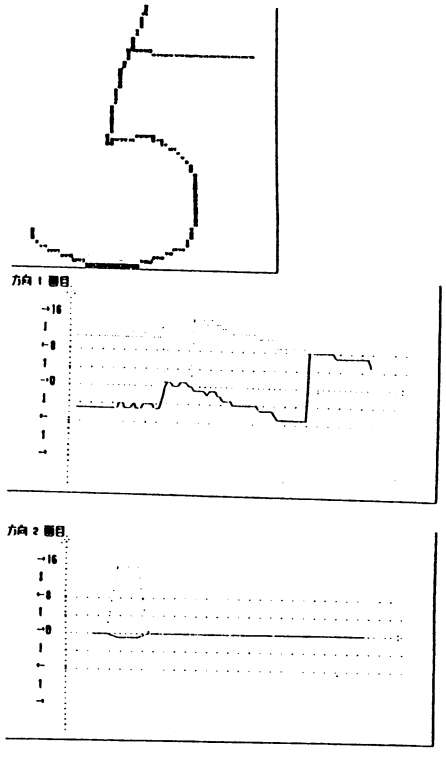


図4　入力パターン'5'の方向成分

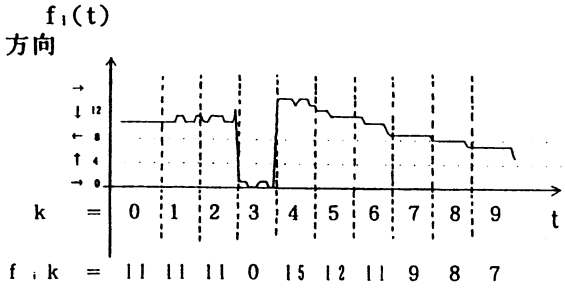


図5　方向の時間変化$f_i(t)$の量子化

時間と方向のメンバーシップ関数から、代数積－加算法でτとδのファジィ関係Aiを求める。

$$\mu_{Ai}(\tau,\delta,y)=\sum_{k}\mu_{Tk}\cdot\mu_{Df_{ik}} \qquad (4)$$

ただしiはストローク番号で、・は代数積を示している。

入力数字パターンを認識するためにはある程度ファジィ関係を学習させる必要がある。ここでは、次のような簡単な学習方法を用いる。

まずk回学習後のファジィ関係を$\mu_{Li(k)}(\tau,\delta,y)$と書くことにする。

$$\mu_{Li(k+1)}(\tau,\delta,y)=\mu_{Li(k)}(\tau,\delta,y)+\mu_{\Delta Li(k)}(\tau,\delta,y) \qquad (5)$$

ただし、

$$\mu_{Li(0)}(\tau,\delta,y)=0 \qquad (6)$$

でファジィ関係$\mu_{Li(k)}(\tau,\delta,y)$は、以前の辞書で新しいデータ$\mu_{\Delta Li(k)}(\tau,\delta,y)$からなり、

$$\mu_{\Delta Li(k)}(\tau,\delta,y)=\mu_{Ai}(\tau,\delta)\cdot\mu_{B}(y) \qquad (7)$$

なお、この計算式ではμ_{Li}の値が1以上になるので、認識する直前に正規化を行う。

$$\mu_{\Gamma i(k+1)}(\tau,\delta,y)=\frac{\mu_{Li(k+1)}(\tau,\delta,y)}{\max\limits_{\tau,\delta,y}\mu_{Li(k+1)}(\tau,\delta,y)} \qquad (8)$$

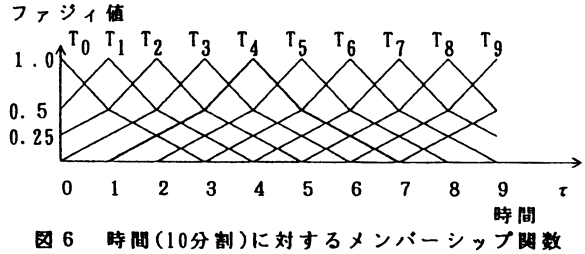


図6　時間(10分割)に対するメンバーシップ関数

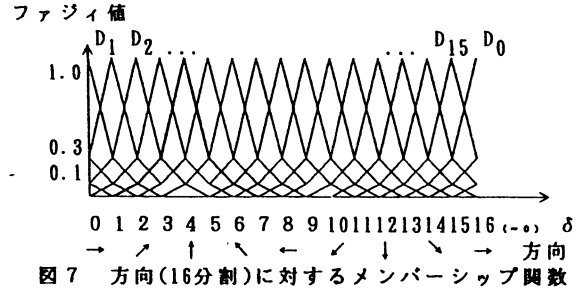


図7　方向(16分割)に対するメンバーシップ関数

このように数字パターンのデータをn回学習して得られたファジィ関係L(n)を用いて入力数字パターンを認識する。

2．3　認　識

前節で求めたファジィ関係Li(n)とi番目のストローク部分パターンのデータAiより認識を行う。i番目の部分パターンの各文字種に対するファジィ集合Yiは、

$$Yi = Ai \circ L(n) \qquad (9)$$

と表されている。ただし∘はmax-product 合成を示している。そして、部分パターンに対する認識結果Yiを総合して、入力数字パターンの各文字種に対するファジィ集合Yは、

$$\mu_{y}(y) = \prod_{i}\mu_{y_i}(y) \qquad (10)$$

と表される。以上より、ファジィ集合Yのメンバーシップ関数が最大となる文字種を認識結果とする。

3．実験結果

現段階では、サンプルデータが少ないため正確な認識率を求めていないが、パターンを{直線，曲線，円}に分類して認識させていた[4]時には認識できなかった図8(右)のデータを認識できるようになった。

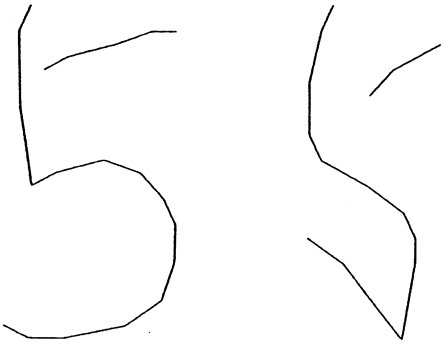


図8　入力パターンの例

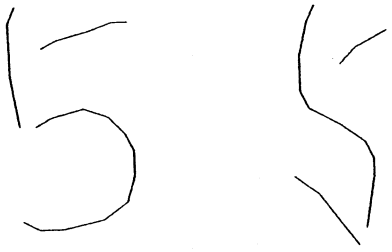


図9　特徴点でパターンを分割した例

以前に行っていた方法[4]では、特徴点(ここでは屈折点)が意図したところで表れなかった(図9参照)ため、辞書パターンにない部分パターンばかりとなり認識できなかった。

このような特徴点の変動が大きい数字パターンでは、どこで分割するかが問題で、図10のように位置関係{上，中，下}で分割しても、パターンの特性が変りやすく共通の辞書では認識しない。本認識システムでは、部分パターンを明確に分割することを避けているためどちらのパターンも同じ辞書パターンで認識できるようになった。

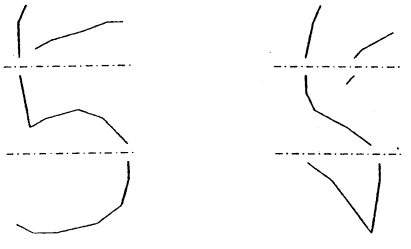


図10　位置関係{上，中，下}で分割した例

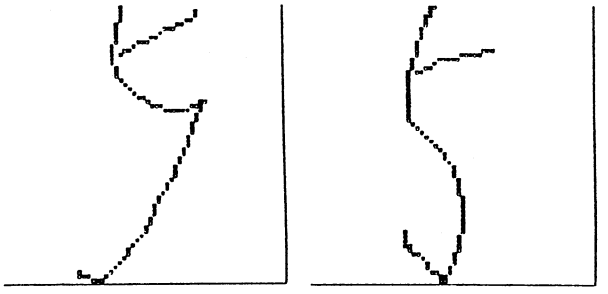


図11　今回認識できるようになった文字

4．まとめ

部分パターンを変動の大きい特徴点で、明確に分割することを避け、時系列の方向を重視して、認識するシステムを試作した。

時系列の方向を調べるだけなので、システムの構築が比較的簡単に行えた。現在のシステムでは、書き順が異なった文字には対応していないので、ある程度の書き順の誤りを自動的に修正するような機能を取り入れたいと考えている。

参考文献

[1] 中田,佐野,田中：ファジィ理論を用いた手書き数字の認識，第6回 ファジィシステムシンポジウム 講演論文集 pp.345-348(1990).

[2] 中田,佐野,田中：ファジィ関係を用いた手書き英文字の認識，第7回 ファジィシステムシンポジウム 講演論文集 pp.671-674(1991).

[3] 田守,茶谷,坂野,吉田：ファジィ推論を応用したオンライン手書き文字認識手法，電子情報通信学会論文誌(D－II) J74-D-II,2, PP166-173(1991).

[4] 時松：ファジィ理論を用いたタブレット入力による手書き数字の認識，平成4年度電気・情報関連学会 中国支部連合大会講演論文集p.321(1992).

問い合せ先

〒680 鳥取県湖山町南4丁目101番地
鳥取大学工学部電気電子工学科
時松秀男
電話 0857-28-0321
(内線 4352 電子応用研究室)
Fax. 0857-31-0880

FC1-2

ファジィ推論を用いたシェーディング補正

Shading Revision by Fuzzy Inference

黒沢　正明**　後藤　啓一*　高木　敏幸*　中西　祥八郎*
Masa-aki KUROSAWA　Kei-ichi GOTOH　Toshiyuki TAKAGI　Shohachiro NAKANISHI

*　東海大学　工学部
Faculty of Engineering, Tokai University

**　東芝エンジニアリング（株）
Toshiba Engineering Corporation

Abstract: Image Processing Systems for industrial applications need to capture vido image from CCD cameras as uniform lighting image. However the image data generally include some shadings, becuse it is difficult that we keep the lighting conditions uniformity. In this paper, the authors propose the shading revision by using fuzzy inference, and apply to Meat Grades Classfication System.

キーワード：画像処理　簡略型ファジィ推論

1．はじめに

近年の半導体技術の進歩によりＣＣＤカメラを用いた工業用画像処理システムが多数開発され、多くの工場で人間の目の代わりとして用いられるようになった。これらの画像処理システムはビジョンセンサーとして、製造ラインでの位置決めや、寸法計測をはじめ、ライン監視や製品の最終工程である外観検査などに用いられており、省力化、オートメーション化に貢献している。　高精度な検査を実現するための画像処理技術は様々あるが、入力画像に対して必要十分な画質を確保することが画像処理を行う際の基本である。

しかし、実際の画像処理システムでの入力画像は、被写体である被検査物を照明する照明装置の影響を受けるため、理想的な照明状態を確保しない限り、照明の照度むら（シェーディング）が発生し、画像入力後の二値化処理や判別処理に悪影響を与える場合が多い。画像処理システムではシェーディング補正を行うことを目的にいくつかの方法が提案されているが、高精度な検査を実現するにはノイズに影響されにくく、実際の現場で容易に扱えることが重要となる。

本研究ではこれらの欠点を改善するため、ファジィ推論を用いて基準となる画像のシェーディングを算出し、算出結果から被検査画像の補正量を決定し入力画像の照度むらを除去する手法を提案する。

2．画像処理装置の構成

一般的に画像処理装置の内部は画像処理を行う部分とＣＰＵを中心とした制御部からなり、それぞれがバスを介して接続されている。画像処理部では大量の画像データを高速に処理する必要があり、リアルタイム処理が可能なようにアルゴリズムの多くの部分がハードウェアにて実現されている。また、画像処理部の各ハードウェア間は画像を伝送するための画像バスにて接続され、効率よく処理アルゴリズムが実行できるようになっている。てる。制御部はこれらのハードウェアの制御を行う他、画像処理部が演算し出力するデータに対して最終的な判定処理を行う。

図１に画像処理装置の構成を示す。

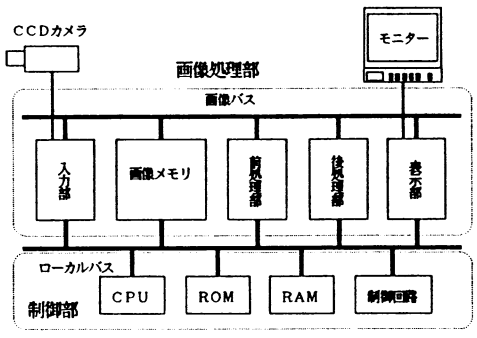


図１　画像処理装置の構成

3．シェーディング補正

単位面積に入射する光束の数、あるいは密度すなわち光に照らされた面の明るさが「照度」であり次式で表される。

$$E = F / S$$

（Ｅ：照度　Ｆ：光束　Ｓ：面積）

また、照度逆二乗の法則により、点光源Ｏから遠ざかるにつれて光束を受ける単位面積当たりの照度は二乗に反比例して、１／４、１／９と減少していく。

このように点光源にて被写体を照明した場合、被写体の光軸に対する中心部と周辺部では、その照度は位置に依存して変化を生じる。

しかし、検査に用いる画像処理装置では二値化や射影、ヒストグラムなどの処理を行う場合、被写体表面は均一に照明されて均一な照度を保っていることが理想であり、照明装置に拡散板やミラーなどの補助器具を付加するか、あるいはリング照明などを用いるなどして均一な照明状態を確保出来るよう工夫する。

実際の画像処理装置を用いた検査システムでは照明装置の調整は大変難しく、均一となるように調整しても多少のシェーディング（輝度むら）は必ず生じる。そのため、画像入力後の画像処理はシェーディングを考慮した処理を行うか、シェーディングの補正を目的とした画像処理の手法を用いて入力後の画像に対して補正処理を行うのが一般的である。この補正処理をシェーディング補正と呼んでおり、いくつかの手法が開発されているが、基本的には入力時に入力された元画像で、出来る限りシェーディングを取り除くものが望ましい。

画像処理装置では、この被写体表面の照度をＣＣＤカメラを用いて画像（輝度）として入力し、この画像に処理を施して所定の結果を得るものである。代表的なシェーディング補正に差分法と濃度変換法がある。基準とな

る画像を検査時と同一の照明条件で予め入力し、シェーディングの状況を計算した後に、被写体の画像との差分を取る方法が差分法であり、差分の変わりに入力画像の画素位置の関数として濃度変換を行いする方法が濃度変換法であるが、どちらも校正板のテクスチャーおよびノイズ混入による影響を受け易い欠点があった。

3－1．差分法

はじめに、被写体と同じ形状で、かつ表面が均質で無彩色の校正板を準備する。

画像入力の対象となる被写体と同一の照明条件で、校正板の画像を入力し、この入力された画像を基準画像としてシェーディングの除去を行う。

入力した基準画像に対して、このときの輝度の変化分を全面（全画素）にわたって測定し、補正を行う目標値との差を補正データとして算出してメモリーに転送する。

被写体の画像に対するシェーディングの補正は、入力した被写体の画像データと補正データの加算（減算）を対応する位置の画素ごとに行う。

図２に動作原理を示す。

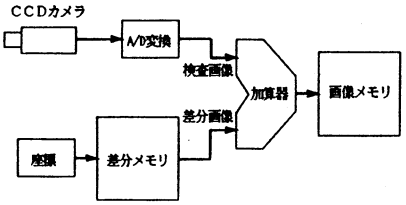


図２　差分法によるシェーディング補正

このように差分法は単純な手法のためハードウェア化が容易である反面、被写体の画像データである輝度値の加減算を行うため、輝度の有効ビット長が変化する欠点がある。

3－2．濃度変換法

差分法と同様な校正板を準備し、同様な手順で校正板の画像を入力する。濃度変換法は入力した基準画像に対して、補正を行う目標値との差を変換率として算出する。この変換率に対応する濃度変換テーブルを作成し、基準画像の各画素に対応する変換テーブルを選択するためのデータを算出してメモリに転送する。

被写体の画像に対するシェーディングの補正は、入力する被写体の画像データに対して、画像データの位置に対応する濃度変換テーブルを選択し、輝度の変換を行った後に画像メモリに記憶する。濃度変換法は画像データに対して輝度変換（掛け算）を行うため、差分法に比べてハードウェアが複雑になる反面、差分法のように有効ビット長の変化を最小限に抑えることが可能であり、差分法よりも良好な補正画像が得られる。図３に動作原理を示す。

しかし、差分法も濃度変換法もシェーディング補正を行う範囲に対して、全画素を走査して１画素ごとに補正量の計算を行うため、基準画像に対するノイズ混入に弱く、しかも基準画像用の校正板表面テクスチャーの影響を強く受けてしまう欠点がある。

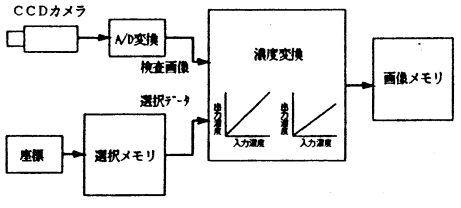


図３　濃度変換によるシェーディング補正

検査ラインに組み込まれる実際の画像処理装置では、カメラ・照明装置の設置に関する制限、検査ラインの物理的な制約、あるいは検査装置のメンテナンスの関係から理想的な照明アングルの確保および精密な校正板を用意するのは難しい。また、校正の作業は熟練を要しない保守員でも所定の性能が出せることが必要条件である。

4．ファジィシェーディング補正

今回、濃度変換法を基本とし、実際の検査ラインでの画像処理装置におけるシェーディング補正の欠点を解消するために、適当な精度の校正板を用いて基準画像を入力し、この基準画像から補正量を算出する処理過程にファジィ推論を適用する。

これにより、基準画像に混入するノイズに影響を受けずに補正量を算出し、同時に実際の現場でも簡便な校正板で十分補正処理が行えることを目的とする。

ここでのファジィ推論は、簡略型ファジィ推論[4]を用いて、後件部の実数として基準画像の平均濃度値を算出し、シェーディングの曲線を近似して、ここから求めた基準値をもとに補正量を決定する構成とした。

入力変数には画像のＸ軸、Ｙ軸の座標値を、後件部には画像の平均輝度を実数として、(1)式に示すような２入力１出力のファジィルールを用いている。

$$\begin{aligned}&\text{If } x_1 \text{ is } A_{1i} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j}\\&\qquad\text{then } y_1 \text{ is } W_{1,k(i,j)},\\&\qquad\qquad y_2 \text{ is } W_{2,k(i,j)},\\&\qquad\qquad y_3 \text{ is } W_{3,k(i,j)} \qquad (1)\\&(i=1,2,\cdots,l,\ j=1,2,\cdots,m,\ k=1,2,\cdots,n)\end{aligned}$$

出力を求める式は以下となる。

$$Yr=\sum_{k=1}^{2^n}\mu_{r,k(i,j)}\cdot W_{r,k(i,j)} \qquad (2)$$

ここで、x_1, x_2は入力変数、y は出力、A_{1i}, A_{2j}はメンバーシップ関数、W_kは実数値である。l,m は前件部の各入力変数に対するメンバーシップ関数の数を示し、n は後件部の数を表す。さらに、隣あうメンバーシップ関数のメンバーシップ値の和が１となる三角形を用いている。

後件部の実数値W_kは、画像をＸ軸およびＹ軸を適当な間隔に分割した格子状の交点の輝度値である。この輝度値には、交点付近の平均輝度を算出して用いる。実数値W_kは次式で表される。

$$B_{r,k(i,j)}=\frac{1}{(2t+1)^2}\sum_{v_1=-t}^{m_1}\sum_{v_2=-t}^{m_2}p(j+v_1,j+v_2) \qquad (3)$$

$$Br^*=\max_{v_1=1,v_2=1}^{n_1,n_2}B_{r,k(v1,v2)} \qquad (4)$$

$$W_{r,k(i,j)}=B_r^*/B_{r,k(i,j)} \qquad (5)$$

ファジィシェーディング補正の構成を図４に示す。実際の補正値の算出は基準画像を入力し、補正を行う範囲を適当に分割する。分割した交点周辺画素の平均輝度をＲＧＢごとに算出し、後件部へ代入して補正範囲全画素の濃度値を推論する。推論した結果から各画素におけるシェーディング量を求めメモリへ格納する。

シェーディング補正処理はメモリから補正量出力し、入力画像と乗算することで行う。シェーディング補正処理の過程を図５示す。

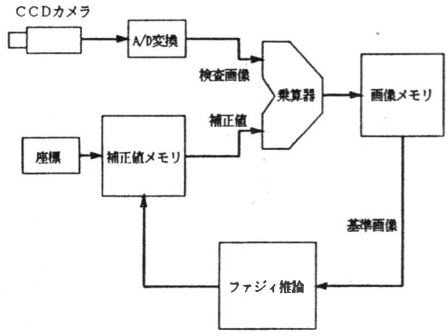


図４　ファジィシェーディング補正の構成

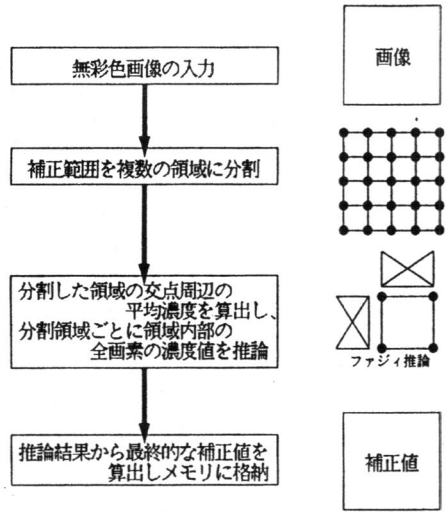


図５　ファジィシェーディング補正の過程

５．実験

５－１．実験システムの概要

実験システムはシミュレーションが簡便に行えるように、市販のパーソナルコンピュータと、実際の画像データを取り込めるビデオＩ／Ｆボードとを組み合わせたシステムを使用し、ソフトウェアにて構築した。
今回対象とする画像処理装置の構成を図６に示す。

画像の取り込みを行う入力装置には、単板式ＣＣＤカラーカメラとリング型ファイバー照明を使用し、シェーディングが強く発生するように設置した。

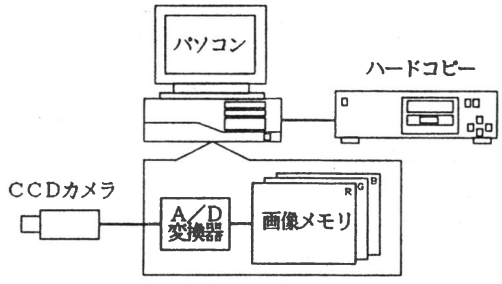
リング型ファイバーの中心軸上にＣＣＤカメラが位置するように固定し、被写体とファイバー照明との距離を３～５cm程度に近接して一様なシェーディングが発生するようにした。また、ＣＣＤカメラはファイバーにより照明された被写体の画像が必要な視野範囲で入力でき、画像が歪まない程度の焦点距離が短いものを使用した。
入力装置の構成を図７に示す。

５－２．実験方法

今回の実験では、シェーディングを近似するための基準画像となる校正板にはグレーのスポンジをアクリル板に張り付けて使用した。また、実験の被写体には実際の画像処理システムとして牛肉の切開面を使用し、カラー画像として入力する。

これにより、実システムを例にシェーディングの強い元画像からでもコントラストの良い、均一な照度の画像を得ることを目的とする。実システムで応用することで、実際の牛肉の判別処理である、色彩分離などの後処理における精度向上が可能となる。

また、実験で用いる校正板および牛肉の表面は、被写界深度の範囲内でフラットで、かつ、光軸に対して直角であり、カメラおよび照明からの距離と照明の光量は常に一定として行う。



ビデオＩ／Ｆボード

処理装置本体	パーソナルコンピュータ
画像入力装置	ＣＣＤカラーカメラ
照明装置	リング型ファイバー
Ｉ／Ｆボード	ＲＧＢ各２５６階調（1600万色）
出力装置	カラービデオコピー

図６　実験システム構成

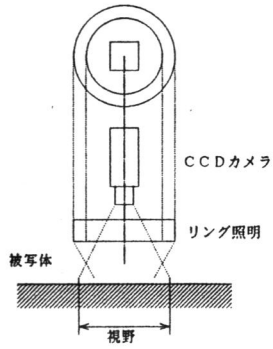


図７　画像入力装置構成

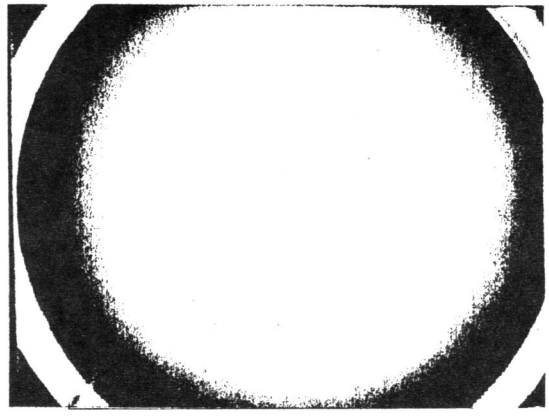


写真　１

５－３．実験結果

写真１は校正板の元画像、写真２は補正前のロース肉の元画像である。補正処理は画像の中央部分の１００画素×１００画素の範囲について処理を行っている。
脂肪が多い場合の元画像である。写真３は差分法による補正後の画像を示しており、写真４は濃度変換法による補正結果である。

後件部の実数値は基準画像中心部である１００画素×１００画素をＸ、Ｙ軸方向に１０画素毎に分割し、そ

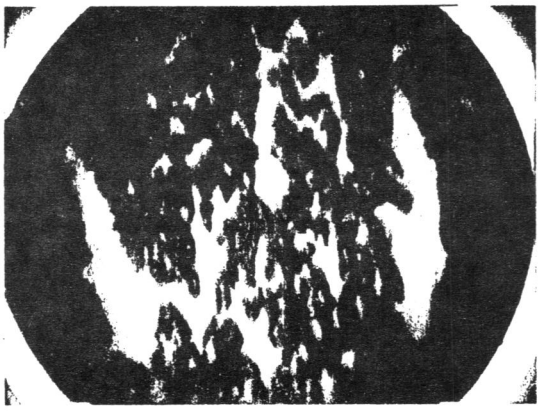


写真　2

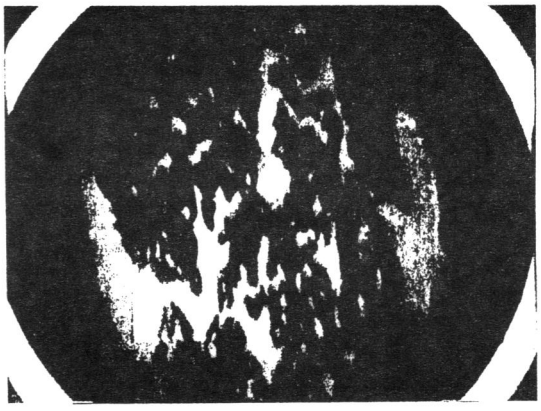


写真　4

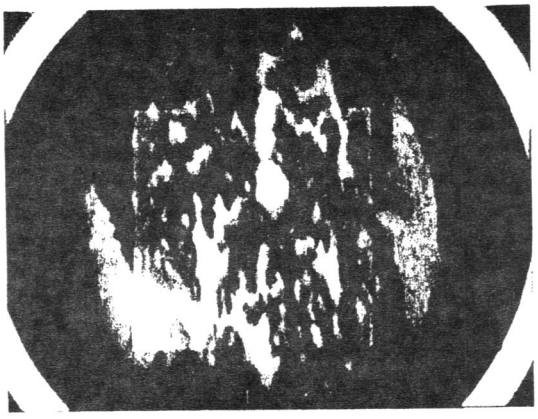


写真　3

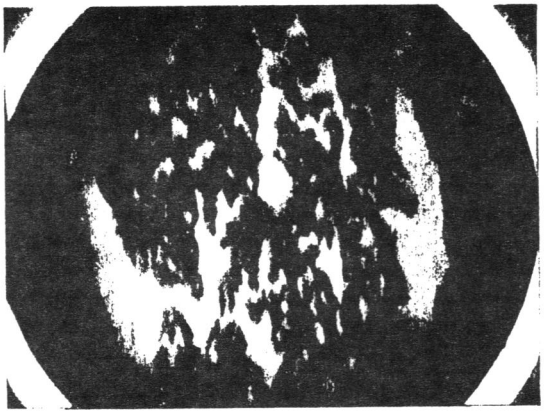


写真　5

れぞれの交点の８近傍における平均輝度を算出して用いた。入力変数にはＸ軸、Ｙ軸の座標値を入力し、補正範囲内全画素のシェーディング量を計算している。シェーディング補正は肉の画像に算出したシェーディング量を乗算して、中央部分の画像輝度となるように補正を行っている。写真５に本手法による補正結果を示す。

簡便な校正板を用いて処理を行ったが、スポンジのテクスチャーに影響されず、牛肉の質感に対し、滑らかな補正が行うことができた。

校正板の画像の分割した交点のみを用い、かつ、８近傍の平均値を用いているため交点間のノイズには全く影響されない。また、交点間の補正データはファジィ推論により算出するため滑らかにシェーディングを近似できることがわかる。

６．まとめ

今回、画像処理システムのシェーディング補正処理において、基準画像を入力し、基準画像からシェーディングの補正量を求める処理過程にファジィ推論を用いて、被検査画像の輝度値を均一に補正するシステムを構築し実験を行った。本手法を用いることで簡便な校正板を用いても良好な補正画像を得ることが可能であり、かつ、ノイズに強く滑らかなシェーディング補正が実現できることが確認できた。

工業分野におけるシェーディング補正は画像入力の基本であり、後処理における検査精度向上に大きな影響を与えるものである。特に物体の質感や微妙な色彩の判別処理などでは画質の向上がシステム全体の精度につながり、検査システム構築成否の重要な意味を持つ。

今後は本手法を画像処理システムに登載し、システム全体の精度向上に利用するほか、ハードウェア化によるリアルタイム処理を検討するものである。

参考文献

(1) 梅沢篤之介：写真照明の理論と技法　共立出版（株）
(2) 江尻　正員：工業用画像処理　（株）昭晃堂
(3) 鳥脇純一郎：画像理解のための
ディジタル画像処理Ｉ（株）昭晃堂
(4) 渡辺、市橋：簡略ファジィ推論を用いた
ファジィモデルによる学習型制御
日本ファジィ学会誌 Vol.2,No.3
(5) 黒沢、後藤、高木、中西：
ファジィ推論を用いた
カラー画像データの分離
第９回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集
(6) 後藤、黒沢、高木、中西：
ニューラルネットワークとファジィ
を用いた牛枝肉格付システム
第９回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集

［問い合わせ先］
〒210　神奈川県川崎市幸区堀川町６６－２
東芝エンジニアリング株式会社
技術本部技術開発部
開発第２担当　黒沢正明
TEL 044-548-3172
FAX 044-548-3564

FC1-3

ファジィ推論を用いたカラー画像データの分離

Separation of Color Image Data by Fuzzyn Inference

黒沢　正明**　後藤　啓一*　高木　敏幸*　中西　祥八郎*
Masa-aki KUROSAWA　Kei-ichi GOTOH　Toshiyuki TAKAGI　Shohachiro NAKANISHI

* 東海大学　工学部
Faculty of Engineering, Tokai University

** 東芝エンジニアリング（株）
Toshiba Engineering Corporation

Abstract: In Image Processing System for industrial applications, we often encounter the cases we have to separate the feature area with fuzzy boundaries of color image patterns. In these case, it has been very difficult to determine the threshold lebel of boundaries for the parpose of the separation of the feature area. In this paper, the authors propose the two color separation of color image that is able to determine threshold levbel by using fuzzy inference, and apply to separate meat color area and fat color area from beef image patterns.

キーワード：画像処理　学習型簡略ファジィ推論

1．はじめに

工場のＦＡ化が急速に進展し、省力化、無人化のため工業用画像処理装置を応用して様々な検査ラインが構築され、目視検査の自動化が行われている。近年の半導体技術の進歩により、ＣＣＤカメラを用いた工業用画像処理システムが数多く開発され、人間の目の代わりとして用いられるようになった。しかし、検査員の経験や感に頼るような目視による官能検査の実用化には多くの技術的な課題が残されている。人の感覚に頼る官能検査は、我々の日常生活の中でよく見かけるものであり、目で見た情報から感覚的に良否を判別する官能検査はごく自然な行為でもある。

官能検査の代表的な例として、農産物などの収穫時期の判定や等級の判別などがある。これらを画像処理技術を用いて自動化するには、画像処理の結果と人の感覚との整合性をにいかに取るかが重要である。

農産物の等級判別の一つに牛肉の規格格付がある。画像処理技術を用いて判別を行うには、牛肉のカラー画像から肉と脂肪を分離する処理が必要不可欠となるが、牛肉画像の場合、肉の赤色と脂肪の白色には明確な境界がなく、単純なしきい値では分離を行うことが困難である。さらに、等級が異なると肉色、脂肪色ともに変化するため等級ごとに最適な分離処理が必要である。

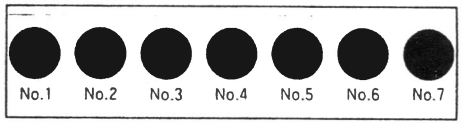
本研究では、牛肉の等級判別における肉色と脂肪色を例に、検査員の感覚にあった分離しきい値を学習型ファジィ推論を用いて決定し、牛肉のカラー画像を肉色と脂肪色とに分離する手法を提案する。

2．牛肉の判別

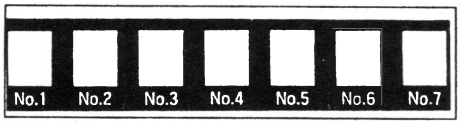
牛肉の格付は肉の取れる量を表す歩留等級と取れる肉の質を表す肉質等級からなり、それぞれが取引規格[5]で細かく規定されている。今回、２色分離処理の対象とするのは、肉質等級の内で肉の鮮やかさを表す牛肉色と、脂肪の美しさを表す牛脂肪色である。

格付の規格では、牛肉色は牛肉色基準（Beef Color Standerd:BCS）として暗い赤から明るい赤まで７段階に規定されている。また、牛脂肪色も牛脂肪色基準（Beef Fat Standerd:BFS）として同様に黄色みを帯びた白色から純白まで７段階に分けられている。実際には赤身と脂肪が複雑に入り組むことで、微妙な色の違いが生じる。また、等級ごとに色が変化するため、各７段階の肉色と脂肪色の組合により、牛肉の色が構成される。

写真１に牛肉色基準（ＢＭＳ）および牛脂肪色基準（ＢＦＳ）を示す。実際の格付作業は、格付直前に牛枝肉を切開し、検査員は格付の対象となるロース肉の芯と、これらの見本との照合を行い、最終的な等級値を判定する。実際のロース肉画像の様子を写真２に示す。



牛肉色基準　BCS



牛脂肪色基準　BFS

写真　1

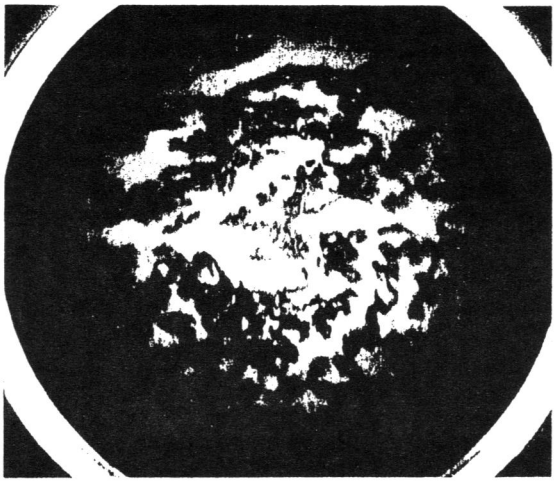


写真　2

3．カラー画像データ分離

一般的にカラー画像の処理を行うには、目的とする色データのみを元画像から抽出し、単色画像として白黒濃淡処理と同様にフィルタリング、二値化などの前処理に続き、特徴量を算出して判別を行う。

牛肉色と牛脂肪色の等級判別を画像処理技術を用いて行う場合、色抽出前処理として、元画像から肉色と脂肪色の分離が必要となる。肉色および脂肪色だけの単色画像とすることで、色彩の分布状況を把握することができ、ヒストグラムなどの統計的な手法を用いた解析処理が可能となる。

しかし、肉色および脂肪色の定義は規格書によるものであるが、連続的な値としての定義はなく、境界に関する識別に関しては、検査員の目視に頼っている。また、境界色も等級ごとに肉色と脂肪色の組み合わせになるほか、脂肪の入り具合で微妙に変わる。したがって、境界色は肉色から脂肪色の間で緩やかに変化する特性があり、従来の二値化に代表されるようなしきい値処理では分離が困難であり、精度の高い色彩の判別が不可能である。

3－1．従来の方法

一般的な工業用画像処理システムではＣＣＤカメラからのカラー画像をＲＧＢに分解して処理を行う。これはＲＧＢそれぞれを単色として扱った場合、内部の処理自体は濃淡白黒画像と同等な処理が可能となるためである。

２色に画像を分離する処理は、ＲＧＢごとに濃淡画像として二値化のしきい値を決定する理論を用いることができ、出力を０、１の二値でなく、濃淡値をそのまま出力することで得られる。したがって色彩を分離するには各ＲＧＢごとの条件をＡＮＤやＯＲで結合することで実現可能となる。

二値化のしきい値決定の代表的な手法には次のようなものがある。

(a)固定しきい値法

最も一般的に行われている手法であり、固定されたしきい値との比較による二値化である。濃淡画像の各点の濃度値を、基準値に対する大小関係に基づいて０と１に分けることによって濃淡画像を二値画像に変える処理であり、次式で表される。

$$g_{ij}=\begin{cases}1, & f_{ij}\geqq T\\ 0, & f_{ij}<T\end{cases}\qquad T=\text{しきい値} \tag{1}$$

固定しきい値処理の重要な点はしきい値の決定法にある。多くの場合、経験的に求められるが、画像全体のヒストグラムの形状からしきい値を決定する方法として、ｐ－タイル法、モード法、判別分析法などがあるが、統計的にしきい値を決定するため人の感覚に合わない欠点がある。

(b)可変しきい値法

固定しきい値に対して、対象とする画素の周囲の画素の濃度によって、しきい値を変化させる二値化であり、次式で表される。

$$g_{ij}=\begin{cases}1, & f_{ij}\geqq t_{ij}\\ 0, & f_{ij}<t_{ij}\end{cases}\qquad T=\{t_{ij}\}\quad t_{ij}=\text{点}(i,j)\text{におけるしきい値} \tag{2}$$

直感的にいえば、画像上のの場所によってしきい値を変えながらしきい値処理を行うことである。照明の影響や画像入力装置の特性の変動によって背景の濃度値が緩やかに変化している画像に対して有効な処理であが、大きく明るさが変動する場合、良好な結果は得にくい欠点がある。

従来の方法では、牛肉の等級により肉に混ざる脂肪の量が大きく変化し、等級ごとに肉色、脂肪色も変化するため可変しきい値法や、従来の統計的な手法によるしきい値決定法での分離は困難である。牛肉の等級ごとに、人の感覚にあったしきい値を決定する方法が必要となる。

3－2．ファジィ２色分離

今回、固定しきい値法を基本に、従来のしきい値決定方法の欠点を解消するために、肉色と脂肪色との境界であるしきい値を牛肉の等級ごとに決定し、肉色および脂肪色の画像データ分離処理過程にファジィ推論を適用する。

これにより、等級ごとに検査員の感覚にあった肉色、脂肪色の分離しきい値を自動的に決定し、精度の高い色彩判別処理が行えることを目的とする。

ここでのファジィ推論は、後件部の実数を最急降下法により逐次改善する学習型簡略ファジィ推論[8]を用いている。

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1i} \text{ then } y \text{ is } W_j \qquad (i=1,2,\cdots,m,\ j=1,2,\cdots,n) \tag{3}$$

ここで、入力変数x_1は入力画像のＲＧＢ成分のそれぞれの平均値であり、A_{1i}はメンバーシップ関数、出力y は２色分離を行うためのしきい値、W_jは後件部の実数を表す。出力を求める式は(4)式となり、(5)式は学習則、(6)式は後件部の更新式となる。

$$y=\sum_{j=1}^{2^n}\mu_j\cdot W_j \tag{4}$$

$$\delta=\hat{y}-y \tag{5}$$

$$W_j(t+1)=W_j(t)+\varepsilon\cdot\mu(t)\cdot\delta(t) \tag{6}$$

２色分離のシステム構成を図１に示す。

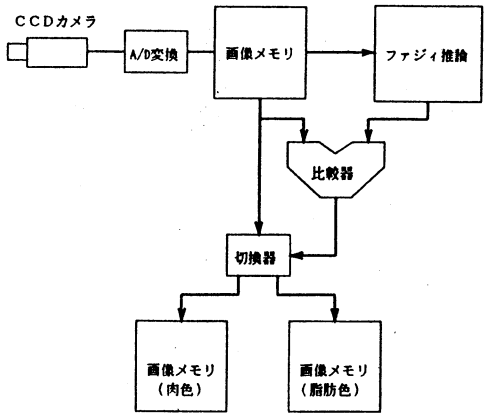


図１　ファジィ２色分離の構成

牛肉の等級値に対して、ロース肉に占める脂肪の面積が徐々に増加することに着目し、等級値の相当する値として画像全体の平均輝度を用いる。

代表的な等級サンプルのロース肉画像を入力し、サンプルごとに中心部分の平均輝度の算出を行う。また、各サンプルごとに、適当な固定しきい値で分離を行い、目視により最適と思われるしきい値を決定する。

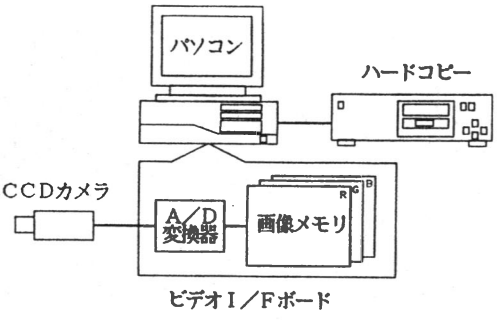
次に、代表サンプルごとに求めた平均輝度と分離しきい値の結果を学習型簡略ファジィ推論を用いて推論を行い、画像の平均輝度に対する分離しきい値の倍率を算出する。

実際の分離処理は、入力した画像の平均輝度を算出し、求めた推論結果から分離のしきい値を決定する。決定されたしきい値を固定しきい値として、しきい値以下なら肉色、しきい値以上なら脂肪色として判別し、それぞれを画像メモリに転送することで２色分離された肉色画像および脂肪色画像を得る。

４．実験

４－１．実験システムの概要

実験システムはシミュレーションが簡便に行えるように、市販のパーソナルコンピュータと、実際の画像データを取り込めるビデオＩ／Ｆボードとを組み合わせたシステムを使用し、ソフトウェアにて構築した。今回対象とする画像処理装置の構成を図２に示す。



処理装置本体	パーソナルコンピュータ
画像入力装置	ＣＣＤカラーカメラ
照明装置	リング型ファイバー
Ｉ／Ｆボード	ＲＧＢ各２５６階調（1600万色）
出力装置	カラービデオコピー

図６　実験システム構成

４－２．実験方法

今回の実験では微妙な色を判別して２色分離を行うため、入力画像はできる限りシェーディングなどを取り除く必要がある。そこで入力画像に対してファジィ推論を用いたシェーディング補正[6]を行う。これは濃度変換法を基本として、校正板のテクスチャーの影響を受けにくいシェーディング補正方法であり、基準画像から補正量を決定する過程にファジィ推論を適用し、スムーズな補正を行うものである。

実システムと同様に画像を入力し、実験を行う。実物の牛枝肉サンプルを等級の広い範囲で多く用意し、実際の格付と同一部位であるロース肉の画像を入力する。

入力した画像の内、各等級の基準サンプルとして代表的な画像を選び出し、それぞれの平均輝度と最適の分離しきい値を算出する。次に、代表サンプルの分離しきい値の推論を行い、平均輝度に対する分離のしきい値を求める。求めた結果を用いてロース肉画像の２色分離を行う。

また、実験で用いる牛肉のロース芯の画像は、専用の画像入力装置で撮影する。撮影の条件は一定距離、一定光量で、牛肉ごとの変動はないものとして行う。

４－３．実験結果

図３は代表サンプルを用いて推論した結果から、平均輝度に対するＲＧＢごとのしきい値をグラフに表したものである。ロース肉の中央部分の１００画素×１００画素の範囲についてシェーディング補正を行い、２色分離処理を行っている。

図４の写真３は等級が低い場合、写真４は等級が高い場合のシェーディング補正をした元画像であり、図５の写真５、写真６および写真７、写真８がそれぞれの肉色、脂肪色の分離画像の結果である。

図３の結果からもわかるように、ロース肉画像の平均輝度に対する２色分離しきい値は、ＲＧＢともに、ほぼ直線的に変化するが、ＲＧＢごとに変化率は異なる。また、等級の高いところではＧ成分のみが頭打ち気味になっており、通常のしきい値決定方法を用いたものと異なる結果を得ている。

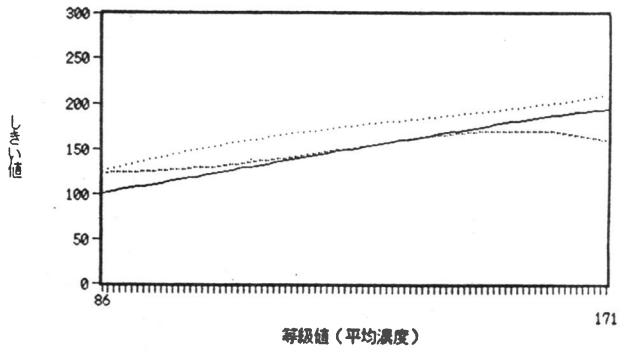


図３　平均輝度に対する分離しきい値

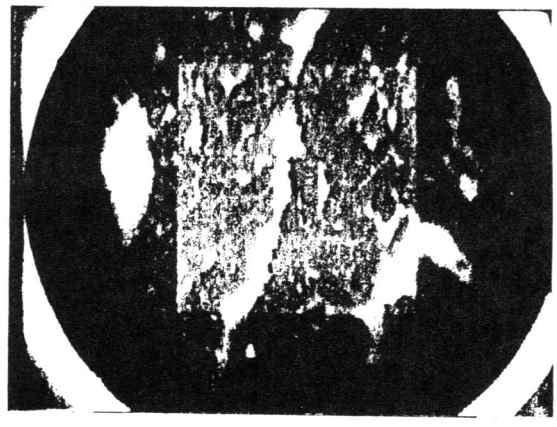


写真３　等級値の低いもの

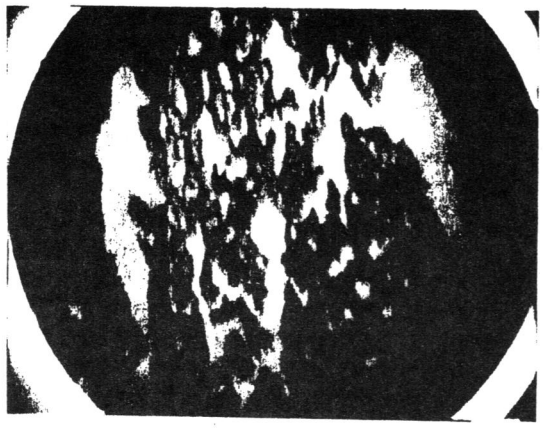


写真４　等級値の高いもの

図３　等級値の異なるロース肉画像

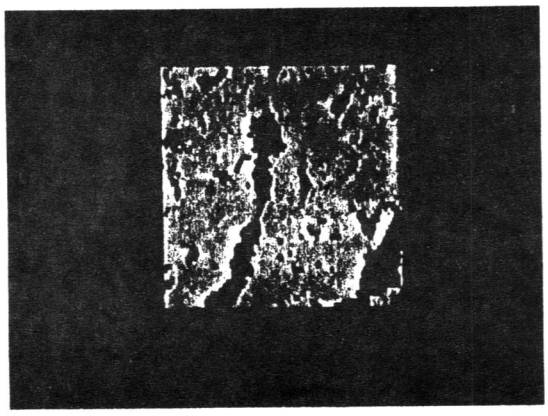


写真５　肉色画像（等級値が低い場合）

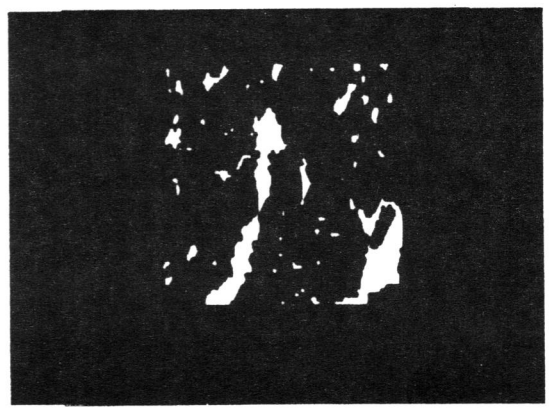


写真７　肉色画像（等級値が低い場合）

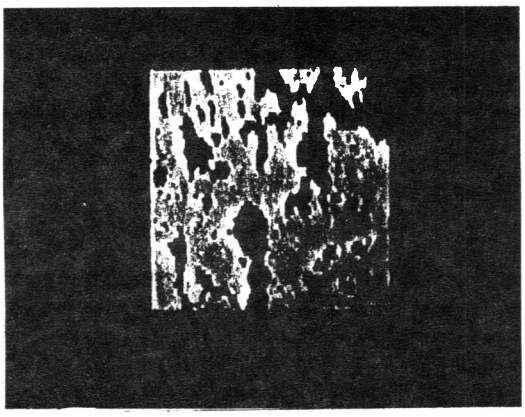


写真６　脂肪色画像（等級値が低い場合）

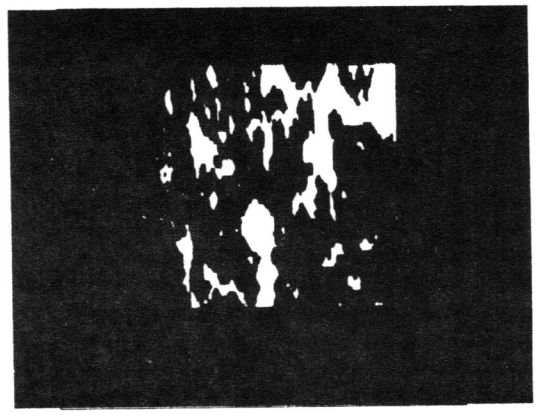


写真８　脂肪色画像（等級値が低い場合）

図５　肉色画像、脂肪色画像の分離結果

分離の画像としては、人の与えたしきい値から推論を行っているため、等級ごとの２色分離結果は良好なものとなっている。等級が高いところでは複雑に脂肪が入り組んでいるが綺麗に分離が行われている。

５．まとめ

今回、画像処理を用いた牛肉の判別システムを例に、ロース肉のカラー画像を肉色と脂肪色に分離する処理過程にファジィ推論を用いて、検査員の感覚にあった２色分離を行うシステムを構築し実験を行った。本手法を用いることで、平均輝度から分離しきい値を決定することが可能となり、人の感覚にあった綺麗な２色分離を実現できることが確認できた。

工業分野における画像処理では、２色分離、色抽出などのほか、二値化に代表されるようなしきい値により行われる処理は、多用される技術である。しかし、多くの場合は固定しきい値を経験的にあるいは被写体に合わせて決定している。これらのしきい値決定方法に本手法を応用することで簡便に、かつ、人の感覚にあったしきい値を決定することが可能となる。また、本手法とファジィ推論を用いたシェーディング補正を併用することで精度の高い前処理が実現できる。

今後は本手法を画像処理システムに登載し、しきい値決定方法に用いるほか、ハードウェア化によるリアルタイム処理を検討するものである。

参考文献

(1) 江尻　正員：工業用画像処理　（株）昭晃堂
(2) 鳥脇純一郎：画像理解のための
ディジタル画像処理Ｉ（株）昭晃堂
(3) 渡辺、市橋：簡略ファジィ推論を用いた
ファジィモデルによる学習型制御
日本ファジィ学会誌 Vol.2,No.3
(4) 小堤恭平：牛肉の品質評価に関する研究
日本食品工業学会誌　36-10号　別冊
(5) 社団法人日本食肉格付協会：
牛・豚枝肉・部分肉取引規格解説書
(6) 黒沢、後藤、高木、中西：
ファジィ推論を用いた
シェーディング補正
第９回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集
(7) 後藤、黒沢、高木、中西：
ニューラルネットワークとファジィ
を用いた牛枝肉格付システム
第９回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集

［問い合わせ先］
〒210　神奈川県川崎市幸区堀川町６６－２
東芝エンジニアリング株式会社
技術本部技術開発部
開発第２担当　黒沢正明
TEL 044-548-3172
FAX 044-548-3564

FC2-1

ファジィ理論·ニューラルネットワークを用いた一般道路上の実時間画像理解

Realtime image understanding on roads by using Fuzzy logic and Neural network

廣田 薫† 山内 賢一‡ 田中 慶‡ 村上 順‡ 中川 友紀子‡
Kaoru Hirota Kenichi Yamauchi Kei Tanaka Jun Murakami Yukiko Nakagawa

†法政大学 ‡法政大学大学院
Hosei University Graduate School of Hosei University

Abstract

In research of visual processing for the autonomous moving robot, the development of real time understanding system of general dynamic images is very important. This research used both fuzzy logic and neural network techniques for the knowledge representation to extract the area of moving object under various enveronments.

Moreover, a system has been developed, which has the function to understand human language instructions and to update the knowledge base successively. Finally the system has been applied to the case of dynamic images on general roads where various vehicles passed by. It has been confirmed through the experiments that the presented system could be applied to the real time robot vision system.

1 はじめに

本研究では，自律移動型ロボットの視覚処理（ロボットビジョン）における，一般画像の実時間画像理解システムの構築を行った．

自律移動型ロボットは，外界情報を各種センサにより取り入れ，状況を把握し，目的に応じた動作をするものであり，工場内などでの無人運搬や，危険な状況下の作業を行う極限状態作業，自動車の自動運転など，様々な応用がなされている[1][2]．

一方，人間は外界からの大量の情報を瞬時に処理している．また，外界からの刺激の8割は視覚から取り入れていると言われている．そのため，今後，人間に近い高度な知識情報処理をロボットに行わせるためには，画像の取得から理解までをスムーズに行う視覚処理の研究が大変重要である．

現在の画像処理技術の発展は著しいが，日常人間が無意識に行っている柔軟な視覚認識処理を行わせることは困難であり，その改善点として，情報の信頼性が失われている状況下での情報処理や，人間の知識や経験をモデル化する上で有効な手法であるファジィ理論，ニューラルネットワークの適用が検討されている．

我々は昨年度までに2次元および3次元の静止画像認識における特徴抽出，マッチングなどの各処理に対して，ファジィ理論，ニューラルネットワークの適用を試み，その有効性を確認している[3]．本研究では，昨年度までの成果をふまえて，一般道路上の実時間画像理解システムの構築を行った．

2 画像理解システムの構成

本システムの構成を図1に示す．

特徴抽出部では，入力された画像（立体視鏡を使用して，1台のCCDカメラで撮影された左右2画像）に対して前処理を行い，物体認識に使用する形状，色情報の抽出を行うとともに，移動対象物の領域抽出を行う．領域抽出された画像を用いて，対象物までの距離，位置，大きさなどの情報を抽出する．また，マッチング部では，特徴抽出部で得られた情報を用いて，対象物の認識を行う．

知識ベース部では，これらの情報を“速い”，“やや高い”というような言語表現に変換され記述される．マッチング部での認識結果とこれらの変換されたデータを知識ベースとの比較により，より確かな情報を出力する．

一方，ヒューマンインターフェース部では，ユーザからの画像情報の問い合わせに対して解析を行い，知識ベース部から解析内容に応じた画像情報を取り出し，返答を生成し，ユーザに対して出力する．

また，知識に柔軟性を持たせるために，学習部を設けた学習部ではユーザへの出力情報が誤りであった場合，知識ベースに更新命令を与える．

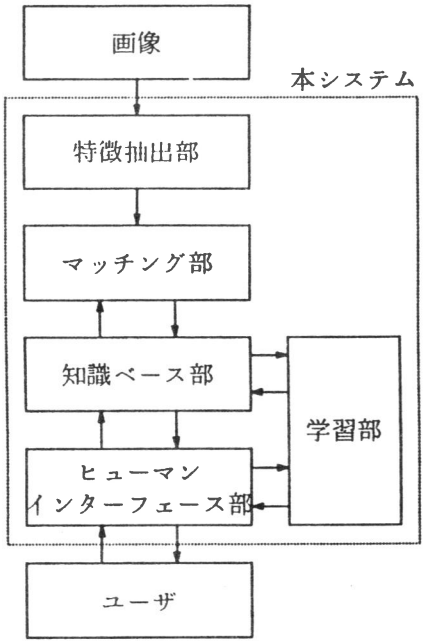


図 1: 画像理解システムの構成

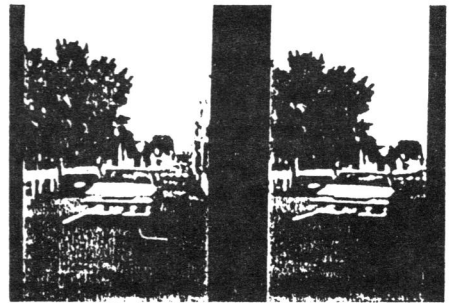


図 2: 実験で用いた連続画像の一部

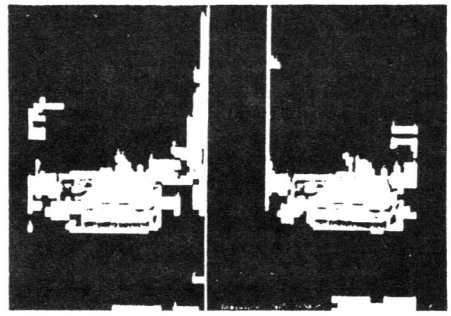


図 3: 領域抽出の結果

3 特徴抽出部

3.1 色情報による領域抽出

コンピュータのディスプレイでは, RGB(Red, Green, Blue) の組み合わせによって, 色が表現されている (RGB 表色系). しかし, 人間は RGB 表色系による表現よりも, "明るい" や "鮮やか" といった表現の方が, 直感的に分かりやすい.

本研究では, HLS(Hue, Light, Saturation) 表色系[4]を用いて, RGB-HLS 変換を行うことで, RGB 表色系から人間向きの色相, 明度, 彩度の 3 属性への変換を行い, 特徴抽出に用いることにした.

特徴抽出部では, 画像を移動対象物と静止対象物の領域に分離し, 移動対象物の領域に対して, 各処理を行う.

移動対象物の領域を画像から抽出する方法としては, 画像中でかなりの面積を占めている空, 樹木, 道路の各領域を取り除き, 残りの領域に対して細かな認識処理を行うという階層的な手法を用いる.

また, 撮影条件の変化に対して柔軟性を持たせるために, 時刻, 天気の情報を用いて, 明度, 彩度をファジィ推論によって調整する.

3.2 テクスチャによる領域抽出

3.1では HLS 情報のみで領域を抽出しているので, 灰色の自動車と道路のように, 色は似ているがテクスチャの特徴は異なる領域を分離することができない.

そこでパーセプトロンモデル, 特に多層パーセプトロンを用いて, 領域のテクスチャ特徴を抽出する. テクスチャ特徴としては, 共起行列[5]を用いた.

使用した多層パーセプトロンのユニット数は, 入力層は共起行列の要素数 40, 中間層は 2 層で各 10, 出力層は分類する領域数 3 を用いた. 多層パーセプトロンの入力は, 先のルールによって得られた領域の共起行列とし, 教師データとして空, 樹木, 道路の各領域の共起行列をそれぞれ 30 種類用い, 各領域らしさを出力として, バックプロパゲーション学習法を用いて学習を行った.

図 2の連続画像を用いて領域抽出を行った結果を図 3に示す.

3.3 両眼立体視法による位置情報抽出

上述の処理により得られた移動対象物領域から, 対象物の 3 次元情報を抽出する. 両眼立体視法は, 人間の視覚原理である左右 2 画像の差異から, 位置や距離などの 3 次元的な特徴を抽出するものである. 3 次元的位置を得る処理は以下の 2 つの手順に分けられる.

3.3.1 左右画像の座標対応探索

一般的に全画素同士の対応をとると, 処理に時間がかかり, また, 誤対応の可能性が増える. そこで, 左右画像を 5 × 5 領域のメッシュ状に分割して, 明度濃度の分散値の小さい順に対応候補点として決定する. 同一座標が複数の対応点候補になった場合, 分散値が最小値である領域を対応させ, その他は第 2 候補点を新たな対応候補として対応作業を行う.

3.3.2 距離による対象物領域の分離

3次元的位置を得ることでカメラと物体の間の距離を算出し，領域分割を行う．ここでは昨年度使用した射影幾何学を用いた手法[6]を適用した．空間内の点の位置と，画面上の位置関係を $[a]$, $[b]$ とした時，

$$[aM] = [b] \tag{1}$$

で表される変換行列 $M(4 \times 3, rank3)$ を，6点の既値から求める．変換行列 M は，カメラのパラメータや姿勢によって決まる．求められた変換行列 M を用いて，対応線分の画面上の座標から3次元座標への変換を行う．次に，得られた3次元座標からクラスタ分割を行う．1つの3次元座標を1つのクラスタ要素と考え，各クラスタ要素間の最小距離を求め，最小値を持つ要素同士を新たなクラスタとする．各クラスタ内の対応座標から，移動対象物の分離された領域を得る．

3.4 連続画像間の対象物対応

連続画像を処理する場合，複数画像間での対象物の対応を行うことで，対象物の位置の変化などを知ることができる．対応に用いる特徴量として，対象物の位置，色，高さの3特徴を用い，撮影された現在の画像と直前の画像中の対応物情報から対応を行う．

位置，色，高さなどの情報をもとにマッチングを行い，対象物候補の優先順位により対応を行う．最終的に対応する対象物が存在しない場合には，新たな対象物として登録する．

4 マッチング部

マッチング部においては，対象物体の認識を行う．

人，自転車，バイクは自動車と比較し一般的に速度が遅いので，速度をもとに判断を行う．自動車の場合は，乗用車，ワゴン車など，6種類のカテゴリに分けて認識を行う．認識に用いる特徴量としては，対象物の重なりに影響の少ない，車高，屋根と荷台の割合，全体の窓ガラスが占める割合を用いる．

両眼立体視によって得られた領域情報を用いて，メンバーシップ関数で定義されている知識とのマッチングを行う．最終的なマッチング値を決定する方法として，マッチング値のMINをとり，カテゴリ中でMAXのマッチング値ををもつ対象物を認識結果とする．

5 知識ベース部

人間の知識を計算機上にモデル化する方法としては，M.Minskyのフレーム理論などの様々な方法が提案されている．本研究では人間の持つあいまいな知識が扱えるようにファジィフレーム[7]による表現を用いている．また，プロダクションルールを併用し，認識結果に対する信頼性の確認を行っている．

ファジィフレームデータベースにおいては，フレームの継承関係やスロットの重要度にあいまいさを持たせ，また，人間のあいまいな知識を表現方法として，メンバーシップ関数を導入している．スロット名にはis-aやpart-ofなどが存在しており，そのスロット値は他のフレームを示す場合がある．例えば，is-aは上位フレームへの識別子であり，part-ofは他フレームの一部であることを表している．また，スロット値がメンバーシップ関数である場合は，そのラベル名を記述する．重要度はそのスロットがどの程度そのフレームに対して重要であるか，継承度はスロットがフレームとの関係を表しているとき，その継承の度合いを表している．

また，プロダクションルールデータベースを用いて，マッチング部からの全体の認識結果の信頼性を確認するために，常識的な知識との比較を行う．例えば，画像認識のマッチング結果が悪い場合，全体の認識結果の信頼性は低くなる．しかし，複数の自動車が重なった場合，後方の自動車は一部しか見えていないために，物体認識のマッチング値は低い可能性がある．このような常識的な知識をルール化し，全体の認識結果の信頼性を向上させる．

6 ヒューマンインターフェース部

言語解析部，画像情報検索部[8]，回答生成部から構成され，システムに対して質問したり，認識結果の誤りを指摘したりするときに，人間が簡単にマシンへの指示をすることができるように，自然言語を用いている．

言語解析部では，辞書と構文規則を用いてユーザから入力された文を単語に分解し，文法解析を行って，ユーザの要求を抽出する．そして，画像情報検索部では，この要求を満たす情報を抽出し，回答生成部では，この情報から返答を生成する．

7 学習部

人間は失敗をおかした場合，反省し学習することで失敗を繰り返さないようにする．

学習部では，ヒューマンインターフェース部において，返答結果に対してユーザが誤りを指摘した場合，ユーザからの修正要求により，知識ベースの学習を行う．

人間の知識は様々な経験によって，広く深いものになっていく．この機能を知識ベースに取り入れることによって信頼性が高く，広範囲での認識が可能になる．ここで知識の学習は知識の曖昧さの学習として考え，メンバーシップ関数をファジィ学習量子化法[9]を応用して，メンバーシップ関数の更新という形で学習を行う．

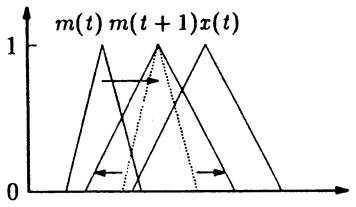


図 4: 修正要求がない場合の更新

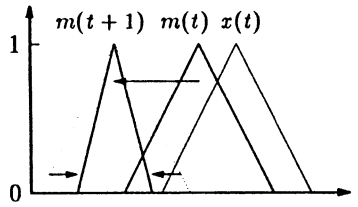


図 5: 修正要求がある場合の更新

知識が存在しない場合, ユーザに知識 (名詞, 修飾語など) を入力してもらい, 知識ベース部のファジィフレームデータベースに付加する.

一方, 知識の更新の場合は, 人間からの修正要求がある場合とない場合に分けられる. 修正度を返答の総数と修正要求の割合と定義すると, 現在の知識ベースが妥当である場合は, その割合は 0 になる.

修正要求がない場合は, 図 4に示すように, ファジィフレーム上のメンバーシップ関数を画像処理結果によって得られた入力メンバーシップ関数に近づけ, あいまいさを少し増加させるように変更する. 修正要求がある場合には, 図 5に示すように, 誤りを出力したメンバーシップ関数を現在の位置から移動させ, あいまいさを少し減少させるように変更する.

8 実験結果

上述した各処理部を接続して連続画像理解システムを構築し, 図 2の連続画像を用いて理解実験を行った. 実験結果の一例を図 6に示す.

実験では, 人間の問い合わせに対して適当な返答が行われ, 本システムが良好に動作していることを確認した.

```
user->siroi kuruma ha imasu ka?
comp->siroi kuruma ha imasu.
user->suretigau kuruma ha imasu ka?
comp->suretigau kuruma ha arimasen.
```

図 6: 画像理解の実験結果の一例

9 おわりに

連続一般画像に適用可能な, ファジィ理論, ニューラルネットワークを用いた画像理解システムの構築を行った. また, 複数の乗用車が通行する連続画像を用いて, システムの有効性を確認した.

現在, ハードウェア記述言語である VHDL 言語によりハードウェア化を行っており, それにより実時間画像理解が可能になると思われる.

本研究は, 科学技術庁の平成 4 年度科学技術振興調整費による "ファジィシステムとその人間·自然系への適用に関する研究" の一環として行った.

参考文献

[1] 金出: 米国における自律移動ロボット研究の動向, 日本ロボット学会誌, Vol.5, No.5, pp.44–51(1987)

[2] 石黒: 移動ロボットの視覚システム, 日本ロボット学会誌, Vol.10, No.2, pp.21–26(1992)

[3] 廣田, 山内, 村上: ファジィ·ニューラルネット技術を用いた両眼立体視による画像認識, 第 8 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.657-660(1991)

[4] 井沢, 為ヶ谷: コンピュータグラフィックス画面の配色, 第 2 回色彩工学コンファレンス論文集, pp.123–125(1985)

[5] 梅田: PDP モデルによるテクスチャ画像の識別, 信学技報, PRU90–123, pp.93–100(1991)

[6] 出口: コンピュータビジョン グラフィックスのための射影幾何学 [IV], 計測と制御, 30-3, pp.241–246 (1991)

[7] 馬野, 森, 鳩野, 田村: ファジィ·フレーム検索用簡易言語の作成, 第 8 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.369–372(1992)

[8] 宮本, 小西, 三宅: ファジィ命題索引に基づく文書検索と画像検索, 日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.1, pp.98–107(1991)

[9] 森泉, 中本, 櫻庭: ファジィ理論を用いた学習ベクトル量子化法, 電子情報通信論文誌, D-II, Vol.J73-D-II, pp.1863–1871(1990)

連絡先

〒 184 東京都小金井市梶野町 3-7-2
法政大学工学部 計測制御教室
廣田研究室　田中 慶
TEL: 0423-87-6256
E-mail: tanaka@hrt.hosei.ac.jp

FC2-2

風景画の画像理解
Image Understanding of A Landscape

増井　重弘*,　寺野　寿朗**,　関口　俊宏*,　野口　勝久*
S.Masui,　T.Terano,　T.Sekiguchi,　K.Noguchi

*法政大学　工学部
*Faculty of engineering, Hosei University
**国際ファジィ工学研究所
**Laboratory for International Fuzzy Engineering Research.

Abstract: The purpose of this study is to realize image understanding by computer. This paper consist of two parts. In the first part, we suggest the pattern recognition of the elements of image which has a variety of shape and sizes, and also suggest to express the location of element by both absolute and relative position. These elements are recognized by using fuzzy frame. In the second parts, we analyze how human express the image linguistically, and information processing of human is simulated by a computer. These are experimented some simple landscape.

1．まえがき

人間は、風景画などの不定形要素を含んだ画像を目によってとらえ、持ち合わせている豊富な経験や知識を柔軟に用いて、認識や判断を瞬時に行い、また、画像に対するシーンとしての理解もすることで、多くの視覚情報を取り込んでいる。

ところが、コンピュータ上で同じことを行う場合、認識する対象物が一定の形状を持たないと大変困難とされている。これは、認識の際の知識が、はっきりとした形を持ち合わせられないからである。しかし、人間がその定性的な特徴をとらえて判断するように、コンピュータが何らかの定性的イメージをもてれば、そのような対象物の認識もできるものと思われる。そこで本論文では、従来のパターン認識に対し、内部知識としてファジィ理論を用いて認識を行い、認識結果をふまえた言語表現をすることで、画像に対する意味理解を行った。

認識はファジィ理論で構成されたフレーム形式の内部知識を主に使って、より人間に近いと思われる形で風景画の構成要素全てに対して行うもので、言語表現は構成要素の位置などをファジィ理論で表し、そのマッチングによって言語化するものである。

2．構成要素の認識

不定形要素とされる対象画像は線画による風景画を用いた。その一例を図1に示す。まず形状認識をするにあたり、対象となる画像をＣＣＤカメラによって取り込む

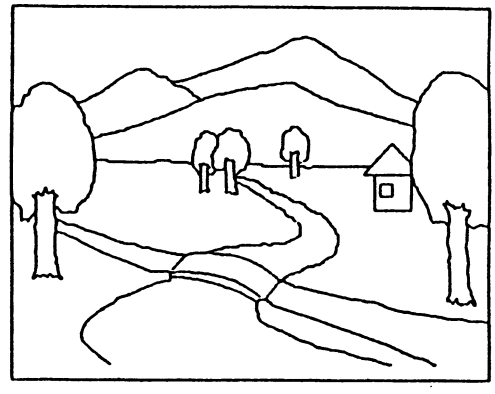


図1　風景画のサンプル

（５１２×５１２画素）。次に取り込まれた画像は、構成要素ごとに輪郭線として抽出し、絵の構成要素としてそれぞれを以降で認識していく。

次に、認識の際に用いるデータ、内部知識の構築方法について述べる。

（２－１）画像に与えるデータ

ほとんどのデータは、構成要素ごとに得るものだが、本論文では画像の基準的要素として、地平線とされる要素をデータとして持つ。従来、地平線における概念は、画像の中央に決められた無限遠線を本来の地平線、地面の一番上の座標を仮の地平線とするものであった。しかし、複雑な風景画像の場合、必ずしも本来の地平線が風景画像の中央にあるとは限らないので、ここでは認識の都合上、中央部付近を地平線として仮に定義した。

（２－２）各構成要素に与えるデータ

各要素は、それぞれの輪郭線情報から縦横比、属性、曲行性などのデータを得る。

属性のデータは、本論文独自の抽出法によるので、手順を追って詳しく述べておく。

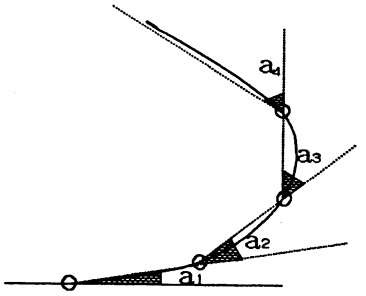


図２　代表点の角度変化

まず、閉ループ表現された要素ごとの輪郭線に対して、基準点から等間隔の代表点を選択する。次に、与えられた代表点において隣接するすべての２点間では、それぞれの間の角度、つまり変化角度とされるa_iを計算する（図２）。代表点の数は、輪郭線を構成しているドット数の約１／１０を自動的に取るものとした。そして、このa_iの変化に対してしきい値を設定することで、代表点のグルーピングによる輪郭線の分割を、次の条件で行う。

$|a_i - a_{i-1}| \leqq 10$　[degree]　の時、隣接した２つの代表点は同じグループＦｊとなり、

$|a_i - a_{i-1}| > 10$　[degree]　の時、隣接した２つの代表点は別のグループとして分割される。

分割された全てのグループは、幾何学的性質として４つのカテゴリー（直線、曲線、鈍角、角）に分類され、代表点の総数との比率として求まる直線率、曲線率などをデータとして扱うものとした。図３にグループのカテゴリー分類に用いた属性ファジィラベルを示す。

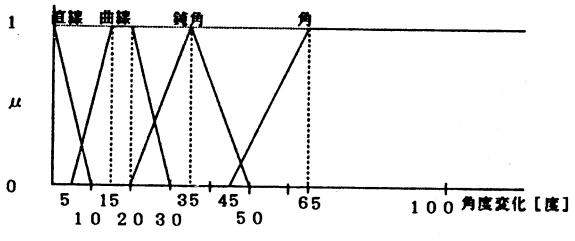
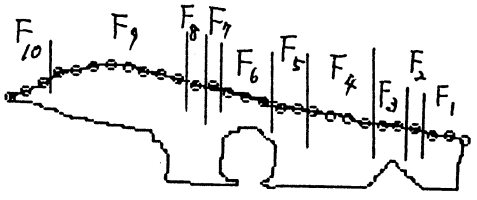


図３　グルーピングの属性

サンプル１における構成要素の１つを例に、上部データの抽出内容を示す（図４）。

この要素の上部は２６９ドットなので、代表点は２７点を取っている。また、実際のグループ数は１６となったが、隣接する同じカテゴリーのグループをまとめると、分割数は１０となる。



属性データ：	角　数：　１．００個
グループ数．．１６	鈍角数：　０．００個
直線率：３３．３３％	凸の数：　１　個
曲線率：６２．９６％	凹の数：　３　個

図４　属性の抽出例

（２－３）知識表現

知識の表現形式には幾つかの形式があるが、一般的にはプロダクション・ルール形式か、フレーム・ルール形式のいずれかが採用される。共に長所、短所があり、どちらを採用するかはシステムとして何を重視するかによって決まる。これまでのパターンマッチングでは、プロダクション・ルール形式が大半を占めているが、これは定形要素を対象としているからであり、不定形要素が対象となると対応が困難である。そこで本論文では、柔軟性を重視することで、フレーム形式を採用した。

フレーム形式での知識表現は、幾つもの独立した項目の組み合わせによって構築されているので、項目全てが条件を満たさなくても総合的な判断ができる。しかし、項目に対しては幅が与えられていない。そこで、項目ごとにメンバーシップ関数による表現をし、入力データとのマッチングを行うことで認識させた。内部知識とのマッチングには、数値的真理値による逆真理値限定法（式１）を用い、要素としての最終的なマッチング値は荷重法によるものとした。

$$t = \frac{1}{2}\{\sup(A \cap B) + \inf(A \cup \neg B)\} \qquad (1)$$

３．認識過程と結果

構成要素の認識は、コンピュータにフレーム形式で有効に表現された全ての内部知識とマッチングを行うマクロ部と、周りの要素との兼ね合いを逐次考慮するミクロ部の、二段階に分けて行った。ここで言う認識部におけるおおまかなフローチャートは、図５のようなものであり、点線以下の項目がミクロ部となっている。この中で、認識結果は二段階のそれぞれにおいて得られることにな

るが、マクロ部での認識結果は各構成要素ごとの仮の結果として蓄積されるもので、マクロ部での結果をふまえたミクロ部での認識結果が、最終的なものとなる。

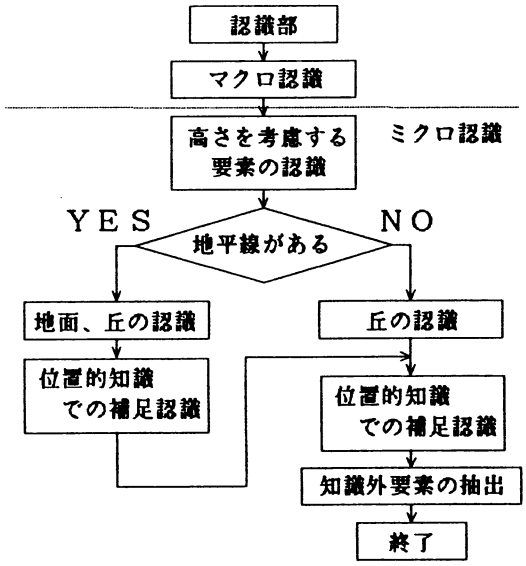


図5　認識部のフローチャート

図5のマクロ認識で使われる構成要素の内部知識は、人間が持つ知識を自然言語に基づいてファジィ表現されるものであり、ミクロ認識の過程は、それぞれ認識するべき要素の周りとの位置関係を考慮するフローチャートが与えられている。そこで、その具体例として山の内部知識を表1に、木のフローチャートを図7に示す。

表1　山における内部知識

曲線が比較的多い	曲線５０％程度	ma3
凸がある	凸が約１つ	ma2
凹がある	凹が約２つ	ma4
地平線より上	０．７５（条件を満たす）	ma1
横長である	縦横比０．３程度	ma5

表1に与えた内部知識の判断知識は、「地平線上に広がっている」「上に盛り上がっている」などのイメージを基に構築され、図6に示すメンバーシップ関数のタイプにそれぞれ対応させ表現する。図において、タイプ1は「以下」、タイプ2は「約」、タイプ3は「以上」という内部知識の表現に使われる。また、求まるマッチング値ｍａ１からｍａ５は、与えられた荷重法によって認識結果を出すのに用いられるが、条件的な項目に関しては条件を満たす場合にマッチング値＝０．７５を与えるようにした。

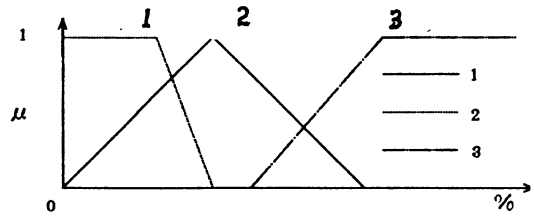


図6　メンバーシップ関数のタイプ

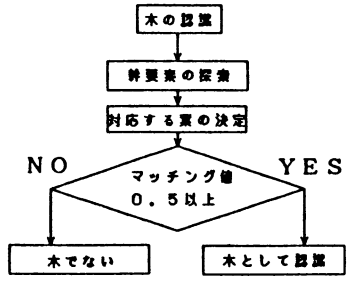


図7　木の認識フローチャート（ミクロ部）

木に関するフローチャートを図7に示したが、この要素は、幹とされる要素から対応する葉を見つけて木としてのマッチングを行った。

認識結果としては、マクロ部の時点で7割強、ミクロ部では全ての要素が正確に認識された。この認識結果を用いた風景画の言語表現を以降で行う。

4．言語表現

本論文では、風景画像を言語表現することで画像の理解を行うものとしている。そこで言語化をするにあたって、人間的特徴を得るために画像理解過程の調査を行った。その結果、人間は画像を与えられると、まず構成要素の中から基準になる要素を選び、これに対して絶対的な位置表現を行う。次に、この要素に近い要素から相対的な位置表現を行っていく。また、すべてがこの基準となる要素によって相対的に位置表現されるのではなく、これらの２種類の位置表現を適切に組み合わせて表現することが分かった。そこで以下に示すシステムの構築を行った（図8）。

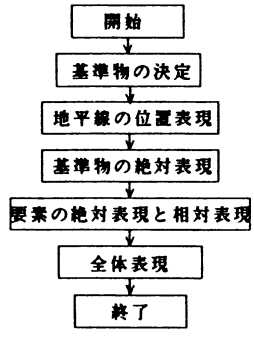


図8　言語化フローチャート

（４－１）各要素の表現

構成要素それぞれに対する表現は、画像における位置表現によって行った。まず基準となる要素を決定したが、これは人間は基準物として「目立つ要素」、すなわち周囲に多くの要素が集まり、画像の中央に近いものを選ぶという調査結果を基にして、同じ方法をコンピュータに移植したものである。

位置表現としては、絶対的、相対的の両面から行ったが、基準物を言語表現するときなどに用いる絶対的な位置は、「遠近」と「左右」によって表現し、相対的な位置表現は、表現する要素と選ばれた基準となる要素からの「方向」と「距離」によって言語化される。「遠近」については、風景画の地面にあたる部分を遠近法に基づいて分割したメッシュ（図９）が基準となる。

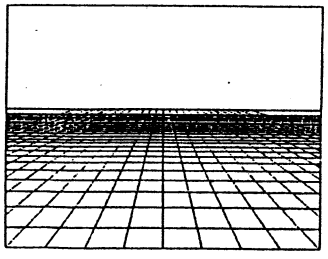


図９　画像に与えるメッシュ

（４－２）全体表現

個々の要素の言語表現は上に示した方法で行ったが、人間はそれ以外の方法で風景画を理解する場合もある。例を挙げれば、ビルが林立し、電車が走り、人が大勢見えるような風景を人間は「町」と認識するだろう。このような表現を風景画の全体表現と呼び、よりわかりやすい言語表現に必要なものと考える。本論文では、全体表現の結果として導き出される表現をキーワードとして、「村」「平野」「都会」「林」「湖」「川」「山」「公園」「並木道」の９種類を用意した。全体表現を導くには評価値の考え方を用いたが、これは９つの各表現ごとに評価値を計算し、ＡＮＤをとり、その総合的な評価値が最も高いものを全体表現の結果として選択するものである。

（４－３）表現結果

図１に示されるようなシーンを用いて言語化を行った結果を表２に示す。

表２　言語化の結果

言語表現

「画面の真ん中に地平線があります」
「山 が シーン の ずっと向こうの中央 に
全体的 に 広がっている。」
「中央の山 の 左後ろ に 山 が 広がっている。」
「二つの山　の 右後ろ に 山 が 広がっている。」
「蛇行した川 が、シーン の 奥 の やや右 から、
手前の中央にかけて、 橋 を通って、続いている。」
「道 が、シーン の 中ほど の左 端から、
手前の右端にかけて、 橋 を通って、続いている。」
「大きな木 が 、 シーン の 中ほど の
右端で 道の奥 にある。」
「大きな木 が 、 シーン の 中ほど の
左端で 道の手前 にある。」
「二本の木 が シーン の 奥 の やや左 にある。」
「家 が シーン の 右の大きな木 の 左奥 にある。」
「木 が シーン の 奥 の やや右 にある。」

『山のある平野の風景画である』

６．むすび

コンピュータに不定形要素を含む画像対象として風景画像を用いて、輪郭線情報から各構成要素の認識、理解を行った。フレーム形式での知識表現、項目としてのファジィマッチングは柔軟な認識を行うには有効な手段であり、マクロ部とミクロ部による二段階の認識過程も、ミクロ部で周りの要素との位置関係を補助的知識として使ったことで精度が上がり良好な結果が得られた。更に検討することでより効率的な認識が可能となり、良い結果を得られると思われる。

また、理解としての結果は、かなり人間的な表現がなされたが、システム化をするには推論ルール、言語化内部知識の充実が必要とされる。今後、輪郭線以外の色彩要素などを定性的なデータとして利用することで、より効率良い知識での認識、言語表現形式が簡潔で解りやすい表現になるであろう。

参考文献

［１］寺野，増井，笠井：「ファジィ集合を用いたフレームシステム」，第２８回自動制御連合講演会，１９８５年１１月
［２］T.Terano, S.Masui, S.Kohno, and K.Yamamoto: "Recognition of Crops by Fuzzy Logic", 2nd IFSA Congress, pp.474-477, Tokyo, (July 1987)
［３］T.Terano, S.Masui, H.Sugiura, K.Yamauch: "Linguistical Expression Of Image Using Fuzzy Logic", Proceedings of the International Fuzzy Engineering Symposium'91, pp.995-1002,(1991)

問い合わせ先

〒１８４　東京都小金井市梶野町３－７－２
法政大学工学部システム制御科
増井　重弘

FC2-3

領域間における空間的位置関係の言語記述に関する一検討

A Study of Linguistic Descriptions of Spatial Relations in a 2D Segmented Image

宮島　耕治　　アンカ　ラレスク
Koji MIYAJIMA　　Anca RALESCU

技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research(LIFE)

Abstract:

When a computer recognize complex objects in images, these objects must be divided into simple parts to express the knowledge they contain. Especially, the knowledge about spatial relations between the parts are very important. When the object models are represented, we often refer to the relative location of the parts, and represent it by expressing such as "A is left of B". Even if we use such kind of simple spatial relations, these relations are very difficult to define. In this paper, we classify the factors which are due to the ambiguity of the representation of spatial relations between lump regions, and propose a method to represent these relations. Finally, we show experimental results by applying the proposed method to two lump regions, and verify its effectiveness.

1. はじめに

一般に複雑な画像を解析し、そこに写されている対象物を認識するには、認識対象に関する様々な知識が必要となる。知識源としては認識対象が持つスペクトル特性、形状特徴、テクスチャ特徴など様々な画像特徴があり、これらの特徴と画像から抽出された特徴とを照合して対象物を認識する。また、これらの画像特徴の他に対象物相互間の階層性および位置的制約条件も重要な知識源である。この対象物相互間の階層性および位置的制約条件を表現する方法として関係グラフがある。一般に関係グラフの各節点は対象物を表し、その対象物のもつ特徴が記述される。一方、節点を結ぶ枝には、枝の両端の対象物の間の位置関係が示されている。関係グラフによる知識表現では、対象世界が変った場合でも、知識の記述のみを変更するだけでよく、画像解析のプロセス自身を変える必要がない。こうした意味でこの方法は汎用的な方法であるといえる。関係グラフは対象間のトポロジカルな関係や意味的制約条件を表現するには適しているが、距離や方向を含む一般的な位置関係や三次元物体の構造を表現するには限界がある。

しかしながら、画像を解析しそこに写されている複雑な対象物を認識するには、その複雑な対象物を簡素な部分に分解して表現し、その部分間の空間的位置関係に関する知識が大変重要になってくる。二点間の位置関係については従来から様々な研究がなされているが[1]、広がりのある塊状領域の位置関係についてはあまり報告されていない。

そこで、本論文では二つの塊状領域における位置関係の表現に関する問題点を分類し、その表現方法を提案する。そして、任意の自由曲線で囲まれた閉領域間の位置関係記述に提案する手法を適用した結果を示し、本手法の有効性を検証する。

2. 位置関係表現における諸問題

2.1.空間的位置関係の言語表現における曖昧さ

距離や方向を含む一般的な位置関係を言葉を用いて記述しようとすると、表現が漠然としていたり一貫していないことが多い。これらの表現の多くでは、"右"、"上"などのように漠然性のある用語が組み合わされており、与えられた場所及び構成の解釈には広範囲の文脈的な特性が複雑かつ不明瞭に混在している。そして、組み合せ表現の解釈の変更、顕現性、他の言葉との対照性、背景的要素の影響、物体の知覚的要素、曖昧性を避けるの必要性など様々な要素が複雑に働いているように思われる。

対象物モデルを記述する際、しばしば対象物の部分間の相対位置に言及し、「AはBの左にある」とか「CはDの上にある」とかいった表現をすることがある。こうした単純な位置関係でさえ、定義するのはなかなか容易ではない。例えば図1のような単純な二つの幾何図形に対しても「AはBの左にある」を定義するのは、かなり複雑になる。この定義を考えると、Aの全ての点がBの全ての点の左にあることが必要なのか、Aの重心がBの重心より左にあることが必要なのかとか様々な定義が存在する。図1の場合、「AはBの左にある」の定義は例えば、
(i)Aの重心がBの最も左の点より左にあり、かつ、
(ii)Aの最も右の点がBの最も右の点より左にある。
というように定義される[2]。この定義を図1に適用すると(b)、(d)以外は「AはBの左にある」ということになる。しかし、この種の定義でさえ、あらゆる場合に適当であるというわけではない。

このように単純な形状の幾何図形の位置関係の定義でさえも簡単にできない。また、任意の二領域間の空間的位置関係の表現は互いに対称ではない。すなわち、「AはBの左にある」と言う場合、必ずしも「BはAの右にある」とは言えない。

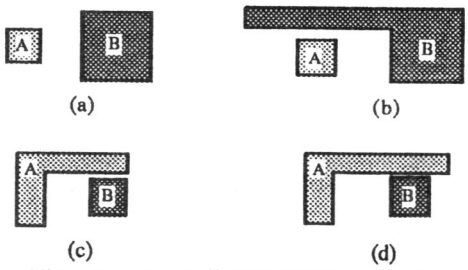


図1　AとBとの位置関係記述の曖昧さ

2.2.位置関係の言語表現を曖昧にする要因

ここでは任意の形状をした二つの領域間の空間的位置関係を言語表現するのに、どのような要因が言語表現を曖昧に変化させるかを検討するため、これらの要因を分類した。

(1)対象とする二つの領域の距離

二つの領域が互いの領域の大きさに比べて、その形状が無視できるくらい距離が離れていると、空間的位置関係はそれらの領域を点と仮定して求められる。しかし、一方の領域が形状を無視できないくらいの広がりのある場合、領域の重心を点と仮定して位置関係を求めると不都合が生じる。例えば、図2(a1-a4)において大きい領域を重心を中心に回転させたとき、小さい領域は大きい領域に対してどの位置にあるかということを考える。図2(a1)に関しては「小さい領域は大きい領域に対して"下"にある」という度合が強いが、図2(a4)に関しては「小さい領域は大きい領域に対して"右下"にある」という度合が「"下"にある」よりも強いと考えられる。一方、図2(b1-b4)の様に二つの領域の距離を広げて、大きい領域を回転させたとき、小さい領域は大きい領域に対してどの位置にあるかということを考える。このときの位置関係の表現は図2(a1-a4)の場合ほど顕著な変化はなく、どれも一様に「"右下"にある」という度合が強いと言える。

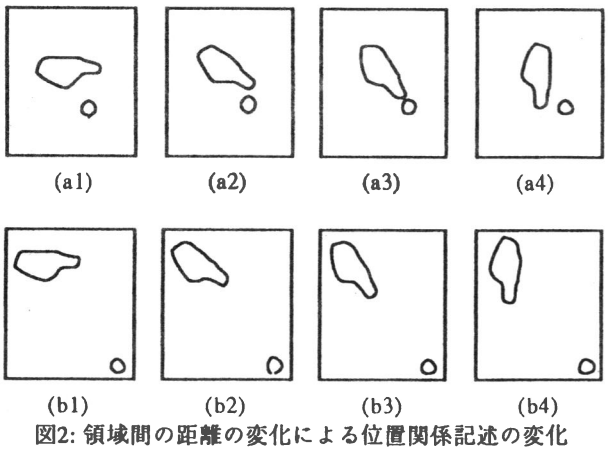


図2: 領域間の距離の変化による位置関係記述の変化

(2)対象とする領域の基軸

画像領域のxy軸でなく、領域の形状の対称性、平行性などによる領域自身が持つ基軸を考慮して、空間的位置関係を記述する場合がある。例えば図3における二領域の位置関係に関して、二領域間の重心間の距離を変えず、大きい領域を重心を中心に回転させた場合を考える。小さい領域が大きい領域に対して"上"にある度合は図3(a)の方が図3(b)より高く、"左"にある度合は図3(b)の方が図3(a)より高いと感じられる。

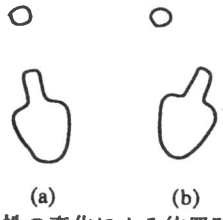


図3: 領域の方向性の変化による位置関係記述の変化

(3)空間的位置関係を記述するときの観測点

観測者の定める向き、画像全体の定める向き、対象自体の定める向きにより同じ位置にある対象に対しても参照される位置関係が異なる。例えば、図3(b)において小さい領域は大きい領域に対してどのような位置関係か記述する場合、観測者の視点を大きい領域の重心点とする場合と、二領域を含む平面全体の中心とするのでは位置関係の表現が異なることが考えられる。

(4)領域の文脈依存性

対象間の位置関係は対象の位置だけでなく状況に依存する。例えば、図4(a)では「AはXの右にある」といえるが、図4(b)のように物体Bが加えられると、多くの文脈においてBのみがXの右にあるといえる。したがって、「AはXの右にある」の表現が適切かどうかは、その状況においてAとX以外の物体が存在するかどうかに依存する。例えば、「郵便局はビルXの右にある」といった場合、図4(a)の場合はAが郵便局であり、図4(b)の場合は郵便局はAではなくBと答えるのが適切である[1]。

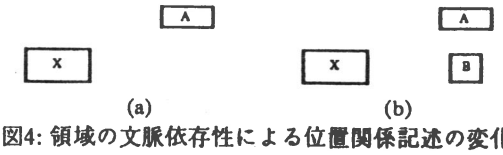


図4: 領域の文脈依存性による位置関係記述の変化

本研究では、上記の(1),(2)における位置関係記述の曖昧さを取扱う。観測点は比較対象となる領域の重心点とし、二領域以外の第三番目の領域による文脈依存性については扱わない。

3.塊状領域間の空間的位置関係の表現方法

本節では、塊状領域の空間的位置関係の表現方法について説明する。以下では、「AはXの右にある」といった表現において主語となる領域Aを指示領域(argument region)、比較対象となる領域Xを参照領域(reference region)と呼ぶ。

まず、指示領域が参照領域と比べて点と見なせる程度に小さいとする（図5）。基軸に平行な辺をもつ矩形の参照領域を考えると、文脈によっては指示領域A,B,Cは全て参照領域の右にあると記述できるが、指示領域Bが正確に右にあり、指示領域A,Cは右にあると記述できるが曖昧である。

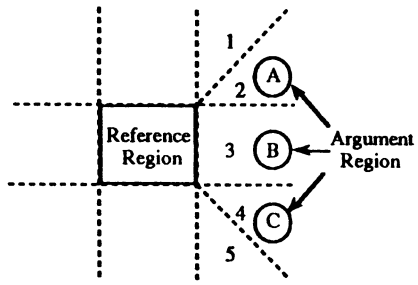


図5: 矩形領域の周囲に関する位置関係記述

ここで問題となるのは"斜め"の領域、すなわち、図5における領域1,2,4,5をどのように解釈するかである。図5における参照領域を幾何図形でなく自由曲線で囲まれた図形を考える（図6）。

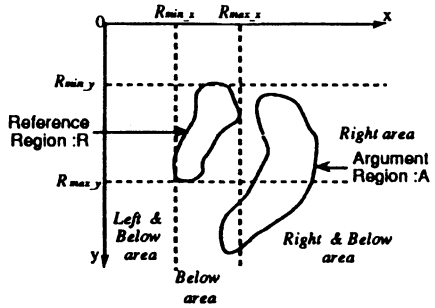


図6: 鉛直方向を基軸とした位置関係

ここでは図6における"斜め"の領域(Right & Below Area)に存在する指示領域Aが参照領域Rに対して"下"に位置するか、"右"に位置するかの曖昧さを表現するために、次の関数を定義する。

$$f_{below}(x,y)=\begin{cases}\exp(-a(x-R_{min\_x})^2) & x<R_{min\_x},\ AND\ y\geq R_{max\_y}\\ \exp(-a(x-R_{max\_x})^2) & x>R_{max\_x},\ AND\ y\geq R_{max\_y}\\ 1 & R_{min\_x}\leq x\leq R_{max\_x},\ AND\ y\geq R_{max\_y}\\ 0 & otherwise\end{cases} \quad (1)$$

$$f_{right\ of}(x,y)=\begin{cases}\exp(-b(y-R_{min\_y})^2) & y<R_{min\_y},\ AND\ x\geq R_{max\_x}\\ \exp(-b(y-R_{max\_y})^2) & y>R_{max\_y},\ AND\ x\geq R_{max\_x}\\ 1 & R_{min\_y}\leq y\leq R_{max\_y}\ AND\ x\geq R_{max\_x}\\ 0 & otherwise\end{cases} \quad (2)$$

但し、$Rmin_x, Rmax_x, Rmin_y, Rmax_y$は図6中の参照領域の位置の測定値、$a,b$は二領域の距離に応じて決定されるパラメータである。

(1)式は図6において点(x,y)が"Below area"にある場合はfの値は1で"Left & Below area","Right & Below area"にある場合は"Below area"からの距離に応じてfの値は単調減少することを意味する。

これらの関数を用いて、指示領域Aが参照領域Rに対して"下","右"にある度合を次のように表す。

$$m_{below}=\frac{1}{n}\sum_{(x,y)\in A} f_{below}(x,y) \quad where\ n=size\ of\ the\ region\ A \quad (3)$$

$$m_{right\ of}=\frac{1}{n}\sum_{(x,y)\in A} f_{right\ of}(x,y) \quad where\ n=size\ of\ the\ region\ A \quad (4)$$

次に図3に示したように参照領域の基軸が変化すると位置関係の記述が変化することについて考える。

領域の形状特徴をよく表すものとして、(p+q)次の重心回りのセントラル・モーメントが使われる。塊状領域を$r(x,y)$、その重心座標を(x_g, y_g)とするとモーメントMは

$$M_{pq}=\sum_x\sum_y (x-x_g)^p (y-y_g)^q r(x,y) \quad (5)$$

領域が伸びている方向とx軸とのなす角θは

$$\theta=(1/2)\tan^{-1}\{2M_{11}/(M_{20}-M_{02})\} \quad (6)$$

となる。これは方向性に関する特徴として特に細長い形状に対し、非常に有効であることが知られている。そこで、参照領域の主軸を(5),(6)式を用いて求める。次に求めた主軸に平行な座標系の上で二領域間の位置関係を求める。図6においては基軸を鉛直方向として位置関係を求めたが、ここでは(6)式で求めた主軸を基本座標系として、前述したように指示領域が参照領域に対して"下","右"にある度合を求める。但し、水平方向と主軸の角度差が垂直方向と主軸の角度差より小さい場合は主軸の方向をx軸に、大きい場合は主軸の方向をy軸とする（図7）。

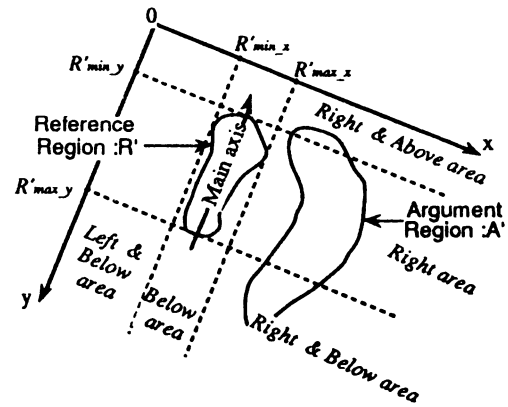


図7: 参照領域の主軸方向を基軸とした位置関係

(1),(2)式と同様に指示領域A'が参照領域R'に対して"下","右"にある度合に関する曖昧さを表現するために、次の関数を定義する。

$$f'_{below}(x,y)=\begin{cases}\exp(-a(x-R'_{min\_x})^2) & x<R'_{min\_x},\ AND\ y\geq R'_{max\_y}\\ \exp(-a(x-R'_{max\_x})^2) & x>R'_{max\_x},\ AND\ y\geq R'_{max\_y}\\ 1 & R'_{min\_x}\leq x\leq R'_{max\_x},\ AND\ y\geq R'_{max\_y}\\ 0 & otherwise\end{cases} \quad (7)$$

$$f'_{right\ of}(x,y)=\begin{cases}\exp(-b(y-R'_{min\_y})^2) & y<R'_{min\_y},\ AND\ x\geq R'_{max\_x}\\ \exp(-b(y-R'_{max\_y})^2) & y>R'_{max\_y},\ AND\ x\geq R'_{max\_x}\\ 1 & R'_{min\_y}\leq y\leq R'_{max\_y}\ AND\ x\geq R'_{max\_x}\\ 0 & otherwise\end{cases} \quad (8)$$

但し、$R'min_x, R'max_x, R'min_y, R'max_y$は図7中の参照領域$R'$の位置の測定値である。

(3),(4)式と同様に、指示領域A'が参照領域R'に対して"下"、"右"にある度合を次のように表す。

$$m'_{below}=\frac{1}{n}\sum_{(x,y)\in A'} f_{"below"}(x,y) \quad where\ n=size\ of\ the\ region\ A' \tag{9}$$

$$m'_{right\ of}=\frac{1}{n}\sum_{(x,y)\in A'} f_{"right\ of"}(x,y) \quad where\ n=size\ of\ the\ region\ A' \tag{10}$$

上記のように基軸を鉛直方向としたときと、基軸を参照領域の主軸方向としたときの指示領域が参照領域に対して"上"、"下"、左"、"右"にある度合を求めることができる。そして、(3),(4)式で求めた位置関係を示す度合と、基軸を参照領域の主軸方向としたときに(9),(10)式で求めた位置関係を示す度合のどちらを重要視するかを表す重み α を導入して、最終的に四方向の位置関係を示す度合 $D(Direction)$を次式のように定義する。

$$D_{below}=\alpha\cdot m_{below}+(1-\alpha)\cdot m'_{below} \tag{11}$$

同様に"上"、"右"、"左"の方向の位置関係を示す度合を求めることができる。

次に重み α の求め方について述べる。この重みは参照領域の方向性がどれだけ位置関係の記述に影響するか表すものであり、これは参照領域の細長さに関係していると考えられる。そこで、(6)式で求めた参照領域の主軸方向がどのくらいその領域の方向性を示しているかの度合を重み α と考える。ここでは、参照領域の細長さを表す特徴を次のように定義し、これを重み α とする。

$$\alpha=\begin{cases}\dfrac{R'_{max\_y}-R'_{min\_y}}{R'_{max\_x}-R'_{min\_x}} & if\ R'_{max\_x}-R'_{min\_x}>R'_{max\_y}-R'_{min\_y}\\ \dfrac{R'_{max\_x}-R'_{min\_x}}{R'_{max\_y}-R'_{min\_y}} & otherwise\end{cases} \tag{12}$$

4.実験結果

本節では、任意の自由曲線で囲まれた閉領域間の位置関係記述に提案する手法を適用した結果について述べる。実験対象は図2に示すようなフリーハンドで描かれた閉領域とし、これをスキャナで二値画像データ(512×432pixel)として取り込み、提案した手法で位置関係の表現を求めた。ここでは、対象とする二つの領域間の距離と基軸の変化に対して、大きい領域を参照領域、小さい領域を指示領域とし、本手法をによって得られた位置関係の表現について検証した。図8、図9に実験に用いたデータ、表1に図8のデータより得られた位置関係の表現結果を、表2に図9のデータより得られた位置関係の表現結果を示す。

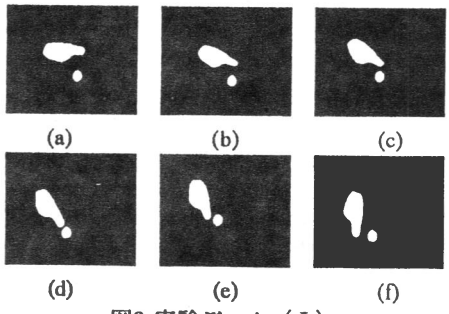


図8:実験データ（Ⅰ）

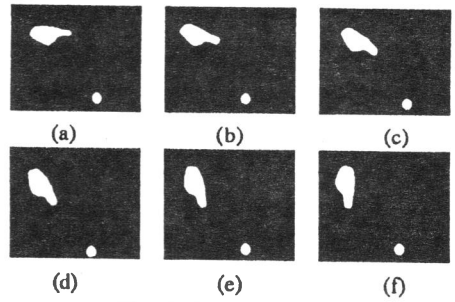


図9:実験データ（Ⅱ）

表1:領域間の距離が短い場合の基軸の変化に対する位置表現の結果

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
D_{right}	0.0	0.46	0.50	0.46	0.97	0.99
D_{below}	1.00	1.00	0.98	0.99	0.94	0.80

表2:領域間の距離が長い場合の基軸の変化に対する位置表現の結果

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
D_{right}	0.46	0.56	0.70	0.28	0.53	0.60
D_{below}	0.80	0.71	0.62	0.86	0.80	0.61

表1の結果より、参照領域が図8(a)から(f)のように回転するに従ってD_{right}は大きくなり、D_{below}が小さくなっている。また、表2の結果より、参照領域が図9(a)から(f)のように回転しても、表1の結果ほどD_{right}、D_{below}は変化していない。本来なら参照領域が図9のように回転してもD_{right}、D_{below}はほとんど変化しないことが望ましいが、表2の実験結果では多少変化している。この変化は参照領域の主軸が45度を境に基軸をx軸方向にとるかy軸方向にとるかが原因であると考えられる。

5.まとめ

本論文では二つの塊状領域における位置関係の表現に関する問題点を分類し、その表現方法を提案した。そして、任意の自由曲線で囲まれた閉領域間の位置関係記述に本手法を適用した結果を示した。本稿では指示領域にあまり方向性のない領域で実験を行い、本手法の有効性を検証した。しかしながら、本手法を用いてもあらゆる領域の組み合せに有効であるとは限らない。今後は参照領域と指示領域の方向性の組み合せ、今回扱わなかった領域の観測点と文脈依存性を考慮した位置関係の表現方法について検討する。

参考文献

[1]A. Herskovits: Language and spatial cognition, Cambridge Univ. Press(1986).

[2] A. Rosenfeld, A. C. Kak: Digital Picture Processing, Academic Press(1976).

問い合わせ先：〒231　横浜市中区山下町89-1 ｼｲﾍﾞﾙﾍｸﾞﾅｰﾋﾞﾙ3階
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所　　宮島　耕治
Tel:045(212)8259, Fax:045(212)8255,
E-mail:miya@fuzzy.or.jp

FC2-4

機能言語理論による物語の画像理解に関する一考察

A Study on Image Understanding of Story based Functional Linguistic Theory

福山 義幸　　菅野 道夫
Yoshiyuki FUKUYAMA　　Michio SUGENO
東京工業大学 システム科学専攻
Dept. of Systems Science, Tokyo Institute of Technology

Abstract: We usually deal with various data, for example, oral data, image data, numerical data, linguistic data and so on. We acquire knowledge by combining various data and communicating it to other people. A technology of combining data is called Data Fusion and this technology is important for us. This study is concerned with Data Fusion of image data and linguistic data. We use Linguistic Inference and Functional Linguistic Theory to this study and suggest a framework of Data Fusion.

1 はじめに

我々の身の回りには、音声情報、画像情報、文字情報、数値情報など様々な形態の情報が存在している。

我々人間は、これらの様々な形態の情報の中から必要な情報を取り出し、再構成して、もう一度伝達するという作業を行なっている。そして、そのことによってコミュニケーションが成り立っている。

つまり、人間は、これら様々な形態の情報をうまく融合することによって必要な情報を獲得している。

このように様々な形態の情報を融合することはデータ融合と呼ばれ、複数の情報を処理する上で重要な技術である。

人間の情報処理ばかりではなく、たとえば、計測において複数のセンサから得られた情報を元にして1つの結論を引き出すためには、これら複数のセンサから得られたデータを融合する必要がある。

本研究においては、データ融合のうち言語情報と画像情報の融合をテーマとして取り上げる。

この、言語情報と画像情報の融合の1つの例として、映画などのストーリーの理解があげられる。映画は、映像という画像情報と会話などの言語情報が一体となったメディアであり、それぞれの場面を理解するためには、この画像情報と言語情報をうまく融合させる必要がある。

今回の報告においては、言語情報と画像情報の融合のための1つの枠組を提案する。

2 データ融合のための枠組

言語情報と画像情報を融合するためのいくつかの概念について説明する。

2.1 選択体系機能文法

選択体系機能文法の考え方によれば、言語というものは、それ自体が絶対的な意味を持つものではなく、その言語が使用される状況（文化的状況、社会的状況などを総称して状況とよぶ。）によって意味が与えられる。

したがって、言葉の意味を理解するためには、言葉自体だけではなく、その言葉が使用されている状況をも考慮に入れて言葉の意味を解釈しなければならない。

つまり、言語（テキスト）というものは、その言語が使用される状況によって、意味が規定され、また逆に、使用されるテキストによって、状況も規定される。

この考えを図示すると次のようになる。[1]

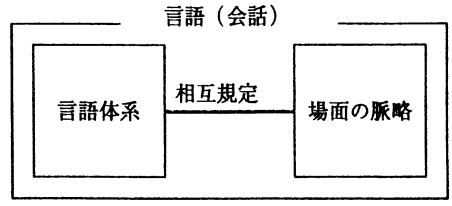


図1．選択体系機能文法における言語の概念

状況を知る手がかりとして、M.A.K.Hallidayは、状況のコンテクストというものを定義している。[2]

状況のコンテクストとは、言語（テキスト）と状況を結びつけるもので、フィールド（活動領域）、テナー（役割関係）、モード（伝達様式）という3つの要素から成り立っている。

フィールド：何が行なわれているのか、何を伝えようとしているのか。その話題の内容。
テナー　　：言葉をやりとりしている人物どうしの関係
モード　　：どのような形式で言葉をやりとりしているのか。

次に状況の違いによる言葉の意味の変化の例をいくつか示す。

［1］ 時代による言葉の意味の変化

同じ言葉でも、現代語と古語では、その意味が異なる場合がある。

「ありがたい」、「いたずらに」、「そうぞうしい」など。

［2］ 地域、場所による言葉の意味の変化

ある地域の言語が、他の地域の言語に比べて、特定の対象を表

す言葉の種類が多く、細分化されている場合がある。

日本語の色を表現する言葉の豊富さなど。

［3］ 特殊な場面での言葉の意味の変化

冠婚葬祭などで使われる言葉や、商取り引きで使われる隠語などで、日常会話で使われる言葉と同じでも、その意味が著しく異なる場合がある。

2.2 言語レベルの推論

本研究では、画像情報と言語情報の言語による融合を目的としている。

言語を用いて融合するメリットとして次の点があげられる。

・言語は我々にとって最も身近なコミュニケーションの手段である。

・我々は言語を媒体とした伝達、思考をおこなっている。

・言語は人間とって最も扱いやすい。

画像情報だけではなく、文字情報、数値情報、音声情報などあらゆる形態の情報を我々は言語に融合することによって1つの結論を下したり、情報の伝達を行なったりしている。

このようにデータ融合において言語の果たす役割は大きい。

したがって、言語によるデータ融合を実現するためには、言語レベルでの推論が必要となる。

言語レベルの推論とは、様々な形態の情報を言語に変換して、言語のレベルで推論を行なうことをいう。

たとえば、本研究の場合、言語情報と画像情報の融合であるから、画像認識で得られた結果を言語で表現し、その言語表現された結果と言語情報（具体的にはテキストの意味理解の結果）を組み合わせて推論する。

推論方法には、linguistic value などを用いたファジィ推論を利用する。

（言語レベルの推論のイメージ）

画像認識の結果（自然言語）

↓

その状況における常識、価値観、社会規範（自然言語）

↓

推論の結果（自然言語）

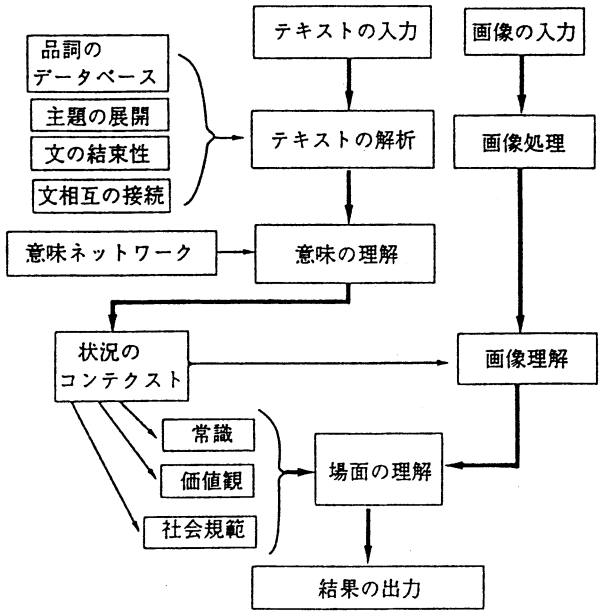


図2 システムの概観

3 システムの概要

選択体系機能文法と言語レベルの推論を用いた、画像情報と言語情報とのデータ融合のシステムの概観を図2に示す。

具体的な対象としては、映画などの物語の理解を目指している。つまり、映画の中の会話と映像から、その物語の場面を理解するシステムである。

3.1 テキストの解析

映画におけるテキストを解析して、そのテキストの形式的意味を理解する。

ここで、形式的意味とは、文法的意味、文と文との結束性、文章の構造などを指す。

この、テキストの解析においては、まず入力されたテキストを品詞の単位に分解する。

テキストを入力する場合、現時点では、文節ごとに区切って入力している。また、入力するテキストも日本語と限定している。

この文節ごとに区切られたテキストを品詞ごとに分解する。具体的には、各品詞ごとのデータベースとの比較を行なう。

この品詞分解は、文節が次の形式で表現されるという前提のもとで実行される。

＜文節＞ ::=＜独立品詞＞｜＜非独立品詞列＞
＜独立品詞＞::=＜接続詞＞｜＜間投詞＞
＜非独立品詞列＞::=＜自立語＞｜＜自立語＞＜付属語列＞
＜自立語＞::=＜動詞＞｜＜形容詞＞｜＜名詞＞｜＜代名詞＞｜
＜形容動詞＞｜＜副詞＞｜＜連体詞＞
＜付属語列＞::=＜付属語＞｜＜付属語＞＜付属語列＞
＜付属語＞::=＜助詞＞｜＜助動詞＞

文章を厳密に品詞ごとに分解するということは、専門家によっても分け方が異なり[3]、また、厳密に品詞ごとに分解することが本来の目的ではないので、意味がつかめて、かつ処理が遅くならないように分解する。

具体的には、名詞、動詞、形容詞などの品詞に比べて、助詞、助動詞などのデータ量のほうが圧倒的に少ないので、助詞、助動詞については、いくつかを組み合わせてデータベースに入れる。

例えば、「使用された」の「された」は、これ1つで助動詞とみなす考え方と「され」＋「た」とみなす考え方があるが、「された」を1つとしてデータベースにいれる。つまり、さらに分解可能な助動詞、助詞をいくつか組み合わせた形でデータベースに登録する。

データベースに登録されていない品詞がテキスト中に出てきた場合には、その品詞については、それ以上の解釈は不可能となる。この場合は、文章の理解にその品詞は使用しない。

次に、得られた結果より、そのテキストにおける主題、文と文とのつながり、代名詞があれば、その指示内容、各文の形式（疑問文であるとか、依頼文であるとかなど）というようにテキスト全体の解釈を行なう。

たとえば、各文の形式については、品詞分解によって抽出した助詞、助動詞などを手がかりに解釈する。

（例） 「‥‥だ。」、「‥‥です。」　　断定文、主張文
「‥‥か。」、「‥‥なの。」　　疑問文
「‥‥だろう。」、「‥‥でしょう。」　　推定文

また、文と文とのつながりに関しては、システムが持っているルールを適用する。

（例）疑問文のあとに別の人物の言葉が続けば応答文である可能性が高い。
呼びかけの文があれば、それに対する応答文が続く可能性が高い。

3.2 テキストの意味の理解

テキストに使用されている言葉の理解には、意味ネットワークを使う。つまり、テキストの解析によって抽出された言葉（名詞、動詞、形容詞などの自立語）を意味ネットワークを使って理解する。

このシステムでは、言葉の意味というものを類似関係と階層関係の2つを用いてとらえる。

つまり、抽出された言葉どうしが意味ネットワークの中のどのような類似関係、階層関係にあるのかという見方でとらえる。1つの言葉の意味というものを他の言葉との意味との階層関係、類似関係というものさしでとらえる。

この意味ネットワークは、システムがデータベースとしてあらかじめ持っていて、検索によって言葉どうしの階層関係、類似関係を見つける。

また、1つの言葉に対して、1つの意味が対応しているとはかぎらず、複数の意味を持つと考えた方がむしろ一般的であるので、このように複数の意味があり、その意味によって類似する言葉やその類似度が異なるときには、複数のデータを登録する。

例えば、「うまい」という言葉を考えてみても「おいしい」という言葉との類似度が大きい意味と、「上手だ」という言葉と類似度が大きい意味が考えられるが、それぞれについて関係を記述する。この「うまい」という言葉と他の言葉の類似度を計算すると、2つの類似度が算出されるが、最終的には類似度の大きい方をとるので問題は起こらない。つまり、ある文の中で「うまい」という言葉が出てきたとき、どちらの意味かを人間が判断するとき、その前後の言葉やつながりを考えるが、それは類似度が高い方の意味を採用していることになる。

また、一般に類似関係を表現する場合、類似度を数値として与えるが、このシステムに場合には、類似度として数値の代わりに言語値（linguistic value）を用いる。

したがって、類似関係をファジィ集合として考えると、類似度を表すメンバーシップ値が言語値であるため、この類似関係は、タイプ2のファジィ集合と考えることができる。

意味ネットワークにおいて、言葉どうしの類似関係を表す言葉は、equal, almost equal, nearly equal, more or less equal などの言語値（linguistic value）を用いる。

これらの言語値はたとえば次の図のように表現される。

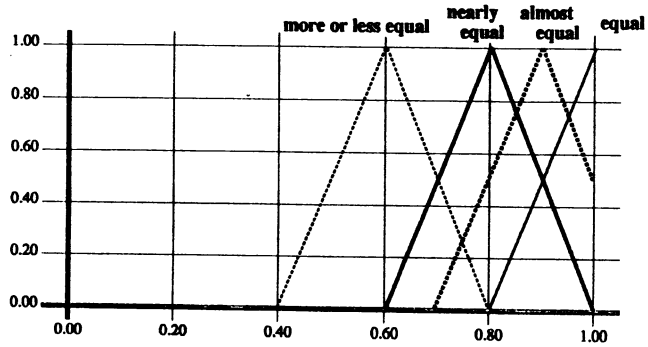


図3．言語値のメンバーシップ関数の例

つまり、言語値のメンバーシップ関数は、正規で凸である方が、演算を行なう上で都合が良い。

意味ネットワークは、例えば次のような形式をしている。

（例）（美しい, nearly equal, かわいい）
（話す, almost equal, 言う）

また、データベースに直接の形で、その関係が表現されていないが、ほかの言葉との関係が表現されている言葉どうしの場合には、類似関係の合成規則

$$\mu(x,z) = \vee_y [\mu(x,y) \wedge \mu(y,z)]$$

を用いる。

ただし、μ (x,y)：言葉 x と言葉 y の類似度
μ (y,z)：言葉 y と言葉 z の類似度
で、ともに言語値で表現されている。

上式において、言語値どうしの合成には次の合成規則を使用する。[4]

タイプ2のファジィ集合A，Bのファジィメンバーシップ関数をそれぞれ

$$\mu_A(x) = \sum_i \alpha_i / u_i$$

$$\mu_B(x) = \sum_j \beta_j / v_j$$

とすると

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) = \sum_{i,j} (\alpha_i \wedge \beta_j) / (u_i \wedge v_j)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \sum_{i,j} (\alpha_i \wedge \beta_j) / (u_i \vee v_j)$$

この合成規則を equal, almost equal, nearly equal, more or less equal という linguistic value に適用すると次のような演算表が求められる。

Linguistic Value の 合成（Intersection）

∧	equal	a-equal	n-equal	m-equal
equal	equal	a-equal	n-equal	m-equal
a-equal	a-equal	a-equal	n-equal	m-equal
n-equal	n-equal	n-equal	n-equal	m-equal
m-equal	m-equal	m-equal	m-equal	m-equal

Linguistic Value の 合成（Union）

∨	equal	a-equal	n-equal	m-equal
equal	equal	equal	equal	equal
a-equal	equal	a-equal	a-equal	a-equal
n-equal	equal	a-equal	n-equal	n-equal
m-equal	equal	a-equal	n-equal	m-equal

a-equal : almost equal
n-equal : nearly equal
m-equal : more or less equal

上の演算表の結果からわかるように、言語値 の合成の結果は、

more or less equal < *nearly equal* < *almost equal* < *equal*

とみなしたときの普通の数値の minimum, maximum と同じ結果であるので、計算する上では、数値と同じように扱える。

言葉の階層関係のついても、この類似関係と同じ手続きによって言葉どうしの階層関係をとらえる。

この結果から会話文に使用されている言葉の意味を言葉どうしの類似関係、階層関係という視点でとらえる。

言葉の意味をとらえたら、システムがデータベースとして持っている複数の状況のなかから、時代、季節、人数、その関係、イベントなど各カテゴリーごとにテキストの中の言葉の意味と最も適合する状況を選択する。

たとえば、人物間の関係というカテゴリーであれば、親子、兄弟、職場の上司と部下、恋人どうし、他人どうし、などのいくつかのパターンをあらかじめ用意しておいて、テキストの言葉と最も適合するものをそのパターンから選択する。また、あるカテゴリーに関して、どのパターンも適合しない場合には、unknown とする。

[状況の選択結果の例]

・時代は	[現代	]	almost true
・季節は	[	]	unknown
・人数は	[２人	]	nearly true
・人物間の関係は	[親子	]	more or less true

3.3 画像の理解

その会話の行なわれている場面における画像を理解する。

この画像の理解のプロセスにおいて、画像の前処理など基本的な処理に関しては、既存の画像処理の操作を施し、形状の認識の段階まで行なう。

また、画像理解のための知識として、テキストの意味理解から求めた状況のコンテクストを利用する。

[画像理解のシミュレーション]

意味理解のプロセスから、テキストのモードとして、「２人の会話」と求められたとき、次の場合が考えられる。

a. 実際に２人の会話している場面が映像として映し出されている。

b. ２人の会話の内容が映像として映し出されている。

a. の場合には、２人の人間がいるということがわかっているので、それを画像で認識し、それ以外の物体についても、人間との大きさの比較で認識を行なうことができる。

b. の場合には、会話の内容を理解しなければならないが、これは、テキストの解析及び意味の理解のプロセスで行なっているので、その結果を利用できる。

3.4 場面の理解

ここでいう場面の理解とは、テキストの意味の理解と画像の理解を合わせた概念を意味する。

意味の理解のプロセスで求められた状況と画像理解で得られた結果を利用する。

システムは、各状況に対応した常識、価値観、社会規範等をルールの形で持っている。

テキストの意味の理解のプロセスにおいて選択された状況を採用する。これらの状況があらかじめ持っている常識、価値観、社会規範などと画像認識から得られた結果（自然言語で表現）とを言語レベルの推論に適用して場面の理解をおこなう。

[場面の理解のシミュレーション]

テキストの意味理解の結果、次のように状況のコンテクストが求めれた。

フィールド：お葬式
テナー　　：母と子供の２人
モード　　：会話

この時、母と子供の会話という情報をもとに、画像理解の結果、２人の人間と祭壇らしきものが認識された。

（お葬式における常識）

お葬式では、お通夜、告別式、納棺などが行なわれる。

画像理解で得られた結果（祭壇らしきもの）とお葬式における常識から、言語レベルでの推論を行ない、その結果から、お通夜または告別式らしいと理解できる。

4 おわりに

言語情報と画像情報のデータ融合の関する枠組を示した。

物語における画像理解を行なう場合、画像の側からのアプローチだけではなく、言語（会話）の側からのアプローチも考える必要がある。

この場合、画像情報と言語情報のデータ融合を行なう必要がある。

そのための手段として、言語レベルでの推論及び機能言語理論の考え方が有効である。

今回は、画像理解の手法について言及しただけで、実際のシステムは、まだ、できていない。実際のシステムを作成する上で、また、考慮しなければならない課題があると考えられる。

この研究は、画像情報と言語情報の融合をテーマとしたものであるが、始めに述べたように、このデータ融合のための枠組は、言語情報と画像情報の融合だけではなく、音声情報、数値情報、文字情報と言語情報との融合についても適用できる。

参考文献

[1] 山口　登　選択体系機能文法理論（前編）福島大学教育学部論集　40号　1986/11

[2] M.A.K.Halliday and Ruquaiya Hassan　機能文法のすすめ　大修館書店　1991/7

[3] 藤原博文　新Wnnかな漢辞典ができるまで　Software Design　pp42-49　技術評論社　1993/3 号

[4] 水本雅晴　ファジィ理論とその応用　サイエンス社　1988/2

[問い合わせ先]

〒 227 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259
東京工業大学総合理工学研究科
システム科学専攻菅野研究室
福山　義幸
TEL　(045) 922-1111　Ext 2645
E-mail　fukuyama@sys.titech.ac.jp

FC3-1

ファジィ要素をもつファジィ関係逆問題に関する一考察

One Study on Fuzzy Rrelation Inverse Problem Whoes Matrices have Fuzzy Elements

＊韓　生廉　　＊関口　隆　　＊＊高橋　宏
Sheng Rian HAN　Takashi SEKIGUCHI　Hiroshi TAKAHASHI
＊横浜国立大学工学部　　＊＊日産自動車総合研究所
*Division of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Yokohama National University
**NISSAN Research Center, NISSAN MOTOR CO., Ltd.

Abstruct:
This paper presents the extended fuzzy relation equation. In conventional fuzzy relation equations, elements of matrices are expressed by real numbers. This expression prevents us from dealing with vague phenomenons. In this paper, we deal with fuzzy relational equation whose elemets are expressed by fuzzy data. Therefore, the inverse problems of fuzzy relationequation are extended to be capable of dealing with fuzziness. The usual process of gettingfuzzy solutions are very complicated. In this paper, however the easy method of getting fuzzysolutions of these invers problems are proposed by Converting a fuzzy matrix to several matrices whose elements are real numbers.

1. はじめに

ファジィ関係式 $R \circ A = B$ の概念は，1976年にSanchezによって最初に提示され[1]，それに対するいくつかの重要な性質が明らかにされた[2]．その後Sanchezの考え方を基礎に，多くの研究者によって，ファジィ関係式によるファジィ関係逆問題，あいまいなシステム同定問題などの解法と応用に関する報告がなされ，あいまいなシステム解析，ファジィ診断，ファジィ環境での意思決定問題などへの適用の有効性を示された[3)-10)]．

一般に，ファジィ関係式において，ファジィ入力行列A，ファジィ出力行列B，ファジィ関係行列（ファジィシステム行列）Rの要素値が[0,1]閉区間のある実数値で表されているものである．しかし，ファジィ関係式をファジィシステム解析，ファジィ診断，ファジィ意思決定・支援などに適用するとき，人間がどのように情報を取り扱うかを考慮した，ファジィ型情報処理の確立が必要である．人間の情報処理過程をファジィシステムとしてとり扱う場合，外部から観測することによって得られる入力情報は，「やや」，「中ぐらい」，「かなり」，「きわめて」という人間の感覚にそった幅のある表現が一般的であると考えられる．さらに人間の意思決定あるいは思考，判断によって得られる出力情報（結論）も「もう少し...」，「中ぐらい...」，という表現が多い．例えば，車を運転している人間の情報処理過程において，ある入力情報（車間距離がやや小さく，速度が中ぐらい）から出力情報（ブレーキを少し強くかける）を推定する場合など，入力情報，出力情報及び両者間の関係（車間距離，車速とブレーキのかける角度の関係）を実数値で表すことよりも，ファジィ値で表現する方がより適していると思われる．

著者等は，こうした観点から，従来のファジィ関係式をクリスプ値表現から区間値表現に拡張して検討してきた[11)-12)]．本論文では，区間値表現を更に拡張し，R，A，Bの各行列要素値をメンバーシップ関数の形状をも考慮したファジィ要素表現にし，ファジィ要素をもつファジィ関係式の解法を提案する．また，計算処理を繁雑にすることなく，ファジィ関係式の記述能力を大いに高めることができるように配慮した．

2. 分割－合成法

本研究では，分割－合成法によるファジィ要素をもつファジィ関係逆問題の解法を提案する．

2.1. ファジィ要素をもつファジィ関係式の記述

ここでは，ファジィ要素をもつファジィ関係式を通常の実数型ファジィ関係式と区別するように，それを

$$R^F \circ A^F = B^F \qquad (2\text{-}1)$$

のように記述することにし，(2-1)式を行列で表すと(2-2)式になる．

$$\begin{bmatrix} r'_{11} & \cdots & r'_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ r'_{m1} & \cdots & r'_{mn} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} a'_1 \\ \vdots \\ a'_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b'_1 \\ \vdots \\ b'_m \end{bmatrix} \qquad (2\text{-}2)$$

ただし，$r'_{i,j}, b'_i$は既知のファジィ要素で，$i = 1, 2, \ldots, m$, $j = 1, 2, \ldots, n$，「$\circ$」はmax-min合成演算である．

2.2. 分割－合成法の記述

分割－合成法の基本的な考えは拡張原理に基づくものである．それに関連している数学的準備を下記に記述する．

[定義2-1]：分割 $D^k[r'_{i,j}]$ と $D^k[b'_i]$

ファジィ要素をもつファジィ関係式において，分割$D^k[r'_{i,j}]$, $D^k[b'_i]$とは，ファジィ関係R^Fの要素$r'_{i,j}$とファジィ出力B^Fの要素b'_iを同時に図3のように同一レベルD^kでカットして，それぞれの台集合上で分割された閉区間値 $[\underline{r^k_{i,j}}, \overline{r^k_{i,j}}]$ と $[\underline{b^k_i}, \overline{b^k_i}]$ をとることを意味する．すなわち，

$D^k[r^r_{i,j}] = [\underline{r^k_{i,j}}, \overline{r^k_{i,j}}]$,　　$D^k[b^r_i] = [\underline{b^k_i}, \overline{b^k_i}]$

と定義する（図2-1を参照）．

ただし，$D^k \in [0,1]$，$i = 1,2,\ldots,m$，$j = 1,2,\ldots,n$，$k = 1,2,\ldots\ldots$，

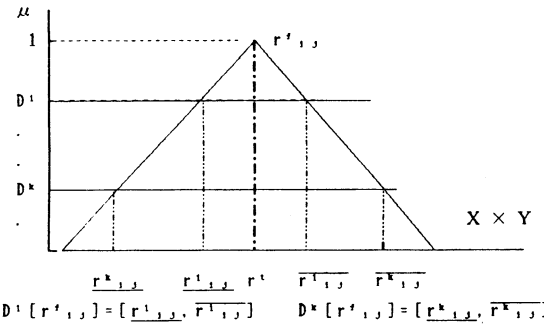


図2-1 (a)ファジィ関係 R^r の要素 $r^r_{i,j}$ の分割

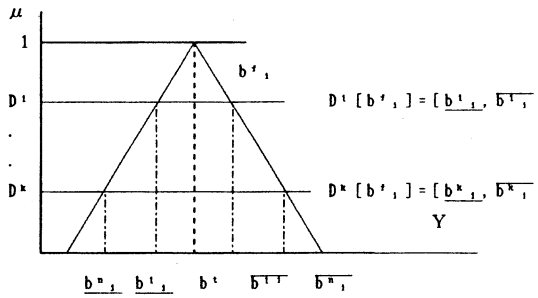


図2-1 (b)ファジィ出力 B^r の要素 b^r_i の分割

[定義2-2]：頂点，左分割点と右分割点

分割 D^k によって得られた点 b^1 を頂点，$\underline{r^k_{i,j}}$ と $\underline{b^k_i}$ を左分割点，$\overline{r^k_{i,j}}$ と $\overline{b^k_i}$ を右分割点と呼ぶことにする．

[定義2-3]：左分割点解と右分割点解

式(2-2)の D^k 分割による左分割点ファジィ関係式

$$\begin{bmatrix} \underline{r^k_{11}} & \cdots & \underline{r^k_{1n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \underline{r^k_{m1}} & \cdots & \underline{r^k_{mn}} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} \underline{a^k_1} \\ \vdots \\ \underline{a^k_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{b^k_1} \\ \vdots \\ \underline{b^k_m} \end{bmatrix} \qquad (2\text{-}3)$$

の解 $\underline{a^k_j}$ を左分割点解，式(2-2)の D^k 分割による右分割点ファジィ関係式

$$\begin{bmatrix} \overline{r^k_{11}} & \cdots & \overline{r^k_{1n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \overline{r^k_{m1}} & \cdots & \overline{r^k_{mn}} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} \overline{a^k_1} \\ \vdots \\ \overline{a^k_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \overline{b^k_1} \\ \vdots \\ \overline{b^k_m} \end{bmatrix} \qquad (2\text{-}4)$$

の解 $\overline{a^k_j}$ を右分割点解と呼ぶ．$(j=1,2,\ldots,n)$

[定義2-4]：頂点解

式(2-2)の D^k 分割による頂点ファジィ関係式

$$\begin{bmatrix} r^1_{11} & \cdots & r^1_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r^1_{m1} & \cdots & r^1_{mn} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} a^1_1 \\ \vdots \\ a^1_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b^1_1 \\ \vdots \\ b^1_m \end{bmatrix} \qquad (2\text{-}5)$$

の解 a^1_j を頂点解と呼ぶ．$(j=1,2,\ldots,n)$

3．合成規則

[定義3-1]：合成C

合成Cというのは，解空間で，すべての分割 D^k について，左分割点解と左分割点解を連結し，右分割点解と右分割点解を連結することによって，正規かつ凸ファジィ集合を求めることを意味する．

本研究では，左分割点解 ≦ 頂点解 ≦ 右分割解を満足するように次の合成規則を設定する．以下簡単にするため，左分割点解を a_1，頂点解を a_t，右分割解を a_r とする．

[規則1]：頂点解，左分割点解，右分割点解がみんな実数値となる場合に，合成解は三角形ファジィ数である（図3.1）．

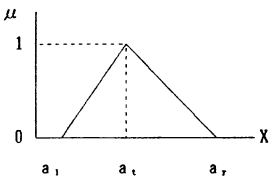


図 3.1

楽観的な解

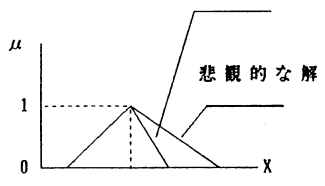


図 3.2

楽観的な解

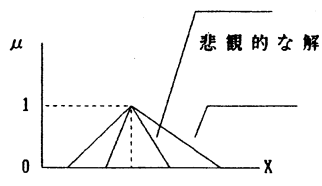


図 3.3

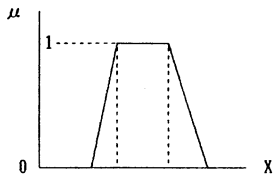


図 3.4

[規則2]：a_t が実数値，a_1 と a_r の内1つが区間値となる場合に，合成解は悲観的解と楽観的解の2つ三角形ファジィ数である（図3.2）．

[規則3]：a_t が実数値，a_1 と a_r がみんな区間値となる場合に，合成解は悲観的解と楽観的解の2つ三角形ファジィ

数である（図3.3）．

[規則４]：a_tが区間値，a_1とa_rが実数値となる場合に，合成解は１つの台形ファジィ数である（図3.4）．

[規則５]：a_tが区間値，a_1とa_rの内１つが区間値となる場合に，合成解は悲観的解と楽観的解の２つの台形ファジィ数である（図3.5）．

[規則６]：a_t，a_1，a_rがみんな区間値となる場合に，合成解は図5.6の示すように悲観的解と楽観的解の２つの台形ファジィ数である（図3.6）．

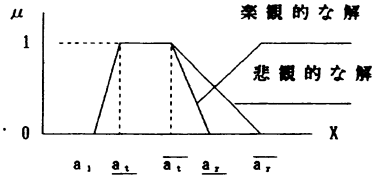


図 3.5

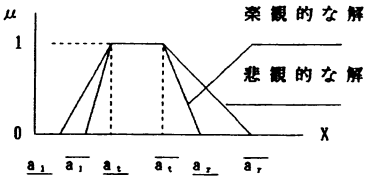


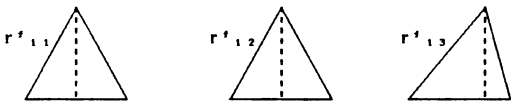
図 3.6

4. 数値例

分割-合成法によるファジィ要素（ここでは三角形型のファジィ数）をもつファジィ関係式の簡単な例を示す．

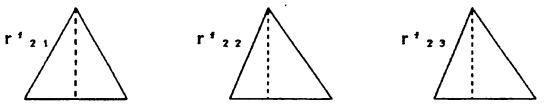
$$\begin{bmatrix} r'_{11} & r'_{12} & r'_{13} \\ r'_{21} & r'_{22} & r'_{23} \\ r'_{31} & r'_{32} & r'_{33} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} a'_1 \\ a'_2 \\ a'_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b'_1 \\ b'_2 \\ b'_3 \end{bmatrix} \qquad (4\text{-}1)$$

式(4-1)の要素r'_{ij}を図4.1の(a)，(b)，(c)に，b'_iを図4.1の(d)に示すような三角形ファジィ数であるとする．ただし，ここでは，$i=3$，$j=3$である．



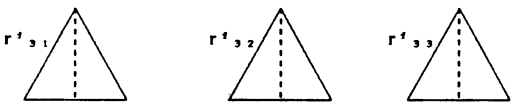
0.1 0.2 0.3 0.7 0.8 0.9 0.6 0.9 1.0

図4.1(a) R^rのファジィ要素r'_{11}，r'_{12}，r'_{13}



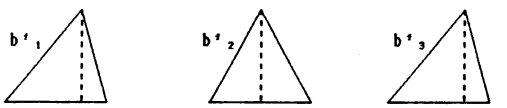
0.6 0.8 1.0 0.5 0.6 0.8 0.1 0.2 0.4

図4.1(b) R^rのファジィ要素r'_{21}，r'_{22}，r'_{23}



0.2 0.4 0.6 0.6 0.7 0.8 0.3 0.4 0.5

図4.1 (c)R^rのファジィ要素r'_{31}，r'_{32}，r'_{33}



0.6 0.8 0.9 0.5 0.6 0.7 0.3 0.5 0.6

図4.1(d) B^rのファジィ要素b'_1，b'_2，b'_3

頂点分割$D^1[r'_{ij}]$と$D^1[b'_i]$により，次の関係式(4-1)が得られる．

$$\begin{bmatrix} 0.2 & 0.8 & 0.9 \\ 0.8 & 0.6 & 0.2 \\ 0.4 & 0.7 & 0.4 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} at_1 \\ at_2 \\ at_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.8 \\ 0.6 \\ 0.5 \end{bmatrix} \qquad (4\text{-}1)$$

符号行列法[1]により，解A_tは，$A_t=(0.6,\ 0.5,\ 0.8)^T$となる．

左分割点によってファジィ関係式(4-2)が得られる．

$$\begin{bmatrix} 0.1 & 0.7 & 0.6 \\ 0.6 & 0.5 & 0.1 \\ 0.2 & 0.6 & 0.3 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} a_{L1} \\ a_{L2} \\ a_{L3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6 \\ 0.5 \\ 0.3 \end{bmatrix} \qquad (4\text{-}2)$$

符号行列法により，解A_Lは，

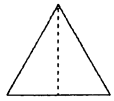
A_L＝（0.5, [0,0.3], 0.6）^{T} となる．

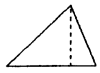
右分割点によって次のファジィ関係式(4-3)が得られる．

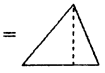
$$\begin{bmatrix} 0.3 & 0.9 & 1.0 \\ 1.0 & 0.8 & 0.4 \\ 0.6 & 0.8 & 0.5 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} a_{R1} \\ a_{R2} \\ a_{R3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.7 \\ 0.6 \end{bmatrix} \qquad (4\text{-}3)$$

解 A_Rは，A_R＝（0.7, 0.6, 0.9）^{T}となる．

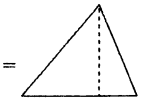
前述の合成規則によって，合成解A^Fの要素a'_1, a'_2, a'_3はそれぞれ

a'_1＝ 

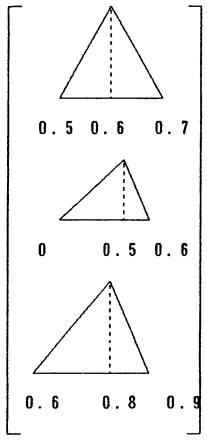
a'_{21}＝ 

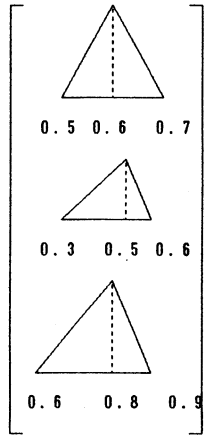
a'_{22}＝ 

（悲観的な解）　（楽観的な解）

a'_3＝ 

よって，ファジィ型解A^Fは次の２つとなる．

A^F_1＝ 

A^F_2＝ 

5．おわりに

ファジィ要素を従来の実数型ファジィ関係式に導入することにより，あいまいシステム解析，あいまい関係の逆問題などへの対応能力が高くなる．「やや...」，「もう少し...」などのような幅を持つ表現が得られる．

計算については，本解法はファジィ数の演算をクリスプ値の演算に取り替え，従来の実数値ファジィ関係式と同等な解析能力をもつといえる．

本論文にて提案したファジィ要素をもつファジィ関係式の解法を今後観測可能なデータが各種の分布によって表された情報処理（例えばドライバーの官能評価など）に適用して，その有効性を確認するつもりである．

参考文献：

1)E.Sanchez:Resolution of Composite Fuzzy Relation Equations, Information and Control,30,pp.38-48 (1976).

2)E.Sanchez:Solution in Composite Fuzzy Eelation Equations;Application to Medical Diagnosis in Brouwerian Logic, Fuzzy Automata and Decision Processes(Eds. M.M.Gupta,G.N.Saridis and B.R.Gaines), pp.221-234, Elsevier North-Holland,INC.(1977)

3)大里，関口：多項形の合成ファジィ関係式の解法，計測自動制御学会論文集，Vol.17,No.7,pp.756-763(1981)

4)築山，田中，浅居：ファジィ入出力データによる論理システムの同定，システムと制御，Vol.26,No.5,pp.319-326 (1982)

5)大里，関口：凸結合されたSup・min－Inf・max合成ファジィ関係式の解法，計測自動制御学会論文集，Vol.19, No.3,pp.212-219(1983)

7)塚本，田代：ファジィ関係逆問題の解法，計測自動制御学会論文集，Vol.15,No.1,pp.21-25(1982)

8)M.Higashi,G.J.Klir:Resolution of Finite Fuzzy RelationEquations,Fuzzy Sets and System,13,pp.65-82 (1984)

9)韓，関口：符号行列によるファジィ関係式の解法，日本ファジィ学会誌，Vol.4,No.1,pp.160-171(1992)

10)韓，関口：ファジィ関係不等式の一解法，日本ファジィ学会誌，Vol.4,No.41,pp.122-133(1992)

11)韓，関口，高橋：ファジィ関係逆問題における解の存在性の判別，日本ファジィ学会誌，投稿中(1992)

12)高橋，韓，関口：区間値ファジイ関係式を用いた走行環境認識，日本ファジィ学会誌，投稿中 (1992)

FC3-2

含意演算の図的表現とファジィ算法方程式への適用について

Pictorial Representations of Implication Operation and its Application to Fuzzy Arithmetic Equation

河口 万由香† 齊藤 ゆか†† 伊達 惇†
Mayuka F. Kawaguchi Yuka Saito Tsutomu Da-te

†北海道大学 工学部
Faculty of Engineering, Hokkaido University
††松下システムエンジニアリング (株)
Matsushita System Engineering Co.,Ltd.

Abstract

φ-Operators, which are given as relative pseudocomplements of t-norms, are known as good models of fuzzy set-thoretic implication. In this paper, the authors illustrate the φ-operators connected with representative t-norms in order to compare their characteristics each other. Moreover, we consider the relation between the solutions of fuzzy arithmetic equations and φ-operators.

1 はじめに

ファジィ集合における演算には様々なものが知られているが、含意演算であるφ演算子はt−ノルムの相対擬補元として与えられ、t−ノルムを含んだファジィ関係方程式の解法において重要な役割を果たしている。ファジィ関係方程式をたてる際には、方程式によって表現されるシステムがシステム設定者 (もしくは解析者) の知識や経験に合致したものになるように、t−ノルムを選択することになる。ところが、現状では個々のφ演算子の性質が充分に知られておらず、従って、選択したt−ノルムに対応するφ演算子を用いてどのような解が得られるかを予測することは困難である。

そこで、本研究では、φ演算子の特徴を図的に把握することを試み、さらにファジィ関係方程式の特殊な場合であるファジィ算法方程式の解とφ演算子の性質との関連について考察する。

2 t−ノルムとφ演算子

一般にt−ノルムとは、次の条件を満たす$[0,1]\times[0,1]$から$[0,1]$への写像として定義されている[4]。以後、単位区間$[0,1]$をIで表す。

定義 1 $T: I\times I\to I$は次の4つの条件を満足する関数である。但し、$a,b,c,d\in I$とする。

$$T(0,0)=0,\ T(a,1)=a \tag{1}$$

$$a\le c, b\le d \ \Rightarrow\ T(a,b)\le T(c,d) \tag{2}$$

$$T(a,b)=T(b,a) \tag{3}$$

$$T(T(a,b),c)=T(a,T(b,c)) \tag{4}$$

t−ノルムのうち、次の条件を満たすものをArchimedean t−ノルムと呼ぶ。

1. Tは連続である
2. 全ての$a\in(0,1)$に対して$T(a,a)<a$となる。

又、Archimedean t−ノルムのうち、次の条件を満たすものをstrict Archimedean t−ノルムと呼ぶ。

3. Tは、$(0,1)\times(0,1)$上で単調増加である。

全てのArchimedean t−ノルムは、以下のように生成関数fによって表される。

$$T(a,b)=f^{[-1]}(f(a)+f(b)) \tag{5}$$

このとき、fは連続、かつ減少関数で$f(1)=0$, $f:[0,1]\to[0,\infty)$となる。また、$f^{[-1]}$はfの一般化逆関数で次のように定義される。

$$f^{[-1]}(y)=\begin{cases} f^{-1}(y) & \text{for } y\in[0,f(0)] \\ 0 & \text{for } y\in[f(0),\infty) \end{cases} \tag{6}$$

定義 2 任意の $a,b \in I$ において T が下半連続であるとき φ 演算子は以下のように定義される。

$$a\varphi b = \sup\{x \mid T(a,x) \leq b\} \tag{7}$$

φ 演算子も t-ノルムと同様にそれぞれの t-ノルムに対応する生成関数によって、以下のように表すことができる。

$$a\varphi b = \begin{cases} f^{[-1]}(f(b)-f(a)) & \text{for } a > b \\ 1 & \text{for } a \leq b \end{cases} \tag{8}$$

3 φ 演算子の図的表現

表 1 に代表的な 4 種類の t-ノルムとその生成関数 $f(a)$ および $a\varphi b$ を挙げる。また、Fig.1~ Fig.3 に表 1 に挙げた φ 演算子を図示する。$a\varphi b$ は非可換な演算であるから、変数 a と b をそれぞれパラメータとみなして 2 枚一組のグラフを作成した。Fig.1 の左側のグラフは b をパラメータとし 0.1 きざみで与え、a に対する $a\varphi b$ を表したものである。同様に、右側のグラフは a をパラメータとし 0.1 きざみで与え、b に対する $a\varphi b$ を表したものである。Fig.2,3 についても同様である。また激烈積に対応する φ 演算子については文献 [7] を参照されたい。

4 ファジィ算法方程式の解

以下、本報告では、ファジィ数 A を、実数直線 R 上の正規凸ファジィ集合で、そのメンバシップ関数 $\mu_A : R \to I$ が区分的連続、かつ台が有界なものとする。

ファジィ数の二項演算 $A * B$ は

$$\mu_{A*B}(z) = \sup_{z=x*y} T(\mu_A(x), \mu_B(y)) \tag{9}$$

と定義され、この演算を含む方程式は、ファジィ算法方程式と呼ばれる。方程式 $A + X = C$ 及び $A \times X = C$ の最大解を与える解法として、それぞれ次の非標準演算 $C \ominus A, C \oslash A$ が知られている[5]。

$$\mu_{C\ominus A}(y) = \inf_{z=x+y} \mu_A(x) \ \varphi \ \mu_C(z) \tag{10}$$

$$\mu_{C\oslash A}(y) = \inf_{z=x\times y} \mu_A(x) \ \varphi \ \mu_C(z) \tag{11}$$

ここでファジィ数 A を、その平均値 m_A、左右の広がり α_A, β_A の 3 つのパラメータを用いて $A = (m_A, \alpha_A, \beta_A)$ と表記することとする。(他のファジィ数も同様)

非標準演算 $C \ominus A, C \oslash A$ の平均値と広がりのパラメータを A と C のパラメータを用いて求めようとするとき、φ 演算子を次の 2 つのクラスに分類することが必要となる。

[クラス I] $a\varphi b = 0$ となるのは、$a \neq 0$ かつ $b = 0$ のときであり、またそのときに限るような φ 演算子。

[クラス II] $a\varphi b = 0$ となるのは、$a = 1$ かつ $b = 0$ のときであり、またそのときに限るような φ 演算子。

表 1 の論理積と代数積はクラス I に、限界積と激烈積はクラス II に属する。$C \ominus A, C \oslash A$ のパラメータは、クラス I, II の φ 演算子に対応する、わずか 2 種類の公式群 (表 2, 表 3) で与えられる[5]。また表 3 におけるメタパラメータ p,q,r,s は、表 4 に示してある。

参考文献

[1] 宮腰 , 新保: t-ノルムを用いたファジィ関係の合成とそのファジィ推論への応用 , 電子通信学会論文誌, Vol.J67-D, No.4 (1984)pp.391-398.

[2] 大里 有生: ファジィ関係とその演算 , 日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.3 (1991)pp.464-474.

[3] E.Sanchez: Resolution of Composite Fussy Relation Equations, Information and Control, Vol.30 (1976)pp.38-48.

[4] M. Mizumoto: Pictorial Representations of Fuzzy Connectives, Part 1 : Case of t-Norms, t-Conorms and Averaging Operators, Fuzzy Sets and Systems, Vol.31(1989)pp.217-242.

[5] M.F.Kawaguchi, T.Da-te: A Calculation Method for Solving Fuzzy Arithmetic Equations with Triangular Norms, Proc. of 2nd IEEE Int.Conf.Fuzzy Sys. (FUZZ-IEEE'93), (1993) 掲載予定.

[6] 坂和 正敏: ファジィ理論の基礎と応用 , 森北出版 (1989).

[7] 河口 , 伊達: 激烈積に基づく L-R ファジィ数の算術演算, 第 9 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,FC3-3(1993).

[問い合わせ先]
〒 060 札幌市北区北 13 条西 8 丁目
北海道大学工学部情報工学科
河口 万由香
TEL. 011-716-2111 (内)6793
FAX. 011-757-3523

表 1: $T(a,b)$ および $a\varphi b$　　($a\varphi b = 1$ for $a \leq b$)

No.	$t-$ノルム	$f(a)$	$a\varphi b$ for $a > b$
1	**論理積** (logical product) $a \wedge b = \min(a,b)$	$\begin{cases} 1 & \text{for } a = 0 \\ 0 & \text{for } a > 0 \end{cases}$	b
2	**代数積** (algebraic product) $a \cdot b = a$	$-\log(a)$	$\frac{b}{a}$
3	**限界積** (bounded product) $a \odot b = 0 \vee (a+b-1)$	$1-a$	$1-a+b$
4	**激烈積** (drastic product) $a \barwedge b = \begin{cases} a & \text{for } b = 1 \\ b & \text{for } a = 1 \\ 0 & \text{for } a, b < 1 \end{cases}$	$\begin{cases} 1 & \text{for } a < 1 \\ 0 & \text{for } a = 1 \end{cases}$	$\begin{cases} 1 & \text{for } a \neq 1 \\ b & \text{for } a = 1 \end{cases}$

表 2: 非標準減算 $C \ominus A$ のためのパラメータ公式

	$m_{C \ominus A}$	$\alpha_{C \ominus A}$	$\beta_{C \ominus A}$
Class I	$m_C - m_A$	$\alpha_C - \alpha_A$	$\beta_C - \beta_A$
Class II	$m_C - m_A$	α_C	β_C

表 3: 非標準除算 $C \oslash A$ のためのパラメータ公式

	$m_{C \oslash A}$	$\alpha_{C \oslash A}$	$\beta_{C \oslash A}$
Class I	$\frac{m_C}{m_A}$	$\frac{m_A q - m_C p}{m_A(m_A - p)}$	$\frac{m_A s - m_C r}{m_A(m_A + r)}$
Class II	$\frac{m_C}{m_A}$	$\frac{q}{m_A}$	$\frac{s}{m_A}$

表 4: 非標準除算公式におけるパラメータ対応

	p	q	r	s
$A > 0, C > 0$	α_A	α_C	β_A	β_C
$A < 0, C < 0$	$-\beta_A$	$-\beta_C$	$-\alpha_A$	$-\alpha_C$
$A > 0, C < 0$	$-\beta_A$	α_C	$-\alpha_A$	β_C
$A < 0, C > 0$	α_A	$-\beta_C$	β_A	$-\alpha_C$
$A > 0, C \simeq 0$	$-\beta_A$	α_C	β_A	β_C
$A < 0, C \simeq 0$	α_A	$-\beta_C$	$-\alpha_A$	$-\alpha_C$

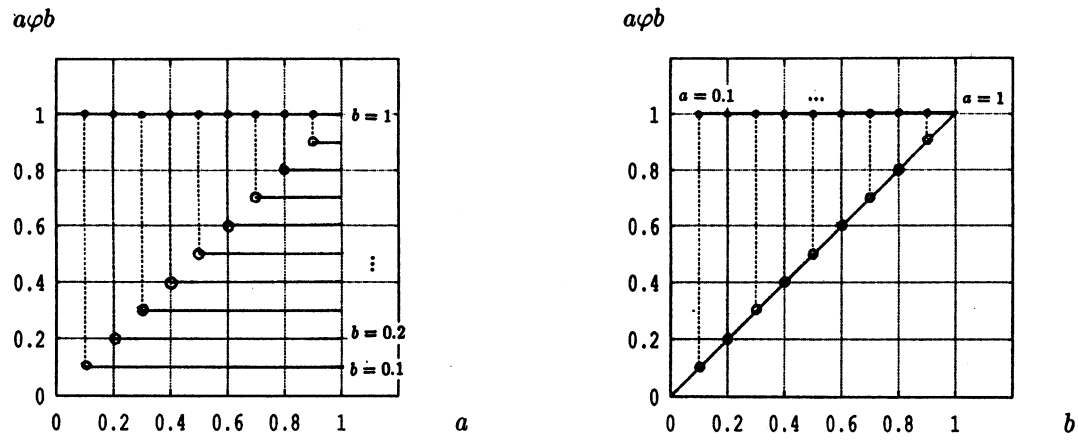


Fig.1 論理積に対応するφ−オペレータ

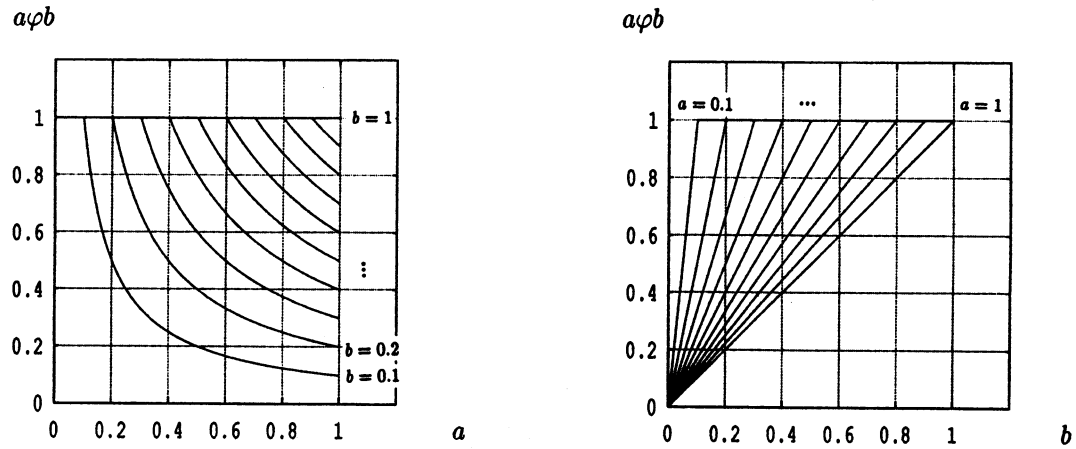


Fig.2 代数積に対応するφ−オペレータ

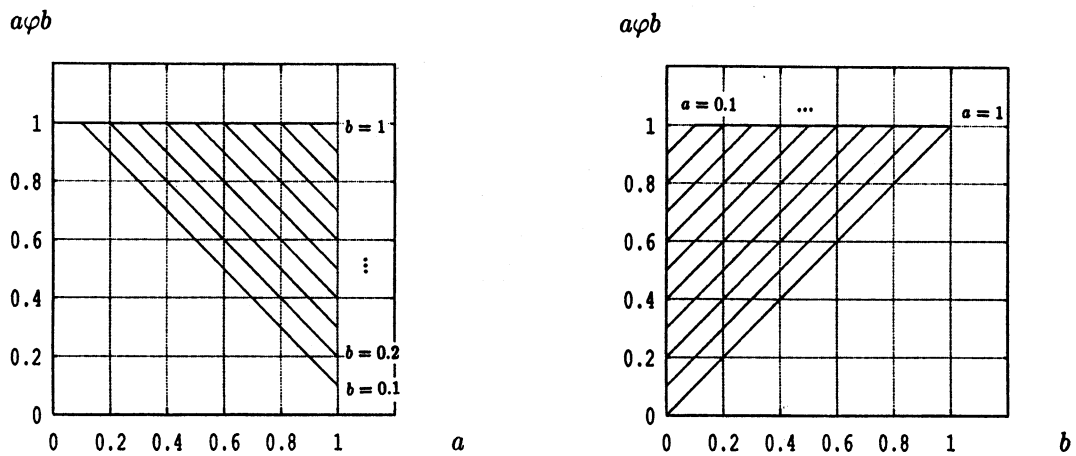


Fig.3 限界積に対応するφ−オペレータ

FC3-3

激烈積に基づくL-Rファジィ数の算術演算

A Study of Arithmetic Operations of L-R Fuzzy Numbers based on Drastic Product

河口 万由香　　伊達 惇
Mayuka F. KAWAGUCHI　　Tsutomu DA-TE

北海道大学 工学部
Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract

In this paper, the authors clarify the properties of fuzzy arithmetic based on sup-(drastic product) convolution. This type of arithmetic gives the operation results with the least growths of fuzziness (i.e. the most optimistic results) in contrast with the ordinary one based on sup-min convolution. We also treat the solution of fuzzy arithmetic equations based on inf-ϕ convolution in the case of drastic product, where the ϕ-operator plays a role of the implication operator corresponding to drastic product.

1. はじめに

ファジィ算法の一般化の一種として，sup-(t-norm) convolution に基づくファジィ数演算が提案されている[2]．この一般化されたファジィ算法では，t-ノルムの選択によって，演算による曖昧さの増加の度合を調節することができるのが利点であり，t-ノルム毎に演算結果の特徴が調査されつつある[3,4,5]．また，ファジィ算法方程式の解法[6,10]においては，t-ノルムに対応する含意演算（ϕ-オペレータ）[9]が重要な役割を果たしている．本研究では，代表的な t-ノルムの一つである激烈積（drastic product）をとりあげ，sup-(drastic product) convolution によるファジィ数演算と，激烈積に対応するϕ-オペレータによる方程式の解の性質を調査する．

2. ファジィ算法

実数軸 $\mathbb{R}$上の正規凸ファジィ集合で，区分的に連続なメンバシップ関数を持つものを，一般にファジィ数と呼ぶ．本論文では，ファジィ数 Aを型関数 L_A, R_A, 平均 m_A, 左右の幅 α_A, β_A を用いた，いわゆる L-R表現[1] $A=(m_A, \alpha_A, \beta_A)_{L_AR_A}$ を採用する．ただし，L_A, R_A は ① $L(x)=L(-x)$, ② $L(0)=1$, ③ $L(x)$ は$[0,\infty)$において非増加，を満足する関数である．このとき Aのメンバシップ関数 $\mu_A:\mathbb{R}\to[0,1]$ は次式で表される．

$$\mu_A(x)=\begin{cases} L_A((m_A-x)/\alpha_A) & ; x\leq m_A, \\ R_A((x-m_A)/\beta_A) & ; x\geq m_A \end{cases} \tag{1}$$

ファジィ数A は，次の式(2),(3)を満足するとき，それぞれ正，負であると呼び，いずれも満足しない場合は，$A\simeq 0$ と表記する．

$$A>0 \Leftrightarrow \mu_A(x)=0 \quad ; \quad \forall x\leq 0 \tag{2}$$

$$A<0 \Leftrightarrow \mu_A(x)=0 \quad ; \quad \forall x\geq 0 \tag{3}$$

ファジィ数の二項演算A＊B は，実数の二項演算a＊bを拡張して，次の sup-(t-norm) convolution で定義されるものとし，本論文ではこれを標準演算と呼ぶ．

$$\mu_{A*B}(z) = \sup_{z=x*y} T(\mu_A(x), \mu_B(y)) \tag{4}$$

ファジィ数の標準四則演算のうち，減算と除算は容易に加算・乗算に置き換えられるので，以下の議論では，ファジィ数の加算・乗算のみを取り扱う．

ファジィ標準加・乗算に対応して，次の非標準減算と除算が定義される[10]．

$$\mu_{C\ominus A}(y) = \inf_{z=x+y} \mu_A(x) \ \phi \ \mu_C(z) \tag{5}$$

$$\mu_{C\oslash A}(y) = \inf_{z=x\times y} \mu_A(x) \ \phi \ \mu_C(z) \tag{6}$$

式(5),(6) における ϕ-オペレータは，t-ノルム T に対応して定義される[9]．本論文では，T 及び ϕ として次の演算を採用する．ただし，$a,b\in[0,1]$ である．

$$T(a,b) = a \mathbin{\dot{\wedge}} b \qquad \text{（激烈積）}$$

$$= \begin{cases} a & (b=1) \\ b & (a=1) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases} \tag{7}$$

$$a \ \phi \ b = \begin{cases} 1 & (a\leq b) \\ 1 & (a\neq 1,\ a>b) \\ b & (a=1,\ a>b) \end{cases} \tag{8}$$

式(8)で表される ϕ-オペレータを Fig.1 に図示する．

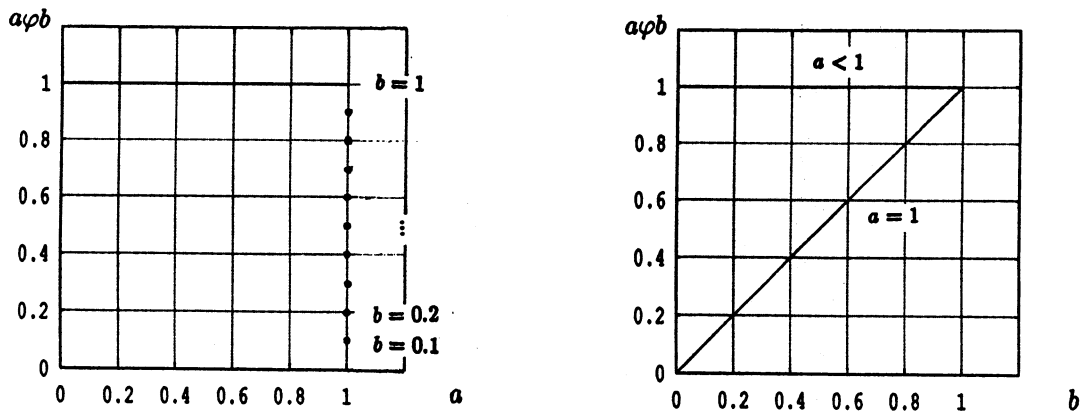


Fig.1 激烈積に対応するφ-オペレータ

式(4)において t-ノルムT が下半連続であるとき，もし方程式 A+X=C 及び A×X=C が解を持つならば，それぞれ C⊖A , C⊘A がその最大解であることが知られている[6,10]．しかし，式(7)で示された激烈積は a=1 と b=1 において下半連続ではないので，算法方程式の解法については，別途，調査を要する．

3．激烈積に基づくファジィ算術演算に関する諸定理

本節では，激烈積を採用した場合の標準加算，非標準減算と方程式 A+X=C の解，標準乗算，非標準除算と方程式 A×X=C の解，について論じる．

[定理1] ファジィ数 $A=(m_A, \alpha_A, \beta_A)_{LR}$ と $B=(m_B, \alpha_B, \beta_B)_{LR}$ の標準演算による和 A+B は，同じ型関数を有するファジィ数である．

$$A+B = (m_A+m_B,\ \max(\alpha_A, \alpha_B),\ \max(\beta_A, \beta_B))_{LR} \qquad (9)$$

(証明)

式(1),(7) を用いて，式(4)を以下のように変形する．

$$\begin{aligned}
&\mu_{A+B}(z) \\
&= \sup_{z=x+y}(\mu_A(x) \mathbin{\dot{\wedge}} \mu_B(y)) \\
&= \max\ (\mu_A(z-m_B),\ \mu_B(z-m_A)) \\
&= \begin{cases} \max\ \left(L\left(\frac{m_A-(z-m_B)}{\alpha_A}\right), L\left(\frac{m_A-(z-m_B)}{\alpha_B}\right) \right) & z \leqq m_A+m_B \\ \max\ \left(R\left(\frac{(z-m_B)-m_A}{\beta_A}\right), R\left(\frac{(z-m_B)-m_A}{\beta_B}\right) \right) & z \geqq m_A+m_B \end{cases} \\
&= \begin{cases} L\left(\frac{(m_A+m_B)-z}{\max(\alpha_A, \alpha_B)}\right) & z \leqq m_A+m_B \\ R\left(\frac{z-(m_A+m_B)}{\max(\beta_A, \beta_B)}\right) & z \geqq m_A+m_B \end{cases} \qquad (10)
\end{aligned}$$

従って，式(9)が成立する．　(証明終)

[定理2] ファジィ数 $A=(m_A, \alpha_A, \beta_A)_{L_AR_A}$ と $C=(m_C, \alpha_C, \beta_C)_{L_CR_C}$ の非標準演算による差 C⊖A は，C と同じ型関数をもつファジィ数である．

$$C \ominus A = (m_C-m_A,\ \alpha_C,\ \beta_C)_{L_CR_C} \qquad (11)$$

さらに，$\alpha_A \leqq \alpha_C$，$\beta_A \leqq \beta_C$，$L_A=L_C$，$R_A=R_C$ のとき，A+(C⊖A)=C が成り立つ，すなわち C⊖A は A+X=C の解の一つである．

(証明)

aφb の定義式(8)より，a=1 のとき aφb は最小値b をとるので式(5)は，以下のように変形される．

$$\begin{aligned}
\mu_{C\ominus A}(y) &= \inf_{z=x+y} \mu_A(x)\ \phi\ \mu_C(z) \\
&= \mu_C(m_A+y) \\
&= \begin{cases} L_C\left(\frac{(m_C-m_A)-y}{\alpha_C}\right) & y \leqq m_C-m_A \\ R_C\left(\frac{y-(m_C-m_A)}{\beta_C}\right) & y \geqq m_C-m_A \end{cases} \qquad (12)
\end{aligned}$$

従って，式(11)が成立する．次に，式(2)の B に C⊖A を代入して，式(12)を考慮すると次式が得られる．

$$\begin{aligned}
&\mu_{A+(C\ominus A)}(z) \\
&= \sup_{z=x+y}(\mu_A(x) \mathbin{\dot{\wedge}} \mu_{C\ominus A}(y)) \\
&= \max\ (\mu_A(z-(m_C-m_A)),\ \mu_{C\ominus A}(z-m_A)) \\
&= \begin{cases} \max\ \left(L_A\left(\frac{m_C-z}{\alpha_A}\right), L_C\left(\frac{m_C-z}{\alpha_C}\right) \right) & z \leqq m_C \\ \max\ \left(R_A\left(\frac{z-m_C}{\beta_A}\right), R_C\left(\frac{z-m_C}{\beta_C}\right) \right) & z \geqq m_C \end{cases} \qquad (13)
\end{aligned}$$

ゆえに，$L_A=L_C$，$R_A=R_C$，$\alpha_A \leqq \alpha_C$，$\beta_A \leqq \beta_C$ であるならば，次式が成立する．

$$\begin{aligned}
\mu_{A+(C\ominus A)}(z) &= \begin{cases} L_C\left(\frac{m_C-z}{\alpha_C}\right) & z \leqq m_C \\ R_C\left(\frac{z-m_C}{\beta_C}\right) & z \geqq m_C \end{cases} \\
&= \mu_C(z) \qquad (14)
\end{aligned}$$

従って，$A+(C\ominus A)=C$ が成り立つ．　　（証明終）

［定理３］　ファジィ数 A,B が表１に示すような型関数の組合せを満足するならば，標準演算による積 $A\times B$ は，次式で示されるようなファジィ数になる．

$$A\times B = (m_A\times m_B,\ \max(m_Aq, m_Bp),\ \max(m_As, m_Br))_{LR} \quad (15)$$

ただし，上式におけるメタパラメータ p,q,r,s の対応は表２に示すように A,B の正負に従う．

表１．標準乗算における型関数の制約

m_A	L_BR_B	m_B	L_AR_A
＋	LR	＋	LR
－	RL	－	RL
0	free	0	free

表２．標準乗算におけるメタパラメータの対応

m_A	q	s	m_C	p	r
＋	α_B	β_B	＋	α_A	β_A
－	$-\beta_B$	$-\alpha_B$	－	$-\beta_A$	$-\alpha_A$
0	free		0	free	

（略証）

$m_A\neq 0, m_B\neq 0$ とすると式(4)は以下のように変形できる．

$$\mu_{A\times B}(z) = \sup_{z=x\times y}(\mu_A(x)\wedge\mu_B(y)) = \max(\mu_A(z/m_B),\ \mu_B(z/m_A)) \quad (16)$$

従って，$\mu_{A^*}(z)\equiv\mu_A(z/m_B)$，$\mu_{B^*}(z)\equiv\mu_A(z/m_A)$ とおいたときの A^*,B^* の型関数が $L_A^*=L_B^*=L$，$R_A^*=R_B^*=R$ であるならば，式(16)は次のようにまとめることができ，式(15)が成り立つことになる．

$$\mu_{A\times B}(z) = \begin{cases} L\left(\dfrac{m_Am_B-z}{\max(m_Aq, m_Bp)}\right) & z\leqq m_Am_B \\ R\left(\dfrac{z-m_Am_B}{\max(m_As, m_Br)}\right) & z\geqq m_Am_B \end{cases} \quad (17)$$

$m_A=0, m_B\neq 0$ または $m_A\neq 0, m_B=0$ のときは，それぞれ式(4)は次の式(18),(19)のようになる．

$$\mu_{A\times B}(z) = \mu_A(z/m_B) \quad (18)$$

$$\mu_{A\times B}(z) = \mu_B(z/m_A) \quad (19)$$

式(18)において $L_A^*=L$，$R_A^*=R$，式(19)において $L_B^*=L$，$R_B^*=R$ であるならば，それぞれ式(17)に含まれる．

$m_A=0, m_B=0$ のとき，式(4)は，

$$\mu_{A\times B}(z) = \begin{cases} 1 & (z=0) \\ 0 & (z\neq 0) \end{cases} \quad (20)$$

となり，$A\times B$ は実数 0 である．このとき，式(20)は，無条件に式(17)に包含される．

従って，$m_A>0, m_A<0, m_A=0, m_B>0, m_B<0, m_B=0$ それぞれの場合について，$L_A^*=L_B^*=L$，$R_A^*=R_B^*=R$ となる条件を調べると表１が得られる．

表２に示した，メタパラメータ p,q,r,s の対応に関する証明は文献[7]を参照されたい．　　（略証終）

［定理４］　ファジィ数 C が表３に示す型関数の制約を満たすならば，ファジィ数 A,C の非標準演算による商 $C\oslash A$ は，次式で示されるようなファジィ数になる．ただし，$A>0$ または $A<0$ とする．

$$C\oslash A = (m_C/m_A,\ q/m_A,\ s/m_A)_{LR} \quad (21)$$

さらに，$|(m_C/m_A)p|\leqq|q|$，$|(m_C/m_A)r|\leqq|s|$，かつ，A が表３に示す型関数の制約を満足するならば，$A\times(C\oslash A)=C$ が成り立つ，すなわち $C\oslash A$ は $A\times X=C$ の解の一つである．ここで，メタパラメータ p,q,r,s の対応は，表４に示すように m_A, m_C の正負に従う．

表３．非標準除算における型関数の制約

m_A	L_CR_C	m_C/m_A	L_AR_A
＋	LR	＋	LR
－	RL	－	RL
		0	free

表４．非標準除算におけるメタパラメータの対応

m_A	q	s	m_C	p	r
＋	α_C	β_C	＋	α_A	β_A
－	$-\beta_C$	$-\alpha_C$	－	$-\beta_A$	$-\alpha_A$
			0	free	

（略証）

$m_A\neq 0$ であるから，式(6)は次のように変形される．

$$\mu_{C\oslash A}(y) = \inf_{z=x\times y}\mu_A(x)\ \phi\ \mu_C(z) = \mu_C(m_Ay) = \begin{cases} L_C\left(\dfrac{m_C-m_Ay}{\alpha_C}\right) & m_Ay\leqq m_C \\ R_C\left(\dfrac{m_Ay-m_C}{\beta_C}\right) & m_Ay\geqq m_C \end{cases} \quad (22)$$

$m_A>0$ であるならば，式(22)は

$$\mu_{C\oslash A}(y) = \begin{cases} L_C\left(\dfrac{m_C/m_A-y}{\alpha_C/m_A}\right) & y\leqq m_C/m_A \\ R_C\left(\dfrac{y-m_C/m_A}{\beta_C/m_A}\right) & y\geqq m_C/m_A \end{cases} \quad (23)$$

となり，$L_C=L, R_C=R$ かつ $q=-\alpha_C$，$s=-\beta_C$ ならば，式(21)が成り立つ．$m_A<0$ である場合も同様にして，R_C

$=L, Lc=R$ かつ $q=-\beta c$, $s=-\alpha c$ ならば，式(21)が成り立つことが確かめられる．以上で，この定理の前半，すなわち，式(21)，表3における c の型関数に関する制約，及び表4におけるメタパラメータ q,s の列について，証明を終えたことになる．

次に，$m_C \neq 0$ として，式(4)の B に $C \ominus A$ を代入する．

$$\begin{aligned} & \mu_{A+(C\oslash A)}(z) \\ &= \sup_{z=x\times y}(\mu_A(x) \wedge \mu_{C\oslash A}(y)) \\ &= \max\left(\mu_A(zm_A/m_C)),\ \mu_{C\oslash A}(z/m_A)\right) \end{aligned} \qquad (24)$$

$m_C=0$ とすると，同様に次式が得られる．

$$\mu_{A+(C\oslash A)}(z) = \mu_{C\oslash A}(z/m_A) \qquad (25)$$

ここで，m_A の正・負と，m_C の正・負・0 の6通りの組合せについて，式(24)もしくは(25)が $\mu_C(z)$ に等しくなるように，A,C の型関数とメタパラメータ p,q,r,s を求めると，表3，表4が得られる．　（略証終）

4．むすび

激烈積は t-ノルムの中では最も小さな値を与える関数であり，従って，これに基づくファジィ数演算では曖昧さの増大が最も小さくなる．即ち，曖昧さに関して最も楽観的な結果が得られることがわかる．従来の論理積を用いた演算では曖昧さが最も大きく増大するので，一般に t-ノルムを用いた演算結果はすべて，両者の間に位置することになる．

また．激烈積に基づく加・乗算は，もとのファジィ数の型を保存した結果を与えることが示された．論理積，もしくは Yager のパラメータ付き t-ノルムを用いた場合の加算においては，演算後もファジィ数の型が保存されることが知られているが[1,5]，乗算に関しても同様の性質を有する例はこれまで報告されていない．この性質は，種々の分野に応用する際には大変有効であると予想される．

参考文献

[1]D. Dubois & H. Prade : Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications, Academic Press, Inc. (1980).

[2]D. Dubois & H. Prade : Additions of interactive fuzzy numbers, IEEE Trans. Automatic Control, Vol. AC-26(1981)pp. 926-936.

[3]R. Fullér : On product-sum of triangular fuzzy numbers, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 41(1991) pp. 83-87.

[4]R. Fullér : On Hamacher sum of triangular fuzzy numbers, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 42(1991) pp. 205-212.

[5]R. Fullér & T. Keresztfalvi : t-Norm-based addition of fuzzy intervals, Fuzzy Set and Systems , Vol. 51(1992)pp. 155-159.

[6]S. Gottwald : Characterization of the solvability of fuzzy equations, Elektron. Inf. verarb. Kybern. EIK, Vol. 22(1986)pp. 67-91.

[7]河口，伊達：離散表現による Weakly Non-Interactive ファジィ数の基本演算について，日本ファジィ学会誌，Vol. 4(1992)pp. 491-503.

[8]M. F. Kawaguchi, T. Da-te : A Calculation Method for Solving Fuzzy Arithmetic Equations with Triangular Norms, Proc. of 2nd IEEE Int. Conf. Fuzzy Systems(FUZZ-IEEE '93), San Francisco (1993)掲載予定.

[9]河口，齊藤，伊達：含意演算の図的表現とファジィ算法方程式への適用について，第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，FC3-2(1993).

[10]E. Sanchez : Solution of fuzzy equations with extended operations, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 12(1984)pp. 237-248.

［問い合わせ先］

〒060　札幌市北区北１３条西８丁目
北海道大学工学部情報工学科
河口万由香
TEL. 011-716-2111(内)6793
FAX. 011-757-3523

FC4-1

命令セットアーキテクチャから見たファジィプロセッサの研究
A Designe of Fuzzy Processor - An instruction set approach -

畑田明信*　　戸貝正喜
Akinobu Hatada　　Masaki Togai

日本インフラロジック株式会社
Nihon InfraLogic, Co., Ltd.

Abstract: A research about architecture of fuzzy processor, approached by instruction set. This reasearch is for designing instruction set architecture of fuzzy processor by develop the compiler, whitch gererate vertual instructions for approximate reasoning based traditionally type processor, and profile its compiler generated object codes.

1．要旨

本稿では8086や68000などといった既存のＣＰＵに対し、ファジィ論理和やファジィ論理積など、ファジィ推論を効率良く実行させる為の特殊な命令セットを追加した場合に、どの程度の推論速度の向上が見られるのかを、仮想的なファジィ命令セットを生成するコンパイラを試作し、生成されたオブジェクトコードの実行サイクルを推定することで、命令セットアーキテクチャから見たファジィプロセッサの推論効率の変化を考察する。

2．ファジィプロセッサのアーキテクチャ

現在、ファジィプロセッサあるいはファジィコンピュータとして研究・開発されているものの多くははファジィ推論の加速器であり、その多くが回路技術からのアプローチによるものであった。ここでは、回路技術ではなく、プロセッサの命令セットに仮想的にファジィ演算専用の命令セットを付加する事によってどの程度ファジィ推論を高速に実行する可能性があるのかを考察する。従って、本考察で得られた所見は、プロセッサの製造プロセスに依存しないため、広く利用する事ができるものと思われる。

3．ファジィ演算用命令セット

ここではファジィ推論を高速に実行するプロセッサの複数のアーキテクチャを比較・考察しようとしているのであるから、これらのプロセッサが解釈実行するファジィ知識ベースを表すプログラムは、全て等価でなければならない。従って、ここではファジィ知識ベースを記述するための専用の言語であるFPL（文献[4],[5]）を用いて表現されたプロダクション形式のファジィ知識ベースを用意し、これを特定の機械語に変換するコンパイラを、比較するアーキテクチャごとに用意した（図１）。これらのコンパイラが生成するファジィ演算用命令セットは以下の４種類である。

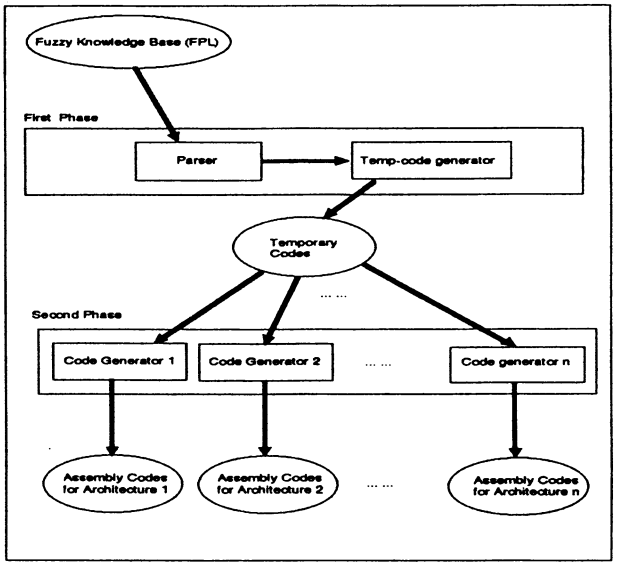


図１－作成したコンパイラの構造

ファジィ論理演算	Fzand, Fzor, Fznot
メンバーシップ値演算	Member
ファジィルール後件部演算	Rhs
非ファジィ化演算	Defuzzy

当初、これらの命令セットとして、LHS（ファジィルール前件部演算）RHS（ファジィルール後件部演算）DEFUZZY（非ファジィ化演算）の3種類のみを考えていたが、現実にはファジィルールの前件部式として

a). Input1 IS PS AND Input2 IS NS
b). (Input1 IS PS AND Input2 IS NS)
OR
(Input3 IS ZO AND Input4 IS PB)
c). Input1 IS NOT PB OR Input2 IS NB

などの様々な表現が可能であり、こういった様々な形式の前件部式を全て単一のプロセッサ命令で処理できると考えることが妥当とは思われないため、前件部式を処理するための命令としてファジィ論理演算命令、および、メンバーシップ値演算を用意した。

これらの命令を利用すると、上記の前件部式の例は、例えば、以下のようなプロセッサ命令に展開する事ができ、より現実的であると考えた。

```
a).   MBF      _Input1_PS, r0
      MBF      _Input2_NS,r1
      Fzand    r0, r1, r2
b).   MBF      _Input1_PS, r0
      MBF      _Input2_NS, r1
      Fzand    r0, r1, r2
      MBF      _Input3_ZO, r3
      MBF      _Input4_PB, r4
      Fzand    r3, r4, r5
      Fzor     r2, r5, r6
c).   MBF      _Input1_PB, r0
      Fznot    r0
      MBF      _Input2_NS,r1
      Fzor     r0, r1, r2
```

4．コンパイラによる最適化とオプション

本研究において作成したコンパイラでは、各プロセッサでのファジィ推論を効率良く実行するための最適化が幾つか施されている。これらの最適化には様々なものがあるが、ターゲットとなるプロセッサに依存しない最適化として、一度計算したメンバーシップ値を再度計算しないよう、オブジェクトコードを生成する。

また、上述したファジィ演算用の命令セットは、各カテゴリごとに使用／不使用を指示する事が出来る。このため、1つのソースプログラム（ファジィ知識ベース）からファジィ命令セットの選択をオプションによって16種類のオブジェクトコードを得ることができる。ファジィ推論のアルゴリズムをオプションによりMAX-DOT法およびMAX-MIN法の2つを選択することができる。ただし、ファジィ推論のアルゴリズムを変更した場合にでも、全てのファジィ命令を使用するよう、コンパイラに指示を与えるた場合には出力されるオブジェクトコードは同一のものが得られる。

この外、MAX-MIN推論法を用いた推論を行なう場合、ファジィルール後件部の処理はC言語ライクな表現を用いると、

```
for (i=0; i<MAP_SIZE; i++) {
        temp = Fzand (member_map [i], alpha);
        var_map [i] = Fzor (var_map [i] ,temp);
}
```

のような処理を行なう事になる。この処理についてコンパイラは、これら全ての処理をRhs命令を用いて代替する外に、FzandおよびFzor命令を用いて、展開する事も可能である。このため、FzandやFzor命令は使用してもよいが、Rhs命令は使用しないよう指示された場合、コンパイラは出来うる限りFzandおよびFzor命令を使用するコードを出力する。従って、今回行なった統計では、MAX-MIN推論法を選択した場合については、Rhsルール後件部の処理の内、ファジィ論理演算を利用する事で高速化する事が可能なマシンサイクルが集計されている。ただし、ルール後件部の処理をRhs命令を用いて処理した場合には、ファジィ論理演算を利用する必要はなくなるため、この部分で還元されるマシンサイクルについては、ファジィ論理演算でもRhs命令でも還元可能なマシンサイクルとして集計されている（図4においてF-L＆Rhsとされている部分）。

5．比較したファジィ知識ベースの諸元

研究で用いたファジィ知識ベースの諸元は以下の表1のとおりである。これらの知識ベースには、それぞれ、識別番号がつけられており、この識別番号が後述の集計結果でも参照されている。

研究では、これらの知識ベースファイルをコンパイルして得られたオブジェクトコード（アセンブリ言語のソースファイル）を簡単なプロファイラを用いて集計した。プロファイルしたオブジェクトコードは、各ソースファイルごとに、MAX-DOT推論法、およびMAX-MIN推論法を用いて16種類ずつを集計した。

表1－知識ベースファイルの諸元一覧

No.	Knowledge Base Spec
1	simple0 : 2-in, 1-out, 3-members, 6-rules.
2	simple1 : 2-in, 1-out, 5-members, 10-rules.
3	simple2 : 2-in, 1-out, 7-members, 14-rules.
4	medium0 : 6-in, 4-out, 5-members, 30-rules.
5	medium1 : 6-in, 4-out, 7-members, 42-rules.
6	medium2 : 6-in, 4-out, 9-members, 54-rules.
7	complex0 : 10-in, 6-out, 7-members, 70-rules.
8	complex1 : 10-in, 6-out, 9-members, 90-rules.
9	complex2 : 10-in, 6-out, 11-members, 110-rules.

6．集計結果

誌面の都合もあり、また、全ての集計結果を掲載する事は冗長でもあるので、ここでは、集計結果の中から特に興味深い部分のみを取り出して報告する。

図２から図４が集計結果をグラフ化したものである。これらのグラフの横軸は、全て表１に表記されている知識ベースのナンバーに対応している。

図２は通常のプロセッサ命令のみを用いてオブジェクトコードを生成した場合にプロセッサが消費するマシンサイクルの総量を集計したグラフである（グラフの縦軸が対数である事に注意）。MAX-MIN法とMAX-DOT法とでは平均で５０倍程度の速度差が生じている。

MAX-DOT推論法を用いてコンパイルを行なった場合に、第３節で述べた４種類のカテゴリの命令セットが、通常の命令セットのみを使った推論処理の内、どの程度の推論時間を肩代わりできるのかをグラフに表したものが、図３である。同様にMAX-MIN推論法を用いた場合のグラフが図４である。つまり、図３の知識ベース１の場合を例にとると、メンバーシップのグレード値を求める演算が推論処理全体の６割近くを占めており、この演算処理を命令セットとして実装すれば、この場合では、最大50%以上ファジィ推論を高速化できる可能性のある事が解かる。

図４には、図３にはない「F-L＆Rhs」というカテゴリが登場するが、これは、Rhs命令が行なう演算を通常の命令セットとファジィ論理演算命令を用いて行なった場合に、ファジィ論理演算命令によって置き換えられる通常の命令セットがどの程度の割合を占めるかを示すカテゴリである（詳細は本稿第４節を参照）。従って、図４から、ファジィ論理演算を行なう命令セットを実装することで、ルール後件部の処理が高速化され、全体として、常に30%以上の効率化を行なう可能性がある事が解かる。同時に、Rhs命令を実装した場合には、事実上、ファジィ論理演算命令を実装した場合にでも、殆ど推論処理を高速化する事ができない事も解かる。

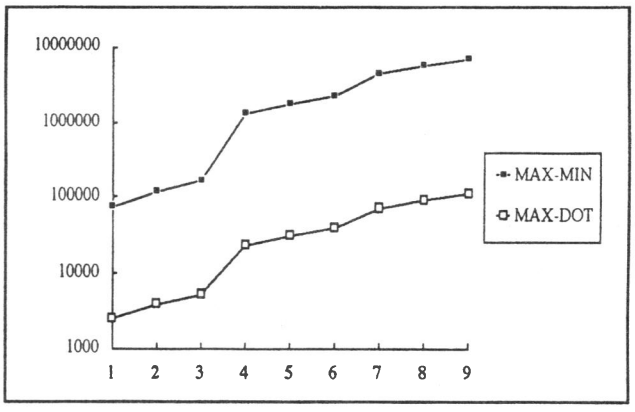


図２−通常の命令セットのみを用いた場合

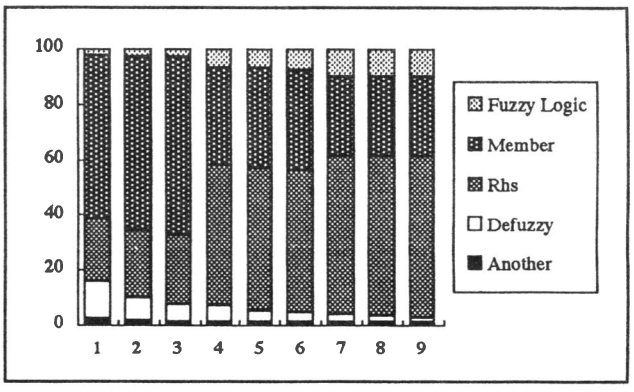


図３−ファジィ命令セットによる高速化率（MAX-DOT）

7．考察

本研究で行なった集計から、少なくとも、以下の所見が導かれるものと考える。

a). 図２に見られるように、ファジィ推論専用のハードウェアを用意する以外にも、ソフトウェアによる最適化により、ファジィ推論の実行効率が大きく変化する。この推論速度の高速化率は、今回の統計では平均で５０倍程度と、無視できない程に大きい。

b). 後件部演算の処理は、殆どの場合に、通常の命令セットのみで推論を行なうファジィ推論処理の過半を占めている。従って、ファジィ推論を高速に処理するには、ルール後件部の処理を高速に行なうハードウェアが最も効果が大きいと考えられる。

c). MAX-DOT推論法を利用した場合には、Rhs命令の他にメンバーシップ値の取得演算（MBF）がファジィ推論の実行効率に大きな影響を与えており、しかも、この傾向は、入出力点数が少ない知識ベースで顕著である。

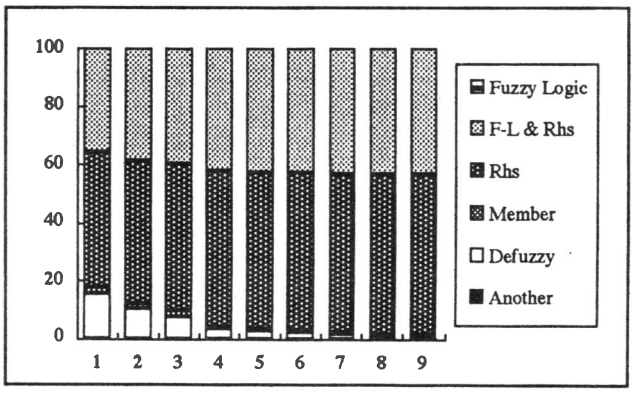


図４−ファジィ命令セットによる高速化率（MAX-MIN）

d). MAX-MIN推論法を利用した場合には、Rhs命令の他にファジィ論理演算がファジィ推論の実行効率に大きな影響を与える。

8．謝辞

本研究の一部は、科学技術庁による「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」の委託を受けて行なわれました。この場を借りて、感謝の意を表わします。

参考文献

[1] Togai, M. and H. Watanabe, "An Inference Engine ofr real-time Approximate Reasoning: Toward an Expert System on aChip", IEEE EXPERT, V0l.1, No.3, pp.55-62, August 1986.

[2] Hiroyuki Watanabe and David Chen, "Evaluation of aRISC Processor for Fuzzy Inference", Proceedings of 8-th Fuzzy System Symposium, pp429-432, 1992.

[3] T.Yamakawa, "HIGH-SPEED FUZZY CONTROLLER HARDWARE SYSTEM", Proceedings of Second Fuzzy System Symposium, pp122-130, 1986.

[4] J.Teichrow, E.,Horstkotte, and M.Togai, "The Fuzzy-C Compiler: A Software Tool for Producting Portable Fuzzy Expert System", Proceedings of IFSA, 1989.

[5] J.Teichrow, E.,Horstkotte, and M.Togai, "Software Tool for the FC110 Digital Fuzzy Processor", Proceedings of 6-th Fuzzy System Symposium, 1990.

問い合わせ先

東京都江東区東陽６－５－９
マックストーヨービル６Ｆ
日本インフラロジック株式会社
システム技術部
TEL: 03 (3648) 2151
FAX: 03 (3648) 2090

FC4-2

8-bit 分解能 35 million rules per second ファジィ推論プロセッサ

8-bit resolution 35 million rules per second fuzzy inference processor

佐々木 守　　上野 文男　　井上 高宏
Mamoru SASAKI Fumio UENO Takahiro INOUE
熊本大学 工学部 電気情報工学科
Computer Science and Electrical Engineering, Kumamoto University

Abstract: For the purpose of applying to a high-speed control system, such as engine control for automobile application, we propose an architecture of a fuzzy inference processor, which can realize high-speed inference, high-resolution, and small chip area. We have designed a fuzzy inference chip based on the architecture, and confirmed the performance, such as 35 MRPS(Million Rules Per Second) with 8-bit resolution, and 25kFLIPS on 128-rule with 8- input.

1 はじめに

ファジィ推論は自動制御の分野において幅広く応用されてきた. また, ファジィ推論を実行する専用プロセッサも各種開発されている [1],[2],[3]. しかし, 高速制御システム, 例えば自動車のエンジン制御等に応用しようとした場合, 数 kFLIPS 以上の高速性に加えて, 8~12 ビットの高分解能が要求される. これらの二つの要求を満足して, さらに制御機器への組み込みを考慮してシングルチップ上に実現できるように, 回路規模の増加を抑えた専用プロセッサの構成法, アーキテクチャの開発が必要である.

本稿では, 高速推論を実現するため, ファジィ推論アルゴリズムのもつ並列性を活用して, 複数の演算器による並列処理を採用する. これは, (1) 並列に実行される演算は MAX, MIN 演算であり, 個々の演算器を非常に簡単に構成できること, (2) 先に提案したファジィ規則の連結法 [2] によって, 演算器をラベル数 (5~7 程度) 用意するだけで効率のよい処理が行えること, 以上二つの理由から, 実用的な回路規模で並列処理が可能となるためである. また, 高分解能化について考察すると, 演算部 (論理回路) の回路規模は高分解能化に対して, ほぼ線形に増加するだけである.

一方, 高分解能化にともなって, 最も回路規模が増大する部分はメンバーシップ関数実現部である. テーブル参照方式では, 台集合の要素数 (記憶容量) が高分解能化に対して指数関数的に増加するので実用的でなくなる. そこで, メンバーシップ関数を論理回路で実現することが考えられるが, その構成は乗算器等を必要 [3] として複雑になるため, ラベル数個用意して並列処理させるには, 回路規模の制限から困難である. そこで, 本稿では, 任意の入力 (台集合の要素) に対して 0 以外のグレードをとるメンバーシップ関数の個数がほとんどの場合 2 個以下になることを利用して, 0 以外のグレードをとるメンバーシップ関数のラベルとそのグレードを出力するメンバーシップ関数回路を論理回路で実現する. この回路を 2 つ用意するだけで, 後段に用意した複数の演算器で, MAX, MIN 演算の並列処理が可能となる. また, 後件部メンバーシップ関数に関しては, シングルトンとすることで, 回路規模の増加を抑え, さらに, 非ファジィ化アルゴリズムの簡単化により, 高速処理が実現できる.

2 ファジィ推論プロセッサ

図 1 に提案するファジィ推論プロセッサのブロック図を示す. 以下では, 入力部であるメンバーシップ関数回路, 演算部である演算ブロック, 出力段である荷重平均回路の順に説明する.

2.1 メンバーシップ関数回路

2.1.1 グループ分けと設定方法

通常, ある入力 (台集合) 上に, 図 2 (a) で示されるように, 複数のメンバーシップ関数が定義される. 図 2 (a) からわかるように, ほとんどの場合, 任意の入力 (台集合の要素) に対して, 0 以外のグレードをもつメンバーシップ関数の個数は 2 個以下である. 従って, これらのメンバーシップ関数は, 図 2 (b), (c) に示すように, 全く重なり合わない 2 つのグループに分けることができる. さらに, それぞれのグループ内では, 図 2 (b), (c) に示すように, 個々のメンバーシップ関数が定義されている領域を指定することができる. この場合, ある入力が与えられると, その入力を領域内に含むメンバーシップ関数のラベルとそのグレードが, それぞれ 2 つのグループに関してわかれば, その入力に対する図 2 (a) の全てのメンバーシップ関数に関する情報が得られる. 直接, 図 2 (b), (c) をラベルを表す 2 進符号とともに, テーブルにすることで, 記憶容量を約 2 ／ (ラベル数) に減少させることができる. しかし, 高分解能化による記憶容量の増加は指数関数的であり, この方法では高分解能化には対応しきれない. そこで, それぞれのグループごと, 入力が与えられると, その入力を含むメンバーシップ関数のラベルとそのグレードを計算するメンバーシップ関数回路を論理回路で構成する. この場合, その回路は乗算器等を含み複雑になるが, 上で説明したように, 高々2 つ用意すれば十分であるので, 回路規模の増加は抑えられる.

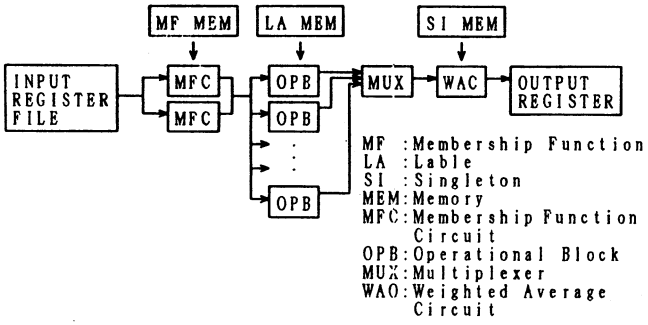


図1　ファジィ推論プロセッサ

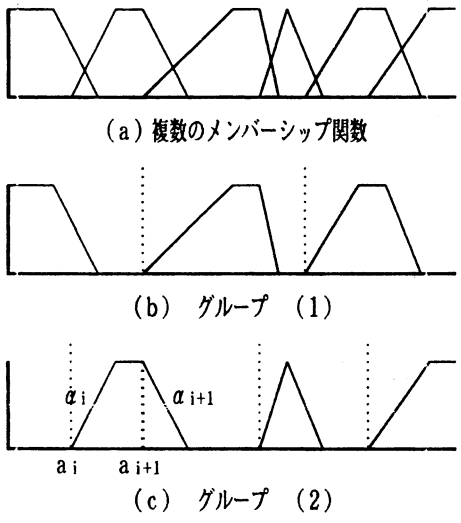


図2　メンバーシップ関数のグループ分け

論理回路によって実現するため，メンバーシップ関数は図2(c)に示すように変曲点 a_i, a_{i+1} と傾き α_i, α_{i+1}, で表される折れ線関数とする．また，演算精度を補償するため，傾き α_i は，以下のような浮動小数点とする．

$$\alpha_i = A_i \times 2^{-B_i} \tag{1}$$

但し，A_i の bit 数 N は分解能を表して，$B = \log_2 N$．この場合，入力 x に対するグレード g は，以下のように計算できる．

$$g = \begin{cases} min\{(x - a_i) \times \alpha_i, F\} & (x \leq a_{i+1}) \quad (2) \\ max\{F - (x - a_{i+1}) \times \alpha_{i+1}, O\} & (x > a_{i+1}) \quad (3) \end{cases}$$

但し，F, Oは，それぞれ full-ビット，zero-ビットを表す．

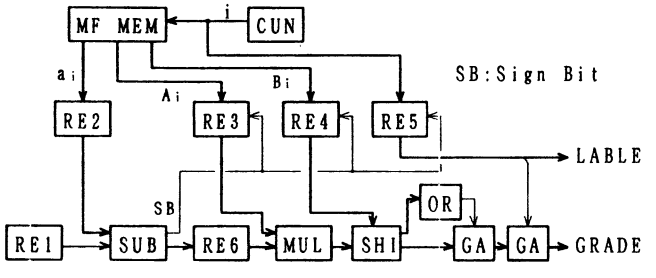


図3　メンバーシップ関数回路

2.1.2　回路構成

図3にメンバーシップ関数回路を示す．この回路の動作を以下に説明する．

(1) 入力変数レジスタファイルからレジスタ1に入力変数が送られる．

(2) メンバーシップ関数メモリからカウンタの内容i（但し，iの初期値は0）をアドレスとして，a_i, および，α_iの仮数部 A_i, 指数部 B_iを読みだし，それぞれレジスタ2, 3, 4に送る．

(3) レジスタ2に a_iを読み込み，減算器で（レジスタ1－レジスタ2）を実行する．

(a) 減算結果が正の場合，A_i, B_i, カウンタの内容 i, および減算結果を，それぞれレジスタ3, 4, 5, 6に読み込む．

(b) 負の場合は，何も読み込まない．

その後，カウンタをインクリメント（i=i+1）として，

(a) $i \leq M$の場合，(2)に戻る．

(b) $i > M$の場合，(4)に進む．

但し，Mはラベル数を表す．なお，正負の判定，および，読み込みのタイミングは，減算器からの符号ビットで行う．

(4) シフト加算形乗算器でレジスタ6の値を，レジスタ3の内容を用いて，A_i倍する．また，結果をシフタへ送る．

(5) シフタでは，シフトレジスタを用いて，乗算結果をレジスタ4の内容に従って，B_i回，LSB 方向にシフトする．この際，シフトにともなって空位になる上位ビットには0を代入する．シフト後，上位Nビットの論理和によりオーバーフローを検出する（但し，Nは分解能，乗算結果は $2 \times N$ ビットになることに注意）．

(a) オーバーフローしない場合，下位Nビットを出力する．

(b) オーバーフローする場合，full-ビットを出力する．

(6) (a) レジスタ5の最下位ビットが1のときは（iが奇数の場合），式(3)の場合に相当するので，出力の全てのビットを論理反転する．

(b) 0の場合は（iが偶数の場合），何もしない．

また，発火するメンバーシップ関数のラベル（2進符号）は，レジスタ5（カウンタの内容i）の最下位ビットを除く上位ビットに得られる．

図3の回路では，逐次，入力変数をレジスタファイルからレジスタ1に送ることで，上で説明した演算を減算器，乗算器，シフタの3段でパイプライン処理させることができる．この場合，各段でのクロック数は，max(M, N)になり（但し，Mはラベル

数），パイプライン処理しない場合の，(M+2×N) クロックに対して，およそ3倍の高速化が期待できる．

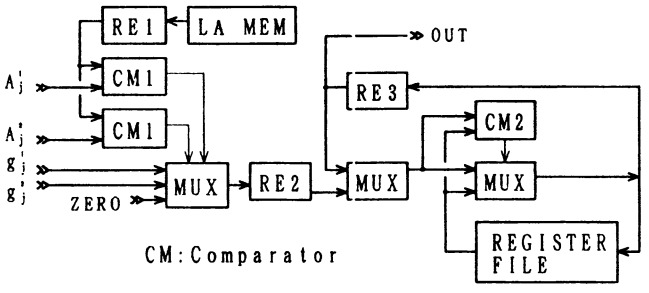


図4　演算ブロック

2.2　演算部

演算部では，以下の形式のファジィルールの前件部処理，すなわち適合度 G_k を計算する．

$$
\begin{aligned}
IF\ \ & \{A_{11}(x_1),\ A_{12}(x_2),\ \ldots,A_{1j}(x_j),\ \ldots,\ A_{1J}(x_J)\}\ \ or\\
& \{A_{21}(x_1),\ A_{22}(x_2),\ \ldots,A_{2j}(x_j),\ \ldots,\ A_{2J}(x_J)\}\ \ or\\
& \quad\vdots \qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\quad \vdots\\
& \{A_{i1}(x_1),\ A_{i2}(x_2),\ \ldots,A_{ij}(x_j),\ \ldots,\ A_{iJ}(x_J)\}\ \ or\\
& \quad\vdots \qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\quad \vdots\\
& \{A_{I1}(x_1),\ A_{I2}(x_2),\ \ldots,A_{Ij}(x_j),\ \ldots,\ A_{IJ}(x_J)\}\\
& THEN\quad S_k
\end{aligned}
\tag{4}
$$

但し，$A_{ij}(x_j)$, S_kはそれぞれ，ラベルおよびシングルトンを表す．また，i, j, k は，それぞれサブルール，入力，シングルトンの種類を表して，I, J はそれらの個数を表す．

式（4）は，通常のファジィルールから，後件部の等しいルールを連結して得られる．このルールを処理する演算ブロックの構成を図4に示す．図4に示すラベル・メモリには，式（4）の各ラベルが $A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{I1}, A_{12}, A_{22}, \ldots, A_{I2}, \ldots, A_{1J}, A_{2J}, \ldots, A_{IJ}$ の順番で格納されている（サブルール順に記憶せず，式（4）を縦にスライスするように，変数順に記憶することに注意）．次に，この演算ブロックの動作を説明する．

(1) 2つのメンバーシップ関数回路から，変数 j に関する（但し，初期値は j=0）発火したメンバーシップ関数のラベル A_j^1, A^2j とそのグレード g_j^1, g_j^2 がローカルバス上に出力される．

(2) ラベル・メモリから A_{ij} を読み出して（但し，i の初期値は 0），レジスタ1に送る．

(3) 2つの等価比較器で A_{ij} と発火メンバーシップ関数のラベル A_j^1, A_j^2 が比較される．

(a) $A_{1j}(A_{2j})$ と等しい場合，グレード $g_j^1(g_j^2)$ をレジスタ2に読み込む．

(b) どちらとも等しくない場合，レジスタ2の内容を zero ビットにする．

(4) 大小比較器で，レジスタファイル中の i 番目のレジスタの内容とレジスタ2の内容を比較して，小さい方を再び i 番目のレジスタに書き込む（但し，レジスタファイルの内容は全て，full-ビットに初期化されている）．

(5) (a) i<I の場合，i=i+1 として，(2) に戻る．

(b) i = I の場合，j=j+1 として (6) に進む．

(6) (a) j≤J の場合，(1) に戻る．

(b) j>J の場合，(7) に進む．

(7) 大小比較器で，逐次比較しながら，レジスタファイル中で最大のデータ（適合度 G_k）をレジスタ3に求める．

2.1節で説明したように，メンバーシップ関数回路は，一つの入力変数に関して，その処理に，max(M, N) クロック必要とする．従って，上記の (1) において，メンバーシップ関数回路から一つの変数に関するラベル，および，そのグレードが，max(M, N) クロック間，バス上に出力される．そこで，メンバーシップ関数回路の各段と演算部の処理を，効率的にパイプライン処理させるためには，演算部において，一つの変数に関する処理である (2)(3)(4)(5) の繰り返し数 I を，I = max(M, N) とすると，最も効率的になる．図1のファジィ推論プロセッサでは，この演算ブロックを後件部のラベル数だけ用意して，式（4）の形式のファジィルールを並列に処理していく．

2.3　荷重平均回路

非ファジィ化は，以下に示す荷重平均演算で行われる．

$$
\text{推論結果} = \frac{\sum_k G_k \times P_k}{\sum_k G_k} \tag{5}
$$

但し，G_k, P_k は，それぞれシングルトン S_k に関するルールの適合度，および，シングルトン S_k の座標を表す．この演算は，シフト加算形乗算器（シフト減算形除算器），および加算器（累算器）で計算される．

2.4　推論速度の検討

ここでは，提案するファジィ推論プロセッサの推論速度を検討する．以下では，J, M, N をそれぞれ入力数，ラベル数，分解能（のビット数）とする．

メンバーシップ関数回路，および演算部で構成されるパイプラインは，4段で構成されて，各段において max(M, N) クロック必要とする．従って，J 入力全てが処理されるサイクル数は，

$$
max(M,N) \times (4+J-1) \text{クロック} \tag{6}
$$

また，演算ブロックでの，max 演算に必要なクロック数は，

$$
I = max(M,N) \quad \text{クロック} \tag{7}
$$

さらに，荷重平均演算に必要なクロック数は，

$$
M \times N + N \text{クロック} \tag{8}
$$

従って，総クロック数は，

$$
max(M,N) \times (4+J) + M \times (N+1) \quad \text{クロック} \tag{9}
$$

である．なお，上記クロック数で，

$$
I \times M = max(M,N) \times M \text{個の } J \text{入力ルール} \tag{10}
$$

が, 処理される.
また, 複数ルール群を連続して処理する場合, メンバーシップ関数回路と MIN 演算部のパイプラインがより効果的になり, さらに, 適合度計算部と荷重平均演算部をパイプライン処理させることができるため, 複数ルール群の処理に対するスループットは, 1 ルール群あたり,

$$max\{max(M,N)\times(J+1), M\times(N+1)\} \text{ クロック／ルール群} \quad (11)$$

となる.

3 LSI 化

以上説明したファジィ推論プロセッサを 1.2μmCMOS・スタンダードセルを用いて, LSI 化した. 設計にあたって, 入力数 J, ラベル数 M, 分解能 N は, すべて 8 と設定した. 以下に性能をまとめる.

(1) ルール形式, ルール数
（8 入力, 1 出力, 32 ルール）×4　ルール群

(2) 演算クロック数
第 1 結論 ： 174 クロック
第 2 結論 ： 246 クロック
第 3 結論 ： 318 クロック
第 4 結論 ： 390 クロック
ルール群あたりのスループット ： 72　クロック

(3) クロック ： 10MHz

式（１０）に従うと, ルール数は, 8 × 8=64 ルールとなるが, 今回は, サブルール数 I は, 演算ブロック中のレジスタファイルを RAM によって実現したため, read, write にそれぞれ 1 クロック必要となるので, max(M, N) ／ 2=4 となり, 4 × 8=32 ルールとなった. また, 式（9）に従うと, 総クロック数は, 8 × 12+8 × 9=168 クロックとなるが, 実際の設計では, レジスタ間転送等に 6 クロック余分に必要であり, 174 クロックとなった. スループットは, 理論通り 8 × 9=72 クロックであった. 従って, 推論速度は, 1 条件, 1 結論ルール換算で,

$$8(\text{入力})\times 32(\text{ルール}) \times 10M(Hz) \text{ ／ } 72(\text{クロック}) = 35MRPS(MillionRulesPerSecond)$$

また, 8 入力, 32 ルール, 4 ルール群に対して,

$$10000k(Hz) \text{ ／ } 390\,(\text{クロック}) = 25kFLIPS$$

なお, 回路規模（ゲート数, メモリのビット数）に関する解析結果は, 講演の際に報告する.

4 おわりに

高速制御システムへの応用を目指して, 高速, 高分解能で, かつ回路規模の増加を抑えたファジィ推論プロセッサの構成法, アーキテクチャを提案した. 実際, この構成法にもとづいて, シングルチップ・ファジィ推論プロセッサを設計して, その有効性を確認した. 最後にチップ化にあたり, 御討議並びに御援助頂いた沖電気工業株式会社片白剛史様を始め関係諸氏に深く感謝します.

参考文献

[1] H.Watanabe, W.Dettloff and K.Yount : "A VLSI fuzzy logic controller with reconfigurable, cascadable architecture", IEEE J. SC vol.25, no.2, pp.376-382, (1990).

[2] 佐々木守, 上野文男, 井上高宏, 白井雄二, "ファジィ推論専用プロセッサの　開発", 第 6 回ファジィシステムシンポジウム, 117, (1990)

[3] 木下郁朗, 喜多総一郎, 江島秀二, "デジタルファジィプロセッサ　ＦＰ－３０００", 第 7 回ファジィシンポジウム, 149, (1991)

[問い合わせ先]

〒８６０　熊本市黒髪２－３９－１
熊本大学　工学部　電気情報工学科
佐々木　守
TEL : 096-344-2111 (内)3842
FAX : 096-345-1553

FC4-3

汎用光学ファジィ演算モジュールの開発

General Purpose Optical Fuzzy Computing Modules

中木 謙一　　玉野 和保
Kenichi NAKAKI　Kazuho TAMANO
広島工業大学　工学部
Hiroshima Inst. of Technol.　Fac. of Engin.

Three optical calculating modules, MAX/MIN, NOT/THROUGH, and SUP/THROUGH operating modules, are proposed. The MAX/MIN operating module calculates MAX and MIN operations on inputted 2 membership functions. The NOT/THROUGH operating module calculates the complement of the membership function. This module also passes the image of the inputted membership function from the entrance to the exit. The SUP/THROUGH operating module outputs an image representing the supremum (least upper bound) of the membership function, and an image of the inputted membership function. The operation of each new module can be easily changed to a binary operation. These modules can be widely used for operations on fuzzy logic.

1．はじめに

「人に優しい」「ヒューマンフレンドリ」な情報処理システム開発を目的として、光学ファジィ演算法を開発している[1～5]。この光学計算法は、画像による情報処理法であり、高速一括並列処理が可能である。

光学ファジィ演算法の適用領域を拡大するためには、光学ファジィ演算法をプログラマブルにする必要がある。本研究では、光学シャッタの開閉により演算内容を変更可能にした、MAX/MIN演算、NOT（補集合演算）/THROUGH（入力光学像を変換せずに出力する処理）、SUP（supremumの略、メンバーシップ関数の最大グレード値を求める演算）/THROUGH演算の３演算モジュールを提案する。これらのモジュールは、ファジィ演算の基本モジュールであり、これらを組み合わすことにより、ファジィ論理に基づく仮言命題を推論することができる。

本論文では、これらの基本構成と演算の検証結果について述べる。

2．光学ファジィ演算モジュールの基本構成

2・1　光学ファジィ演算モジュールの基本構成

提案する３モジュールは、つぎの基本演算機能に基づいて構成されている。

○２次元画像によりメンバーシップ関数を入力。
○インコヒーレント光による幾何光学に基づき、入力されたメンバーシップ関数を光学処理。
○次段のモジュールに直接入力できるよう、演算結果を入力光学像と同一形式の光学像で表現。
○演算を外部からの２値信号で制御。
○光－光変換素子により演算装置を構成。

2・2　演算に用いるメンバーシップ関数

図１に、モジュールに入出力されるメンバーシップ関数の表示形式を示す。

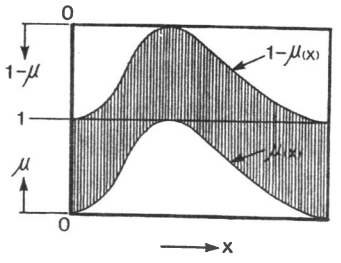


図１　モジュールに使用するメンバーシップ関数の画像の表示形式

このメンバーシップ関数は、明・暗２値の光学像で表示される。この光学像は、フィルムから不要な図形部分を除いて作製した開口に、インコヒーレントな白色平行光線を透過させ、その透過光により得る。このとき、メンバーシップ関数の光学像は、互いに補集合関係にある２つの関数を上下方向に並行表示した図形である。この表示方法を用いることで、メンバーシップ関数の補集合を容易に得ることができる。各モジュールは、このように表現した光学像を入力し、演算し、

出力する。　この出力光は、次段のモジュールに入力される。

２・３　MAX/MIN演算モジュール

図２は、μ_1、μ_2の２メンバーシップ関数を入力とし、外部からの制御信号で光学シャッタの透過を制御し、 max演算と min演算を交換できるように構成した演算モジュールである。

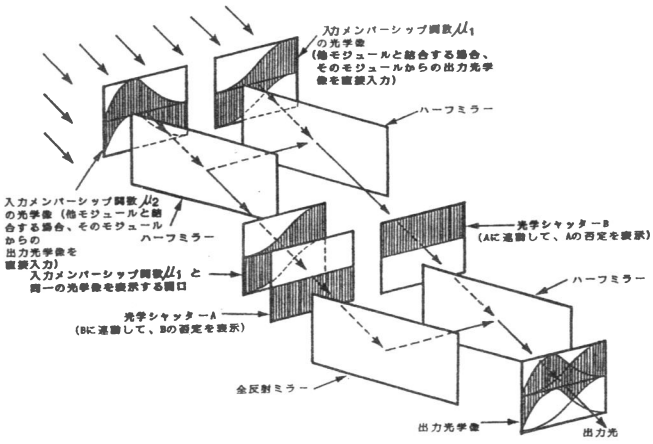


図２　MAX/MIN演算モジュールの基本構成

入力されるメンバーシップ関数μ_1、μ_2の光学像からの光は、ハーフミラーで２光路に分割される。　図中右側の光路では、ハーフミラーを透過した光は他方のハーフミラで反射された光と合成され、メンバーシップ関数μ_1、μ_2の光学像のそれぞれの明部の和を表す投影像を形成する。　この光線により生成される投影像は、２つの入力光学像の共通する暗部領域のみ暗部を示す。

図中左側の光路では、ハーフミラーを透過した光は、入力メンバーシップ関数μ_1 を表示する開口を透過する。　この開口形状は、透過形液晶表示板を用いることにより、容易に制御することができる。　この光路を通過する光線により生成される投影像は、入力された２光学像の明部の積である２光学像の両暗部領域を包含する暗像を表す。

光学シャッタA、Bは上下に２分されており、一方が透明の場合他方が不透明になるように制御される。　この光学シャッタは、液晶を用いることにより、外部からの２値情報でその透過を制御できる。

図２では、光学シャッタBの上部は不透明で下部は透明になるように制御された状態を示している。　一方、光学シャッタAは、光学シャッタBと反対に上部が透明で下部が不透明になるように制御されている。　したがって、光学シャッタBは、投射された光学像の下部の光のみ通過する。この光による投影像は、入力された２つの光学像の共通する暗部のみ暗像になる投影像になる。

光学シャッタAを透過した光により生成される投影像は、入力された２つの光学像の両暗部を包含した暗像になる。　光学シャッタA、Bを透過したそれぞれの光は、ハーフミラーと全反射ミラーを用いて合成され外部へ出力される。　この出力光による投影像は、入力された２つのメンバーシップ関数の max演算結果の分布形状を表示する。

光学シャッタA、Bの透明・不透明の表示を図２に示す事象と反対にすると、出力光によるスクリーン上の投影像は、下部に両入力光学像の暗部を包含する暗像を、上部に両入力光学像の共通する暗部領域のみ暗像になる投影像を形成する。これらの合成投影像は、入力された２つのメンバーシップ関数の min演算結果の分布形状を表す。

本モジュールは、光学シャッタA、Bの２値動作により入力された２メンバーシップ関数の max と min演算の結果を表す光学像を瞬時に得ることができる。　出力光による投影像は、入力された光学像と同様に、上下互いに補集合関係を表す。

２・４　NOT/THROUGH演算モジュール

図３は、入力されたメンバーシップ関数の光学像の補集合を演算するモジュールである。　このモジュールに入力されるメンバーシップ関数の光学像は、図１の説明で示したように、上下互いに補集合関係を表すように表現されている。　したがって、この光学像を上下方向に回転変換することで、入力されたメンバーシップ関数の補集合を表す光学像を得ることができる。

図３に示す演算モジュールは、光学シャッタA、Bを透明・不透明の２状態で光路を切り替え、変換せずに入力光を通過させる処理 (THROUGH) と、上下方向に回転変換を行い補集合のメンバーシップ関数を出力する処理 (NOT) の２演算を行う。

光学シャッタAが透明状態の場合、ハーフミラーにより反射された光はこのシャッタを透過し、下部の全反射ミラーで上方向に反射される。　この全反射ミラーは、メンバーシップ関数のグレードを表す軸方向にのみ 180度光学像を回転さす。反射された光は、再びハーフミラーで元の光路に復帰され、モジュールから出力される。　この出力光により形成される投影像は、入力された光学像の上下方向のみ回転された投影像、すなわち入力されたメンバーシップ関数の補集合を表す投影像になる。　光学シャッタAを不透明に、光学シャッタBを透明に変えると、出力光による投影像は、入力された光学像と同一形状になる。

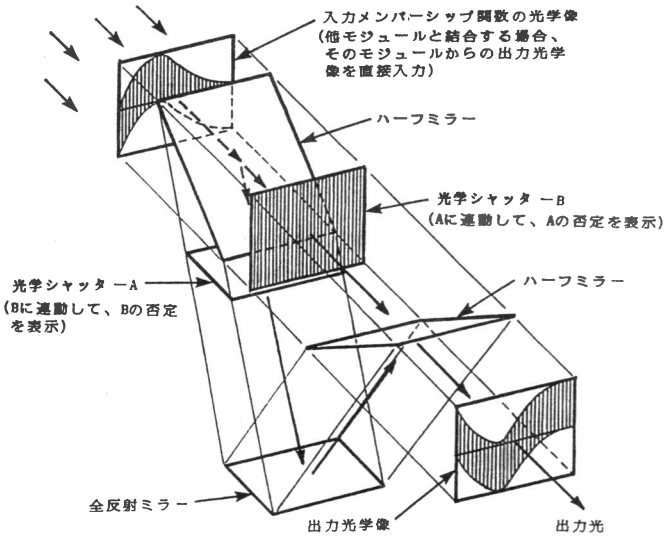


図３　NOT/THROUGH演算モジュールの基本構成

２・５　SUP/THROUGH演算モジュール

図４は、入力されたメンバーシップ関数の最大グレードであるsup μを表す光学像を得るモジュールである。　このモジュールにおいても、２つの光学シャッタの透過を制御することによって、入力された光をそのまま通過させる処理　(THROUGH)と、入力されたメンバーシップ関数の最大グレードであるsup μを表す光学像を得る処理　(SUP)の２演算を交換できる。

光学シャッタＡが透明で、光学シャッタＢが不透明の場合、ハーフミラーを透過した入力光は、光学シャッタＡを透過しシリンドリカルレンズに入射される。　このシリンドリカルレンズは、ファジィ集合の要素を表す軸方向（図中水平方向）の光を集光する。　シリンドリカルレンズの焦点位置に光ファイバーを積層して製作した透過形回折格子を置くと、入力されたメンバーシップ関数の最大グレード位置で明るさを２分する投影像を形成する光線を得る。　透過形回折格子を透過した光は、焦点距離離して置かれたシリンドリカルレンズで平行光線に戻される。　この光線は、ハーフミラーにより THROUGHの処理後の光路と同一光路に導かれ出力される。

出力光により形成される投影像は、光学シャッタＡが透明である場合、上部に入力メンバーシップ関数の最大グレードを幅とする帯状の暗像が、また下部にはその最大グレードを幅とする帯状の明像が形成される。　上下の投影像は互いに補集合関係になっている。　光学シャッタＢを透明にすると、入力光学像と同一形状の投影像を形成する光線を得る。

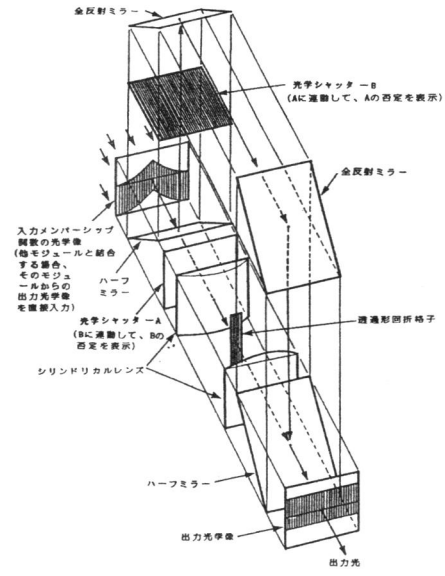


図４　SUP/THROUGH演算モジュールの基本構成

３．演算実験

３・１　MAX/MIN演算モジュール

写真５に、演算モジュールを構成した光学装置を示す。

光学シャッタには、光を透過遮断できるように作成した開口を用いている。

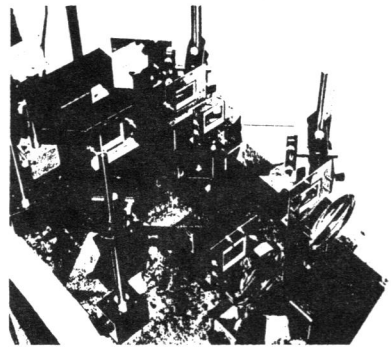
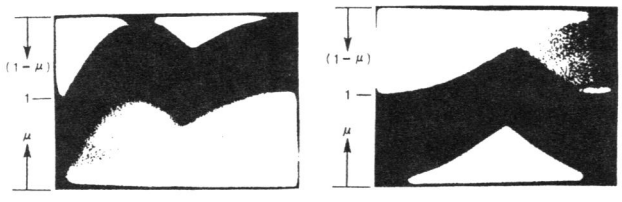


写真５　MAX/MIN演算モジュールの光学装置

写真６に、演算を切り替えて得られたそれぞれの出力光により形成された投影像を示す。



(a)max演算結果　　(b)min演算結果

写真６　MAX/MIN演算モジュールからの出力光による投影像

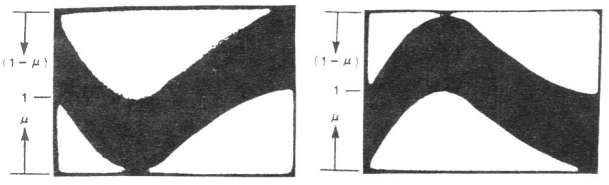
３・２　NOT/THROUGH演算モジュール

写真７に、演算モジュールの光学装置を示す。



写真７　NOT/THROUGH演算モジュールの光学装置

この光学装置からの投影像を写真８に示す。



(a)NOT演算結果　(b)THROUGH演算結果

写真８　NOT/THROUGH演算モジュールの演算結果

３・３　SUP/THROUGH演算モジュール

写真９に、演算モジュールの光学装置を示す。

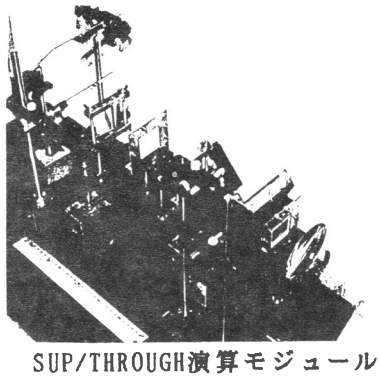
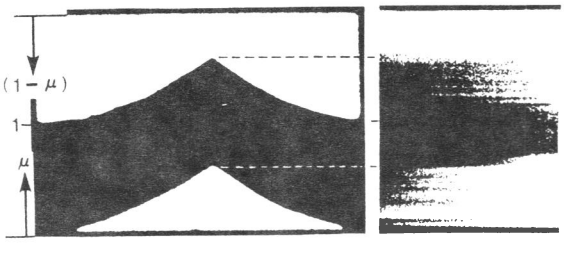


写真９　SUP/THROUGH演算モジュールの光学装置

この光学装置からの投影像を写真10に示す。



(a)THROUGH演算結果　(b)SUP演算結果

写真10　SUP/THROUGH演算モジュールの演算結果

写真６、８、10で表される投影像は、２章で示した予想される投影像に一致しており、本方法がファジィ論理に基づく演算に適用できることが確かめられた。

４．おわりに

本研究において提案した３モジュールがファジィ論理に基づく演算を実行できることが確かめられた。

現在、これらの汎用性を高めるために、つぎの改良を進めている。

○光学装置の改良による各投影像の輪郭の明瞭化。

○液晶画像処理素子の開発[6,7]。　この素子によって投影像の明度の明確な２値化、および出力光の強度の増幅。

本研究は、技術研究組合国際ファジィ工学研究所（LIFE）からの平成４年度助成により実施した。ここに厚く謝意を表す。

（参考文献）

1)玉野和保：光ﾌｧｼﾞｨｺﾝﾋﾟｭｰﾀの開発、CAD & CIM、(7月号)、24-26(1990)

2)Kazuho Tamano ： Optical Fuzzy Inference System、日本ﾌｧｼﾞｨ学会会誌、Vol.3 No.2,382-386 (1991)

3)玉野和保:光ﾌｧｼﾞｨ演算法による文字ﾊﾟﾀｰﾝ類別法 第7回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集、F5-2(R7) 667-670 (1991)

4)玉野和保:光学ﾌｧｼﾞｨ演算による顔表情の類別法 第8回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集、YD1-1、645-648(1992)

5)Kazuho Tamano:An Optical Fuzzy Classifying System for Facial Expression, Proc. of 2nd Int. Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks (IIZUKA'92),D-10-4,717-720 (1992)

6)中木謙一、永尾洋行、田中 武、玉野和保：光ｽｲｯﾁによる液晶表示ﾃﾞﾊﾞｲｽの光透過率の制御、平成4年度電子情報通信学会「学生会研究発表会」、(於千葉大学) 3月 (1993) (発表予定)

7)永尾洋行、中木謙一、田中 武、玉野和保：TN型液晶表示ﾃﾞﾊﾞｲｽの製作-ﾗﾋﾞﾝｸﾞ効果-、平成4年度電子情報通信学会「学生会研究発表会」、(於、千葉大学) 3月 (1993) (発表予定)

(連絡先)

〒731-51 広島市佐伯区三宅2丁目１－１

広島工業大学工学部 電子工学科　玉野和保

TEL (0829)21-3121(ex.317) FAX (0829)23-2679

E-mail tamano@ds5.cc.it-hiroshima.ac.jp

FC5-1

Λ型メンバーシップ関数回路を用いた一様乱数発生器

Uniform Random Number Generator Employing Λ-Type Membership Function

山川 烈† H.-N.テオドレスク‡ 内野 英治† 神酒 勤† ○稲川 直裕†
Takeshi YAMAKAWA† H.-N.Teodorescu‡ Eiji UCHINO† Tsutomu MIKI† Naohiro INAGAWA†

†九州工業大学 情報工学部
†Faculty of Computer Science and Systems Engineering.
Kyushu Institute of Technology
‡ Institut Politehnic

Abstract: This paper describes an algorithm for the Random Number Generator and its Hardware implementation,which has a Λ-Type Membership Function and a Delay Circuit.

Keywords: Hardware, Λ-Type Membership function, Chaos, Random Number

1．はじめに

計算機が発達するにつれ，従来では計算が困難であった非線形方程式も数値的には取り扱えるようになり，カオスに関する研究例[1][2][12]が増加している．カオスには，従来には存在し得なかった「確率的要素が何もない系においても一見ランダムで予測不可能な無秩序[11]を呈する」という概念が存在するため，今や相対性理論や量子力学にも比肩する今世紀科学の最重要概念の１つとまで言われるようになった．

しかし，その応用例はまだ少なく，ソフトウエアによるシミュレーションが中心である．

そこで，リアルタイムで即座に処理できるハードウエアがあれば，ソフトウエアで長時間（数分～数時間）かけて結果を得るよりも研究が加速されるのは言うまでもない．こうした理由により，カオスハードウエア[1][2][4]の研究・応用が期待されている．

そこで筆者らは，カオスの特徴（予測不可能な無秩序）に着眼し，これを積極的に利用した一様乱数発生器[5][6][12]を提案する．特に本論文では，ファジィ推論[3]に用いられるΛ型メンバーシップ関数（Membership Function）回路[3]および，サンプリング回路を用いて一様乱数発生のための非線形関数（テント写像）[8][9][10][11]を実現したことについて述べる．また，本システムの出力信号は，系列相関検定法[6][7]および，カイ２乗（χ^2）検定法[5][6]により，一様乱数としての性質を持つことが確認された．

2．乱数[5][6][7]

乱数には一様乱数，正規乱数，ガンマ乱数，二項乱数，ポアソン乱数など沢山の種類がある．しかし，一様乱数があれば，これを基にして各種の乱数を得ることができる．したがって目的の乱数を得るためには，まず一様乱数が必要である．

一様乱数を得るための従来の方法には，以下に示すようなものがある．

（ａ）乱数サイコロを用いる方法
（ｂ）乱数表を用いる方法
（ｃ）算術式を用いる方法

しかし，数十万個の乱数を必要とするような実験をサイコロや乱数表を用いて行うことは現実的ではない．
そこで，現在は算術式を利用する（ｃ）が主に使用されている．

3．カオスと乱数[12]

カオス[8][9][10][11][13]信号は，非周期的で複雑な挙動を示すが，そのダイナミクスを支配する規則[13]が存在し，これに基づいて任意の時刻の状態が確定的に定まる．これは「決定論的カオス」と呼ばれ，この決定論的カオスの乱数発生器への応用を考える．

カオス信号の性質は，ダイナミクスを支配する規則[9]に依存する．この規則は，非線形写像関数で定義することができる．カオス発生によく用いられるロジスティック写像，テント写像についてこの性質を調べる．

（ｉ） ロジスティック写像によるカオス信号

ロジスティック写像により発生するカオス信号の「一様性」を調べるため，その頻度分布[8]をFig.1に示す．この図から，分布は均一ではなく，発生するカオス信号x_nの区間［０，１］の間で$x_n=0$および$x_n=1$付近でその頻度が指数関数的に高いことが分かり，一様性を持つとは言いがたい．したがって，ロジスティック写像を用いて発生するカオス信号の一様性は認められない．

（ｉｉ） テント写像によるカオス信号

テント写像により発生するカオス信号の「一様性」を調べるため，その頻度分布[8]をFig.2に示す．

この図から，頻度分布は均一であり，発生するカオス信号x_nの区間［０，１］の全範囲にわたって一様性が確認できる．

そこで，本システムでは，一様乱数を発生させるためにテント写像を用いる．

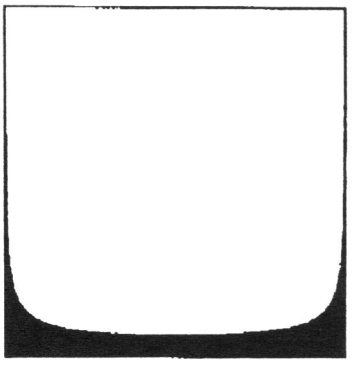


Fig.1 ﾛｼﾞｽﾃｨｯｸ写像における出力x_nの出現頻度
（x_nを１０００分割，10^7回の繰り返し）

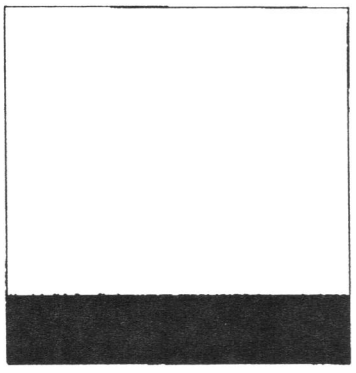


Fig.2 テント写像における出力x_nの出現頻度
（x_nを１０００分割，10^7回の繰り返し）

4．テント写像によるカオス発生のメカニズム

テント写像[8][9][10]は式（1）で定義され，Fig.3のような折れ線関数である．

$$x_{n+1}=\begin{cases} 2x_n & (0\leqq x_n<1/2) \\ -2x_n+2 & (1/2\leqq x_n\leqq 1) \end{cases} \quad (1)$$
$$(n=0,1,2,\ldots)$$

時刻ｎから時刻ｎ＋１への写像により，例えば初期値$x_0=0.39$からスタートした場合，$x_1=0.78$，$x_2=0.44$のように式（1）を逐次計算することで時系列信号 x_0，x_1，x_2・・・が得られる．

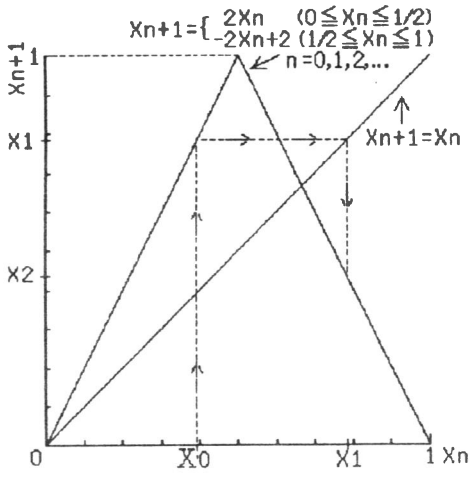


Fig.3 テント写像における時刻ｎからｎ＋１への写像

5．ハードウエアの作成と実験結果

∧型メンバーシップ関数回路[3]およびサンプリング回路を用いてテント写像を実現し，一様乱数発生器[1][2][4]（カオス信号発生器）を作成した．

5．1 システムの構成[1][13][15]

テント写像を用いた一様乱数発生器の構成図をFig.4に示す．このシステムでは，ゲインａを連続的に変化させることにより，テント写像の山の高さを自由に調整することができる．

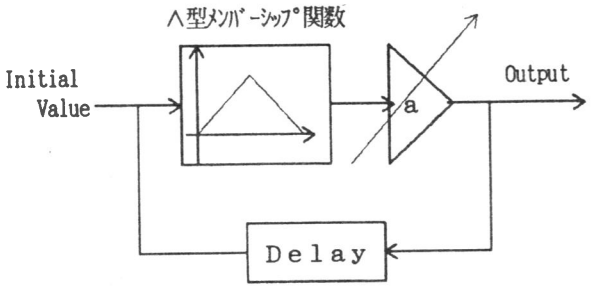


Fig.4 ∧型ﾒﾝﾊﾞｰｼｯﾌﾟ関数を用いた乱数発生器のｼｽﾃﾑ構成図

このシステムをＯＰアンプ４個，アナログＳＷ４個，コンパレータ３個で制作した．そのシステムの外観をFig.5に示す．

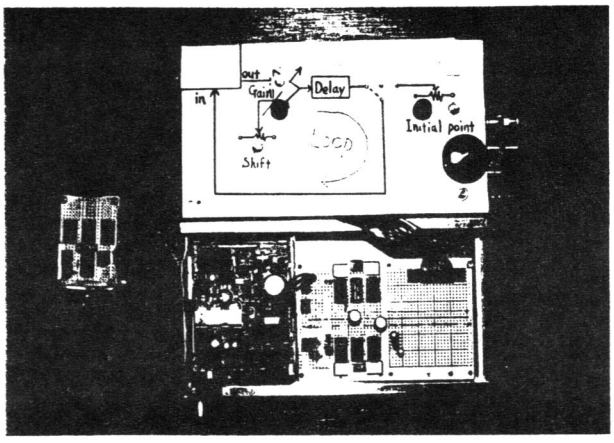


Fig.5 実験装置の外観（外蓋を開けたところ）

∧型メンバーシップ関数により実現したテント写像の入出力特性をFig.6に示す．

また，ａを変えた場合のシステムの入出力特性の変化の様子をFig.7に示す．また，ｘ軸にａ（テント写像の山の高さ），ｙ軸にシステムの出力x_nをとるとFig.8のような図が得られる．これは，バイファケーション・ダイアグラム（分岐図）[9]と呼ばれ，テント写像の山の高さによるカオスの振る舞いの変化が確認できる．Fig.8より，式（3）で規定されるx_nは，$0\leqq a\leqq 0.8$では０に収束し，ａをさらに大きくしていくと２周期解となり，以後カオス状態[16]となる．但し，$0\leqq a\leqq 4.0$では，周期解は存在していない．$a=4.0$の場合のカオス信号x_nの時間変化をFig.9に示す．カオス特有の不規則な挙動が確認できる．

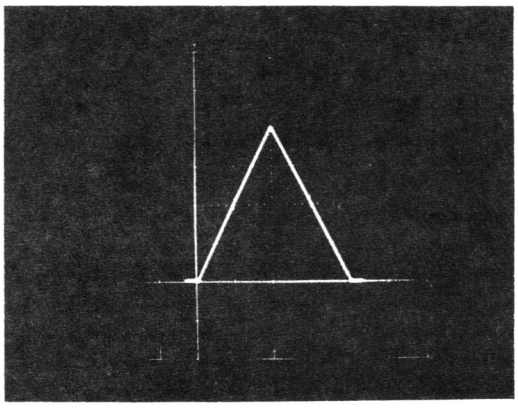


Fig.6 ハードウエアでテント写像を実現した状態
H:Xn (1v/div) V:Xn+1 (1v/div)

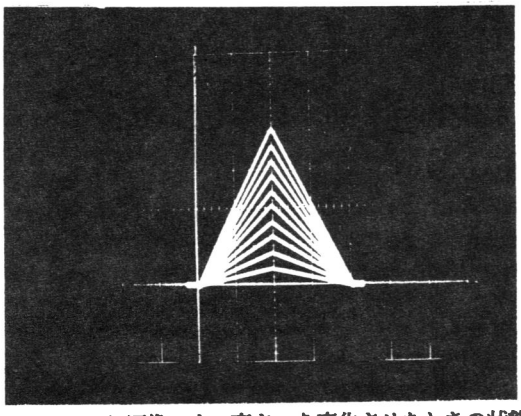


Fig.7 テント写像の山の高さａを変化させたときの状態
H:Xn (1v/div) V:Xn+1 (1v/div) a=0～4.0

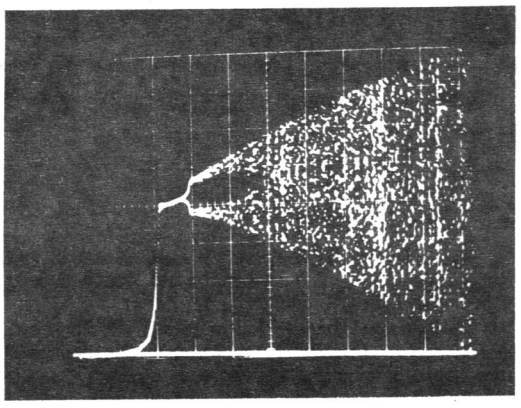


Fig.8　テント写像で起きたバイファケーションの様子
H:a=0～4.0(a=0.4/div)（写真左端～写真右端）　V:Xn(0.5v/div)

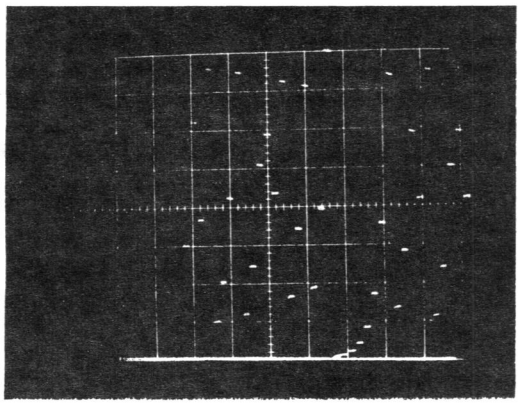


Fig.9　テント写像により発生したカオス信号の時間変化
H:時間（50ms/div）　V:Xn+1（0.5v/div）　a=4.0

6．ランダム性の検定方法

本システムで得られた出力信号のランダム性の検定を行う．検定方法として，系列相関検定[6][7]，カイ２乗検定[5][6]を用いる．系列相関検定は，データの相関関係を検定することにより，乱数（無規則性）の検定方法として用いられる．

カイ２乗検定は，統計的検定の一般的方法として広く用いられており，一様乱数（一様性）の検定方法として用いられる．

6．1　系列相関検定[6][7]

ｎ個のサンプルデータx_1，x_2，・・・x_nが与えられているとき，無規則性を検定するために，各データをｋ個ずらせた数の組を作成する．

$(x_1,x_{1+k}),(x_2,x_{2+k}),(x_3,x_{3+k}),\cdots,(x_n,x_{n+k})$

この組における相関系数r_kは次式で与えられる．

$$r_k=\frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i x_{i+k}-\bar{x}^2}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2} \qquad (2)$$
$$(k=1,2,\cdots)$$

ただし，$\bar{x}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i$

このr_kの値のことを系列相関係数と呼ぶ．

帰無仮説を

ｎ個のサンプルデータx_1，x_2，・・・x_nが［０，１］上で一様分布をする独立な確率変数の実現値

とするとき，この仮説のもとでr_kはｎが非常に大きい場合，漸近的に平均０，分散１３／ｎの正規分布に従うことが知られている．したがって

$$\text{確率変数}\quad z_k=\frac{\sqrt{n}\,r_k}{\sqrt{13}} \qquad (3)$$
$$(k=1,2,\cdots)$$

が平均０，分散１の正規分布に従うことを利用して検定する．例えば有意水準５％とすると棄却域は

（－∞，－１．９６）および（１．９６，∞）

となり，実際のサンプルデータx_1，x_2，・・・x_n［０，１］からz_kを算出してz_kの値がこの棄却域に入るかどうかで検定する．

6．2　カイ２乗検定[5][6]

検定を行うサンプルデータの一様性を得るため，データの取りうる値をℓ個のクラスに分割し，この分布からのランダム・サンプルが各クラスに入る確率を計算する．クラスの番号を１，２，．．．，ℓとし，対応する確率をp_1，p_2，．．．，p_ℓという記号で表すことにする．例えばランダム・サンプルが各クラスに入る確率が区間［ａ，ｂ）上の連続分布ならば，この区間内にℓ－１個の点$a_1<a_2<\cdots<a_{\ell-1}$をとり，ℓ個の小区間$[a_{i-1},a_i)$（ｉ＝１，２，．．．ℓ；$a_0=0$，$a_\ell=b$）を上述のクラスとし，ランダム・サンプルが各クラスに入る確率を$F(x)$とおいて，

$$p_i=F(a_i)-F(a_{i-1})$$

とする．$F(x)$が離散分布の場合には，取りうる値一つ一つからそれぞれ一つのクラスを構成しても良いし，複数の値をまとめて一つのクラスを構成しても良い．

次に，ｎ個のデータを調べ，各クラスに入っているデータ数を計算する．それらをn_1，n_2，．．．n_ℓという記号で表すことにする．以上の結果に基づき，次の統計量（カイ２乗統計量）を計算する．

$$\chi_0^2=\sum_{i=1}^{\ell}\frac{(n_i-np_i)^2}{np_i} \qquad (4)$$

ｎ個のデータが分布$F(x)$からのランダム・サンプルであればn_iの期待値はnp_iであるためχ_0^2の値は余り大きくならない．逆にデータが$F(x)$からのランダム・サンプルでなければχ_0^2の値は大きめになる．

そこで，ある臨界値を設けて，χ_0^2がそれ以下なら

H_0：ﾃﾞｰﾀが分布$F(x)$からのﾗﾝﾀﾞﾑ･ｻﾝﾌﾟﾙである

という仮説を採択し，そうでなければそれは疑わしいと考える．臨界値を定めるためには仮説H_0が正しいときに統計量χ_0^2がどのような分布をするかを知る必要がある．ｎが有限の場合，χ_0^2の分布関数を正確に求めることは，非常に困難である．しかし，ｎを無限大としたときのχ_0^2の分布の極限（漸近分布）は，自由度がℓ－１のカイ２乗（χ^2）分布となることが知られている．したがって，後者の分布の上側１００αパーセント点を$\chi_\alpha^2(\ell-1)$とすれば，

$$\text{Prob}\{\chi_0^2>\chi_\alpha^2(\ell-1)\}\fallingdotseq\alpha \qquad (5)$$
（αは有意水準）

が成り立つ．左右両辺の差は，（ℓとαを固定した場合）ｎが大きくなるとともに小さくなるが，実用上は全てのｉについて$np_i\geqq10$が成り立つ程度にｎが大きければ，無視し得るであろうとされている．しかし，計算機で実験を行う場合には，計算は極めて短時間にできるので，$np_i\geqq100$程度にする方が

より好ましいと言われている[2]．本実験では一様乱数[2][3][7]を検定するため，np_1は一定となる．したがって，$np_1 \fallingdotseq 100$とするためにソフトウエアシミュレーション，ハードウエアとも標本数を３０００，クラス分割数$\ell = 30$と設定した．

αの値の選び方については，絶対的な基準というものはないが，$\alpha = 0.05$あるいは$\alpha = 0.01$が慣習的に使われている．

７．検定結果

７．１　系列相関検定

メンバーシップ関数回路を用いたハードウエアシステムで発生したカオス信号を３０００個抽出し，系列相関検定により乱数の無規則性の検定を行うとFig.10のようになる．

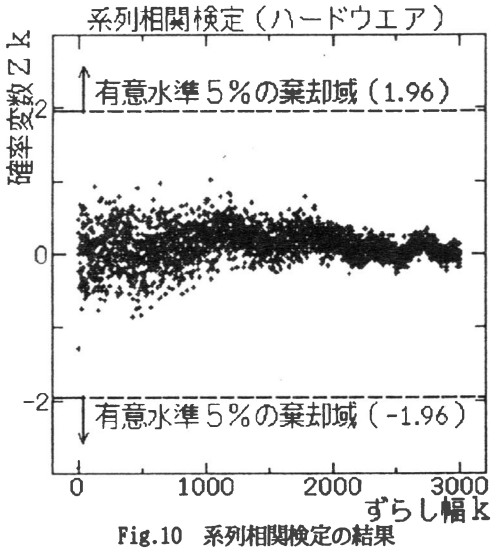


Fig.10　系列相関検定の結果

有意水準５％で検定を行った結果，ハードウエアで発生したテント写像（Λ型メンバーシップ関数）によるカオス信号は，「乱数」としての無規則性が確認された．

７．２　カイ２乗（χ^2）検定

ハードウエアで発生したカオス信号を３０００個抽出し，カイ２乗検定法によりランダム性の検定を行うとTable 1のようになる．

Table 1 カイ２乗（χ^2）検定の結果

基準値	統計量
$\chi_\alpha^2(\ell-1)$	χ_0^2
$\alpha=0.01$ の場合 49.6	$\chi_0^2=47.46$
$\alpha=0.05$ の場合 42.6	

検定の結果，$\alpha = 0.05$の場合には，

$$\chi_0^2 < \chi_\alpha^2(\ell-1)$$

が満たされないが，$\alpha = 0.01$の場合には満たされる．

したがって，ハードウエアで発生したテント写像によるカオス信号は，$\alpha = 0.01$（有意水準１％）の基準を満たす一様乱数である．

８．おわりに

Λ型メンバーシップ関数回路を用いてカオス信号発生のためのテント写像を実現し，それにより発生したカオス信号が一様乱数の性質を示すことを確認した．

参考文献

(1) H.-N.Teodorescu:"Chaos in Fuzzy Systems and Signals", Proceedings of the 2nd International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks,pp.21-50

(2) H.-N.Teodorescu:"Chaotic Fuzzy Models in Economy", Proceedings of the 2nd International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks,pp.153-155

(3) 山川　烈:"ﾌｧｼﾞｨｺﾝﾋﾟｭｰﾀの発想",講談社,1992

(4) 山川　烈 他:"ﾌｧｼﾞｨﾙｰﾙﾍﾞｰｽ非線形ﾀﾞｲﾅﾐｶﾙｼｽﾃﾑ",第１１回計測自動制御学会九州支部学術講演会予稿集,pp329-332,1992

(5) 伏見正則:"乱数",東京大学出版会,1989

(6) 宮武　修,脇本和昌:"乱数とﾓﾝﾃｶﾙﾛ法",森北出版,1978

(7) 脇本和昌,"乱数の知識",森北出版,1970

(8) 長島弘幸,馬場良和:"カオス入門",培風館,1992

(9) 山口昌哉:"カオスとフラクタル",講談社BlueBacks,1991

(10)山口昌哉:"カオスとは何か",Computer Today,1989,No.32, pp4-9

(11)佐々木和可緒:"決定論に裏打ちされた無秩序カオス",日経バイト1992,第100号,pp.258-263

(12)小林孝次郎:"アルゴリズムとカオス！？",Computer Today, 1989,No.32,pp17-22

(13)合原一幸:"カオス",ｻｲｴﾝｽ社,1990

【問い合わせ先】

〒820　飯塚市大字川津６８０－４
九州工業大学情報工学部
制御システム工学科
山川　烈

TEL：0948-29-7712　FAX：0948-29-7742
E-mail：yamakawa@ces.kyutech.ac.jp

FC5-2

ネオファジィニューロン・ハードウェアの設計と試作

Design and Fabrication of a Neo Fuzzy Neuron Hardware System

山川 烈 Takeshi YAMAKAWA　神酒 勤 Tsutomu MIKI　内野 英治 Eiji UCHINO　○東 和雄 Kazuo HIGASHI

九州工業大学 情報工学部
Dept. of Computer Engineering and Science,
Kyushu Institute of Technology

Abstract: This paper describes an algorithm and its implementation of a neo fuzzy neuron using digital circuits. The attempt was made to apply this neo fuzzy neuron hardware system to system identification of nonliner dynamical systems.

Key Words: neo fuzzy neuron, nonliner synapse, learning, hardware, system identification,

1．はじめに

近年，ファジィ理論とニューラルネットワークの融合に関する研究が盛んに行われている．そのひとつとして，１９９０年に筆者らはファジィニューロンモデル[1]を提案し，その応用を報告した．また，１９９２年にはファジィニューロンの出力部を変更した新たなモデルとして，ネオファジィニューロン[2]・[3]を提案した．

従来のニューロンモデルの出力が入力の線形結合に非線形出力関数を施したものであるの対し，ネオファジィニューロンの出力は，入力に非線形重み付けを施しそれらを線形加算したものである．非線形性を入力部に持たせることにより，従来のニューロンモデルよりもシステムの表現能力が大となり，また，その非線形性はファジィルールで指定するので設計性が良いという特長がある．

一方ネオファジィニューロンを信号のリアルタイム処理に用いる場合，汎用の計算機では，処理速度の点から困難な場合が多い．これを実現するためには，ネオファジィニューロンに適したアーキテクチャを持つ専用のハードウェアが必要となる．

本研究では，ディジタル技術を用いてネオファジィニューロンのハードウェア化の行い，１次のダイナミカルシステムの同定に適応を試みた．

以下，本論文ではネオファジィニューロンをＮＦＮ（Ｎｅｏ Ｆｕｚｚｙ Ｎｅｕｒｏｎ）と呼ぶことにする．

2．ＮＦＮの構造と学習アルゴリズム

【構造】

ｍ入力のＮＦＮの構造を図１に示す．ここで各シナプスは入力x_iの非線形関数$f_i(x_i)$で記述され，出力ｙは各シナプスの出力$f_i(x_i)$の代数和で与えられる．ＮＦＮの出力は式(1)で表せる．

$$y=f_0(x_0)+f_1(x_1)+\ldots+f_i(x_i)+\ldots+f_{m-1}(x_{m-1})=\sum_{i=0}^{m-1}f_i(x_i) \quad (1)$$

ＮＦＮの各シナプスは非線形関数で表されるので，これを非線形シナプスと呼ぶ．

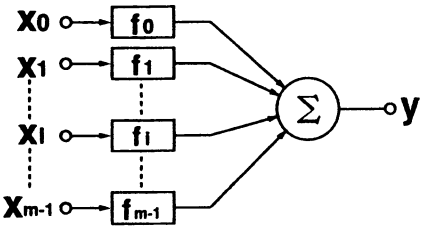


図１　ＮＦＮの構造

非線形シナプスにおけるx_iから$f_i(x_i)$への写像はファジィ推論と非ファジィ化によって行われる．前件部メンバーシップ関数は図２に示すような隣あうメンバーシップ関数のグレードの和が常に１となる三角型を用いる．筆者らは，このような相補形メンバーシップ関数(complementary membership function)と呼んでいる．後件部メンバーシップ関数はシングルトンを使用する．非ファジィ化には重心法を用いる．

ファジィ推論，非ファジィ化の過程を以下で述べる．

ここで，ｉ番目のシナプスを記述するｊ番目のルールに用いた前件部ラベルをA_{ij}，後件部ラベルをw_{ij}とする．

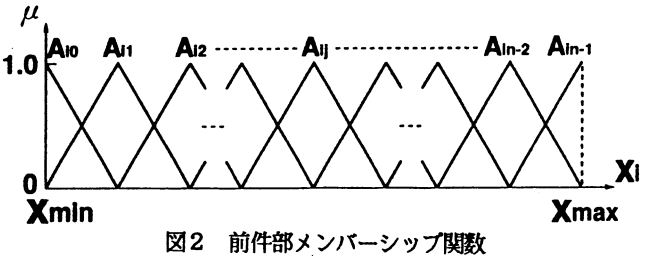


図２　前件部メンバーシップ関数

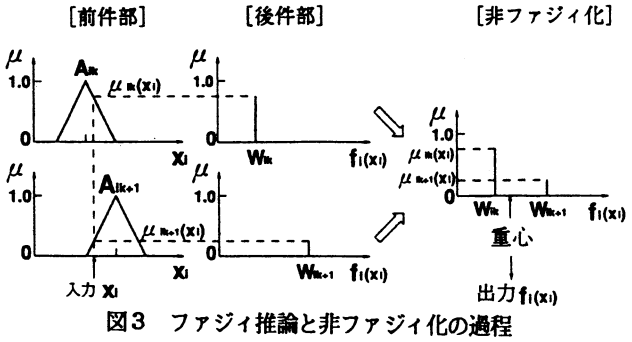


図３　ファジィ推論と非ファジィ化の過程

i番目の非線形シナプスの出力は式(2)で表される．

$$f_i(x_i)=\frac{\sum_{j=0}^{n-1}\mu_{ij}(x_i)w_{ij}}{\sum_{j=0}^{n-1}\mu_{ij}(x_i)} \tag{2}$$

本論文では，非線形シナプスを記述するｉｆ－ｔｈｅｎルールの前件部には相補形メンバーシップ関数を用いているので，１つの入力に対し，同時に作用する前件部メンバーシップ関数は２つのみ（ｋ番目およびｋ＋１番目のルール）である．したがって，式(2)は式(3)のように書き表せる．

$$f_i(x_i)=\frac{\mu_{ik}(x_i)w_{ik}+\mu_{ik+1}(x_i)w_{ik+1}}{\mu_{ik}(x_i)+\mu_{ik+1}(x_i)} \tag{3}$$

このようすを図３に示す．相補形メンバーシップ関数の性質から式(3)の分母は常に１となるから，式(4)に示すように，適合度の重み付け加算の形に簡略化できる．

$$f_i(x_i)=\mu_{ik}(x_i)w_{ik}+\mu_{ik+1}(x_i)w_{ik+1} \tag{4}$$

この非線形シナプスの構造を図４に示す．ここで，後件部のラベルw_{ij}はｉ番目の非線形シナプスのｊ番目のルールに対応する結合荷重を表している．

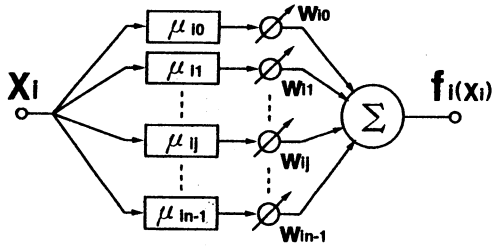


図４　非線形シナプスの構造

【学習アルゴリズム】

ｐ組の入出力データを学習させる場合を考える．学習の評価関数として，式(5)で表される誤差関数Ｅを用いる．

$$E=\frac{1}{2}\sum_{r=0}^{p-1}(y_r-te_r)^2 \tag{5}$$

y_r　：ｒ組目の入力データに対するＮＦＮの出力

te_r：ｒ組目の出力データ（教師データ）

ここで，

$$y_r=\sum_{i=0}^{m-1}f_i(x_{ir}) \tag{6}$$

x_{ir}：x_iへのｒ組目の入力データ

また，学習には最急降下法を用い，変化量Δw_{ij}には式(7)で示すように$\partial E/\partial w_{ij}$に比例した量を用いる．

$$\Delta w_{ij}=-\alpha\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \qquad (\alpha>0：学習率) \tag{7}$$

式(1),(4),(5)から式(7)は次のようになる．

$$\Delta w_{ij}=-\alpha\sum_{r=0}^{p-1}(y_r-te_r)\,\mu_{ij}(x_{ir}) \tag{8}$$

本論文では各入出力データが与えられるごとに結合荷重を変化させる逐次修正方式を用いるので，式(8)は式(9)となる．

$$\Delta w_{ij}^r=-\alpha\,(y_r-te_r)\,\mu_{ij}(x_{ir}) \tag{9}$$

Δw_{ij}^r：ｒ組目の入出力データによって変更されるｉ番目のシナプスのｊ番目の結合荷重の変化分

さらに，作用する前件部メンバーシップ関数は２つのみであるから，式(8)は

$$\Delta w_{ik}^r=-\alpha\,(y_r-te_r)\,\mu_{ik}(x_{ir}) \tag{10a}$$

$$\Delta w_{ik+1}^r=-\alpha\,(y_r-te_r)\,\mu_{ik+1}(x_{ir}) \tag{10b}$$

となり，１組の入出力データに対して，修正すべき結合荷重の数は２ｍ個となり，多層ニューラルネットワークに比べてはるかに少ない数であることが分かる．

３．ハードウェアシステムの構成

今回，ＮＦＮの基本構成単位である１入力１出力のＮＦＮをディジタルハードウェアで実現した．そのシステムの概念図を図５に，またその具体的な回路図を図６に示す．

外部入力に対し，非線形シナプス（１入力１出力ＮＦＮ）の出力を計算する非線形シナプス回路，結合荷重を格納するメモリ，および教師データに対し結合荷重の変更量を計算し結合荷重を変更する学習回路から構成される．

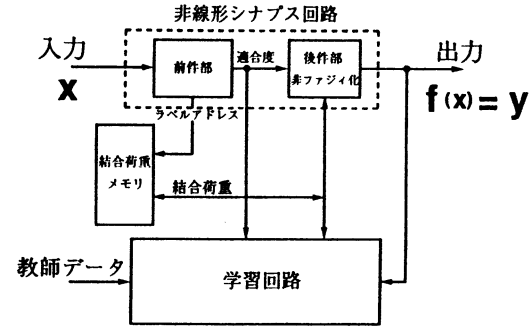


図５　１入力１出力ＮＦＮハードウェアシステムの概念図

前件部メンバーシップ関数を図７に示す．入力，出力はそれぞれ１２ビットの２進数とする．入力１２ビットのうち，上位Ｌビットがラベルを表し，下位Ｇビットがグレードを表す．下位Ｇビットがすべて０の位置がメンバーシップ関数の頂点となり，その値は2^G（グレード１に対応）である．

前件部ラベル数およびグレードの分解能はＬ，Ｇにより変えることができ，それぞれ2^L+1，2^Gで表される．

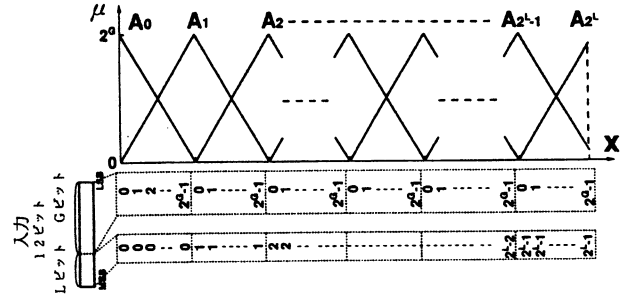


図７　前件部メンバーシップ関数

入力データの下位Gビットがその入力に対するメンバーシップ関数のグレードを表しているので，従来のファジィ推論ハードウェアに必要とされるメンバーシップ関数回路は必要なく，入力値から適合するラベルと適合度が直接得られる．

図6で表現されるメンバーシップ関数の頂点は2^Gで，これがグレード1に対応するので，非線形シナプスの出力を示す式(4)は2^Gで正規化して，式(11)のように表される．

$$f(x)=\frac{\mu_k(x)w_k+\mu_{k+1}(x)w_{k+1}}{2^G} \tag{11}$$

ここで，$\mu_k(x)=2^G-\mu_{k+1}(x)$

$$=\overline{\mu_{k+1}(x)}+1$$

$\overline{\mu_{k+1}(x)}$：$\mu_{k+1}(x)$の1の補数

より，式(11)は式(12)となる．

$$f(x)=\frac{\overline{\mu_{k+1}(x)}w_k+w_k+\mu_{k+1}(x)w_{k+1}}{2^G} \tag{12}$$

ここで，$\mu_{k+1}(x)$は入力の下位Gビットで表される値，kは上位Lビットで表される値である．

結合荷重を記憶するメモリは129×12のRAMで構成され，その内容は線形シナプスの計算のために読み出され，学習によって更新される．

学習回路は学習における結合荷重変更量の計算を行う回路である．学習率αを2^βとすると，結合荷重変更量の計算式(10a)，(10b)それぞれ次のようになる．

$$\Delta w_k=-2^\beta\frac{(y_r-te_r)\,\mu_k(x_1)}{2^G} \tag{13a}$$

$$\Delta w_{k+1}=-2^\beta\frac{(y_r-te_r)\,\mu_{k+1}(x_1)}{2^G} \tag{13b}$$

$\mu_k(x)=\overline{\mu_{k+1}(x)}+1$であるから，

$$\Delta w_k=-2^\beta\frac{(y_r-te_r)\,(\overline{\mu_{k+1}(x)}+1)}{2^G} \tag{14a}$$

$$\Delta w_{k+1}=-2^\beta\frac{(y_r-te_r)\,\mu_{k+1}(x_1)}{2^G} \tag{14b}$$

式(14a)，式(14b)の2^βは図6の2つのシフトレジスタをそれぞれシフトさせることを意味する．

本論文で設計，試作した1入力1出力NFNのハードウェアの仕様を表1に示す．

表1　ハードウェアの仕様

入出力	12ビット
ラベル数	2,3,5,9,17,33,65,129 のいずれか任意設定可能
α（$=2^\beta$）	$\beta=-8$から$+7$ のいずれか任意設定可能
出力計算	32クロック以内 （ラベル数で可変）
結合荷重更新	60クロック以内（出力計算含む） （ラベル数，αで可変）

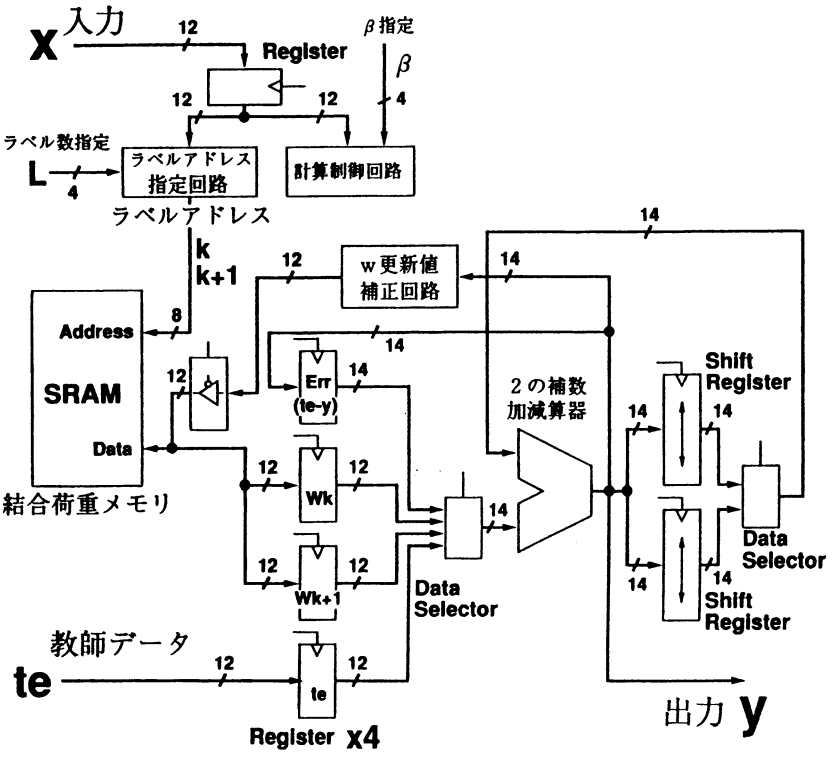


図6　1入力1出力NFNハードウェア回路図

4．評価結果

ＮＦＮの応用として，１次のダイナミカルシステムの同定を行った．図８にＮＦＮを用いた同定システムの構成を示す．

ｑ＋１個の時系列信号Ｘが

$$X=(x_0, x_1, \ldots, x_q)$$

で与えられたとき，時系列信号の初期値から遅延素子Ｄを通して，ＮＦＮの入力に加える．入力x_nに対して教師信号x_{n+1}を与えると，出力として予測値$\widehat{x_{n+1}}$が得られる．x_0からx_{q-1}までを入力し，１回の学習とする．これを繰り返すことによってシステムを同定する．

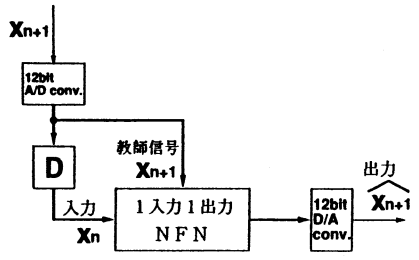


図８　ＮＦＮを用いた同定システムの構成

同定に使用したシステムを式(15)に示す．

$$x_{k+1}=4.0(1.0-x_k)x_k \qquad (15)$$

このシステムに初期値$x_0=0.456$を与え，５０個の時系列信号を作る．その時系列信号を図９に示す．学習条件としてラベル数９，$\alpha=1.0$，学習回数を１００回とする．図１０にシステムとそれを同定したシステム，図１１に学習回数と誤差の関係をそれぞれ示す．

表２に汎用のパーソナルコンピュータを用いた場合との比較を示す．

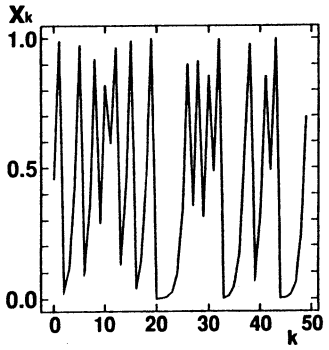


図９　システムの時系列信号

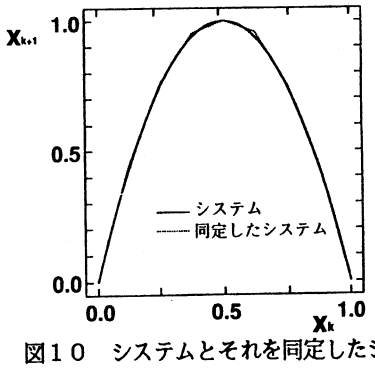


図１０　システムとそれを同定したシステム

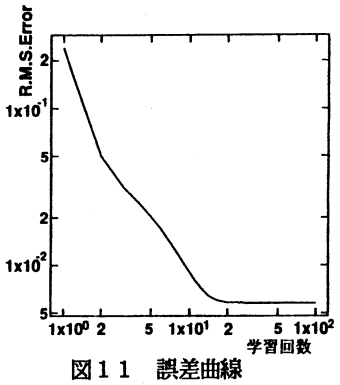


図１１　誤差曲線

表２　ソフトウェアとの処理時間比較

汎用パソコンソフト	本ハードウェアシステム	処理速度比
約５０sec	１．２sec	約４０倍

条件：　９ラベル，$\alpha=1.0$，
　　学習データ５０個，学習回数１００００回
ソフト：ＰＣ－９８０１ＤＡ（クロック２０ＭＨｚ）
　　（コ・プロセッサ付き）
　　Ｔｕｒｂｏ Ｃ　ｖｅｒ２．０
ハード：クロック２０ＭＨｚ換算

5．まとめ

１入力１出力のＮＦＮハードウェアを設計・試作し，その能力を１次のダイナミカルシステムの同定問題に適応し良好な結果を得た．本ハードウェアはディジタル回路で実現したため，コンピュータとの親和性があり，処理速度も汎用のコンピュータと比較して大きく向上することができた．

今後は実リアルタイムシステムへの応用および，多入力システムへの拡張を行なう．

【参考文献】

[1]T.Yamakawa et al,"Pattern Recognition Hardware System Employing a Fuzzy Neuron,"Proc. of International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks,Iizuka,Japan, July 20-24,pp.943-948,(1990).

[2]山川　烈　他，"ネオファジィニューロンによる非線形ダイナミカルシステムの同定とその挙動予測"，　8th Fuzzy Symposium,Hiroshima,Japan,May 26-28,pp.249-252,(1992).

[3]T.Yamakawa et al,"A Neo Fuzzy Neuron and Its Application to System Identification and Prediction of the System Behavior,"Proceeding of 2th International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks,Iizuka,Japan, July 17-22,pp.477-483,(1992).

【問い合わせ先】

〒８２０　飯塚市大字川津６８０－４
九州工業大学情報工学部制御システム工学科
山川　烈
phone：0948-29-7712　FAX：0948-29-7742
E-mail：yamakawa@ces.kyutech.ac.jp

FC6-1

インテリジェントファジィセンサの研究－Ⅱ

－試作したファジィチップの評価と簡易ファジィ制御法－

Research for Intelligent Fuzzy sensor part 2
(Evaluation of fabricated CMOS fuzzy processor and Proposal of simplified fuzzy control method)

松本 外左
Gaisa Matsumoto

東京ガス株式会社
TOKYO GAS Co.,Ltd

庄野 克房
Katsufusa Shono

上智大学
Sophia University

Abstract: In this paper, the simple CMOS fuzzy processor , which is composed of about one hundred CMOS transistors and has membership function generator circuits(MFG circuits), MIN circuits, MAX circuits and CMOS A-D converter within, is fabricated and evaluated.
In addition , a simplified fuzzy control method for Intelligent fuzzy sensor , which makes use of addition , subtraction , multiplication circuits (without division circuit) , is proposed.

1．はじめに

我々は同一シリコンチップ上に，センサ群とそれらから出力される信号をファジィ処理する アナログＣＭＯＳ回路を一体化したインテリジェントファジィセンサの研究を行っている。（そのイメージを図１－１に示す。） その第１ステップはファジィ処理回路を，一体化製作プロセスを簡単にするためすべてＣＭＯＳＦＥＴで，しかもガスセンサのような高温にしないと機能しないセンサと一体化されても，動作が温度等の周囲環境に大きな影響を受けない簡単な構成で実現する事である。

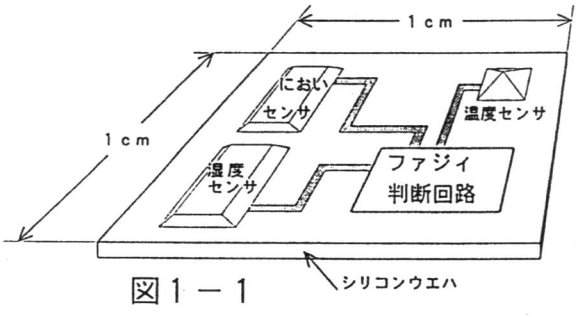


図１－１

2．研究の方針

インテリジェントファジィセンサの実現をめざすにあたって，我々は次の２つの方針で研究を行っている。いずれの方針においても，システムの精度より回路構成の簡単化にウェイトを置く事を基本理念としている。 ①ファジィ推論法は最も良く用いられているＭＩＮ－ＭＡＸ－重心法の考え方を採用するが，重心決定回路の部分をＣＭＯＳ Ａ－Ｄコンバータと汎用ＣＰＵで構成し，実際にセンサと一体化するのはＡ－Ｄコンバータまでとする。（そのブロック図を図２－１に示す。）

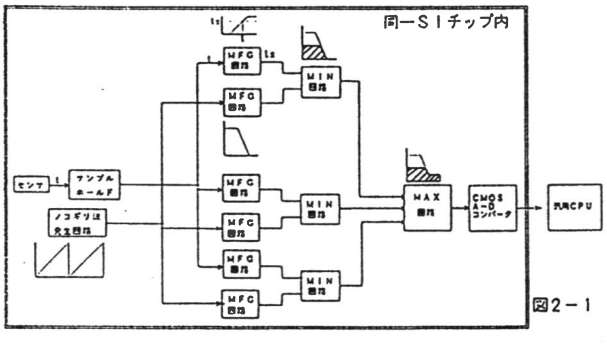


図2－1

②我々の考案した簡易ファジィ制御方法を採用して，ＭＦＧ回路，たし算回路，引き算回路，かけ算回路をＣＭＯＳＦＥＴで構成する事により，センサ部から結論部までのすべてを一体化する。（簡易ファジィ制御方法の詳細は４章参照）

3．試作したＣＭＯＳファジィチップの動作特性

総論：本質的にはほぼ期待通りの測定結果を得た。しかし，実際に行われるＣＭＯＳプロセスのプロセスパラメータの公称値を元にＰＭＯＳとＮＭＯＳのしきい値Ｖｔとコンダクタンスｇｍが｜Ｖｔｐ｜＝Ｖｔｎ，ｇｍｐ＝ｇｍｎの関係になるように回路設計を行ったにも関わらず，実際のプロセスではパラメータが公称値と異なり，ｇｍｎ〉ｇｍｐとなってしまったため，特性が全体的に横軸上でシフトしたり，一部で理想通り動作しない回路（A-Dｺﾝﾊﾞｰﾀ等）も存在した。これらの問題はパラメータのマッチングがうまく行けば改善されるものと考えている。

3-1 つり鐘型ＭＦＧ回路の動作特性

つり鐘型ＭＦＧ回路の回路図を図3-1-1に，その動作のシミュレーション特性を図3-1-2に，実際にオシロスコープで観測した特性を写真3-1-1に示す。写真3-1-1は入力ＩＮに ０～５Ｖの繰り返し三角波（１kHz）を入力した時の出力ＯＵＴの波形である。横軸上で発生する位置がわずかにシフトしている他は，シミュレーションとほぼ同じ結果が得られた。

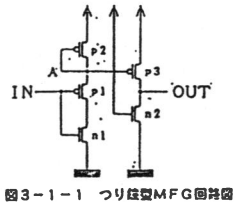


図3－1－1 つり鐘型MFG回路図

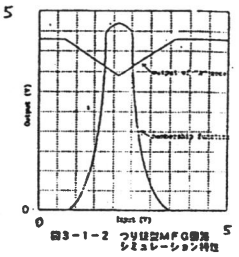


図3－1－2 つり鐘型MFG回路シミュレーション特性

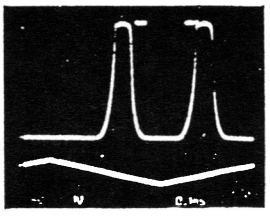


写真3－1－1 つり鐘型MFG回路実測波形

3-2　つり鐘型関数のシフト回路の動作特性

つり鐘型関数を横軸上でシフトする機能を持つＭＦＧ回路の回路図を図3-2-1に示す。回路図中のデジタルシフト指令端子Ｄ1～Ｄ3をＬＬＬ～ＨＨＨまで８通りに設定し，Analog端子に０～５Ｖの直流電圧を入力した場合のシミュレーション特性を図3-2-2に，又，実測した動作特性を図3-2-3に示す。両図を比較するとやはり特性が全体に横軸上で左にシフトし，デジタル指令がＨＨＨの場合の関数がほとんど現れていないが，本質的には期待通りの結果が得られている。

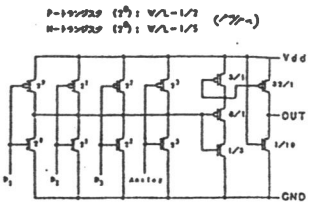


図３－２－１　つり鐘型関数シフト回路図

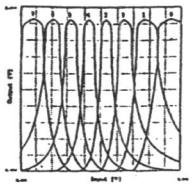


図３－２－２　つり鐘型関数シフト回路のシミュレーション特性

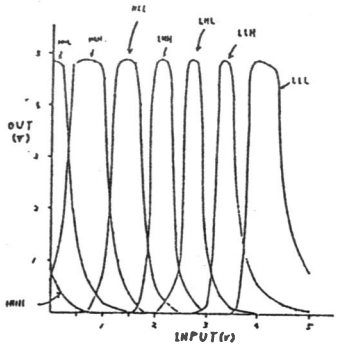


図３－２－３　つり鐘型関数シフト回路の実測特性

3-3　ＭＩＮ，ＭＡＸ回路の動作特性

２つのアナログ信号Ａ，Ｂの大小を比較してそのＭＩＮ値，ＭＡＸ値を求める回路をコンパレータの基本構成部と単純なＣＭＯＳスイッチにより構成した。ＭＩＮ回路とＭＡＸ回路は一部配線が異なるだけで本質的に同じものなので，ＭＩＮ回路を取り上げて評価を行う。図3-3-1にＭＩＮ回路の回路図を示す。電源電圧VDDを５Ｖとして，入力Ｂに一定の電圧を印加し，入力Ａに０～５Ｖの繰り返し三角波電圧を与えた場合の実際の動作特性を写真3-3-1 (a)～(d)に示す。(a)は0.58V，(b)は0.73V，(c)は2.99V，(d)は5.00Vをそれぞれ入力Ｂに印加した場合の特性である。ＭＩＮ回路，ＭＡＸ回路に共通に得られた結果として，二つのアナログ入力端子に印加する電圧値がおよそ０．７Ｖ～３Ｖの範囲にあれば，コンパレータの基本構成部とスイッチを組み合わせただけの簡単な回路でもほぼ理想的に動作する事がわかった。理想的動作からのずれは主としてコンパレータ部を構成する４つのＦＥＴのしきい値によって生じるものである。

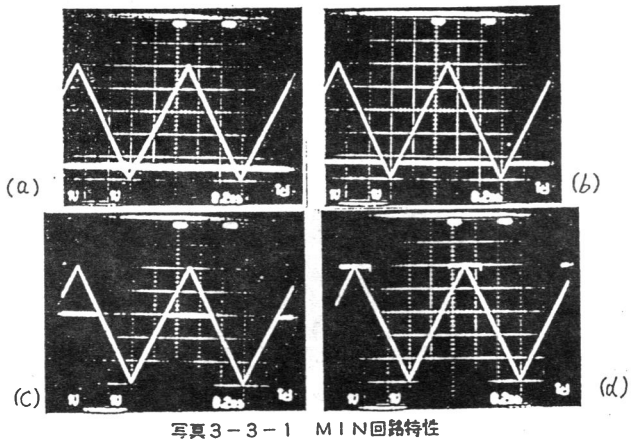


写真３－３－１　ＭＩＮ回路特性

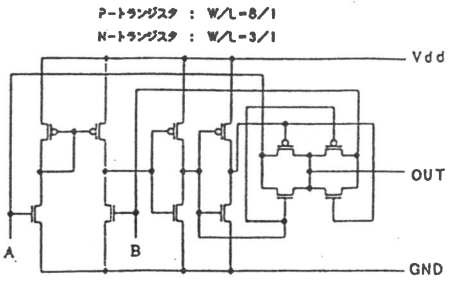


図３－３－１　ＭＩＮ回路図

3-4　ＣＭＯＳ　Ａ－Ｄコンバータの動作特性

図3-4-1に４bitＡ－Ｄコンバータの回路図を示す。図中のAnalog入力端子に０～５Ｖの電圧を印加した場合にデジタル出力 OUT1～OUT4に現れる出力波形のシミュレーション特性を図3-4-2に，又，実際にオシロスコープで測定してその結果をプロッタで出力した特性を図3-4-3に示す。総論でも述べたようにパラメータマッチングがうまくゆかず図3-4-3のように最下位bitのOUT1が全く機能しない結果となった。しかし，OUT2～OUT4までの３bitに着目すると（図3-4-3では設計のミスで論理が逆になっている。）ＬＬＬ～ＨＨＬまで状態が変化し，Ａ－Ｄ変換動作が行われている。この場合も3-2のシフト回路と同様にデジタル出力のＨＨＨの状態が現れていない。又，図中の波形のギザギザはオシロスコープからプロッタへデータを転送する過程での内蔵Ａ－Ｄコンバータの分解能によるものである。

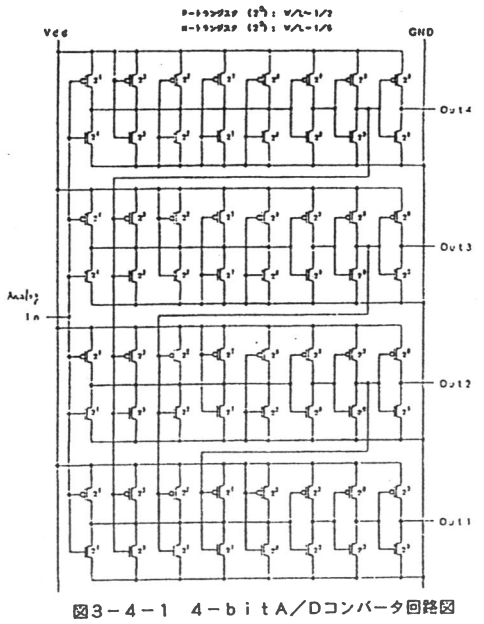


図３－４－１　４－ｂｉｔＡ／Ｄコンバータ回路図

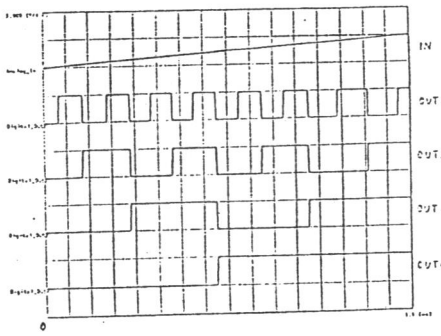


図３－４－２
Ａ／Ｄコンバータシミュレーション特性

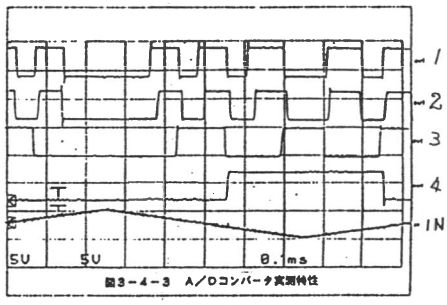


図3－4－3　A／Dコンバータ実測特性

3-5　シングルトン入力，２ルールのファジィ処理特性

3-3節で述べた通り，今回試作したＭＩＮ回路，ＭＡＸ回路が期待通り動作するのは，電源電圧VDDが５Ｖの時，２つの比較入力Ａ，Ｂがおよそ０．７～３．０Ｖの範囲の時である事がわかったので，ファジィチップのファジィ処理特性を評価するため，チップ内部のアナログ信号ピーク値を外部で３Ｖまで圧縮し，図3-5-1のシングルトン入力，２ルールのファジィ処理のブロック図に基づき，ＭＦＧ回路からＭＩＮ回路，ＭＡＸ回路までを接続し，その動作特性を測定した。センサ出力電圧を０．４Ｖとした場合の，ブロック図中の各部の関数波形を写真3-5-1の(a)～(g)に示す。又，センサ出力電圧を０．３３６Ｖ及び０．２４２Ｖとした場合にＭＡＸ回路の出力として得られる波形をそれぞれ写真3-5-2の(a)，(b)に示す。これらの結果から，現在の回路構成でも本質的にはＭＡＸ演算までのファジィ処理を期待通り行える事がわかった。我々の研究の基本理念は回路構成の簡単化であるから，ＭＩＮ回路，ＭＡＸ回路に補正回路を加えて特性を良くする試みは行わない。今後はパラメータマッチングに力を入れ，より特性の良いＣＭＯＳ　Ａ－Ｄコンバータを試作して，ＭＦＧ回路からＡ－Ｄ変換までのファジィ処理が行えるようにファジィチップを改良してゆく。

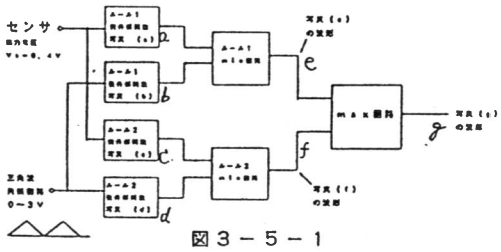
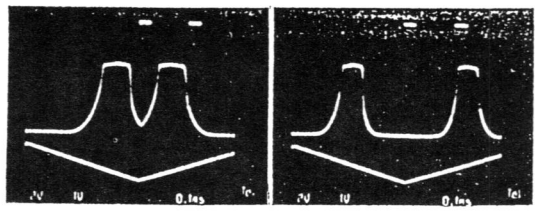
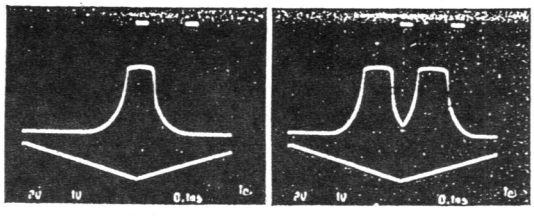
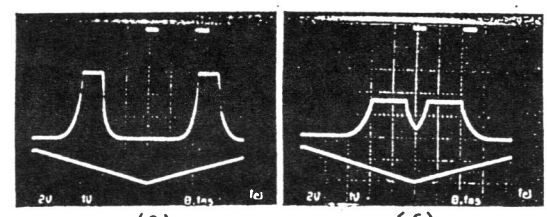


図３－５－１


(a)　(b)


(c)　(d)


(e)　(f)

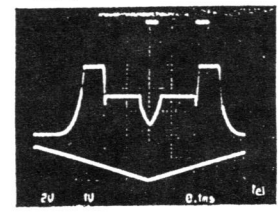

(g)

写真３－５－１

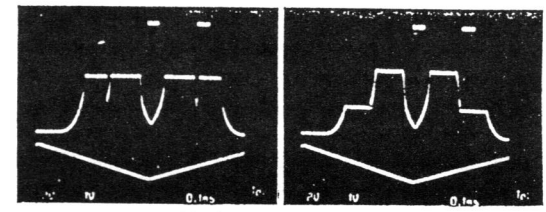

(a)　(b)

写真３－５－２

3-6　つり鐘型ＭＦＧ回路の温度特性

我々が高温の環境下でも期待通りの動作をする回路構成をめざしている事は既に述べた。本節では，５つのＦＥＴで構成したつり鐘型ＭＦＧ回路（図3-1-1参照）の動作の温度特性について検討を行う。測定はファジィチップを半田づけしたブレッドボードごと，槽内温度制御可能な恒温槽の中に置き，入力端子に０～５Ｖの繰り返し三角波（１kHz）を与えて，温度を室温から適宜上昇して行った。その結果を写真3-6-1の(a)，(b)に示す。(a)は室温２７℃，(b)は２００℃時の結果である。一般に，ＣＭＯＳＦＥＴを構成する，ＰＭＯＳＦＥＴとＮＭＯＳＦＥＴのしきい値VTPとVTNは温度の上昇と共にその絶対値が小さくなる[1]。写真の(a)と(b)を比較すると温度の上昇と共に関数の幅が広くなっている。これはまさしくＭＦＧ回路を構成するＰＭＯＳとＮＭＯＳのＦＥＴ単体のしきい値の絶対値が温度の上昇と共に小さくなり，横軸上で関数の立ち上がりが早まり，立ち下がりが遅れたためである。しかし，ここで注目すべき事は，関数発生のトグル点つまり関数の中心点には温度による変化がほとんど無いという事である。これは，我々の設計した回路がＰＭＯＳとＮＭＯＳのキャリアである正孔と電子のバランスをとったＣＭＯＳインバータを基本構成として実現されているからである。

温度による関数の幅変化が制御上問題になるか，ならないかは対象によって又，応用の仕方によって変わってくると思われるので今は断言できない。今後この課題についてはもっと詳しい検討が必要である。そしてその評価はそのままファジィ回路の温度変化に対する頑健性，言い換えると関数波形の変化に対するファジィ推論そのものの頑健性の評価となる。

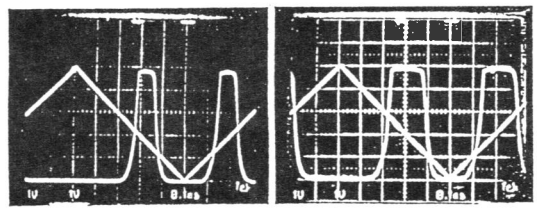

(a) 27℃　(b) 200℃

写真３－６－１

3-7　つり鐘型ＭＦＧ回路の周波数特性

試作したファジィチップの動作速度検証のため，ＭＦＧ回路（図3-1-1）の周波数特性を測定した。実験はファンクションジェネレータで０～５Ｖの三角波の繰り返し周波数を変化させて入力に与え，その時の出力波形の変化をオシロスコープで観測した。その結果を写真3-7-1の(a)～(d)に示す。(a)は100Hz，(b)は１kHz，(c)は10kHz，(d)は30kHzの場合の出力波形である。写真から１kHzまでは問題なく動作している。しかし，10kHzで波形がひずみ始め，三角波に関数回路が追従するのが厳しくなり，30kHzではさらにそのひずみが進んでいる。この結果から今回試作したファジィチップでは，１kHzまでが信頼できる周波数の限界という事ができる。このような周波数による波形のひずみは回路中に存在する，抵抗ｒと容量Ｃにより引き起こされるものである。そしてこのｒとＣの値はＦＥＴの設計寸法（特にゲート幅Ｗとゲート長Ｌの比，Ｗ／Ｌ）による所が大きい。しかし，今回の設計には動作速度に対する考慮は行なっていないので，今後はそれを考慮した設計を行い，周波数特性を良くできるよう検討を加えたい。又，ファジィ制御の頑健性の評価という点では入力周波数を変化させて意志的に波形をひずませ，制御がどの位の周波数までうまく行えるかの実験を行う事には意義があると思われるのでその検討も行ってゆきたい。

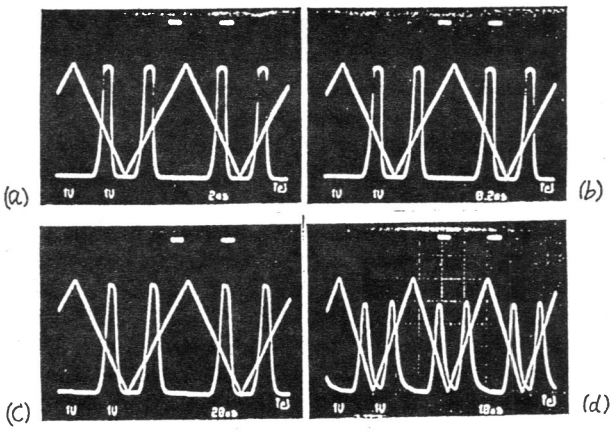


写真３－７－１

４．簡易ファジィ制御方法

２章の方針②でも述べたように，我々はＭＦＧ回路とたし算，ひき算，かけ算回路（除算回路は不要）を用いてファジィ処理が行える簡易ファジィ制御方法を採用したインテリジェントファジィセンサの研究も行っている。この方法を用いてファジィ処理ができれば，回路部の構成は単純な関数発生回路の直列接続と，ＣＭＯＳＦＥＴで比較的実現が容易なたし算，ひき算，かけ算回路だけで実現でき，ワンチップ化が容易になると同時に，ＭＩＮ－ＭＡＸ－重心法で必要だった，後件部関数を周期的に発生させるのこぎり波の発振回路が不要になり，ファジィ演算処理が非同期型になる。図4-1のブロック図を用いて簡易ファジィ制御方法の基本的な考え方を説明する。次の３つのルールを用いる圧力調整システムのファジィ制御を例にとる。

ルール１：もし圧力が高かったら　　その時バルブを開く
ルール２：もし圧力が調度良ければ　その時バルブを保持する
ルール３：もし圧力が低かったら　　その時バルブを閉じる

今，バルブを開く方向に操作する時を正とする。そしてルール１から得られる制御量をＡ，ルール２のそれをＣ，ルール３のそれをＢとするとき，それぞれ得られた制御量を用いて最終出力Ｆを次のような簡単な加減乗算により求める。

Ｆ＝（Ａ－Ｂ）×Ｃ

ＡとＢの大小関係により，バルブを操作する方向とその程度が決まり，Ｃの値（０～１の間で規格化）でその大きさが制限される。つまり例えば，ルール２の影響が大きくてＣ＝０．３であればＦはかなり小さくなり，バルブの操作量は小さくなる。逆にＣが１に近ければ（Ａ－Ｂ）の値でまともにバルブ操作が行われる。まず各ルールとも前件部関数回路の入力端子にセンサ信号を与え，その出力端子を後件部関数回路の入力端子に直接接続する。そしてその後件部関数回路の出力が各ルールごとの制御量となる。ここで，関数回路の入出力パラメータは前件部関数の入力がセンサ出力（今は圧力値），出力がその条件に適合するグレード，後件部関数の入力パラメータは前件部の適合のグレード値，出力が制御量となる。各制御量値をその後の加減乗算回路で演算して最終制御量Ｆを求める。（但し，今は例が３ルールなので加算回路はブロック図に現れない。）

例では，３ルールの場合を示したが，ルール数が増えても制御量が同じバルブの操作であれば加減乗算の項が増えるだけで同様に処理できる。　今回提案した，簡易ファジィ制御法は回路構成をより簡単にする目的で考案したものであるが，まだ実際に制御に応用してその制御性の評価を行うには至っていない。しかし，ＭＦＧ回路を用いる事でこのシステムはファジィ性を充分備えていると考えている。又，制御対象が一つに限定されているなら，前件部と後件部の関数を合成して一つの関数発生回路にできるが，チップに汎用性を持たせる意味で分離しておく事は重要である。

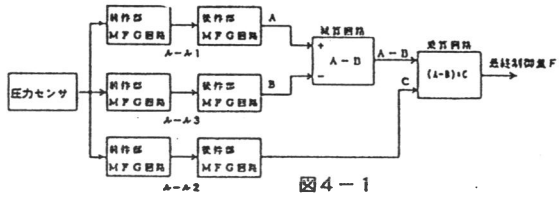


図４－１

５．結論と今後の課題

センサと一体化するために構成を簡単化した独自のファジィ処理回路の設計，試作，評価を行い本質的には期待通りの動作をする事を確認した。又，回路構成をさらに簡単化する目的で簡易ファジィ制御法の提案も行った。今後の課題としては，方針の①で採用しているＭＩＮ－ＭＡＸ－重心法については他の先生方がいろいろな判断・制御にその方法を用いて良い結果を得られているので，その正当性（制御性）の評価をあえて行う事はせず，我々の第１の課題は忠実にそのロジックを我々のＣＭＯＳファジィチップで実現する事である。今後は製作プロセスのパラメータと設計パラメータのマッチングの向上を図りながら，センサとＣＭＯＳ回路の一体化プロセスの開発を行ってゆく。その中で，既に述べたように回路の温度変化や周波数変化によって生じる関数波形の変形に対するファジィ制御の頑健性についての評価も行ってゆきたい。方針②の簡易ファジィ制御方法については，今回は提案するにとどまったので今後，ＭＩＮ－ＭＡＸ－重心法との比較のため何らかの制御実験を行いその制御性を評価してゆくと同時に，たし算，ひき算，かけ算回路の設計をおこなってワンチップ化してゆく予定である。

６．参考文献

1)庄野，金，笠松：ＣＭＯＳインバータを用いたデジタル出力センサセル，１９９３年電子情報通信学会春季大会
2)K. Shono, C-K. Pham and S. Ooki, “Fuzzy Processors using Neural Phenomena in CMOS Digital LSI”, Proceedings 2nd International Conference on Fuzzy and Neural Networks , vol. 2, pp. 521-526, June 1992 (Japan)
3)松本，庄野：インテリジェントセンサのためのファジィメンバーシップ関数発生回路，第８回ファジィシステムシンポジウム，pp. 445-448 (1992)
4)菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社
5)宮尾　他：知能化センシング技術，㈱サイエンスフォーラム

７．問い合わせ先

〒２３０　横浜市鶴見区末広町１－７－７
東京ガス　フロンティアテクノロジー研究所
マイクロデバイスチーム　　松本　外左
ＴＥＬ　０４５－５０５－８８１５

FC6-2

高速多入力ファジィ推論の実現

Realization of High-speed Multi-input Fuzzy Reasoning

有川 晴彦
Haruhiko ARIKAWA
アーク・テクノリサーチ㈱
Ark Techno-Research Inc.

水本 雅晴
Masaharu MIZUMOTO
大阪電気通信大学
Osaka Electro-Com. Univ.

Abstract: While address-look-up method can realize high-speed fuzzy reasoning, it has a problem that its necessary memory capacity exponentially increases as the number of inputs increases. In order to resolve this problem, we propose a method which allows to dramatically reduce the memory capacity to be needed. The sample hardware configration is also shown.

1．はじめに

アドレスルックアップ方式[1] では、予め計算して格納された記憶素子に直接アクセスを行って推論結果を出力するので、高速に推論が実行できる。

その構成は、例えば２入力に基づくファジィ演算を行なうのであれば、デジタル化された入力ＡおよびＢ各々の観測値にビット対応するアドレスに格納する。こうしておけば実際の制御等に適応する際、アドレスピンにビット対応の観測値を導くだけで、即座に推論結果を出力できるものである。

しかしながら記憶素子の必要記憶容量が、入力項目数およびその離散化要素数に応じて指数関数的に増加するという欠点がある。

つまり必要記憶容量Ｃには、

$$C = W \times 2^{A} \ [BITS] \qquad (1)$$

ここに、

Ｗ：各出力に割り当てたビット数の総和

Ａ：各入力に割り当てたビット数の総和

が必要となる。

例えば６入力１出力のファジィ推論を行なう場合、各入出力に各々８ビットを割り当てると、約２５６テラバイトもの記憶容量が必要となる。これは現実的には実現困難な記憶容量である。

本論文は上記の課題を解決するために創案されたものであり、その目的は、観測データが多入力となった場合においても、小規模な記憶容量による記憶素子の構成により、ファジィ推論を高速に行なうことのできるファジィ推論装置を提供することにある。

2．制約条件

前節の目的を実現するために、つまり観測データが多入力の構成となった場合においてもアドレスルックアップ方式を採用してファジィ推論を高速に処理するするために、次の２つの制約条件を課して、必要な記憶容量を削減する。

【制約条件１】 発火ルールの最大数が予め特定できること。例えば図１のように、２つ隣のラベルとはオーバーラップしないメンバーシップ関数（ＭＦ）が各入力へ定義されていれば、１つの入力について２個もしくは１個の条件部発火ラベルが存在する。このことは例えば表１のような２入力１出力のファジィ推論では、最大２×２＝４個の発火ルールが存在することを意味する。ただしこのような制約条件は実際のファジィ制御では最も一般的に用いられている。

表１ ２入力１出力の場合、最大４個のルールが発火する例 （網掛け部分が発火）

入力Ａ / 入力Ｂ	NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	PS	ZR
NM	PB	PB	PB	PM	PS	ZR	NS
NS	PB	PB	PM	PS	ZR	NS	NM
ZR	PB	PM	PS	ZR	NS	NM	NB
PS	PM	PS	ZR	NS	NM	NB	NB
PM	PS	ZR	NS	NM	NB	NB	NB
PB	ZR	NS	NM	NB	NB	NB	NB

つまり図１のような例では、Ｎ入力項目数を有するファジィ推論では最大発火ルール数 MAX_NO_FIRED は式(2)となる。

$$MAX\_NO\_FIRED = 2^{N} \qquad (2)$$

【制約条件２】 非ファジィ化を行なう場合、得られるべき確定操作値の値が結論部の台集合上の特定数の非ファジィ数の値から計算可能であること。簡単な例では、結論部ラベルにファジィ集合ではなく実数値を採用する簡略化推論法がある。ルール結論部にファジィ集合を採用した場合でも、代数積加算重心法などは結論部ラベルのＭＦをシングルトンに置き換えても

非ファジィ化して得られる値は同じであるので、簡略化推論法と同様に扱うことができる。

3．装置構成

本論文の処理アルゴリズムを実現するための装置構成として、次の４種の方式が考えられる。

【装置構成１】･･･ ソフトウェア方式。通常の電算機上で走るプログラムにおいて、処理アルゴリズムに必要なテーブル（配列）を予め作成しておき、実際の動作時には、プログラムがそのテーブルを参照することで処理を進める。この構成では通常の電算機を手軽に利用できる利点がある。テーブル参照を最大限利用するので、一般的なファジィ推論ソフトウェアと較べてより高速な処理が実現できる。

【装置構成２】･･･ マルチＣＰＵ方式。前項のソフトウェア方式の発展である。テーブル参照処理は発火ルール毎に並列に処理されてもよいので、通常の分散型マルチＣＰＵ電算機を用いれば、装置構成１と較べて飛躍的高速に推論結果を出力することができる。

【装置構成３】･･･ メモリネットワーク方式。予め必要な処理結果を格納した記憶素子の出力ピンを、次の必要な処理結果を格納した記憶素子のアドレスピンに直接に導き多段構成とする。更にそれらを並列にして記憶素子のネットワークを構成する。この構成は他の構成より最も高速に推論結果を出力できる他、クロックを用いないので信頼性の高いシステムである。

【装置構成４】･･･ カウンタ付メモリネットワーク方式。前項のメモリネットワーク方式での回路規模を節減する目的で、並列部分の共通回路部を、カウンタのカウント値により時分割で動作させて回路の重複を避ける。この構成ではカウンタ用のクロックを用いるが、少しばかりクロックが誤動作しても暴走には至らない。

4．処理アルゴリズム

第２節の制約条件のもとに本論文の多入力ファジィ推論の処理アルゴリズムを具体的に説明する。

ただし各入力において図１のように７個のラベルのＭＦが、２つ隣のラベルとはオーバーラップしないように定義されており、結論部ラベルを７個のシングルトンで表わす簡略化推論法を採用した３入力１出力のファジィ推論で、各入出力に８ビットを割り当てた場合とする。

また装置構成においては、ソフトウェア方式によるＣ言語のプログラム例を文献[2] のリスト１に示したので、本論文ではメモリネットワーク方式による回路例のブロック構成図を図２に示して説明する。

図２において、観測データより各発火ルールの結論部シングルトンの座標を出力するブロックＡと、観測データより各発火ルールの発火度を出力するブロックＢがある。それら２種の出力を、非ファジィ化部に導き確定出力値を得る。

以下、各ブロックをより詳細を説明する。

【ブロックＡ】 各入力の観測データからテーブル１を用いて条件部発火ラベルの番号を得て、その番号の組み合せからテーブル２を用いて発火ルールの最大数と同数の発火ルール結論部シングルトンの座標値を得て出力する。ただし条件部ラベルの数の７個を表現するには３ビットで足ることから、記憶素子の８ビットの出力のうち６ビットを用いることで、１つの入力に対する２つの条件部発火ラベルを表現できる。

【ブロックＢ】 各入力の観測データからテーブル３を用いて条件部ラベルの適合度を得て、それらを各発火ルール毎にｍｉｎ演算を行いルール発火度を出力する。条件部ラベルの適合度を各々８ビットで表現する場合、１ワード＝２バイトの記憶素子を用いることで、１つの入力に対しての２つの条件部発火ラベルの適合度を表現できる。

【非ファジィ化部】 ブロックＡとブロックＢを統合して非ファジィ化された確定値を出力するブロックである。演算素子には通常の加算器や乗算器・割り算器を用いてもよいが、予め結果が格納された記憶素子を用いる方法でもよい。

5．効　果

テーブル１は２５６バイトの記憶素子が３個必要となる。他の条件を同じくしてＮ入力のファジィ推論を考えるなら、テーブル１の必要記憶素子ＣT1は、

$$CT1 = 256\text{バイト} \times N\text{個} \qquad (3)$$

必要となる。２５６バイトの記憶素子を入力数の個数相当分だけ用いることは十分に実現可能である。

テーブル２は５１２バイトの記憶素子が８個必要となる。他の条件を同じくしてＮ入力及びＬビットで表現できる条件部ファジィラベル数のファジィ推論を考えるなら、テーブル２の必要記憶素子ＣT2は、

$$CT2 = 2^{L \cdot N}\text{バイト} \times 2^{N}\text{個} \qquad (4)$$

必要となる。他の条件を同じくして６入力のファジィ推論の場合、２５６Ｋバイトの記憶素子を６４個用いることは十分に実現可能である。

テーブル３は２５６ワード（１ワード＝２バイト）の記憶素子が３個必要となる。他の条件を同じくして

Ｎ入力のファジィ推論を考えるなら、テーブル３の必要記憶素子ＣＴ3は、

$$CT3 = 256ワード \times N個 \qquad (5)$$

必要となる。２５６ワードの記憶素子を入力数の個数相当分だけ用いることは十分に実現可能である。

以上のテーブルのうち最も必要記憶容量が大きいものはテーブル２である。

しかしながら、例えば入力項目に各々７個のラベルを割り当てた６入力の場合には最大約１１万個の制御ルールが存在しうることになる。これだけの大量の制御ルールを作成し管理することの方がヒューマンインターフェースの立場から実際的ではない。

そこで実際には例えば３個程度のラベルを割り当てるとすれば、必要とする記憶素子１個の記憶容量は、式(4)においてＬ＝２となり、６入力の場合で４Ｋバイトに、８入力の場合で６４Ｋバイトと大幅に軽減することができる。

６．おわりに

多入力ファジィ推論を高速に処理するための具体的実現方法として、アドレスルックアップ方式による方法を議論した。その時ファジィ推論にいくつかの制約条件を設定すれば、必要な記憶容量が大幅に軽減できることを示した。その装置構成を提案するとともに、メモリネットワーク方式による具体的な回路ブロック図を用いてその処理アルゴリズム例を説明した。

学習型ではない一般的なファジィ推論においては、いったん制御ルールなどのパラメータを特定してしまえば、特定の入力値に対して一義的に推論結果が決定される。故に入力値を得る度に実時間で計算する方式とアドレスルックアップ方式との差異は、予め計算を行うか否かだけである。特に処理時間の短縮が求められるファジィ制御では極めて有効な手段となる。

学習型ファジィ推論においても、例えばテーブルをリアルタイムに書き換えてやればよい[3]。

参考文献

[1] 有川晴彦・廣田薫：　アドレスルックアップ仮想ページング方式によるファジィ推論チップ，計測自動制御学会論文集，Vol.26，No.2，pp.180-187，1990

[2] 有川晴彦・水本雅晴：　多入力ファジィ推論のためのアドレスルックアップ方式，第８回ファジィシステムシンポジウム予稿集，pp.469-472,Tokyo Japan，1992

[3] 有川晴彦・水本雅晴：　ファジィラベリング機能付き学習制御，第６回ファジィシステムシンポジウム予稿集，pp.543-546，Tokyo Japan，1990

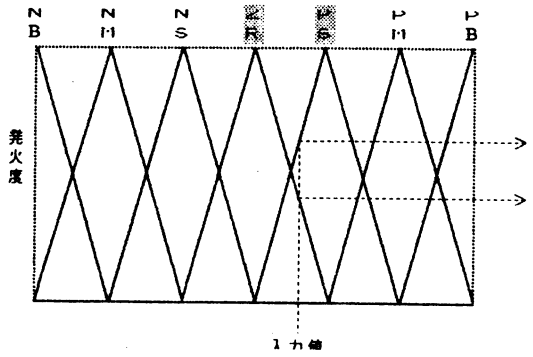


図１．入力値に対し２個のラベルが発火する例

○ 問い合わせ先：

〒600 京都市下京区中堂寺南町１７番地
京都高度技術研究所内　ラボ２１
アーク・テクノリサーチ 株式会社
Tel:075-322-1121 FAX:075-611-1031

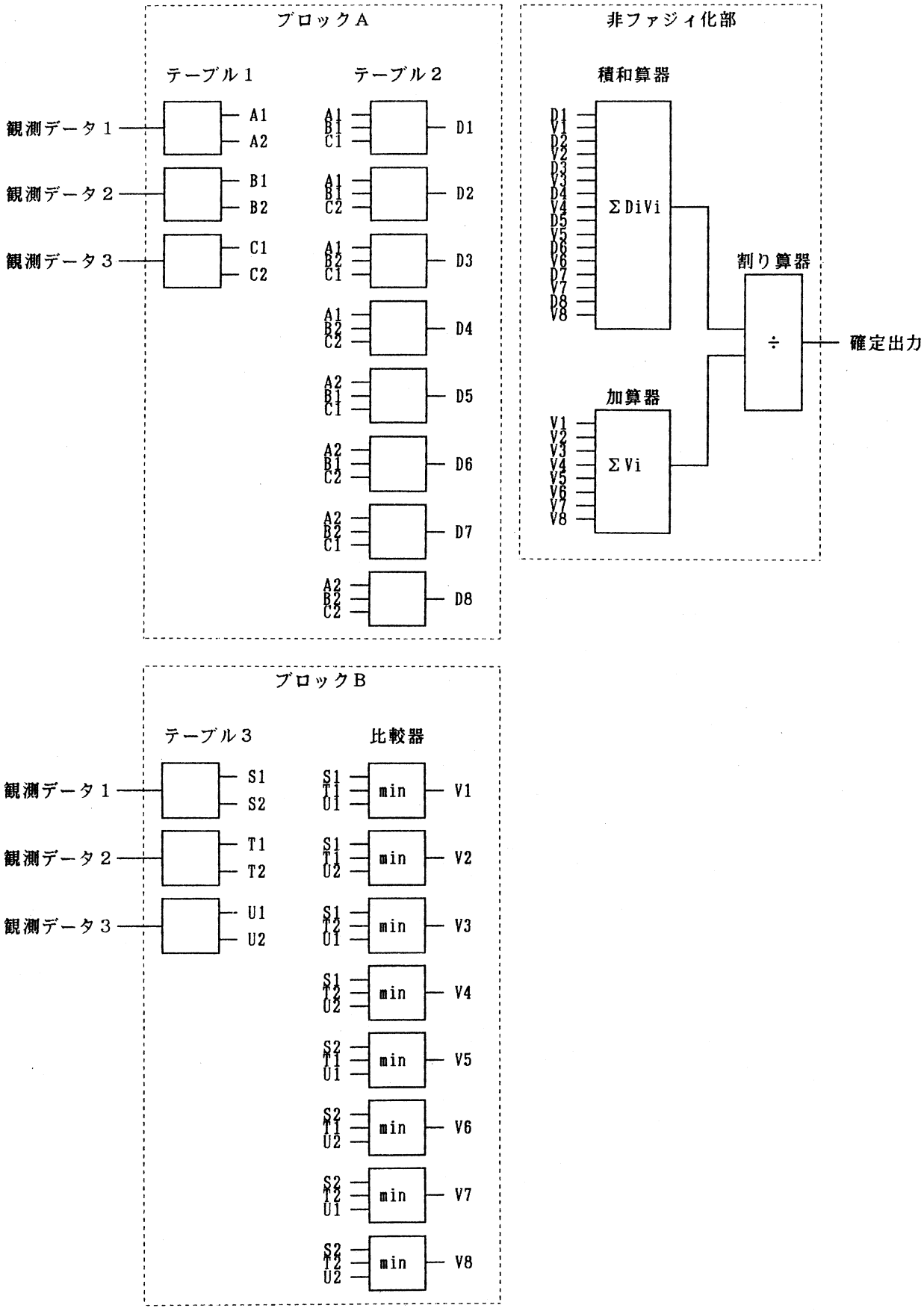


図２　装置構成３による回路ブロック例

FC6-3

ファジィ論理回路シミュレータ（ＦＬＳ）の開発

Development of fuzzy logic circuit simulator.

森　雄一郎　　下野　雅樹　　向殿　政男
Yuichiro MORI　Masaki SHITANO　Masao MUKAIDONO

明治大学　理工学部　情報科学科
Dept. of Computer Science, School of Science and Technology, Meiji UNIV.

Abstract

With the progress of the research of fuzzy theory and technology, it gets to be desired to develop computers and various logic circuits treatable fuzzy information directly. However at present, such circuit design method and the characteristic are not clarified like it is so in the classic two-valued logic. We paid attention to fuzzy sequential circuit for the basis of research of fuzzy computer. Then we developed fuzzy logic circuit simulator(FLS) which is a way of support for development of fuzzy sequential logic circuit. After, we investigated typical fuzzy sequential logic circuit by using this simulator, we consider about problem of development of general fuzzy sequential logic circuit.

１．　はじめに

ファジィ理論の研究が進むにつれ，ファジィ理論を直接扱えるようなコンピュータや各種のファジィ回路の開発が求められている．そこでファジィコンピュータへの研究の基礎として，ファジィ順序回路に注目した．そして，その機能，特性を調べ，一般的なファジィ順序回路の開発を支援する一手段として必要な，ファジィ論理回路シミュレータ（ＦＬＳ）を開発した．このシミュレータは，一般に論議の中心となる論理式を，そのまま回路として表現し，シミュレートすることを目的としている．従って，通常のシミュレータのように実際の回路を必要とせず，論理式レベルの回路を用いて論議を進めてゆく事が可能となる．また，それを利用して，代表的なファジィ順序回路を検証し，一般的なファジィ順序回路開発における問題点について考察をおこなう．

２．　ファジィ順序回路

古典２値論理において順序回路は，入力，状態，出力の３種類の変数を持っており，各々の変数は｛0，1｝の値を取る．これに対しファジィ順序回路は，入力，状態，出力のどの種類の変数も値として｛0、1｝のみでなく［0，1］区間の任意の値を許すものとする．ファジィ順序回路の典型的な例として，ファジィフリップフロップがあげられ，これまでにも幾つかの研究が行われている．K.Hirota, K.Ozawa, W.Pedrycz, L.T.Kóczyらによって，ファジィフリップフロップに対する提案がおこなわれており，主にＪＫ-フリップフロップを基に研究を展開させている[1][5][6][7][9]．

２．１．　ファジィＪＫーフリップフロップ

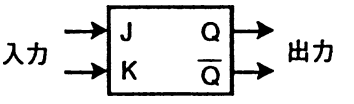


図１　ＪＫフリップフロップ

２値におけるＪＫフリップフロップ（図１）は２つの入力端子，ＪとＫを持つ順序回路で，Ｊ(t)が１になると出力Q(t+1)は１に（セット），K(t)が１になると出力Q(t+1)は０となり（リセット），Ｊ(t)＝K(t)＝１の時Q(t+1)はQ(t)の状態を反転する。このフリップフロップの入出力の関係を表の真理値表を図２に，その時の特性方程式は一般に式(１)で表せる．このカルノー図を図３に示す．

$$Q(t+1)=J(t)\cdot\overline{Q(t)}\ \vee\ \overline{K(t)}\cdot Q(t) \qquad (1)$$

J	K	Q(t+1)
0	0	Q(t)
0	1	0
1	0	1
1	1	$\overline{Q(t)}$

図2

Q \ J K	0 0	0 1	1 1	1 0
0	0	0	1	1
1	1	0	0	1

Q(t+1)

図3

しかしファジィ論理においては次の相補法則

$\overline{A} \vee A = 1$, $\overline{A} \cdot A = 0$　　（相補法則）　　（2）

が成立しないため[2]，ＪＫフリップフロップをファジィ論理に拡張する場合，単に２値論理における１つの論理式だけに注目して拡張を行うのでは不十分である．そこで，従来の回路設計手順を念頭に置きつつ，入力・出力の関係を表記したカルノー図に注目してＪＫフリップフロップをファジィ論理へ拡張してゆく．その際，論理演算としてＯＲ（∨：max），ＡＮＤ（・：min）およびＮＯＴ（$\overline{\ }$：１－）を用いた論理式で表現されている時には，０から１までのすべての中間の値を考慮しなくても，３値｛0，1/2，1｝のみを考察すれば充分であることが知られている[2]．そこでカルノー図を拡張する場合，各変数の状態を０，１の２つの状態から，０，1/2，１の３つの状態へ拡張し，そのカルノー図を用いて考察してゆけばよいことになる．

３値におけるQ(t+1)の真理値の性質を考察すると，次の３つの種類に分類することが出来る[10][12]．まず図５において太字で示した真理値は２値論理におけるＪＫフリップフロップのカルノー図の真理値をそのまま継承しており，ＪＫフリップフロップの本質を示している部分である．次に図５に網掛けしてある部分の真理値はQ(t+1)が０から１へ，又は１から０へ変化する間に当る部分で，これは先に示した太字の真理値が決った段階で必ず1/2でなければならない部分である[3][4]．最後に残った部分（図５の①～⑥）は真理値Q(t+1)が０から０へ，又は１から１へ変化する間のもので，図４の入力変化①～⑥に対応させることが出来る．

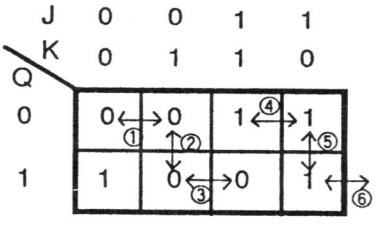


図４　真理値割り当てに自由性のある入力変化

①～⑥のうち真理値Q(t+1)が０から０へ移行する部分（①②③）では真理値１は決してとらない，すなわち０または1/2の値を取る可能性があり，１から１へ移行する部分（④⑤⑥）では真理値０は決してとらない，すなわち１又は1/2の値を取る可能性があることが，Ｂ-３値論理関数の性質から明らかにされている[3][4]．また，逆に，このような性質を満たすものは，必ず論理式でできることが知られている[3][4]．これをまとめるとファジィ論理へ拡張したＪＫフリップフロップで論理式で表現可能なもののカルノー図は図５のようになる．

Q \ J K	0 0	0 1/2	0 1	1/2 0	1/2 1/2	1/2 1	1 1	1 1/2	1 0
0	0	0 ① 1/2	0	1/2	1/2	1/2	1	1 ④ 1/2	1
1/2	1/2	1/2	0 ② 1/2	1/2	1/2	1/2	1/2	1/2	1 ⑤ 1/2
1	1	1/2	0	1 ⑥ 1/2	1/2	0 ③ 1/2	0	1/2	1

図５　論理式で表現可能なＪＫフリップフロップ

なお，ここで注目すべきことは，図４，図５の①～⑥に示した部分は1/2を入力変化に対応させた時に，論理回路に存在する可能性がある論理ハザードに対応している（これはＢ-３値論理を用いて検出される[4]）ことである．２値論理からファジィ論理へ拡張する場合，この部分をどのように定義するかにより回路の特性が大きく左右され，又それに対応して様々な論理式が得られることになる[10][12]．ここでこのカルノー図に対応する論理式を考えてみる．真理値Q(t+1)が０又は1/2，１又は1/2の２通りの値を持つ場所が６ヶ所あるので，すべての場合を考えると，$2^6 = 64$通りのカルノー図が存在することになる．従ってそれに対応するファジィＪＫフリップフロップの論理式も６４通りの式が考えられる[10][12]．

この６４通りの内，内部状態Q(t)がどのような状態においても使い手が望んだときに強制的にセット，リセット出来る事が最低条件として考えられる[10][12]．そこでカルノー図上でセット，リセットを可能にする事を検討した結果，単独でセット，リセット可能な論理式は１６通り存在する[10][12]．この１６通りの論理式のうち，一般的なファジィＪＫフリップフロップを考えると，真理値の合計という点では偏りのない中間値を示し，その上であいまいさを排除した（３）式が最も適している論理式であると言える[10][12]．

$$Q(t+1) = J\overline{Q} \vee \overline{K}Q \vee J\overline{K} \qquad (3)$$

２．２．　ファジィ順序回路の問題点

ここで一般的なファジィ順序回路を設計する上

で注意しなければならない点を考察する．まず，｛0，1｝以外の点に対しても動作を明確に定義する必要がある．つまり2値論理上のものをファジィへ拡張する場合，当然のことながら値｛0，1｝以外の［0，1］区間の値に対しては未定義であるので，3値のカルノー図における1/2に当たる部分を明確に定義しなくてはいけない．B－3値論理における静的ハザードのない形式の論理式[4]，つまり2値論理における主項展開形式の論理式を用いるべきであろう．次に注意しなければならない点は，ある入力に対して内部状態に関わらず，必ず内部状態をある値にセットできるように設計する事が望ましいという点である．もしこのような条件を無視して設計を行うと，一般に入力の値によって次の状態の取り得る値の範囲が制限されてゆき，次第に内部状態が0．5に収束しそれ以降状態が変化しなくなってしまう恐れがある．これは演算にＭＩＮ，ＭＡＸを用いている事から容易に推測が可能である．更に，入力及び状態への符号割当ての問題などが考えられる[11]．

3．　ＦＬＳ（Fuzzy Logic circuit Simulator）

以上述べたように，順序回路をファジィ理論へと拡張して行く上で解決して行かなければならない問題点は沢山考えられる．それらはまだ論理式上での問題であり，それらを手作業で検証，考察して行くのは非能率的である．そこで論理式レベルで回路の検証を行なえるツールが不可欠となった．

3．1．　ＦＬＳの特長

一般的な回路設計における問題点として，ゲートの変化に要する時間の考慮や，信号線の長さの違いによる伝達時間の差，いわゆる遅延などが考えられる．また，同期回路の設計と言っても実際の設計の段階で出現する非同期回路を処理する技術，例えば，実際の順序回路ではデータの入出力及び内部のフィードバック等の信号の流れをラッチ等の回路によりクロック信号を用いて制御するような技術を利用している．しかし一般的な同期式順序回路の場合，我々は，入力信号を与えたり出力信号を得たりするのは，内部状態が安定してから行なうという仮定（以後これを基本モードと呼ぶ）をおいて，解析や設計の論議を行なっている．当然，実際に回路を設計する場合，非同期の技術を用いなければならないが，本研究は論理式レベルにおけるファジィ論理への拡張のための一手段とすることを前提とした．そこで本シミュレータは，実際の順序回路設計の煩わしさを出来るだけ排除し，通常の論理式による論議のレベルで利用することの出来るシミュレータを目指した．具体的に説明すると，今回作成したシミュレータは，シミュレータ内部でクロック信号を仮定し，内部状態が安定した段階（各ゲートのイベントフラグが立たなくなった段階）で次のクロックへ進む構造となっている．回路への入力信号，及び出力信号は，そのクロックに対応して制御されている．また，ラッチ等の回路により実現されていた次のクロックで信号を流すという機能は，Ｄ－フリップフロップを基本部品として用意する事によって，回路設計の簡略化を計っている．

3．2．　ＦＬＳの機能

Fuzzy Logic circuit Simulator はＦＳＤＬ言語（Fuzzy Sequential circuit Discription Language）によって記述されたファジィ順序回路をシミュレートし，結果をファイルに出力するソフトである．このシミュレータは和演算，積演算として次の4種類の演算を使用することが可能である．

＜和演算＞

○論理和　$a \vee b = \max(a, b)$

○代数和　$a \dotplus b = a + b - a \times b$

○限界和　$a \oplus b = \min(1, a + b)$

○激烈和　$a \dot{\vee} b = \begin{cases} a \vee b & (\text{if } a \wedge b = 0) \\ 1 & (\text{otherwise}) \end{cases}$

＜積演算＞

○論理積　$a \cdot b = \min(a, b)$

○代数積　$ab = a \times b$

○限界積　$a \odot b = \max(0, a + b - 1)$

○激烈積　$a \dot{\wedge} b = \begin{cases} a \wedge b & (\text{if } a \vee b = 1) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$

＜否定演算＞

$$\bar{a} = 1 - a$$

計算精度は小数点以下2桁とし，まだ値の与えられていない（演算で結果が決まっていない）信号線は1/2の値を持つものとしてシミュレートを行なってゆく．

3．3．　ＦＬＳの検証－その1

式（3）のＪＫ－フリップフロップを用いてＦＬＳの検証を行なう．まず第一に回路をＦＳＤＬを用いて記述する．手作業で記述するのは非能率的なので，回路エディタＸＦＬＣＥ（X-Window Fuzzy Logic Circuit Editor）を今回製作し，これを用いて入力を行なう．このエディタは回路を階層的に記述できるもので，出力されるファイルはＦＨＳＤＬ（Fuzzy Hierarchical Sequential circuit

Discliption Language）形式で出力される．その後，コンバータを通して，ＦＳＤＬ形式のファイルを得る．図６にＸＦＬＣＥによる入力画面を示す．図７に得られた回路記述ファイルを示す．

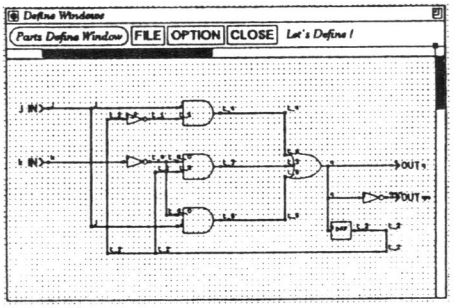


図６　ＪＫフリップフロップ作成画面

```
INPUT(j,k);
OUTPUT(q,qn);
{
    L_1 = NOT(L_2);
    L_0 = NOT(k);
    L_4 = AND(j,L_1);
    L_3 = AND(L_0,L_2);
    L_5 = AND(L_0,j);
    q = OR(L_4,L_3,L_5);
    L_2 = DFF(q);
    qn = NOT(q);
}
```

図７　ＪＫーフリップフロップ（ＦＳＤＬ）

本シミュレータ用に記述する回路は，図６，図７からも明らかなように，唯一，Ｄ－ＦＦを付加し，フィードバックの流れを制御することによって，式（３）の論理式をほぼそのまま回路として表現することが可能である．この回路を本シミュレータで動作を検証した結果，その機能[10] [12]は正しく確認することが出来た．

３．４．　ＦＬＳの検証ーその２

小沢氏，廣田氏が提案されたファジィシフトレジスタ[9]を用いて検証を行なう．これは，ファジィＪＫ-フリップフロップを基本セルとし構成された任意形状のメンバーシップ関数が記憶できかつその出力反転，max-min合成ができる．また記憶したメンバーシップ関数が台集合上で左右にシフト可能である．回路図を図８に示す．この回路も論理式レベルの回路であり，実際の回路とする場合，論理式レベルのものよりかなりの変更を必要とするが，本シミュレータにおいては，ほぼそのままの形で検証可能であり，その結果，各機能[9]の動作を確認できた．（検証結果ファイルは紙面の都合上省略する．）

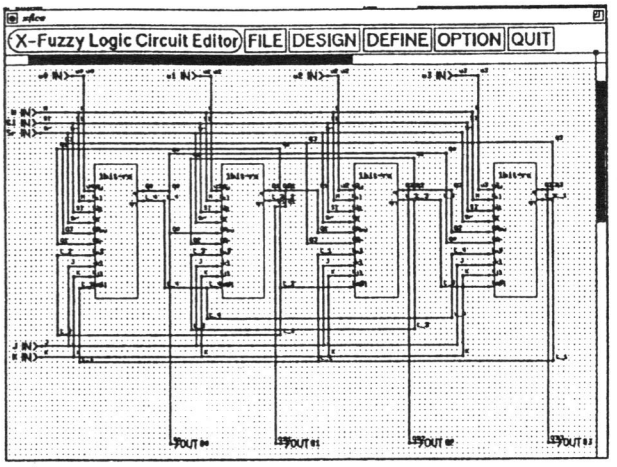


図８　４ｂｉｔファジィシフトレジスタ

４．　まとめ

以上の結果より，本研究で作成したシミュレータ（ＦＬＳ）はファジィ順序回路を論理式レベルで論議して行く上で大変有効な手段であることが確認できた．また，合わせて製作した回路エディタ（ＸＦＬＣＥ）も，回路を階層的に記述でき，大規模な回路も効率良く設計できることが確認できた．今後の課題として，これらツールを利用し，他の演算系による回路の基本特性の調査や，一般的なファジィ順序回路の設計法を進めて行きたい．

５．　参考文献

［１］K.Hirota and W.Pedrycz , Designing sequential systems with fuzzy J-K flip-flops , Fuzzy Sets and Systems Vol.39,No.3,pp261-278,1991

［２］向殿政男,Fuzzy理論における２、３の性質について，信学論 vol58-D No.3 1975

［３］向殿政男,B-三値論理関数について　-あいまいさを考慮した三値論理関数-　,信学論 Vol.55-D, No.6,1972

［４］向殿政男,組合せ回路におけるハザードのB-３値論理を用いた考察,信学論 Vol.61-D,No.9,1978

［５］L.T.Kóczy,K.Hirota and K.Ozawa,Knowledge represention and accumlation by fuzzy flip-flops,Fuzzy Sets and Systems,Vol.39,No.1,1991

［６］K.Hirota and K.Ozawa,Concept of fuzzy flip-flop,Preprints of Second IFSA Congress,Vol.2,pp556-559,1987

［７］K.Hirota and K.Ozawa,Fuzzy flip-flop as a basis of fuzzy memory modules,Fuzzy Computing,pp173-182,1988

［８］向殿政男，Fuzzy論理関数の代数的構造とその最簡形式および既約形式，信学論 Vol.58-D, No.12, 1975

［９］小沢和浩，廣田薫，任意形状のメンバーシップ関数が記憶可能なファジィレジスタの提案，日本ファジィ学会誌,Vol.2,No.2,1990,pp111-118

［１０］森雄一郎，向殿政男，論理式で表現可能なFuzzy Flip-Flopとその性質について，8th Fuzzy System Symposium,pp473-476,May 1992

［１１］森雄一郎，向殿政男，ファジィ順序回路の提案，多値論理研究ノート vol.15,No.6,July 1992

［１２］Yuichiro MORI,Masao MUKAIDONO,Fuzzy Flip-Flop Expressible with Logical Expression and Their Properties,Proceedings of the Korea-Japan Joint Conference on Fuzzy System and Engineering,pp165-168,1992

６．　問い合わせ先

〒２１４神奈川県川崎市多摩区東三田１-１-１
明治大学理工学部情報科学科システム科学研究室
森　雄一郎　Mail : mori@cs.meiji.ac.jp
TEL 044-934-7442　FAX 044-934-7912

FC7-1

近似的なマッチングによるプランニングと移動ロボットへの適用
Planning using Approximate Matching Technic and its Application to Mobile Robot

愛須　英之　　稲垣　泰弘　　杉江　弘　　畝見　達夫
Hideyuki Aisu　Yasuhiro Inagaki　Hiroshi Sugie　Tatuo Unemi
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

Abstract

A planning architecture for vague and dynamical environment is proposed. The architecture is composed of two planners, Macro-planner which makes rough planning using approximate matching technic, and Reactive-planner which uses packaged control agents. Then we indicate a simulation example of mobile robots that cooperate to capture a target.

1．はじめに

我々は現在、複数のロボットが並行して作業を行い、かつ人間が同じ環境内においてロボットと協力して共通の目標を達成するために作業するような、人間と共生するロボットシステムについての研究を行っている。従来のプランニング方法を、このようなシステムにそのまま適用しようとすると、記号表現上でつくられたプランと現実世界のギャップ、知識の不足、環境内で動的に変化する要素への対応の不足、リアルタイム性など、数々の問題が生じる。

これらの問題を解決するための考え方の一つとして、リアクティブプランニング[1)2)]がある。これは、時間的、空間的に局所に限定された現実のセンサ情報に応じて、あらかじめ用意した比較的少数の動作やプランの中から、実行時に適したプランを選択して実行するものである。この方法では、センサ情報に直接基づいた実行が可能なため、リアルタイム性をはじめ上記の問題点はかなり解決されている。　反面、リアクティブプランニングのみでは局所的な情報のみに実行結果が左右され、プランの大局的な目標が達成できない恐れがあり、単独では高度な作業の実現は難しい。全体としてのマクロなプランを構成する戦略プランナと、リアクティブプランナを組み合せることで、双方の欠点を補った研究例[3)4)]はあるが、人間の入るようなより複雑なシステムでは、従来型のプランナを戦略プランナとして用いると、戦略プランナの予定通りにリアクティブプランナがふるまってくれなかったり、知識不足によりプランを生成できない場合も予想される。

そこで本研究では、リアクティブプランナと組み合せて使用することを前提にした、マクロな戦略プランを生成するためのマクロプランナのアーキテクチャを提案する。

2．リアクティブプランナ

まず、マクロプランナと併用して使用するリアクティブプランナの概要を図1、図2に示す。

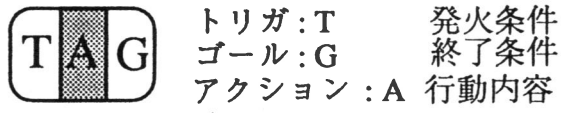


図1　コントロールエージェント

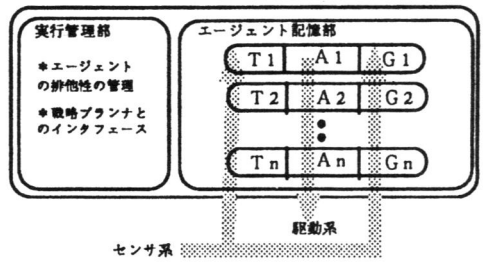


図2　リアクティブプランナ

図1のコントロールエージェントは、一つ一つが独立してまとまった制御動作を行うソフトウェアモジュールである。センサやインタフェースに直接アクセスでき、現在の状況が発火条件を満足すると発火して制御動作を開始し、終了条件が満足されるまで制御動作を続行する機能を持つ。

図2はリアクティブプランナの全体構成である。ここで実行管理部は、エージェントの実行状況をチェックし、プラン失敗時や終了時にはマクロプランナにリプランニング要請を出す等の作業を行う。つまりマクロプランナとのインタフェースの役目をしている。

また、実行管理部はエージェントが同時に複数発火しないように管理する。実行管理部は発火候補となるエー

ジェントの中で、最も現在状況と発火条件の適合度が高いエージェントを発火させ、そのエージェントが終了するまでは、他のエージェントの発火を抑制することにより実行管理を行う。

3．マクロプランナ

マクロプランナでは、マクロな目的を達成するのに必要なエージェントを選択した上で、リアクティブプランナに転送する。マクロプランナは、必要なエージェントを抽出するだけで、エージェントの実行順序など細かい規制は行わないが、プランのマクロな目標達成に不必要なエージェントはリアクティブプランナでは発火候補から除かれるため、リアクティブプランナのリアルタイム性や動的環境に対するロバスト性を犠牲にすることなく、最終的にマクロな目標に到達できるように間接的に誘導できる。

プランニングの際には、エージェントのトリガとゴールのマッチングを行い、お互いにマッチするエージェントを次々と連結し探索木を展開していく。適合度や類似度を利用して近似的なマッチングを行い、発火する可能性のあるエージェントを全て探索していくことにより、ただ一つの最適なプランを作成するのではなく、選択肢が多数用意されたロバストなプランを生成する。そして、プランを構成しているエージェントを全て抽出し、リアクティブプランナに送り込む。

まず、近似的なマッチングの意味について説明しておく。エージェントの汎用性を高め、センサ入力に直接対応できる様にするためには、トリガとゴールに記述する条件は、数値データと記号の混在する表現を可能とする必要がある。数値データの場合、探索時にトリガとゴールの条件が厳密にマッチするということはほとんどないので、状況記述のマッチングの程度を値として示し、マッチングの程度があらかじめ与えたしきい値を満足するものは、全てマッチングしたものとして連結していくこととする。以降これを近似的マッチング、マッチングの程度をマッチング度と称する。マッチング度としては、ユークリッド距離などの非類似度や、状況記述の似ている度合を0.0～1.0間の数値として示した類似度を用いる。

近似的マッチングを用いると、以下の利点がある。

（1）プランニング時に数値データが直接扱え、また記号表現も曖昧な情報を含んだ数値データとして扱えるので、プランと現実のエージェントの振舞のギャップを減らすことができる。

（2）しきい値を変化させることで、プランの精度と探索時間のトレードオフをコントロールできる。

（3）最低一つはプランを発見できるようにしきい値をコントロールすることにより、エージェント（知識）が足りない場合でも概略的なプランを生成できる。

（4）お互いに類似したエージェント（知識）のクラスタリングによるグループ化が簡単にできる。グループごと一つのエージェントとして扱うことにより、プランニング時間の大幅な短縮が計れる。リアクティブプランナに転送する時点で、抽出されたグループに属するエージェントを全て個別に転送すれば、プランの実行可能性をさほど落さずにプランニング時間を短縮でき、リアルタイムのリプランニングが可能になる。

図3にマクロプランナのプランニングの流れを示す。Sはプランニング時の状況、Gはプランのマクロな目標を表す。また、円はコントロールエージェントのトリガとゴールの状態を表し、矢印はアクションによる状態遷移を示している。探索木で円が一致していないのは、近似的マッチングを行っているため、状態が完全に一致するということはないことを示している。

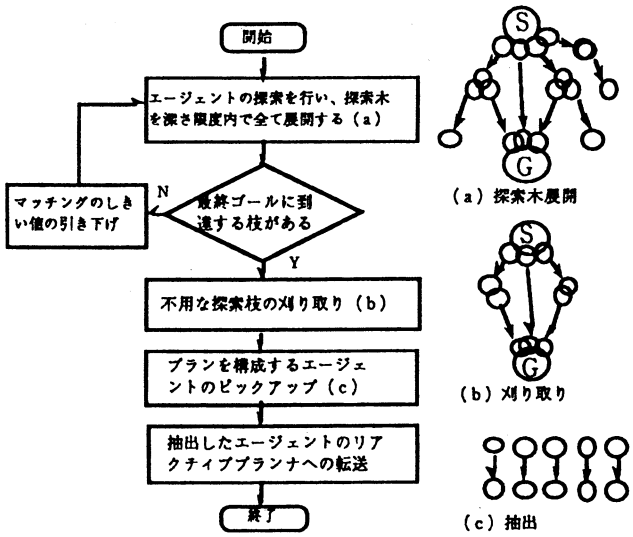


図3　プランニングの流れ

（a）の探索木展開の段階では、マクロプランナはコントロールエージェントを大量に蓄えたデータベースを検索し、あらかじめ与えた深さ限度内で全ての状態遷移の可能性を網羅する。深さ限度を設けたのは、近似的マッチングで解が見つかるまで無制限に探索を許すと、プランの実行可能性が低くなりすぎるからである。

（b）の探索枝の刈り取りの段階では、深さ限度内でマクロ目標に到達する経路以外は全て刈り取る。マクロ目標とエージェントのゴールはやはり近似的マッチングを行うが、プラン途中の近似的マッチングよりしきい値は小さく、すなわちマッチングを甘くする。

（c）の抽出の段階では、プランを構成するエージェントを集め、重複するものを省いた上で、リアクティブ

プランナに転送する。実行時におけるコントロールエージェントの実行順序や実行回数はリアクティブプランナに任せる。

4．階層的な状況記述の枠組

ファジィ理論の考え方を用いると、数値データを記号表現に直す際に真理値空間に写像することにより、0.0～1.0間の数値ベクトル空間に対応付けることが可能となるので、記号表現でも数値データと同様に近似的マッチングが可能となる　以下、異なる抽象度の状況記述を統一的に扱うため、オブジェクト指向に基づいた階層的な状況記述の枠組みを提案する。

図4にエージェントのトリガ部やゴール部のクラス構造を、図5にエージェントのクラス構造を示す。スロット値は状況記述の本体であり、数値情報または言語ラベルとそれに対するメンバーシップ値を持つ。マッチング度演算関数は、スロット値を用いて類似度や非類似度を演算する関数である。デーモン関数は、マッチング度演算関数を起動した際に演算に必要なスロット値が得られていない場合、継承関係の一つ上位クラスのスロット値を用いて足りないスロット値を演算する。すなわち、デーモン関数は認識や解釈を行う部分に相当する。メンバーシップ関数は、数値データをラベルのメンバーシップ値に置き換えるためのデーモン関数の一種として利用する。また、ラベルからより抽象度の高いラベルへの変換は、ファジィ推論ルールで行う。

一つのクラスはデータの抽象化の一つの観点に対応しており、データを抽象化する手順に従い互いに階層的な関係がある。同じ観点で抽象化された、すなわち同じクラスに属するオブジェクト間でマッチングを行う場合は、お互いのマッチング度演算はそのクラスのマッチング度演算関数を用いて演算する。図6にクラス間の階層的な継承関係の一例を示す。おおもととなるクラスはセンサ情報を数値データとして直接記述するクラスであり、派生するほど様々な観点から抽象化されていく。

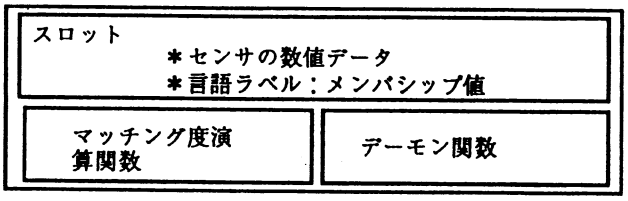


図4　状況記述部のクラス構造

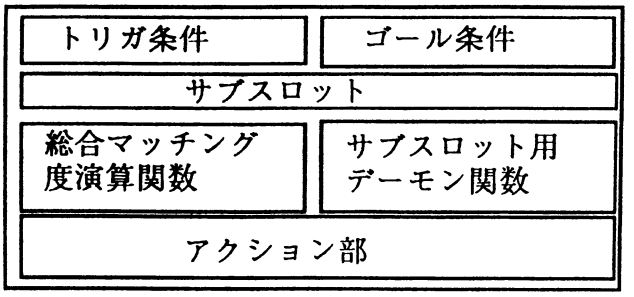


図5　コントロールエージェントのクラス構造

実際にインプリメントする時には、各オブジェクトは階層の最下位の最も抽象化されたクラスのいずれかとして生成し、ポインタによりどのクラスとして使うのかを選択する。これにより、異なるクラスに属するオブジェクト間で近似的マッチングを行う場合は、どちらかのオブジェクトのクラスがもう一方のオブジェクトの親にあたるクラスならば、ポインタを子側のクラスとしてマッチングすると、親側のオブジェクトのスロット値の不足部分がデーモン関数により自動的に演算され、同じクラスのオブジェクトとしてマッチング度演算できる。それ以外の場合は、マッチング度は零とする。

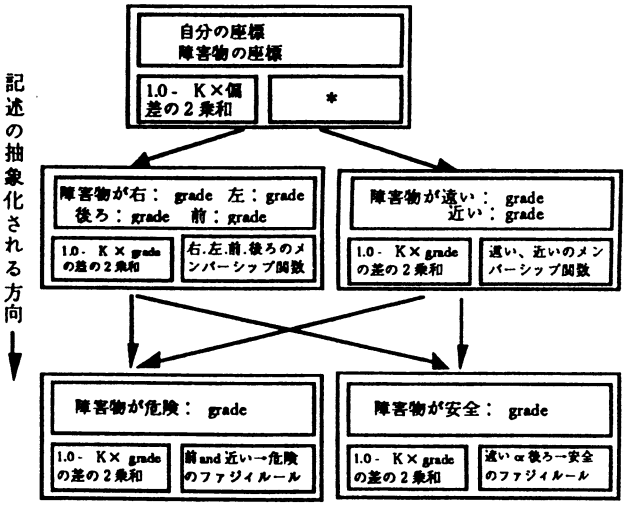


図6　クラス間の階層関係

5．計算シミュレーション

5．1　マクロプランナのプロトタイプ

オブジェクト指向言語C＋＋を用いてマクロプランナとリアクティブプランナのプロトタイプを作成した。以下、マクロプランナのプロトタイプの概要を示す。

（1）状況記述クラス

状況記述クラスはセンサ情報に対応したレベル一種類だけで、デーモン関数はない。スロットはセンサ情報を実数値として格納する。スロット数は任意に指定できる。マッチング度演算関数としては、ユークリッド距離演算

を用いる。

（2）探索アルゴリズム

プロトタイプは、エージェントデータベースを読み、節点を近似的マッチングにより展開するサブルーチンを再帰的に呼び出すことで、深さ限度内で探索木を展開していく。また同時に、ゴールにマッチするエージェントを解リストに加えていく（図7）。

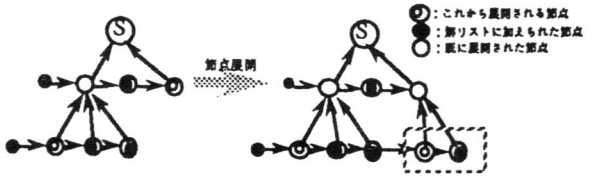


図7　探索木の展開

最低限一つはプランを発見できるように、マッチングできない場合にマッチングしきい値を変更し、反復演算する機能を持つ。

（3）エージェントの抽出

プランを解リスト側から探索木の先頭に向かって読み込むことで、リアクティブプランナ側で使用するエージェントを抽出する。

5．2　ターゲットの協調追跡

複数ロボット間、もしくは人間-ロボット間で協調するような単純な課題として「ターゲットの協調追跡問題」を考え、アーキテクチャの検討を行っている。

図8に計算シミュレーションによる動作例を示す。画面中、虫のような形をしたロボットがターゲット、三角形のロボットが追跡者であり、ターゲット及び追跡者の一方は人間がキーボートから操作している。図中矢印で指し示されたロボットが、マクロプランナで作成されたプランに基づき、リアクティブプランナにより制御されている自律追跡ロボットである。人間の操縦するロボットと自律追跡ロボットが、協力してターゲットを追い込み捕獲しようとしているのがわかる。

本例では、コントロールエージェントを効率よく作成するため、人間による追跡ロボットの操作実例を記録して、直接エージェントとして利用する方法をとった。マクロプランナは近似的マッチングにより数値データが直接扱えるため、このようなことが可能となる。ここでは、ロボットの動作を前方移動もしくはその場回転のみとし、操作実例の収集時は、ロボットがその場回転を行うごとに、自分の絶対座標、他の2台のロボットの自分に対する相対位置を記録し、プランニング時にエージェント化して利用している。

なお、現時点では実例データの量等に問題があるため、ある程度決った展開にしか対応できないが、今後は抽象化された状況記述クラスをトリガとして持つより高度なエージェントを取り入れることにより、あらゆる場面展開に対応可能としていくつもりである。

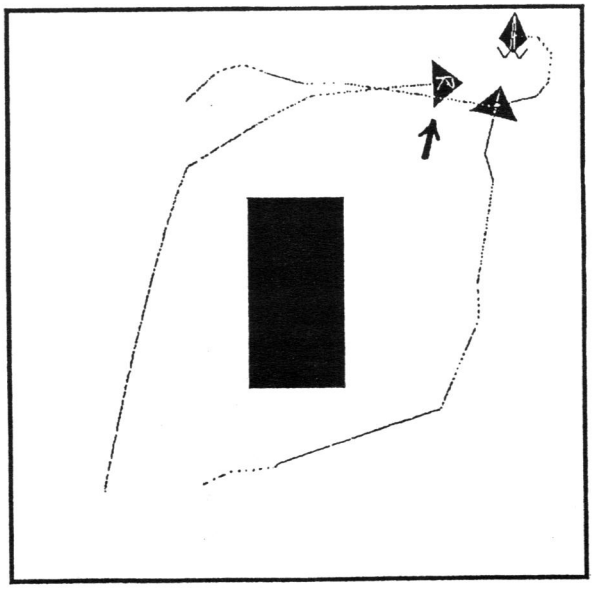


図8　協調追跡シミュレーション

6．まとめ

曖昧で動的な環境で利用可能なプランニング方法として、マクロプランナとリアクティブプランナを組み合せるプランニングアーキテクチャを提案し、マクロプランナにおいて使用する近似的マッチング方法と階層的な状況記述方法を示した。さらに、簡単な課題について数値シミュレーションによる検討を行った。

参考文献

1）R.Brooks,"A Robust Layered Control System For A Mobile Robot", IEEE Journal of Robotics and Automation, vol.RA-2,no.1,pp.14-23,Mar.1986.

2）R.Arkin,"Motor Schema Based Navigation for A Mobile Robot:An Approach to Programming by Behavior", Proc.of IEEE Conference on Robotics and Automation, pp.264-271.Mar.1987.

3）Wilkins,D.E."Practical Planning : Extending the Classical AI Planning Paradigm",San Mateo, California, Morgan Kaufmann, 1988.

4）E.H.Ruspini. "Fuzzy Logic in the FLAKEY Robot", Proceeding of the 1990 International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks(IIZUKA'90), Iizuka, Kyushu, Japan,1990.

問い合わせ先：

〒231　横浜市中区山下町89-1

シイベルヘグナービル3階　　国際ファジィ工学研究所

愛須　英之　　Tel　045-212-8221　Fax 045-212-8255

FC7-2

ファジィ・ニューラルネットワークを用いた自律分散ロボットによる行動計画

Behaviour planning of the Autonomous Decentrlized Robots based on Fuzzy and Neuralnetwork

廣田 薫† 池田 武治‡ 桑原 強司† 葉 海青† 大谷 正幸* 湯場崎 直養*
Kaoru Hirota Takeharu Ikeda Tsuyoshi Kuwabara Kaisei You Masayuki Ohtani* Naoyosi Yubazaki*
†法政大学工学部 ‡法政大学大学院 *マイコム（株）
†College of Eng., Hosei Univ. ‡Graduate School of Hosei Univ. *MYCOM Inc.

Abstract : A simulation experiment on making character patterns by using eight robots has beendone on computer screen. The design of the hardware implementation is also presented,where each robot has personal computer, CCD camera, image processing unit, and so on, and it can do complex tasks individually or cooperatively. The robot can assoiate with a character pattern and its order by using a weight list based on neuralnetwork, and it decides the size by using a learning function of singlton type fuzzy reasoning method. It can find moving position by using AHP(Analytic Hierarchy Process), too. By applying a fuzzy control method, all robots solve the deadlock problem in collision avoidance problem.

キーワード ： 自律分散ロボット，意思決定，ニューラルネットワーク，簡略化推論法，衝突回避

1 はじめに

これまでの個別ロボット技術開発の結果，ロボット単体の高機能化の技術的限界が明らかになってきた．更なる処理の効率化や，ロボットシステム自体の保全性・拡張性の向上が要求され，複数のロボットによる，個々の情報，動作力の協調，並列的な処理，開発段階まで含めた柔軟性などの実現も必要である．

人間が大きな目標を能率よく達成しようとするとき，複数の人で集団行動とることにより，成し遂げようとする事が多い．そこで，人々はどのようにすれば全体としてうまくいくかを，1人1人が経験や学習により考えて動作する．ここで，例えば5人の人が重い物を運んでいるとしよう．もし，作業中に1人が足を痛めて作業を放棄したとしても，他の4人は，各々がバランスなどを考え作業を続けることが可能である．

このように，複数のロボットが集団で行動できるなら，現在より大きな作業や幅広い作業ができる．また，各々のロボットが知能を持つことにより，同じ作業を能率よくでき，もし，ロボットのどこかに故障が生じても，作業を続けられる．

そこで本研究では，集団行動の1つとして，5~10台の子機ロボットを用いて人文字をつくる．子機ロボットの各々は知能を持ち，親（人間）の指示により経験や学習を行う．その結果として，親がある人文字の名前を指示するだけで，子機ロボットがそれぞれ自律的に考えて動作し，人文字を完成させる．本報では，現在，仕様の設計を終了し，製作中のロボットの機能を前提としたシミュレーション実験の結果を報告している．

2 自律分散ロボット学習システムの構成

2.1 子機ロボット仕様案

作成中の子機ロボットにはノート型32ビットパーソナルコンピュータ（PC-98），回転式CCDカメラおよび画像処理装置，通信機能，距離センサー（超音波センサー），タッチセンサーなどの機器を搭載する．また，子機ロボットは，2個のステッピングモーターによる自律移動が可能である．ボール押し出し機能なども取り付ける．

2.2 親ロボットの構成

親ロボットの操作は人間が行い，子機とのインターフェースとして，Sunスパークステーションと PC-98 を接続し，PC-98 に通信機能を取り付けて子機との通信を可能にする．

2.3 自律分散ロボット学習システムの構成

自律分散ロボット学習システムの構成を図1に示す．

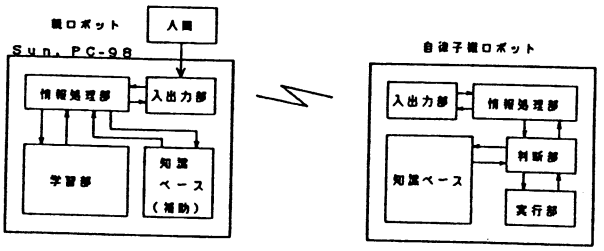


図 1: 自律分散ロボット学習システムの構成

3 自律分散ロボットによる人文字作成のシミュレーション

3.1 自律分散ロボット学習システムのアルゴリズム

自律分散ロボット学習システムのフローの概略を図2に示す．

3.2 自律分散ロボットによる人文字作成のアルゴリズム

複数の自律ロボットによる人文字作成のアルゴリズムを述べる．

まず人文字の形，順番を指示すると，各々のロボットが経験により作成したデータベースにある重み付きのリストからの情報を，ニューラルネットワークにかけることによって，形と順番を連想する．大きさを指示すると，シングルトン型ファジィ推論の学習[2]により推論する．順番の指示がないときは，階層化意志決定法 AHP[4]により

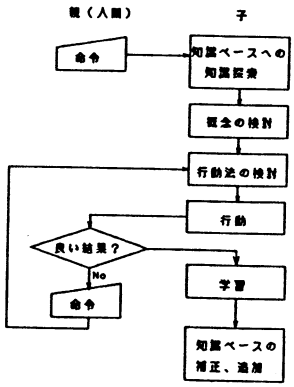


図 2: 自律分散ロボット学習システムのフロー

移動場所を決定する．子機ロボット同士の衝突回避はファジィ推論により行っている．

3.3 リスト構造型データベース

子機ロボットが人文字の形状などを蓄えておくデータベースは，図 3 に示すようなリストネットワークで構成されている．ここでは，整列と丸の形に並ぶ場合について考えていく．この場合，図 3 のように一般的に 2 つの条件が考えられる．2 つの命令語と 2 つの条件の，各々の要素をつなぎ，その要素を経験するたびに 1 づつ増加する重要度 W_{ij} を設けてある．この重要度は，何度も経験した条件はそのつど命令しなくても行えるように設けた．なおもちろん，形状の種類は必要に応じて増やせる．

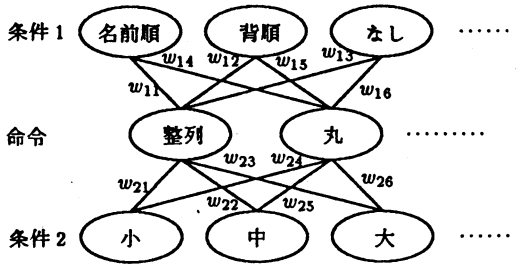


図 3: 人文字のリストネットワーク

3.4 形状，順番の連想

ここでは，子機ロボット一台が，どの辺に移動するべきかを連想するアルゴリズムと推論法を述べる．

次に，各命令に対する形を連想するのに，図 4，図 5 のような 9 × 9 の出力ユニットをもつニューラルネットワークで連想する．ニューラルネットワークのアルゴリズムは，バックプロパケーション[1]を用いている．

図 5 は，整列の出力層と条件 1（名前の順等）の出力層を重ねたものである．例えば名前の順に整列することを何度か経験したとき，”名前の順”の条件を与えられると，およその自分の移動場所を即座に把握できるように，第 1 層の出力結果に重みをつけるためのものである．

3.5 大きさの決定

次に，前節で述べたニューラルネットワークで得られた結果を，実際にはどのくらいの大きさに対応させるかを述べる．2 つのニューロ間の距離 Z を，2 入力 1 出力のシングルトン型ファジィ推論で求める．まず，1 つ目の入力としては，各々に対する大きさ（例えば，整列の時の中ぐらいは 50cm である等）である．これは，図 3 の条件 2 の各要素を呼び出すと取り出せる．2 つ目の入力としては，各要素（整列，丸など）を無視した，全体としての大きさを，実際の数値として入力する．後件部はシングルトン型ファジィ推論の自動チューニング法[2]で，後件部出力値 z_i とその重み w_i を学習できるようになっている．なお，この学習法は最急降下法に基づいている．

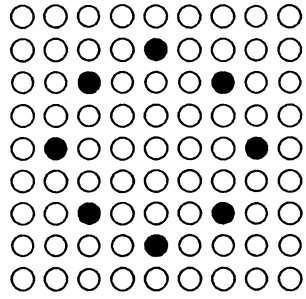


図 4: 丸型の連想出力

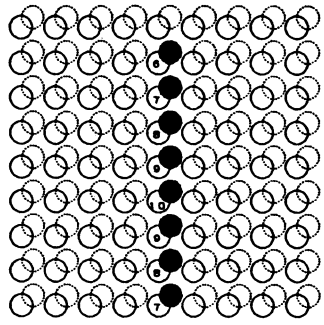


図 5: 整列の連想出力

3.6 移動場所選択法

ここでは，並ぶ順番が指定されない場合の，子機ロボットがどこを選択すべきかの方法を提案する．

子機ロボットが移動場所を選択するとき，たいていの場合，自分からいちばん近いところを希望するのが普通である．ここで，あえて移動場所の立場というものを考慮してみる．移動場所からなるべく距離の近いロボットが来てくれるのが適当であろう．そこで，安定結婚の問題[3]と知られるアルゴリズムを用いて解く．安定結婚の問題とは，N 人の男性と女性が集団見合いをし，おのおのの異性にこのみの順位をつけ，この順位表をもとにうまく結び付ける方法である．このように，ロボットの場合も子機ロボットと移動場所の距離により順位表を作り解いた．この方法でもある程度うまくいくこ

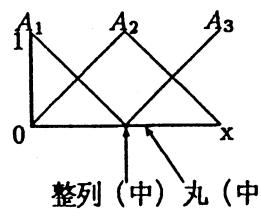


図 6: 各要素の入力メンバーシップ関数

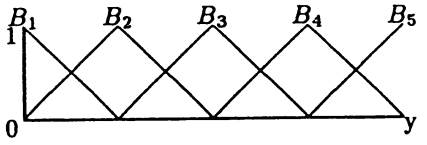


図 7: 全体の入力メンバーシップ関数

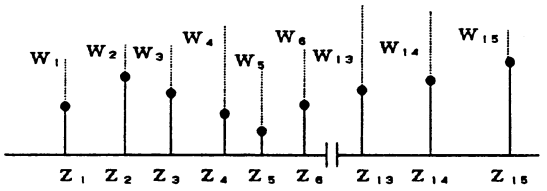


図 8: 後件部出力値 z_i と重み w_i

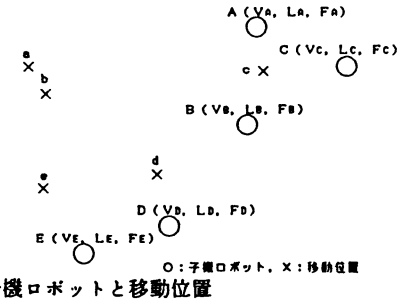


図 9: 子機ロボットと移動位置

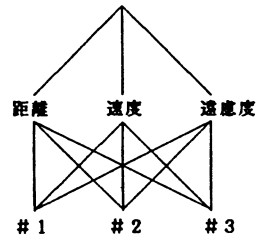


図 10: 目的階層

とは確認できている．

しかし，例えば図 9 のように子機ロボットと移動場所が決まったとする．この場合，子機ロボット A にとって一番近い場所は位置 c である．しかし，位置 c は子機ロボット b，c にとっても一番近い場所である．位置 c にとっては子機ロボット A が一番近いため上述の方法で解くと，子機ロボットと位置 c が組となる．だが，人間がこれを解く場合，子機ロボット A は位置 a と組み，位置 c は子機ロボット c と組んだ方がいいと考えるであろう．このように人間は，他の人が同じ場所を希望すれば，条件に応じて遠慮をする．また，単に距離だけを考慮するだけではなく，その相手の移動の速度や，その人は遠慮しそうな人かなどを考慮する．

そこで，各々の子機ロボットに階層化意志決定法 AHP[4] を用いて，場所の希望を変更するかを決定させる．子機ロボット A を図 9 に対応させて，その手順を以下に示していく．

- 自分（子機ロボット A）からの距離により希望位置を順番づける．
- 自分と同じところを希望している子機ロボットがいるかを通信により 2 台得て自分を # 1，相手を位置 c に近そうな相手から # 2，# 3 とつける．
- みんなが希望してないところを 1 点探し，この位置を仮希望 3 とする．ない場合は希望 3 を仮希望 3 とする．
- 図 10 のように仮希望 3 に対する位置までの距離，速度，遠慮度に対する目的階層をくむ．

しかし，実際にはこれらの情報が常に正確に計測されて正確には伝わるとはかぎらない．そこで，表 1 のように言葉と数値を対応させる．

表 1:重要度

数値	言葉
1	同じくらい重要
3	少し重要
5	かなり重要
7	非常に重要
9	圧倒的に重要

なお，距離は短い方，速度は速い方，遠慮度は遠慮しそうなほど重要度を大きくする．この場合はそれぞれ 5，3，1 とする．求めた結果により次のように希望の入れ替えを決定する．

# 1 > # 2 > # 3	:	仮希望 3，希望 4，希望 1
# 2 > # 1 > # 3	:	希望 2，仮希望 3，希望 1
# 2 > # 3 > # 1	:	希望 1，希望 2，仮希望 3

この新たな希望を用いて安定結婚問題のアルゴリズムにより最終決定する．

3.7 複数の移動ロボットにおける衝突回避

ここでは，ファジィ推論を用いて複数の移動ロボットにおける衝突回避を実現する手法について述べる．また，本手法のシミュレーション結果を報告する．

3.7.1 問題設定

ある空間内において，複数台の移動ロボットが衝突することなく，各々の目標とする位置に移動することを考える．ロボットの上方から見た 2 次元平面上の衝突回避モデルを図 11 に示す．ロボット i がロボット j に対して衝突回避を行う．ロボット i の座標を進行方向に x 軸，ロボット j からロボット i に向かう方向に y 軸をとる．x 軸はロボット i における相対位置を表し，y 軸はロボット i におけるロボット j の相対速度情報を表している．ロボット i の入力情報として，目標点の相対位置 $G_i(d_{oi}, \theta_{oi})$，ロボット j の相対位置 $P_i(d_{ij}, \theta_{ij})$，

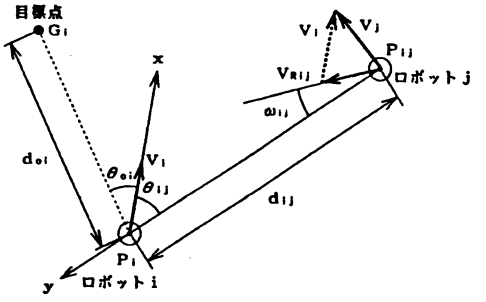


図 11: 衝突回避モデル

ロボットjに対するロボットiの相対速度ベクトル$V_{R_{ij}}$，y軸と相対速度ベクトルのなす角ω_{ij}が与えられる．

3.7.2 衝突回避アルゴリズム

衝突回避の手順を以下に示す．情報はロボットiにおけるもので添え字は省略する．

【Step1】現在の状態入力があった後，ロボットが目標点に向かうにはどの方向にどれだけステアリングを切るべきか決める．方向制御の操舵角ψ_Aをロボットから見た目標点の方位角θ_oを入力とし，簡略化推論法[5]により求める．

【Step2】衝突する危険性の度合いを衝突危険度CR (collision risk)として簡略化推論法により求める．用いたメンバーシップ関数，ルールマップを，それぞれ図12，表2に示す．最も危険であると評価される対象をひとつ選び出し回避対象とする．もし回避対象とする範囲内に障害物が存在しなければ【Step4】に進む．

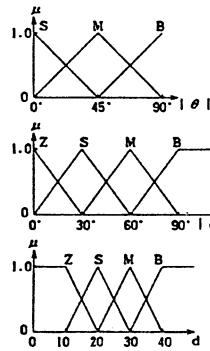


表2:CR評価のルールマップ

|θ|	|ω|	d			
		Z	S	M	B
S	Z	1.0	0.9	0.6	0
	S	0.8	0.7	0.5	0
	M	0.5	0.4	0.3	0
	B	0	0	0	0
M	Z	0.9	0.8	0.5	0
	S	0.7	0.6	0.4	0
	M	0.4	0.3	0.2	0
	B	0	0	0	0
B	Z	0.7	0.6	0.4	0
	S	0.6	0.5	0.3	0
	M	0.3	0.2	0.1	0
	B	0	0	0	0

Z:およそゼロ
S:小さい
M:中ぐらい
B:大きい

図12:CR評価の前件部メンバーシップ関数

【Step3】左右どちらの方向にステアリングを切るべきかを決定する．まず入力情報θとωの符号関係を決定する．入力情報には観測誤差等が見込まれ，一義的にθの符号関係は定まらないので次のようにして求める．θをファジィ化し，メンバーシップ関数$\mu_\Theta(\theta)$で表す．θが左(Left;L)である可能性の度合いを$Poss\{\theta$はLである$\}$と表し，次式より求める．

$$Poss\{\theta \text{は} L \text{である}\} = \vee\{\mu_\Theta(\theta) \wedge \mu_L(\theta)\} \tag{1}$$

ただし$\mu_L(\theta)$はθが左(Left;L)であるようなメンバーシップ関数である．同様にして$Poss\{\theta$はRである$\}$と$Poss\{\theta$はZである$\}$を求めて，これらの最大値を与えるラベルをθの符号関係とする．同様にしてωの符号関係を求める．θとωの符号関係から，衝突回避の知識を参照して回避方向を決める．

衝突回避の操舵角は次式より求める．

$$\psi_B = z \cdot CR \cdot 30^\circ \tag{2}$$

【Step4】最終的なロボットの操舵角ψを決定する．

$$\psi = \begin{cases} (1-CR)\cdot\psi_A + CR\cdot\psi_B & (CR < 0.4) \\ \psi_B & (CR \geq 0.4) \end{cases} \tag{3}$$

3.7.3 衝突回避のシミュレーション結果

各々のロボットは，始めランダムに配置し，ロボットの数は7台，縦1列に整列する場合を想定して，各々の決められた目標点に移動する．図13にシミュレーション結果を示す．一方のロボットが衝突回避するとき，他方のロボットはそれを妨げない方向に移動しているのが分かる．

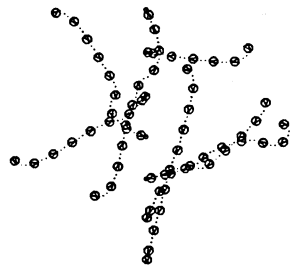


図13:衝突回避のシミュレーション結果

3.8 シミュレーション結果

図3のリストのプログラムにより，命令と条件を入力すると必要な値を提示し，その要素を使うたびに経験値を増やすこともできた．次に，形を連想するニューラルネットワークの実験は，3層で入力8，出力81で行った結果いずれの条件の場合でも収束することが確認できた．更に，シングルトン型ファジィ推論の自動チューニング[2]のプログラムを作成し学習できることを確認した．ここまでの結果で，形，順番，大きさを入力すると，子機ロボット1台が連想する形状を画面上に重みに比例させた大きさで出力できた．移動場所の選択では階層化意思決定法AHP[4]を用いており，人が判断したときと同じように選択することが3回に1度ぐらいの割合であるが，この推論を用いないときに比べてかなり良い結果を得た．子機ロボット同士の衝突回避シミュレーションでは，通信情報を必要とせずに衝突回避が行われることが確かめられた．

4 おわりに

自律分散ロボットによる人文字作成のシミュレーションシステムを構築した．本システムは分散処理，協調作業を行っており，ロボットシステムの高機能化や拡張に応用できる．更に，人文字作成のシミュレーションを実際のハードに適応させることを，より考慮して実験を行う．そして，来期には実際にロボットを使って実験を行う予定である．

参考文献

[1] D.E.Rumelhart et al, *Learning Representations by Back-propagating errors*, Nature, 323-9, pp.533-536, 1986

[2] 水本，ファジィ制御の改善法(IV)，第8回「ファジィシステムシンポジウム講演論文集」，pp.529-532, 1992

[3] 奥村 晴彦，C言語による最新アルゴリズム事典，技術評論社，pp.4-5, 1991

[4] 浅居 喜代治，ファジィ経営科学入門オーム社，pp.43-48, 1992

[5] 前田，村上，自己調整ファジィコントローラ，計測自動制御学会論文集，24-2, pp.191-197, 1988

【連絡先】
〒184 東京都小金井市梶野町3-7-2
法政大学工学部計測制御教室 廣田研究室
池田 武治
TEL & FAX : 0423-87-6256
Email : ikeda@hrt.hosei.ac.jp

FD1-1

指数型可能性分布による可能性分析
Possibility Analysis based on Exponential Possibility Distribution

田中英夫 Hideo Tanaka
石渕久生 Hisao Ishibuchi

大阪府立大学工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

Abstract : This paper deals with an exponential possibility distribution and its application to discriminant analysis and fuzzy relation systems. The discriminant analysis is formulated by minimizing the possibility or necessity measure. The inverse problem in fuzzy relation systems defined by exponential possibility distributions can be solved by matrix operations. This study is part of possibility analysis based on exponential possibility distributions.

1．はじめに

メンバシップ関数を可能性分布として解釈し，可能性理論が L.A.Zadeh[1]によって1978年に提案された．可能性理論の枠組みは定式化されているが，データ解析には，まだあまり応用されていない．本研究は指数型可能性分布による可能性分析を定式化し，データ解析に応用することを目的としている．指数型可能性分布の性質についてはすでに検討を行った[2]．ここでは，可能性・必然性測度が行列演算によって求められることを述べ，可能性・必然性測度が最小になるような特徴空間を求める方法を提案する．さらに，ファジィ関係方程式を指数型可能性分布で定義し，逆問題について考察する．本研究は可能性回帰分析[3]，可能性分布の同定[4]などの筆者らの一連の研究に属するものであり，可能性理論の応用の枠組みを構成する試みである．

2．指数型可能性分布の性質

一次元上の可能性分布はよく取り扱われてきたが，ここでは多次元上の指数型可能性分布を取り扱う．

$$\Pi_A(x)=\exp\{-(x-a)^t D_A(x-a)\} \quad (1)$$

ただし，Aはファジィ概念，aは中心ベクトル，D_Aは正定値行列である．(1)式の可能性分布のパラメータ表示を$A=(a,D_A)_e$とする．二次元上の指数型可能性分布の例を図１に示す．

いま，正規でない可能性分布A'が次のように与えられたとする．

$$\Pi_{A'}(x)=c\ \exp\{-(x-a)^t D_A(x-a)\} \quad (2)$$

ただし，$0<c\leq 1$である．以下の定義および性質については文献[2]に示されている．

［定義１］可能性分布A'の無知量を I(A')で表し，これを次のように定義する．

$$I(A')=-\log c \quad (3)$$

［定義２］可能性分布$A=(a,D_A)_e$のあいまいさをH(A)で表し，次のように定義する．

$$H(A)=\int_{-\infty}^{\infty}\Pi_A(x)dx$$
$$=\pi^{n/2}\,|D_A^{-1}|^{1/2} \quad (4)$$

可能性分布Aが与えられると，これは次の３項で表現できる．

$$\{(a,D_A)_e,\ I(A),\ H(A)\} \quad (5)$$

ここでは，正規でない可能性分布が与えられたときは，常に正規化して取り扱う．ただし，正規でないという情報は無知量I(A)として保存される．

いま，結合可能性分布$\Pi_A(x,y)$が与えられたとする．可能性の概念から次のことが定義できる．

i)周辺可能性分布

$$\Pi_A(x)=\max_y \Pi_A(x,y) \quad (6)$$

ii)条件付き可能性分布

$$\Pi_A(x\mid y)=k\Pi_A(x,y) \quad (7)$$

ただし，k は次式を満足するものである．

$$\max_x \Pi_A(x\mid y)=1 \quad (8)$$

iii)次式が成り立つ．

$$\Pi_A(x,y)=\Pi_A(x\mid y)\cdot\Pi_A(y) \quad (9)$$

(9)式を用いると，可能性の観点から情報・決定理論を再構築できる．

［定義３］通常のベクトル関数 y=f(x)とX上の可能性分布$\Pi_A(x)$とが与えられたとする．このとき，Y上の可能性分布 $\Pi_{f(A)}(y)$は

$$\Pi_{f(A)}(y)=\max_{\{x\mid y=f(x)\}}\Pi_A(x) \quad (10)$$

と定義される．

X上の可能性分布$\Pi_A(x)$が与えられたとき，y=f(x)によって誘導される可能性分布が(10)式によって与えられる．この関係をY=f(A)と表す．

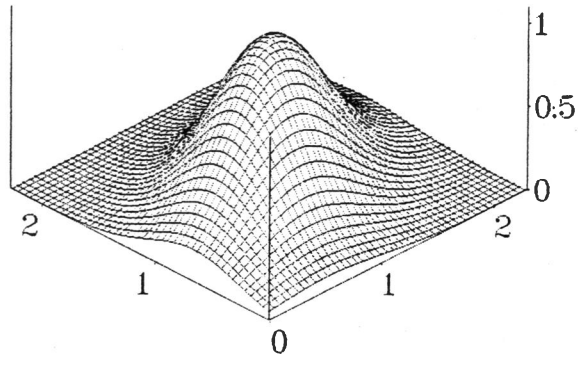


図１　指数型可能性分布の例

[定義4] 可能性分布 $\Pi_A(x)=(a,D_A)_e$とファジィ事象$\Pi_B(x)=(b,D_B)_e$とが与えられたとき，ファジィ事象Bの可能性測度を$\Pi_A(B)$と表し，次のように定義する．

$$\Pi_A(B)=\max_x \Pi_A(x)\cdot\Pi_B(x) \qquad (11)$$

定義4の最大化問題を解けば，$\Pi_A(B)$は次のようになる[2]．

$$\Pi_A(B)=\exp\{-a^tD_Aa-b^tD_Bb+(D_Aa+D_Bb)^t(D_A+D_B)^{-1}(D_Aa+D_Bb)\} \qquad (12)$$

可能性と確率との対応関係を表1に示す．

表1　可能性と確率との対応

可　能　性	確　　率
可能性分布 $\Pi(x)$	確率密度関数$p(x)$
可能性測度 $\Pi(A)=\max_x \mu_A(x)\cdot\Pi(x)$ μ_A;ファジィ事象	確率測度 $P(A)=\int \chi_A(x)\cdot p(x)dx$ χ_A;クリスプ事象
周辺可能性分布 $\Pi(x)=\max_y \Pi(x,y)$	周辺確率分布 $p(x)=\int p(x,y)dy$
条件付可能性 $\Pi(x\mid y)=k\Pi(x,y)$ k;正規化定数 $(\max \Pi(x\mid y)=1)$	条件付確率 $p(x\mid y)=\dfrac{p(x,y)}{p(y)}$ $(\int p(x\mid y)dx=1)$

3．必然性測度

2．で述べたように可能性測度は行列演算によって解析的に得られる．ここでは，必然性測度について考察する．乾口ら[5]はゲーデル含意を用いて必然性を次のように定義している．

$$N_A(B)=\inf_x\{\Pi_A(x)\rightarrow\Pi_B(x)\} \qquad (13)$$

ただし，$\Pi_A(x)$は可能性分布であり，$\Pi_B(x)$はファジィ事象である．本論文では，可能性測度を積で定義したので，(13)式の必然性測度は次のように定義される．

[定義5] 必然性測度はゴーギャン含意を用いて次のように定義する．

$$N_A(B)=\inf_x\{\Pi_B(x)/\Pi_A(x)\} \qquad (14)$$

正定値行列AをA>0，また半正定値行列AをA≧0と表す．この記号を用いて，必然性測度は次の定理から解析的に得られる．

[定理1] $N_A(B)$は次のように表される．

i) $D_A-D_B>0$:

$$N_A(B)=\exp\{a^tD_Aa-b^tD_Bb-(D_Aa-D_Bb)^t(D_A-D_B)^{-1}(D_Aa-D_Bb)\}$$

ii) $D_A-D_B\geqslant 0$, $D_A-D_B\geqq 0$:

$$N_A(B)=\begin{cases}\exp\{a^tD_Aa-b^tD_Bb & ; D_Aa=D_Bb\\ 0 & ; D_Aa\neq D_Bb\end{cases}$$

iii) $D_A-D_B\not\geqq 0$:

$$N_A(B)=0$$

[定理2] 必然性測度はよく知られた次の性質がある．

i) $N_A(B)\leqq 1$,　ii) $N_A(B)\leqq\Pi_A(B)$

定理1および定理2の証明は文献[6]に示されている．

4．可能性・必然性測度による特徴空間の抽出

2つの可能性分布$\Pi_A(x)$, $\Pi_B(x)$が与えられたとし，この可能性分布がより分離するような特徴空間を求めることがここでの問題である．まず，2つの可能性分布を一次元上に射影するために次の線形変換を考える．

$$y=v^tx \qquad (15)$$

ただし，vは係数ベクトルである．(15)式において，xの代わりに可能性分布によるファジィベクトルAが与えられたとする．このとき，(15)式を用いてY上の可能性分布Y_Aが定義3による拡張原理によって求められる．すなわち，(15)式を用いて，Y上のファジィ数Y_Aは

$$Y_A=v^tA \qquad (16)$$

と表される．拡張原理からY_Aは次のようになる[2]．

$$\Pi_{YA}(y)=\exp\{-(v^tD_A^{-1}v)^{-1}(y-a^tv)^2\} \qquad (17)$$

さて，$\Pi_A(x)$, $\Pi_B(x)$とが与えられ，Y上で$\Pi_{YA}(y)$と$\Pi_{YB}(y)$とが最大に分離するようなvを求めることがここでの問題である．まず，Y上で可能性測度が最小になるvを求める問題を考える．$\Pi_{YA}(y)$と$\Pi_{YB}(y)$とを(12)式に代入すると，

$$\Pi_{YA}(Y_B)=\exp\frac{-v^t[aa^t-2ab^t+bb^t]v}{v^t(D_A^{-1}+D_B^{-1})v} \qquad (18)$$

となるので，この問題は

$$\max\frac{v^t[aa^t-2ab^t+bb^t]v}{v^t(D_A^{-1}+D_B^{-1})v} \qquad (19)$$

となるvを求める問題に帰着できる．$D_A^{-1}+D_B^{-1}$は正定値行列であるので，

$$D_A^{-1}+D_B^{-1}=k^tk \qquad (20)$$

と分解できる．したがって

$$kv=z \qquad (21)$$

とおくと，(20)式の最適化問題は

$$\max\frac{z^t(k^{-1})^t[aa^t-2ab^t+bb^t]k^{-1}z}{z^tz} \qquad (22)$$

となり，これは固有値問題になる．すなわち，

$$Qz=\lambda z \qquad (23)$$

の最大固有値に対する固有ベクトルzを求めることになる．ただし，

$$Q=(k^{-1})^t[aa^t-2ab^t+bb^t]k^{-1} \qquad (24)$$

である．

次に必然性測度最小化問題を考える．$D_A-D_B>0$を仮定する．このとき，必然性測度は定理1から

$$N_{YA}(Y_B)=\exp\frac{-v^t[aa^t-2ab^t+bb^t]v}{v^t(D_B^{-1}-D_A^{-1})v} \qquad (25)$$

となる．$D_B^{-1}-D_A^{-1}>0$であるので，$N_{YB}(Y_B)$を最小にするvは上述のように固有値問題から得られる．

[数値例1] 図2に示されているデータが与えられたとする．h=0.6とし，□のデータから正規可能性分布$\Pi_A(x)=(a,D_A)_e$を同定した結果と，同様に○のデータから$\Pi_B(x)=(b,D_B)_e$を同定した結果とを以下に示す．ただし，可能性分布の同定法は参考文献[4]に類似したものである．

$\Pi_A(x)$: $a=(4.2610,\ 4.3183)$

$$D_A=\begin{bmatrix} 0.0790 & -0.0299 \\ -0.0299 & 0.0701 \end{bmatrix}$$

$\Pi_B(x)$: $b=(7.5223,\ 6.6043)$

$$D_B=\begin{bmatrix} 0.1267 & -0.0418 \\ -0.0418 & 0.0823 \end{bmatrix}$$

このとき，線形変換係数ベクトルvは

$v=(0.9698,\ 0.2438)$

となる．ただし，$\|v\|^2=1$ としている．

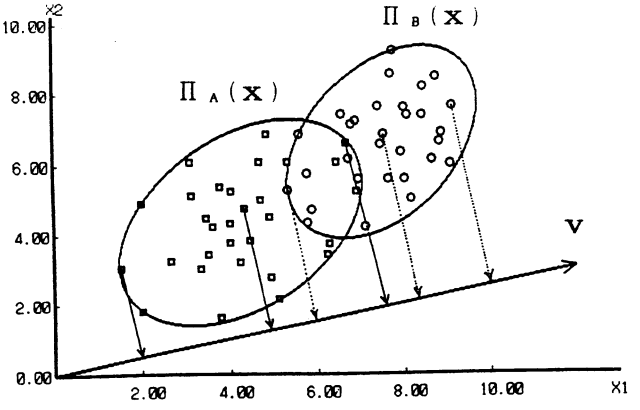


図２　指数型可能性分布による特徴空間の抽出例

５．可能性分布によるファジィ関係システム

ファジィ関係システムを次の指数型可能性分布とする．

$$\Pi_R(x,y)=\exp\{-(x-r_1,\ y-r_2)^t \begin{pmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{12}^t & D_{22} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} x-r_1 \\ y-r_2 \end{pmatrix}\} \quad (26)$$

ただし，行列Dは正定値であり，(r_1,r_2)は中心であり，X,Yはそれぞれ入力空間，出力空間である．

［定義６］ ファジィ入力$\Pi_A(x)=(a,D_A)_e$が与えられたとき，そのファジィ出力$\Pi_B(y)$を次のように定義する．

$$\Pi_B(y)=k \max_x \Pi_A(x)\cdot\Pi_R(x,y) \quad (27)$$

ただし，kは次式を満足する正規化定数である．

$$\max_y \Pi_B(y)=1 \quad (28)$$

［定理３］ ファジィ入力$\Pi_A(x)=(a,D_A)_e$とファジィ関係システム$\Pi_R(x,y)$とが与えられると，ファジィ出力$\Pi_B(y)$は次のようになる．

$$\Pi_B(y)=(L^{-1}q,L)_e \quad (29)$$

ただし，L,qは次式で与えられる．

$$L=D_{22}-D_{12}^t(D_A+D_{11})^{-1}D_{12} \quad (30)$$

$$q=D_{22}r_2+D_{12}^t r_1-D_{12}^t (D_A+D_{11})^{-1}(D_A a+D_{11}r_1+D_{12}r_2) \quad (31)$$

定理３は(27),(28)式の２つの最適化問題を解くことによって得られる．またファジィ出力の無知量は次のようになる．

$$I(B)=\log k=a^t D_A a+(r_1,r_2)^t D(r_1,r_2) -q^t L^{-1}q-(D_A a+D_{11}r_1+D_{12}r_2)^t (D_A+D_{11})^{-1}(D_A a+D_{11}r_1+D_{12}r_2) \quad (32)$$

$L>0$は次のように証明できる．正定値行列D'を仮定する．

$$D' \triangleq \begin{bmatrix} D_A+D_{11} & D_{12} \\ D_{12}^t & D_{22} \end{bmatrix} >0 \quad (33)$$

xを

$$x=-(D_A+D_{11})^{-1}D_{12}y \quad (34)$$

とおくと，

$$(-(D_A+D_{11})^{-1}D_{12}y,\ y)^t\ D'\begin{pmatrix} -(D_A+D_{11})^{-1}D_{12}y \\ y \end{pmatrix} =y^t(D_{22}-D_{12}^t(D_A+D_{11})^{-1}D_{12})y>0\ ;\ \forall y\neq 0 \quad (35)$$

となる．これは$L=D_{22}-D_{12}^t(D_A+D_{11})^{-1}D_{12}$が正定値行列であることを示している．

定理３と(32)式とを説明するために，次の特別な場合を考える．

(i)クリスプ入力x^0:

$\Pi_B(y)=(r_2-D_{22}^{-1}D_{12}^t(x^0-r_1),D_{22})_e$

$I(B)=(x^0-r_1)^t(D_{11}-D_{12}D_{22}^{-1}D_{12}^t)(x^0-r_1)$

(ii)$D_{12}=0$ (xとyとは独立):

$\Pi_B(y)=(r_2,D_{22})_e$

$I(B)=a^t D_A a+r_1^t D_{11}r_1-(D_A a+D_{11}r_1)^t (D_A+D_{11})^{-1}(D_A a+D_{11}r_1)$

(iii)$a=r_1$:

$\Pi_B(y)=(r_2,L)_e$

$I(B)=0$

なお，指数型可能性分布によるファジィ関係システムのファジィ入出力を図３に示す．図３において，入出力データが丸印で与えられたとし，可能性分布の同定手法を用いて得られたファジィ関係システム$\Pi_R(x,y)$が示されている．またファジィ入力$\Pi_A(x)$が与えられたときのファジィ出力$\Pi_B(y)$が図示されている．

次に，ファジィ出力Bとファジィ関係システムRとが与えられて，ファジィ入力Aを推定する逆問題を考察する．E.Sanchez[7]によって提案された逆問題の解法を用いると，推定ファジィ入力$\hat{A}$は次のように定義できる．

［定義７］ ファジィ関係システムRとファジィ出力Bとが与えられたとき，推定ファジィ入力$\hat{A}$を次式により定義する．

$$\Pi_{\hat{A}}(x)=k \inf_y(\Pi_B(y)/\Pi_R(x,y)) \quad (36)$$

ただし，kは

$$\Pi_{\hat{A}}(x)=1 \quad (37)$$

となる正規化定数である．

［定理４］ (36)式から$\Pi_{\hat{A}}(x)=(\hat{a},\hat{D}_A)_e$は次のようになる．

$$\hat{a}=(D_{12}(D_{22}-D_B)^{-1}D_{12}^t-D_{11})^{-1}((D_{12}(D_{22}-D_B)^{-1}D_{12}^t-D_{11})r_1+(D_{12}(D_{22}-D_B)^{-1}D_{22}-D_{12})r_2-D_{12}(D_{22}-D_B)^{-1}D_B b), \quad (38)$$

$$\hat{D}_A=D_{12}(D_{22}-D_B)^{-1}D_{12}^t-D_{11} \quad (39)$$

定理４は(36),(37)式の最適化問題を解くことによって得られる．定理３から，与えられたファジィ出力Bは

$$b=(D_{22}-D_{12}^t(D_A+D_{11})^{-1}D_{12})^{-1}(D_{22}r_2+D_{12}^t r_1-D_{12}^t(D_A+D_{11})^{-1}(D_A a+D_{11}r_1+D_{12}r_2), \quad (40)$$

$$D_B=D_{22}-D_{12}^t(D_A+D_{11})^{-1}D_{12} \quad (41)$$

となっている．(40),(41)式を(38),(39)式に代入すれば，(38),(39)式はそれぞれ次のように表すこと

ができる．

$$\hat{a}=\{D_{12}(D_{12}^{t}(D_A+D_{11})^{-1}D_{12})^{-1}D_{12}^{t}-D_{11}\}^{-1}$$
$$\{(D_{12}(D_{12}(D_A+D_{11})^{-1}D_{12})^{-1}D_{12}^{t}(D_A+D_{11})^{-1}D_{11}$$
$$-D_{11})r_1+D_{12}(D_{12}^{t}(D_A+D_{11})^{-1}D_{12})^{-1}D_{12}^{t}$$
$$(D_A+D_{11})^{-1}D_A a\} \qquad (42)$$

$$\hat{D}_A=D_{12}(D_{12}^{t}(D_A+D_{11})^{-1}D_{12})^{-1}D_{12}^{t}-D_{11} \qquad (43)$$

［定理５］ D_{12}^{-1}が存在すれば，(36)式による推定ファジィ入力$\hat{A}$はファジィ入力Aと一致する．すなわち，$\hat{A}=(\hat{a},\hat{D}_A)_e=(a,D_A)_e$である．

証明は(42),(43)式から容易に得られる．特に入出力空間が一次元のとき，$d_{12}\neq 0$ならば，ファジィ出力からファジィ入力を完全に復元することができる．

６．おわりに

以上指数型可能性分布による可能性分析について述べた．可能性測度最小化問題は主成分分析の考え方に類似しており，判別分析に応用できる．また可能性分布によるファジィ関係システムは離散型ファジィ関係システムを連続系に拡張したものである．ファジィ出力（症状）からファジィ入力（原因）を推定する逆問題は診断システムに応用できるであろう．

参考文献

[1]L.A.Zadeh : Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, Int.J of Fuzzy Sets and Systems, Vol.1, No.1, 3-28, 1977.

[2]田中，石渕：正規可能性分布による証拠理論，システム制御情報学会論文誌，Vol.5, No.6, pp.235-243, 1992.

[3]田中，石渕：２次形式メンバシップ関数による可能性線形システムの同定，計測自動制御学会論文集，Vol.26, No.1, pp.93-100, 1990.

[4]田中，石渕，林：可能性分布の同定とその判別分析への応用，システム制御情報学会論文誌，Vol.5, No.1, pp.34-39, 1992.

[5]M.Inuiguchi, Y.Kume and H.Ichihashi : Properties of possibility and necessity measures constructed by Godel implication, 3rd Int. Conference IPMU, Paris, July 2-6, pp.358-361, 1990.

[6]H.Tanaka and H.Ishibuchi : Possibility analysis by exponential possibility distribution, The Second IEEE Int. Conference on Fuzzy Systems, San Francisco, March 28～ April 1, 1993.

[7]E.Sanchez : Resolution of composite fuzzy relation equations, Information and Control, Vol.30, pp.38-48, 1976.

問い合わせ先

〒593 堺市学園町１－１
大阪府立大学工学部
田中英夫
TEL.0722-52-1161
FAX.0722-59-3340

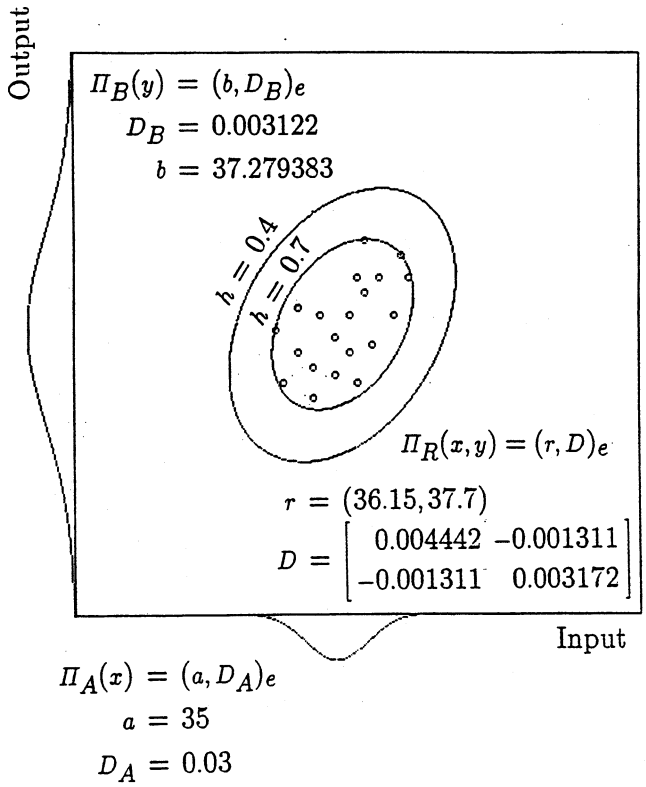


図３　指数型可能性分布によるファジィ関係システムとそのファジィ入出力

FD1-2

重複区間関数を用いるファジィ観測データの統計的処理

Statistical Treatment of Fuzzy Observation Data Using Overlapping-interval Functions

古殿 幸雄* 小西 幹彦** 奥田 徹示** 浅居 喜代治**
Yukio KODONO Mikihiko KONISHI Tetsuji OKUDA Kiyoji ASAI

*福山大学 **大阪工業大学
Fukuyama University Osaka Institute of Technology

It was proposed the method of statistical treatment of fuzzy data by the authors. To using Zadeh's probability of fuzzy events, it was defined the fuzzy data are obtained by fuzzy observations are involved human vagueness. However, the method has to fix the membership function even roughly. In this paper, it is proposed the new method of statistical treatment of fuzzy data using overlapping-interval functions. The overlapping-interval function is correspond to the membership function in fuzzy events. It is defined real number on (0,1] as a measure of fuzziness. That is, there are possibilities of using whatever membership functions to replace the overlapping-interval functions. Therefore, to using the overlapping-interval function, it will be able to become more useful for statistical treatment of fuzzy data.

1．まえがき

人間の意識調査やマーケティングにおける商品やサービスの選好調査などで得られるデータには，人間の主観的なあいまいさを伴い，通常の統計的な処理を行うためには，このような状況で得られるデータに伴う人間の主観的なあいまいさを適切に処理する必要がある．

ところで，従来から統計学の分野において，コスト等の関係で，正確な観測が困難な場合に，ある区間に属する事象が何件発生したかというようなグルーピングデータに関する研究が，シェパードの補正[1]と関連して古くから研究されてきている．この種のグルーピングデータに関する研究では，明確にある区間に事象が何件発生したかを判断する必要がある．

しかしながら，冒頭で述べたようなデータに対しては，明確な区間に分けることは困難であるので，区間の境界がぼやけた状態で取り扱う必要があることから，人間の主観的なあいまさを伴う観測をファジィ観測とし，このファジィ観測によって得られるデータをファジィデータとして，ザデーの定義したファジィ事象の確率概念[2]を用いて，ファジィデータを通常の統計的な処理方法を用いて処理する方法が，著者らによって提案されている[3]～[5]．これらの方法は，従来からの統計学の分野における標本と母集団の概念を用いることで，現実に観測されたデータから母集団のパラメータを推定する考え方を，現実に観測されるデータがファジィデータである場合に適用するものである．また，これらの方法が，多変量解析法に適用され，その有効性についても報告されている[6]～[8]．

これらの方法では，ファジィデータの中心値を代表値として，この代表値を通常の統計計算に用い，あいまいさの存在する幅とメンバシップ関数の形状とを考慮することで，観測時に生じるあいまいさの影響を補正し，ファジィデータが得られた場合でも，通常の観測によって得られるデータを処理して得られる推定値とほぼ同等の推定値が得られることが明らかにされている．

本研究においても，同様な考え方を用いて，ファジィデータの中心値を代表値として統計的に処理し，通常の観測によって得られたデータとほぼ同等の推定値が得られる方法を，メンバシップ関数に代わる重複区間関数を定義することによって提案する．

2．ファジィ観測と重複区間関数

通常の観測値は，ある確定した値$x_i \in X$が観測されたものとして，この値をデータとして用いる．グルーピングデータに関する研究においては，代表値x_iの周りの明確な区間hを定めることにより議論がなされる．

ファジィ観測では，観測の段階で，人間の主観的なあいまいさを伴い，ファジィ観測値x_iの周りのある幅2h（グルーピングデータに関する区間を基準として）にあいまいさが伴うとして，このファジィデータを区間$H_i=[x_i-h, x_i+h]$上のファジィ事象χ_iとして定義される．このメンバシップ関数$\chi_i: H_i \rightarrow [0,1]$は，$x_i \in H_i$のファジィ事象への帰属度を表し，$\chi_i(x_i)=1$としている．また，このファジィ観測のメンバシップ関数は，$-h \leq x \leq h$を定義域として，次の3つのタイプのメンバシップ関数を基本形として議論される．

（三角形型）

$$\chi(x)=-\frac{1}{h}|x|+1 \tag{1}$$

（２次曲線型）

$$\chi(x)=\frac{2}{h^2}(|x|-h)^2\left[\frac{1}{h}\left(|x|+\frac{h}{2}\right)\right]+\left(1-\frac{2x^2}{h^2}\right)\left(1-\left[\frac{1}{h}\left(|x|+\frac{h}{2}\right)\right]\right) \tag{2}$$

（台形型）

$$\chi(x)=max\left\{0,1\wedge\left(-\frac{1}{2e}|x|+\frac{h}{4e}+\frac{1}{2}\right)\right\} \tag{3}$$

ここで，［Ａ］はＡの整数部を表すガウス記号であり，ｅは台形の形状パラメータを表し，その範囲は$0<e\leqq h/2$ である．

さて，ザデーが定義したファジィ事象の確率は，

$$P_i=\int_{x_i-h}^{x_i+h}\chi_i(x)f(x)dx \tag{4}$$

である．ここで$f(x)$は母集団の確率密度関数であり，$\chi_i(x)=\chi(x-x_i)$となり，$x_{i+1}=x_i+h$ $(i=0,\pm1,\pm2,\cdots)$ である．

このようなファジィ観測におけるメンバシップ関数に対して，重複の目安$\alpha\in(0,1]$によって定まる，区間$H_{\alpha i}=[x_i-h/2\alpha,x_i+h/2\alpha]$上の重複区間関数$T(x_i)$を次のように定義する．

$$T(x_i)=\begin{cases}\alpha, & x_i\in\left[x_i-\dfrac{h}{2\alpha},\ x_i+\dfrac{h}{2\alpha}\right]\\ 0, & x_i\notin\left[x_i-\dfrac{h}{2\alpha},\ x_i+\dfrac{h}{2\alpha}\right]\end{cases} \tag{5}$$

この重複区間関数における重複の目安αを定めることで，ファジィ観測におけるメンバシップ関数を決めることと同等の効果が得られる．例えば，この重複の目安αと上述の３つのタイプのファジィ観測との対応は，図１のように示すことができる．なお，重複区間関数を用いる理論上の観測を，重複区間観測と呼ぶことにする．

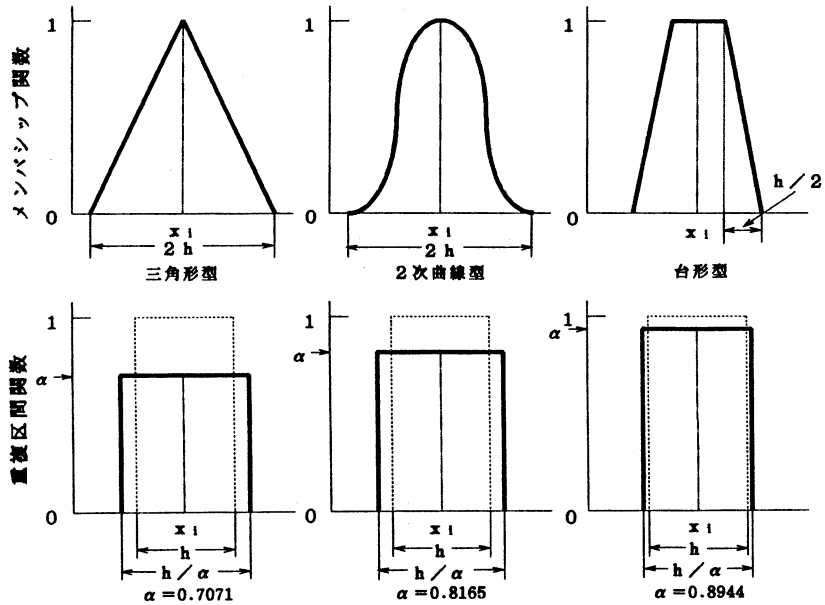


図１　ファジィ観測と重複区間観測

３．重複区間関数を用いるファジィデータの統計的処理

さて，重複区間関数を用いて，ファジィデータを統計的に処理するために，重複区間モーメントを求めておく．

まず，ファジィ観測におけるファジィデータのファジィモーメントd_rは，次式で定義される．

$$d_r=\int_{x_i-h}^{x_i+h}\chi_i(x)(x-x_i)^r dx \tag{6}$$

そこで，このメンバシップ関数の代わりに，重複区間関数を用いて，重複区間モーメントg_rを次式で定義する．

$$g_r=\int_{x_i-h/2\alpha}^{x_i+h/2\alpha} T_i(x)(x-x_i)^r dx \tag{7}$$

この式を展開して，次式を得る．

（ｒが奇数次の時）

$$g_r=0$$

（ｒが偶数次の時）

$$g_r=\frac{h^{r+1}}{(r+1)(2\alpha)^r} \tag{8}$$

この重複区間モーメントを用いることにより，いままでに議論されてきたファジィデータの統計的処理方法が，メンバシップ関数の代わりに，重複の目安αを用いて議論可能となる．すなわち，(0,1] 上の実数値を任意に定めることにより，どのような形状のメンバシップ関数にも対応するファジィデータの統計的処理が可能となる．

そこで，文献３で議論されたファジィモーメントの補正公式に代わる，重複区間モーメントの補正公式を検討する．ファジィモーメントの補正公式は，ファジィモーメントd_rを用いて，一般に次式で表すことができる．

$$\overline{m}_r=\sum_{i=0}^{[r/2]}\binom{r}{2i}\frac{d_{2i}}{d_0}m_{r-2i} \tag{9}$$

ここで，$\overline{m}_r$は，ファジィデータの代表値を用いて計算されるモーメントを表し，m_rは真のモーメントを表す．なお，［］はガウス記号である．

このとき，２章で表された３つのタイプのメンバシップ関数に対しては，具体的に以下の補正公式が得られる．

（三角形型）

$$m_0=\overline{m}_0=1,\quad m_1=\overline{m}_1,\quad m_2=\overline{m}_2-\frac{h^2}{6}$$

$$m_3=\overline{m}_3-\frac{h^2}{2}\overline{m}_1,\quad m_4=\overline{m}_4-h^2\overline{m}_2+\frac{h^4}{10},\quad \cdots \tag{10}$$

（２次曲線型）

$$m_0=\overline{m}_0=1,\quad m_1=\overline{m}_1,\quad m_2=\overline{m}_2-\frac{h^2}{8}$$

$$m_3=\overline{m}_3-\frac{3h^2}{8}\overline{m}_1,\quad m_4=\overline{m}_4-\frac{3h^2}{4}\overline{m}_2+\frac{9h^4}{160},\quad \cdots \tag{11}$$

（台形型）

$$m_0=\overline{m}_0=1,\quad m_1=\overline{m}_1,\quad m_2=\overline{m}_2-\frac{1}{3}\left(\frac{h^2}{4}+e^2\right)$$

$$m_3=\overline{m}_3-\left(\frac{h^2}{4}+e^2\right)\overline{m}_1,\quad m_4=\overline{m}_4-2\left(\frac{h^2}{4}+e^2\right)\overline{m}_2+\frac{1}{30}\left\{\frac{7h^4}{8}+5e^2h^2+14e^4\right\},\quad \cdots \tag{12}$$

これらの式は，真のモーメントm_rが，ファジィデータを用いたモーメント$\overline{m}_r$から，この補正公式によって導き出されることを示している．

そこで，重複区間モーメントg_rを用いて，重複区間モーメントの補正公式は，次式で表すことができる．

$$\overline{m}_r=\sum_{i=0}^{[r/2]}\binom{r}{2i}\frac{g_{2i}}{g_0}m_{r-2i} \tag{13}$$

したがって，重複の目安αで定められる具体的な補正公式は，以下の式で表すことができる．

$$m_0=\overline{m}_0=1,\quad m_1=\overline{m}_1,\quad m_2=\overline{m}_2-\frac{h^2}{12\alpha^2}$$

$$m_3=\overline{m}_3-\frac{h^2}{4\alpha^2}\overline{m}_1,\quad m_4=\overline{m}_4-\frac{h^2}{2\alpha^2}\overline{m}_2+\frac{13h^4}{240\alpha^4},\quad \cdots \tag{14}$$

これらの議論は，文献４で議論されたファジィ最尤補正量にも当てはめることができる．

４．重複区間関数を適用したファジィ観測のシミュレーション

ここでは，コンピュータ・シミュレーションを行うことで，３章で新たに提案された重複区間モーメントの補

正公式の有用性を検討する．

まず，平均50，分散16^2の正規乱数を発生させる．この正規乱数に対して，観測者が，三角形型，２次曲線型，台形型のファジィ観測で，データを10刻みで報告するものとする．データが200個報告された段階で，１回の観測が終了するものと考える．このとき，乱数系列によって，大きな値に片寄ったり，小さな値に片寄ったりするため，この観測を１０回繰り返して，その平均による推定結果を考える．

図２に，三角形型のファジィ観測で得られたファジィデータを用いて，標準偏差を推定した場合のシミュレーション結果を示す．図中の実現値による推定値とは，コンピュータが発生させたデータをそのまま用いて，標準偏差を推定した値を示し，ファジィデータによる推定値とは，三角形型のファジィ観測により得られたファジィデータの代表値を用いて，標準偏差を推定した値を示す．これらの推定値には，観測時に生じるあいまいさの影響により，偏りが生じていることがわかる．これに対して，三角形型のメンバシップ関数に対応する重複の目安$\alpha=\sqrt{2}/2\fallingdotseq 0.7071$を用いて，本手法に適用すれば，この偏りがうまく補正されていることがわかる．このとき，ファジィモーメントの補正公式に適用した推定値と$\alpha=\sqrt{2}/2$として推定した値とは，完全に一致している．なお，参考までに，$\alpha=0.65$として，また，$\alpha=0.75$として適用した場合を示しておく．これらは，重複の目安αが，明確に定まらなくても，ある程度の補正が行われることを示している．

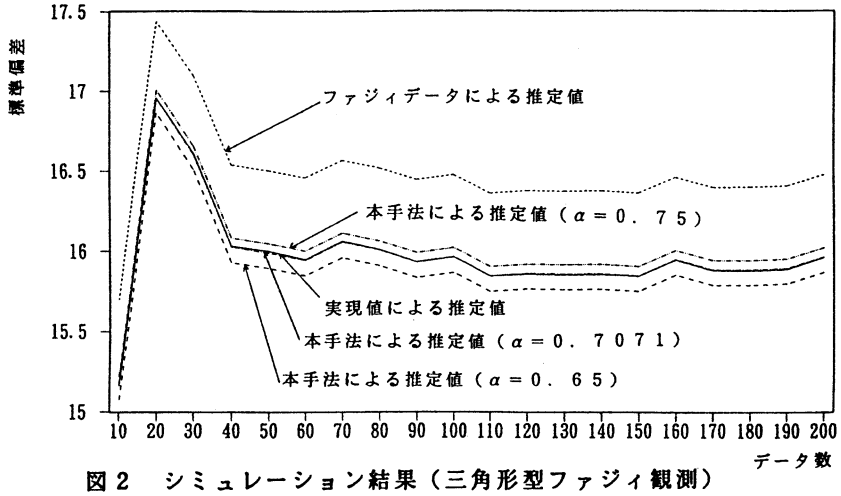


図２　シミュレーション結果（三角形型ファジィ観測）

最後に，本研究は，平成４年度科学技術振興調整費による「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」の一環として行ったものである．ここに記して謝意を表する．

参考文献

1. W.H.Sheppard : On the Calculatin of the most Probable Values of Frequency-Constants, for Data arranged according to Eqidistant Divisions of Scale, Proc. London Math. Soc., Vol.29, 353/380 (1898)
2. L.A.Zadeh : Probability Measures of Fuzzy Events, J. Math. Anal. Appl., Vol.28, 421/427(1968)
3. 奥田，古殿，浅居：ファジィ観測データに基づく統計的推定，計測自動制御学会論文集，Vol.26，No.5，564/571(1990)
4. T.Okuda, Y.Kodono, K.Maehara and K.Asai : Maximum Likelihood Estimation from Fuzzy Observation Data, Proc. of 4th IFSA Congress, Vol. of Computer, Management & Systems Science, 185/188(1991)
5. 古殿，奥田，浅居：ファジィデータの統計的処理，日本行動計量学会第２０回大会発表論文抄録集，168/171(1992)
6. 古殿，奥田，浅居：ファジィ観測データによる最尤推定回帰分析，日本経営工学会誌，Vol.43，No.1，47/56(1992)
7. 古殿，奥田，浅居，杉浦：ファジィ観測データからの近似的最尤推定に基づく判別関数，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.1，172/186(1992)
8. 古殿，奥田，浅居，杉浦：ファジィ観測データを用いる主成分分析，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.3，518/535(1992)

問い合わせ先：〒７２９－０２　広島県福山市学園町１番地三蔵
福山大学　経済学部　経営情報学科　古殿　幸雄　(TEL 0849-36-2111)

FD1-3

ファジィ数量化法の応用例
- 子供の食習慣と健康に関するアンケートの解析 -

An Application of the Fuzzy Quantification Method
- Analysis of Questionnaire on Children's Diet and Health -

江口征男* 影井清一郎* 若松秀俊**
Masao EGUCHI Seiichirou KAGUEI Hidetoshi WAKAMATSU

*横浜国立大学 工学部
Faculty of Engineering, Yokohama National University
**東京医科歯科大学 医学部
Department of Medicine, Tokyo Medical and Dental University

Abstract : The questionnaires on diet and health to the children in Hokkaido area were analized using the ordinary (non-fuzzy) and fuzzy quantification methods. By comparing these two methods, the effects of fuzziness are shown as well as the advantages of the fuzzy method.

1 はじめに

数量化法は質的データの解析に用いられ,今まで多くの適用例があり,その有効性が示されている.一方,データの曖昧性を考慮したファジィ数量化法は,従来のファジィ化しない方法よりも有効であると期待されているにもかかわらず,実際のデータ解析でファジィ化の有効性が示された例は少ない.

本研究では,ファジィ数量化法を用いて実際のデータを解析し,その有効性を確かめる.今回用いたデータは,日本健康科学学会「子供と健康分科会」が行った「食習慣が子供の健康に及ぼす影響についての調査」である.このアンケートデータを,従来の数量化法とファジィ数量化法の両方で解析し,ファジィ数量化法の有効性を調べた.

2 アンケートデータ

本研究では,日本健康科学学会の子供と健康分科会が1992年4月に北海道教育委員会に依頼して北海道内の小中学校の家庭を対象に行なったアンケート調査「食習慣が子供の健康に及ぼす影響についての調査」に関するデータ100人分を用いてファジィ数量化法で解析した.

このアンケートの調査の目的は,子供の食習慣の実体の把握である.また,砂糖の摂取が子供のからだ(精神面,身体面)にどのような影響を及ぼすか,その因果関係を追求することも目的に含まれている.本研究では後者の目的をふまえた上で,生活上のどんな要因が摂取する糖分量に影響を与えるかということ,また砂糖を好むグループとそうでないグループは幾つかの要因で分離することが可能かということを,ファジィ数量化法を用いて調べた.

アンケートには全部で278項目の質問があり,その内容を大きく分けると次のような質問で構成されている.

- 甘いものに対する考え方について (16項目)
- 間食としてどんなものを食べているのか (15項目)
- 食事について (58項目)
- 子供の性格・体質の状態について (51項目)
- ここ1~2年の身体面・精神面の変化について (82項目)
- ふだんの生活の様子について (12項目)
- ケガと病気について (5項目)
- 家族構成と保護者について (39項目)

アンケートの質問事項の一部「子供の一般的な性格」と「間食(おやつ)としてどのようなものを取っているか」を図3に示す.図に示されている質問形式からも分かるように,従来の方法ではYES,NO形式が取られているが,ここでは解答欄に,「たいへん」「かなり」

「すこし」「まったく」といった曖昧な表現を用いている．この解答形式が結果にどのような影響を与えるかを調べるのが，本研究の目的である．

3 ファジィ数量化１類

ファジィ数量化理論１類は，量的な外的基準をファジィ群という重みを付けて，ファジィ量としての質的なカテゴリーから説明しようとするものである [1]．ファジィ数量化１類で扱うデータは表1のようになる．

番号	外的基準	カテゴリー					ファジィ群
ω	y	A_1	$\cdots$	A_i	$\cdots$	A_K	B
1	y_1	$\mu_1(1)$	$\cdots$	$\mu_i(1)$	$\cdots$	$\mu_K(1)$	$\mu_B(1)$
2	y_2	$\mu_1(2)$	$\cdots$	$\mu_i(2)$	$\cdots$	$\mu_K(2)$	$\mu_B(2)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$
ω	y_ω	$\mu_1(\omega)$	$\cdots$	$\mu_i(\omega)$	$\cdots$	$\mu_K(\omega)$	$\mu_B(\omega)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$
n	y_n	$\mu_1(n)$	$\cdots$	$\mu_i(n)$	$\cdots$	$\mu_K(n)$	$\mu_B(n)$

表 1: ファジィ数量化１類で扱うデータ

y_ωは標本ωのとる目的変量，μ_Bはファジィ群に属する程度，$\mu_i(\omega)$ は標本の質的カテゴリ i に反応した程度で $[0,1]$ 上の値である．

ファジィ数量化１類では，カテゴリーの線形関数

$$y(\omega) = \sum_{i=1}^{K} a_i \mu_i(\omega)$$

と目的変量 y_ω との誤差分散を最小にするように，各カテゴリー A_i のカテゴリーウェイト a_i を決定する．

今回は，「子供が甘いものを好むこと」をファジィ群にとり，外的基準としての「子供が摂取する嗜好品に含まれる糖分量の総和」を推定した．糖分量は，あまいものの摂取量についてのアンケート結果と，食品成分表 [2] を用いて推定した．またカテゴリーとして，外的基準と相関の高い「夜食をとっているか」，「恥ずかしがり屋である」，「甘いものを取ると調子がよい」など 26 の項目を選び，それぞれを 0～1 のメンバーシップ値で表し，従来の数量化法と比較した．その結果として，これらのカテゴリーで糖分の摂取量をどの程度説明できたかを表す重相関係数を表 2に，カテゴリーの偏相関係数を表 3にそれぞれ示す．

	重相関係数
ファジィ数量化法	0.76
従来の数量化法	0.72

表 2: 重相関係数

カテゴリ	質問内容	偏相関係数	
		ファジィ	従来
c1	あまい物を取ると調子がよい	0.35	0.32
c2	間食をする	0.28	0.20
c3	夜食を取る	0.21	0.23
c4	麺類をよくとる	0.01	0.34
c5	味噌汁をよくとる	0.26	0.11
c6	キノコをよくとる	0.07	0.37
c7	焼き魚，煮魚をよくとる	0.02	0.02
c8	牛豚肉をよくとる	0.18	0.10
c9	鳥肉をよくとる	0.08	0.17
c10	チーズをよくとる	0.20	0.15
c11	野菜をよく食べる	0.16	0.17
c12	食事を喜んで食べる	0.05	0.05
c13	わがままである	0.12	0.25
c14	恥ずかしがり屋である	0.19	0.17
c15	やさしい	0.22	0.13
c16	短気	0.07	0.02
c17	積極的	0.15	0.27
c18	我慢強い	0.02	0.20
c19	身体面の調子の悪さ	0.18	0.16
c20	学校が好き	0.13	0.06
c21	学校が楽しい	0.26	0.31
c22	外でよく遊ぶ	0.06	0.09
c23	テレビを見る時間が多い	0.07	0.10
c24	風邪をよくひく	0.01	0.08
c25	家族といる時間が多い	0.10	0.10
c26	親が食事管理に関心がある	0.07	0.06

表 3: 外的基準 (被験者が摂取する嗜好品に含まれる糖分量) を予測するために用いたカテゴリーとその偏相関係数

表3から糖分の摂取量がどの要因と強くかかわっているかをみてみる。一般に，偏相関係数が高いものほど，より強く外的基準にかかわっていることを示す。この表をみると「甘いものを食べると調子がよい」，「間食をする」，「学校が楽しい」などが糖分の摂取量と深く関係していると言える．またファジィ数量化法と従来の数量化法の結果をくらべると，c4「麺類をよく取る」，c6「キノコをよく取る」，c18「我慢強い」などのカテゴリーは，従来の数量化法では糖分の摂取量と非常に高い相関を示しているのに対して，情報量の多いファジィ数量化法による解析によって適正な評価を得ることができる．また，c5「味噌汁をよく取る」，c20「学校が好き」などのように，従来の方法では埋もれていたカテゴリーが，ファジィ数量化法により，より明確に抽出されている．

4 ファジィ数量化2類

ファジィ数量化2類は，いくつかのファジィ群を質的なカテゴリーによって表現するものである[1].

表4は，ファジィ数量化2類で扱うデータを示している．ファジィ数量化1類のデータと異なる部分は，外的基準がファジィ群 $B_1,\cdots,B_M$ で与えられていることである．

	ファジィ外的基準			カテゴリー				
ω	B_1	$\cdots$	B_M	A_1	$\cdots$	A_i	$\cdots$	A_K
1	$\mu_{B_1}(1)$	$\cdots$	$\mu_{B_M}(1)$	$\mu_1(1)$	$\cdots$	$\mu_i(1)$	$\cdots$	$\mu_K(1)$
2	$\mu_{B_1}(2)$	$\cdots$	$\mu_{B_M}(2)$	$\mu_1(2)$	$\cdots$	$\mu_i(2)$	$\cdots$	$\mu_K(2)$
$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$		$\vdots$
ω	$\mu_{B_1}(\omega)$	$\cdots$	$\mu_{B_M}(\omega)$	$\mu_1(\omega)$	$\cdots$	$\mu_i(\omega)$	$\cdots$	$\mu_K(\omega)$
$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$		$\vdots$
n	$\mu_{B_1}(n)$	$\cdots$	$\mu_{B_M}(n)$	$\mu_1(n)$	$\cdots$	$\mu_i(n)$	$\cdots$	$\mu_K(n)$

表 4: ファジィ数量化2類で扱うデータ

ファジィ数量化2類では，各カテゴリーウェイト a_i の線形式

$$y(\omega)=\sum_{i=1}^{K}a_i\mu_i(\omega),\qquad \omega=1,\cdots,n$$

によって，実軸上で外的基準のファジィ群が最もよく分離されるように，言い換えれば，ファジィ分散比 η^2 を最大にするように a_i を決定する．

「甘いものが好きな程度」と「甘いものが嫌いな程度」を外的基準として0～1のメンバーシップ値で表し，1類と同じカテゴリーを用いて，甘いものが好きか，嫌いかを分類することを試みた．ファジィ数量化の場合と，従来の数量化の場合の結果をそれぞれ図1，2に示す．

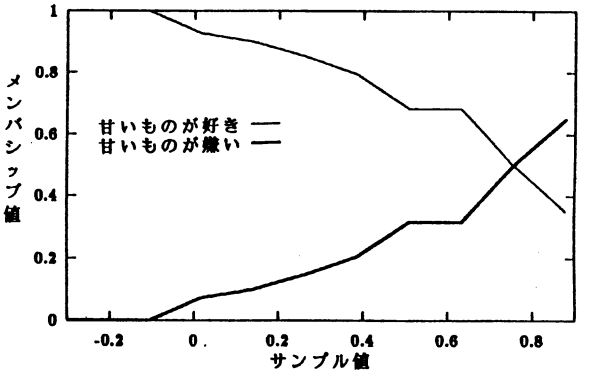


図 1: 甘いものが「好き」と「嫌い」の分類(ファジィ数量化法)

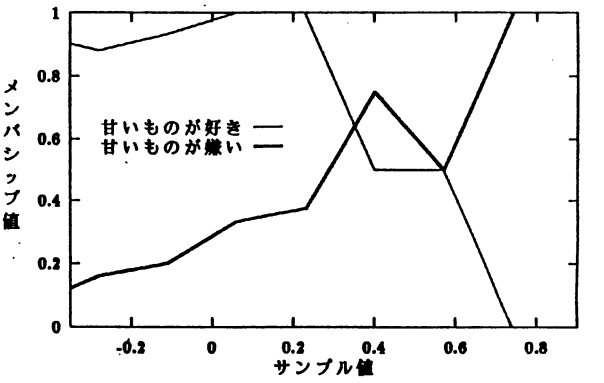
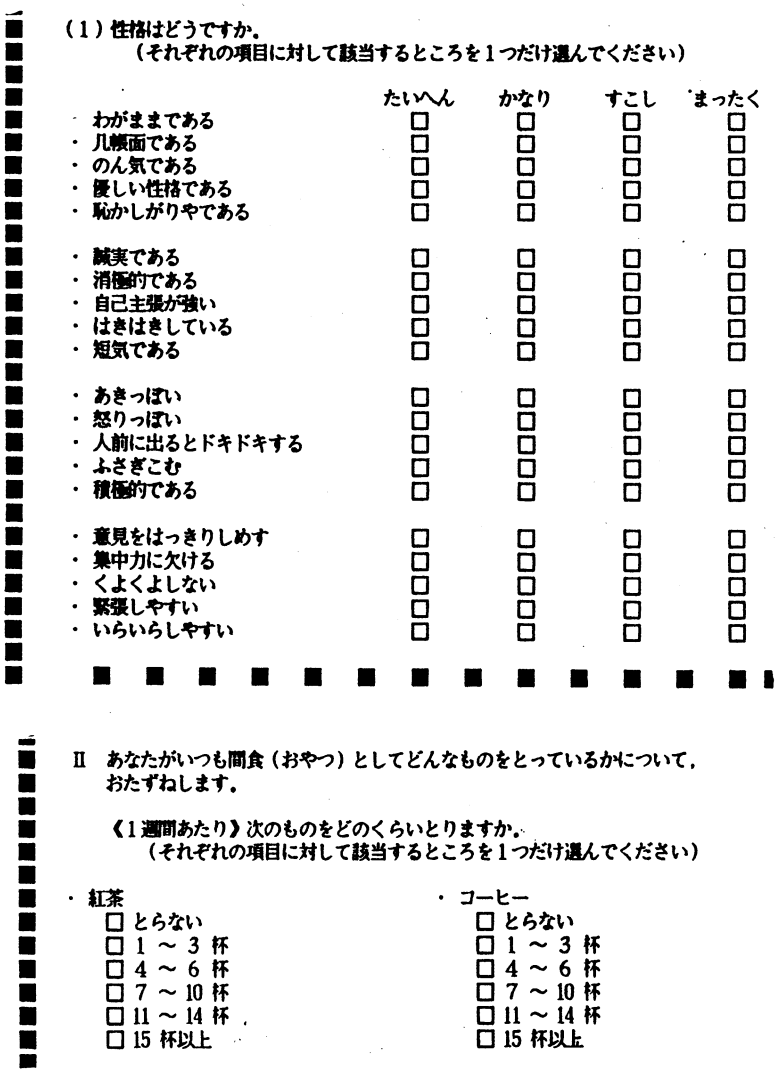


図 2: 甘いものが「好き」と「嫌い」の分類(従来の数量化法)

図1から，ファジィ数量化法によってサンプル値 $y=0.75$ 付近で，「甘いものが好きなグループ」と「甘いものが嫌いなグループ」に分類されていることがわかる．同様のアンケート調査の結果から得られるサンプル値 y を用いてその被験者がどの程度甘いものを好むかを予測することも可能である．

一方，図2をみると，従来の方法はファジィ数量化法と比べてと，2つにグループ分けするのが困難であることがわかる．これは，数量化2類のファジィ化が有効であることを示している．



(1) 性格はどうですか。
(それぞれの項目に対して該当するところを1つだけ選んでください)

	たいへん	かなり	すこし	まったく
わがままである	□	□	□	□
・几帳面である	□	□	□	□
・のん気である	□	□	□	□
・優しい性格である	□	□	□	□
・恥かしがりやである	□	□	□	□
・誠実である	□	□	□	□
・消極的である	□	□	□	□
・自己主張が強い	□	□	□	□
・はきはきしている	□	□	□	□
・短気である	□	□	□	□
・あきっぽい	□	□	□	□
・怒りっぽい	□	□	□	□
・人前に出るとドキドキする	□	□	□	□
・ふさぎこむ	□	□	□	□
・積極的である	□	□	□	□
・意見をはっきりしめす	□	□	□	□
・集中力に欠ける	□	□	□	□
・くよくよしない	□	□	□	□
・緊張しやすい	□	□	□	□
・いらいらしやすい	□	□	□	□

II あなたがいつも間食(おやつ)としてどんなものをとっているかについて,
おたずねします。

《1週間あたり》次のものをどのくらいとりますか。
(それぞれの項目に対して該当するところを1つだけ選んでください)

・紅茶
□ とらない
□ 1 ～ 3 杯
□ 4 ～ 6 杯
□ 7 ～ 10 杯
□ 11 ～ 14 杯
□ 15 杯以上

・コーヒー
□ とらない
□ 1 ～ 3 杯
□ 4 ～ 6 杯
□ 7 ～ 10 杯
□ 11 ～ 14 杯
□ 15 杯以上

図 3: アンケートの質問例(用紙の一部)

5 まとめ

従来の数量化法と比較したことにより,ファジィ数量化法の有効性が確認できた.また,アンケートデータをファジィ化することにより,メモリーの制約のなかでも数量化法を用いることが可能であることも確認できた.

また解析の結果から,糖分の摂取量が「甘いものを取ると調子がよい」「間食をすること」「夜食をとること」「学校が楽しいこと」に関係が深いことがわかった.

参考文献

[1] 寺野・浅居・菅野:ファジィシステム入門,オーム社 (1987)

[2] 香川: 四訂食品成分表, 女子栄養短大出版部 (1991)

問い合わせ先

〒240 横浜市保土ケ谷区常盤台 156
横浜国立大学 工学部 電子情報工学科
江口征男
TEL:045-335-1451 内線 2925
FAX:045-331-1027

FD2-1

誤差データのファジィ回帰分析

Fuzzy Regression Analysis on Data with Error

和多田 淳三*, 藪内 賢之*, 辰巳 憲一**

Junzo WATADA, Yoshiyuki YABUUCHI, Kenichi TATSUMI

大阪工業大学* 学習院大学**

Osaka Institute of Technology Gakushuin University

Abstract: Since a fuzzy linear regression model has been proposed in 1987, its possibilistic models are employed to analize data. From view points of fuzzy linear regression, data are understood to express the possibilities of a latent system and the fuzzy linear regression is intended to model them. On the other hand, when data have error or data are very irregular, its constracted model unnaturally has too wide possibility range.

In this paper we propose a fuzzy linear regression for data with error to minimize the total error between the model and data, and also to build as rigid a model as possible. Its effectiveness is shown using a numerical example.

1 はじめに

L.A.Zadehの拡張原理に基づくファジィ線形回帰分析[1]が1987年に提案されている。さらに、ファジィ時系列線形モデル[5]や可能性線形モデル[2]の提案がなされており、それらの種々の領域への応用が試みられている。ファジィ線形回帰モデルでは、データはシステムの持つ可能性を示すものと理解され、データによって示された可能性を表現できる線形モデルを構成することを目的としている。データが誤差を含んでいたり、特異データが混入している時、それらのデータをシステムの可能性として処理した場合にはモデルの持つ可能性が広がりすぎるという弊害が生じる。このため、誤差や特異データを除くための方法論が求められてきた。ここでは特異データや誤差を除いた可能性モデルを構成する方法を提案する。

2 回帰モデル

2.1 可能性回帰モデル

可能性回帰モデルはモデルにファジィ出力モデルを用い、そのファジィ数によって表現される可能性集合を用いることにより、観測データの持つ可能性をすべてモデルで表現できるように、言い換えるとモデルが観測データを包含するように構成されている。このモデルは、観測データはすべて現実に観測されたものであり、観測されたデータがデータ群よりも大きく離れている場合にも、すなわちそれが特異データである場合にも、そのデータはシステムの可能性を示すモデルを構成するために用いられる。言い換えると、ファジィ数で構成されたモデルの出力はシステムの可能性を表現しているものと理解でき、このため、モデルを可能性線形モデルと呼んでいる。

ここで、中心y_j、幅e_jである観測データ$D_j=(y_j,e_j)$を考えよう。可能性線形システムにおいては、三角型ファジィ数であるファジィ係数$A_i=(a_i,c_i)$を用いて、可能性線形システムを次のように表わす。

$$Y_j=A_0+A_1x_{j1}+A_2x_{j2}+\cdots+A_nx_{jn} \qquad (1)$$

ここで、ファジィ係数A_iは、中心がa_i、幅がc_iである。a、cは$(n+1)$次行ベクトル、Yはm次列ベクトルである。行列X、ベクトル$\mathbf{x}_j$および$|\mathbf{x}_j|$は次の通りである。

$$\mathbf{A}=(\mathbf{a},\mathbf{c}),\ X=\begin{bmatrix}1 & 1 & \cdots & 1\\ x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{m1}\\ x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{m2}\\ & & \vdots & \\ x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{mn}\end{bmatrix} \qquad (2)$$

$$\mathbf{x}_j=(1,x_{j1},x_{j2},\cdots,x_{jn})^t$$

$$|\mathbf{x}_j|=(|1|,|x_{j1}|,|x_{j2}|,\cdots,|x_{jn}|)^t$$

これらのベクトル表記を用いると式(1)は、中心が$\mathbf{a}\mathbf{x}_j$、幅が$\mathbf{c}|\mathbf{x}_j|$となり、出力はシステムの可能性を表現して

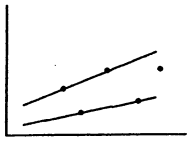


図 1: 求めたいモデル

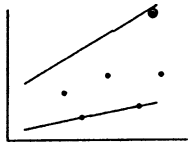


図 2: 特異データ⊙を含んだ時の可能性線形モデル

いる。この式 (1) から容易に理解されるように、ファジィ出力 Y もまた、ファジィ係数 A 同様に三角型ファジィ数になる。可能性線形モデルは以下の線形計画問題を用いて解くことができる[2]。

$$\min_{\mathbf{a},\mathbf{c}} \sum_{j=1}^{m} \mathbf{c}|\mathbf{x}_j|$$

$$\begin{aligned} \textit{subject to} \\ y_j + e_j &\leq \mathbf{a}\mathbf{x}_j + \mathbf{c}|\mathbf{x}_j| \\ y_j - e_j &\geq \mathbf{a}\mathbf{x}_j - \mathbf{c}|\mathbf{x}_j| \\ & (j = 1, 2, \cdots, m) \\ & \mathbf{c} \geq \mathbf{0} \end{aligned} \tag{3}$$

ここで、幅を持たないデータにおいても観測データの幅 e を 0 と置くことによって可能性線形モデルを求めることができる。さらに、観測されるデータは有限の値を示すのでモデルの幅を十分大きくすれば式 (3) で示される線形モデルの解は常に存在することになる。

得られたモデル $\mathbf{Y}$ は潜在的なシステムの持つ可能性を示している。一方で、モデル自身はぼやけたものになっている。ここで扱われるデータはシステムの可能性を表現するものとして取り扱った。しかし、データが外乱などによる誤差を含んでいたり、特異なデータが混在した場合を考えよう。このようなデータが可能性線形モデルに大きな影響を与えることは明かである。

例えば、図 1に示されるデータから得られた可能性モデルは図のように示される。一方、このデータは図 2 に示される特異データが混在した場合、モデルの曖昧さ (可能性) は極端に大きくなる。求められているシステムとは大きく違ったモデルとなる。ファジィ回帰分析では、モデルと観測データとの包含関係に基づいてモデルを構成しているため、特異データの影響を受け、これを回避することは困難であると言える。このため、特異データが含まれていることを考慮して、特異データの影響を取り除くために可能性とともに自乗誤差最小の概念を導入して可能性モデルを構成する方法を検討する。

2.2 誤差データを含むファジィ回帰モデル

誤差データを含むファジィ回帰モデルを決定するために次の評価関数を導入する。

$$J = \sum_{j=1}^{m} r_j^2 + k \sum_{l=1}^{n} c_l^2 \tag{4}$$

ここで、評価関数 (4) に用いている kは、正の数でモデルの幅に対するウェイトであり、r_jはデータ D_jの可能性モデルとの誤差を示す。

$$r_j = \begin{cases} y_j - \overline{Y_j} & ; \quad y_j > \overline{Y_j} \\ 0 & ; \quad \underline{Y_j} \leq y_j \geq \overline{Y_j} \\ \underline{Y_j} - y_j & ; \quad y_j < \underline{Y_j} \end{cases} \tag{5}$$

ここでの問題は、Jを最小にする可能性モデル

$$Y = A_0 + A_1 x_1 + \cdots + A_n x_n \tag{6}$$

を決定することである。以下、このモデルを求める方法について述べる。

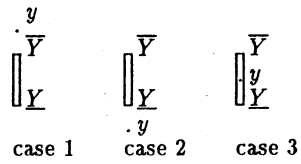


図 3: モデルとデータの関係 (1)

前節で述べたように、特異データによるモデルの影響を除去することが目的である。このため、ここでは自乗誤差の考え方を導入している。モデルの推定範囲内にデータが存在するときは、そのデータは特に議論の必要がないデータと考え、推定範囲外にデータが存在するときはそのモデルと推定区間との距離と、モデルの幅で示されるモデルの曖昧さとを評価してモデルの最適化を図っている。それぞれのベクトルおよび行列は式 (3) を参考にすると、モデルとデータの関係については図のように 3 通り考えられる。

case 1 : データが推定区間よりも上にある場合。

case 2 : データが推定区間よりも下にある場合。

case 3 : データが推定区間内にある場合。

推定区間からのずれはデータの観測誤差に起因していると考えられる。このためデータと推定区間との最短距離、つまり、case 1 であればデータ yと推定区間の上限$\overline{Y}$との距離、case 2 であればデータ yと推定区間

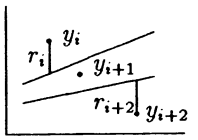


図 4: データとモデルの関係 (2)

の下限$\underline{Y}$との距離をできるだけ小さくし、モデルに含まれる曖昧さをもできるだけ小さくできるようにモデルを構成したい。

式 (5) で定義したモデルとデータとの距離 r、および、モデルの曖昧さを示すモデルの幅 c に重み付けした J を評価関数として、それを最小にするモデルを求めることがここでの問題である。

図 4に示されるように、データ y_i とモデルとの距離 $r_i = y_i - \overline{Y_i}$ や y_{i+1} との距離 $r_{i+1} = 0$ や、y_{i+2} との距離 $r_{i+2} = \underline{Y_{i+2}} - y_{i+2}$ という距離を考え、その評価関数 J は式 (4) に示すものを考える。

この問題は、組み合わせ最適型の問題となる。つまり、特異データを厳密に定義してその特異データのみを取り除くのではなく、モデルがどの程度データを反映させるかによって決められる。このためモデル構成者の知識や経験を反映させる恣意性が入ることになる。ここで可能性の程度の意味付けは、評価関数 (4) によって決定される。

それゆえに、評価関数を最小にするモデルとデータとの関係で表される組合わせの中から最適となる解を選びだすことになる。すなわち、組合わせ最適型の問題である。ここでは、最適化問題を解くために遺伝的アルゴリズムを用いて最適化を行った。遺伝的アルゴリズムを簡単に説明する。

2.3 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは１９６０年代頃から研究されている。特に、１９７０年前後のミシガン大学の Holland の研究が遺伝的アルゴリズムの一般的な適応メカニズムの定式化にとって重要である。遺伝的アルゴリズムは、関数最適化の手法として効率的で、評価関数の形状にそれほど依存せずに効率的な最適化を図ることが出来る。すなわち、遺伝的アルゴリズムは確率的探索の方法であり評価関数が多峰性であるか単峰性であるかは最適解を得ることにそれほど影響を与えないことが特徴である。このような意味で有効な確率的最適化手法の一種として利用できる。

遺伝的アルゴリズムは世代 (Generation) の変遷を遺伝的に行うことによって、数理生物学では生物系の環境適応モデルを表現し、工学的には組合せ最適問題や探索問題、分類学習などを解くための方法論として用いられる。

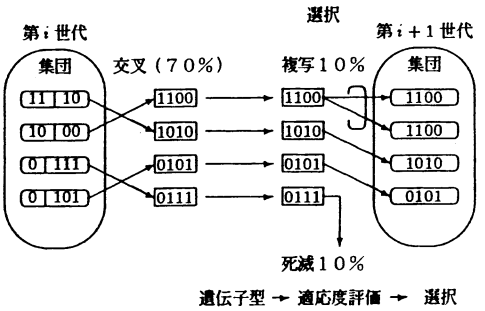


図 5: 単純遺伝的アルゴリズムのメカニズム

本論文では、単純遺伝的アルゴリズムを用いる。先ず簡単にそのメカニズムを説明する。個体は遺伝子を持っており、個体の優性の評価はその遺伝子の組合せである遺伝子型 (Genotype) で決定される。個体は有限個の集団を構成しており、その集団が生物系を模擬するものと理解される。集団の中ではその個体の遺伝子型によって環境への適応度が確率的に決定される。適応度の高い個体が生存競争に勝ち残る確率が高くなる。個体同士の交叉 (交配、Crossover) や個体の突然変異 (Mutation) によって異なった遺伝子型を持つ個体が確率的に生成される。 ここで遺伝的アルゴリズムの構成は次の通りである。

(1) 交叉 (Crossover)

交叉は、本論文では２個体の間で子を作るときに確率的に遺伝子が入れ替わることを意味する。このため両親の遺伝子の組合せの下で両親のもつ遺伝子から構成される遺伝子型をもつ個体が確率的に生成される。

(2) 突然変異 (Mutation)

突然変異は、生物学では遺伝子型の組成が変化して新たな遺伝子型が生成される現象を指す。交叉が両親の遺伝子型に依存しているため、交叉によって生成される子孫の遺伝子型は限定されるのに対して、現在の個体の集団以外のまったく新しい個体を生成するためのメカニズムである。

(3) 選択 (Selection)

選択は、個体の環境適応に応じた個体の生存や死滅を表現している。すなわち各個体の適応度関数の値と適応度戦略にしたがって、次世代に生き残る個体を選択するメカニズムである。

(4) 遺伝的アルゴリズムの構成

(a) 遺伝子数はデータの数だけ用意し、モデルとデータの位置関係を表すようにしている。モデルとデータとの関係が

3通りあるので遺伝子の種類は、3通り用意している。

(b) その個体の環境適応度は、その組み合わせについて解かれたLP問題の評価関数を用いる。

(c) 第0世代の集団は一様確率で生成されたn個体からなっている。

(d) i世代から$i+1$世代への遷移は70%が交叉で子を生成し、その親は死滅する。

(e) そのとき環境適応度を計算し、上位1割を複写し、下位の1割を死滅させる。

3 数値例

表1に示す2次元データの数値例を用いて説明しよう。

表1 データ

データ	1	2	3	4	5	6
x	2.0	3.0	4.0	1.0	5.0	7.2
y	7	8	6	3	15	5

このデータは、LP問題で表現できる。全データについてモデルとデータとの関係を考え、実現可能な組み合わせについて目的関数および制約式を解くことになる。この問題は、データがn個存在する時の組合わせは全部で3^n個存在することになる。つまり、表1に示すように6個のデータを用いた場合、$3^6=729$個の組合わせが存在することになる。その中で実際にそのモデルとデータとの関係を実現できる構成は、86個となった。評価関数における幅cのウェイト$k=100$とした時の上位5個の組合わせは次の表2に示す通りになった。遺伝的アルゴリズムでこれらの評価値を用いるこ

表2-1 上位5個の組合せ

順位	組合わせ					
1	上	中	下	下	上	下
2	上	中	中	下	上	下
3	中	中	下	下	上	下
4	中	中	中	下	上	下
5	上	上	下	下	上	下

(注) 表中に示される上、中、下とは次の意味である。
上:モデルの上、中:モデルの中、下:モデルの下

とによって得られた結果を表3に示す。表3は集団の個体数が変化したときの探索効率を示している。この問題においては、個体数20の時でも約9%の探索で最適解へを得ることができ、効率がよい。

表2-2 上位5個のファジィ係数と評価値

順位	A_0	A_1	評価値
1	(4.038162,4.207714)	(0.501995,1.335109)	44.892147
2	(4.028318,4.199410)	(0.492920,1.331984)	44.892742
3	(4.224583,4.400109)	(0.468393,1.299945)	44.927666
4	(4.255014,4.436074)	(0.436247,1.281963)	44.970657
5	(4.069888,4.230818)	(0.482528,1.256394)	45.102119

表3 遺伝的アルゴリズムによる最適解

集団の数	探索数	終端世代数
20	68=9%	20
50	142=19%	16
100	337=46%	18

4 おわりに

本研究において提案したモデルは、従来用いられているファジィ回帰モデルと比べて、特異データや誤差データを除去できるモデルを提案している。組み合わせ最適型の問題設定となっており、これを解くために遺伝的アルゴリズムを用いることによって効率的に解を得ることができた。

参考文献

[1] 田中 英夫, 他:「可能性測度による区間回帰分析」, 行動計量学 16号1巻,pp1-7,(1988)

[2] 田中 英夫:「ファジィモデリングとその応用」, 朝倉書店 (1990)

[3] 坂和 正敏:「ファジィ理論の基礎と応用」, 森北出版 (1989)

[4] 和多田, 水沼, 山本:「遺伝的アルゴリズムに基づくファジィ最適配置問題の解法」, 第2回ファジィワークショップ予稿集,pp67-75,(1992)

[5] J.Watada : "Fuzzy Timeseries Analysis and Its Forecasting of Sales Volume",Fuzzy Regression Analysis,edited by J.Kacprzyk & M.Fedrizzi,pp211-227,(1992)

問い合わせ先
〒535 大阪市旭区大宮 5-16-1
大阪工業大学経営工学科
和多田 淳三
TEL 06-952-3131.ex 3702
FAX 06-952-6197

FD2-2

あるファジィ回帰モデルについて

On a Fuzzy Regression Model

渡辺則生
Norio Watanabe

今泉忠
Tadashi Imaizumi

中央大学理工学部
Chuo University

多摩大学経営情報学部
Tama Institute of Management and Information Sciences

Abstract:
A fuzzy regression model is introduced and the estimation of parameters included in the model is considered. The proposed model has a soft structure, which is represented by fuzziness, and includes a residual term, while usual fuzzy regression model has no residual term. Simulation results are illustrated.

1．はじめに

伝統的な回帰分析では、確率的な残差項を取り入れたモデルを用いる。それに対し従来のファジィ回帰分析は、構造的な部分にファジィネスを導入したモデルを用いる。本報告では、伝統的な回帰モデルと従来のファジィ回帰モデルの中間的なモデルとして、誤差項の存在と同時にソフトな構造を仮定したファジィ回帰モデルを提案し、パラメータ推定などについて考察する。本稿では線形モデルに限定し、データは通常の数値で与えられるものとする。また、構造のあいまいさに関するアプリオリな情報は与えられていない場合について取り扱う。

2．モデル

ある変数yを他の変数$x_1,\ldots,x_p$で説明、あるいは予測することを考える。このとき、伝統的な回帰分析における線形モデルは、

$$(1)\quad y_n = b_0 + b_1 x_{n1} \cdots + b_p x_{np} + e_n$$

と表される。ここでnはサンプルの番号を、またeは適当な条件を見たす誤差項を表す。このモデルにおいては、$x_1,\ldots,x_p$で説明できない部分を確率的な誤差項で表現している。一方、入出力データが通常の数値である場合の従来のファジィ回帰分析は、$x_1,\ldots,x_p$で説明される部分とyの差をファジィネスで表現する。すなわち、ファジィ係数を持つ次の線形モデルを仮定する（Cf. [2]）。

$$(2)\quad Y_n = B_0 + B_1 x_{n1} \cdots + B_p x_{np}$$

$$y_n \in [Y_n]_h$$

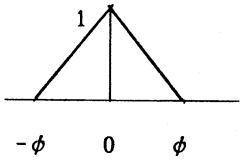
ここで $[\ ]_h$ はレベル集合を表す。

(1)のモデルにおいては、yの平均値が$x_1,\ldots,x_p$の線形結合で表されるという仮定がなされているが、一般にはこの仮定は近似的に成立していると考える方が自然であろう。それに対して(2)のモデルでは、ファジィ係数を導入することによってソフトな構造を積極的に取り入れたものと考えられる。(2)では与えられた変数$x_1,\ldots,x_p$のみですべての誤差を取り込む形になっており、他の要因による変動や誤差もすべてx_jの係数のあいまいさの幅に反映されることになる。従って、他の要因による変動や誤差が大きい場合には必ずしも適当なモデルとは言えない。このようなことから、ソフトな構造を持ち、しかも他の要因による誤差といった意味を持つ残差項を取り入れたモデルを導入する必要性が生じる。そこで、次のモデルを考える。

(3) $\{y_n - (b_0 + b_1 x_{n1} \cdots + b_p x_{np})\} - e_n \fallingdotseq 0$

ここで、残差項eは平均0、分散σ^2の確率変数で、nが異なると無相関であるものとする。また、「$u \fallingdotseq 0$」は、実数全体を台集合とする適当なファジィ集合Uで表されるものと仮定する。ここでは、図1のように、パラメータϕで定まるメンバシップ関数で与えられているものとする。

図1.



$\theta = \{b_0, \ldots, b_p\}$とおくと、このモデルの未知パラメータは、$\{\theta, \sigma^2, \phi\}$となる。問題は、観測値$(y_1, x_{11}, \ldots, x_{1p}), \ldots, (y_N, x_{N1}, \ldots, x_{Np})$から未知パラメータを推定することである。なお、ファジィ回帰モデル(3)は、データの生成を規定している確率モデルではないため、従来のファジィ回帰分析と同様、記述統計的な手法と考えることができる。

このようなモデルによる解析は、たとえば次のような状況に応用できる。真の確率モデルがある未知の非線形関数 $f(\cdot)$ によって

$$y_n = f(x_{n1}, \ldots, x_{np}) + \varepsilon_n$$

と表されるときに、線形モデルで近似して回帰分析を行うとする。この場合は

$$f(x_{n1}, \ldots, x_{np}) \fallingdotseq b_0 + b_1 x_{n1} + \cdots + b_p x_{np}$$

と考えていることになり、想定するモデルは(3)で表される。

3. パラメータの推定法

与えられた観測値から未知パラメータ$\{\theta, \sigma^2, \phi\}$を推定するために、最小二乗法に基づいた方法を適用する。そのために、平均二乗誤差を拡張した量を次のように定義する。

(4a) $$Q(\theta, \phi) = \int_0^1 r_\alpha \, d\alpha$$

(4b) $$r_\alpha = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \rho^2 (y_n - \hat{y}_n, U_\alpha(\phi)) + u_\alpha^2$$

(4c) $$\hat{y}_n = \hat{y}_n(\theta) = b_0 + b_1 x_{n1} + \cdots + b_p x_{np}$$

ここで、$U_\alpha = [-u_\alpha, u_\alpha]$はファジィ集合Uの$\alpha$レベル集合を表す。また、$\rho(x, A)$は実数値xと集合Aのある種の残差を与える関数で、ここでは次のように定義する。

$$\rho(x, A) = \inf_{y \in A} |x - y|$$

r_αは、グレードαに応じた、あいまいさの幅を考慮に入れた平均二乗誤差と考えることができる。図1のメンバシップ関数のもとでは$u_\alpha = (1-\alpha)\phi$と表される。$\phi = 0$のとき、Qは通常の平均二乗誤差に一致する。そこで、Qを最小にするようなパラメータ$\hat{\theta}$、$\hat{\phi}$をθ、ϕの推定値と定義する。また、σ^2の推定値を次のように定義する。

$$\hat{\sigma}^2 = \int_0^1 \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \rho^2 (y_n - \hat{y}_n(\hat{\theta}), U_\alpha(\hat{\phi})) d\alpha$$

実際の計算は、(4a)式における積分を級数

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} r_{\alpha_t}, \quad \alpha_t = t / T$$

で近似した上で、何らかの非線形最適化の手法を適用する必要があろう。次節の例においては、$T = 10$ とし、シンプレックス法 (Cf. [1]) を用いた。

4. シミュレーション

非線形モデルを真のモデルとして発生させたデータに対し、ここで提案した線形モデルによるファジィ回帰分析を適用するという数値実験を行った。

次のような真のモデルによって発生したＮ組のデータ $\{(x_n, y_n) ; n=1,\ldots,N\}$ に対し、通常の単回帰、従来のファジィ回帰、ここで提案したファジィ回帰を適用した結果について、いくつかの例を図２～４に示す。

$$\begin{cases} y_n = x_n + a \sin(n/5) + \varepsilon_n \\ x_n = 10\, n / N - 5 \end{cases}$$

ただし、図２～４では $N = 50$, $a = 0.8$, $\mathrm{Var}(\varepsilon_n) = 1$ とした。図２における回帰直線をはさむ内側の破線は、回帰直線の９５％信頼区間を、外側の破線は、個々の値の９５％信頼区間を表している。また、小さなドットは、トレンドに相当する $x_n + a \sin(n/5)$ を表している。（注：トレンドがなめらかな関数形と考えられるときには、非線形回帰またはノンパラメトリックな回帰を行うのが普通であるが、ここでは線形回帰のみを考える。）

図３は、従来のファジィ回帰分析において、ｈ＝０としてＬＰ問題を解いたときの解に対応している。

図４は、３節で提案した方法を適用した結果である。内側の破線は、$\hat{y}_n(\hat{\theta}) \pm \hat{\phi}$ を、外側は $\hat{y}_n(\hat{\theta}) \pm (\hat{\phi} + 2\hat{\sigma})$ を表している。

また、$a = 0.8$ のとき、N=20, N=100 に対する結果を図５，６に示す。さらに、図７，８は、$N = 50$ のとき、a=0, a=1.5 に対するそれぞれの結果を、図９は、N=50, a=0.8, $\mathrm{Var}(\varepsilon_n)=4$ に対する結果を表している。

これらの結果は、提案した方法によって、残差の一部をファジィネスで表すようなモデルが得られることを示している。しかし、真のモデルをあてはめる場合でも（図７、a=0）、ファジィネスの部分を持つモデルが推定されることがわかる。このことは、ここで考えているモデルが本来の意味のモデルではなく、ファジィネスを含んだモデルであることから生ずる。ファジィネスの構造に関する情報がない場合は、与えられたデータからファジィネスとランダムネスを分離することは困難となる。

５．考察

提案したモデルは、残差の一部を構造のゆらぎととらえた、ソフトな構造と残差項を含むモデルであり、真のモデルが未知であるような場合に応用できる。特に、近似的なモデルのもとでｙの平均値を推定、あるいはトレンドを予測したいという場合に有効であると期待される。しかし、３節で得られる推定量がどのような意味を持っているかについては必ずしも明確ではなく、記述統計的な手法と位置付けられる。

また、モデル (3) のあてはまりのよさを表す尺度として、ρを用いてある種の決定係数を定義することもできる。ただし、ファジィネスの程度が大きいときにはあてはまりの程度が小さくなるようなペナルティを導入する必要がある。

目的関数 (4) の一般化として、たとえば(4b)式を、ある正定数ｃを用いた次式で置き換えることも考えられる。

$$r_\alpha = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \rho^2 (y_n - \hat{y}_n,\ U_\alpha) + c\, u_\alpha^2$$

また、(4)式以外の目的関数を用いることも可能である。

本稿では線形モデルを扱ったが、提案した方法は非線形モデルについても適用することができる。また、ここではファジィネスに関する情報が特にない場合を考えたが、このような情報が利用可能なときには、モデル(1)を用いた他のアプローチを考えることも可能である。

６．参考文献

[1] 今野浩・山下浩『非線形計画法』日科技連, 1978.

[2] Tanaka & Watada, Possibilistic linear systems and their application to the linear regression model, Fuzzy Sets and Systems 27, 1988.

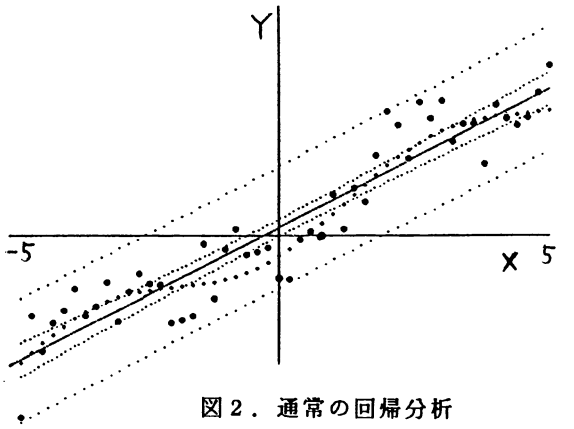


図２．通常の回帰分析

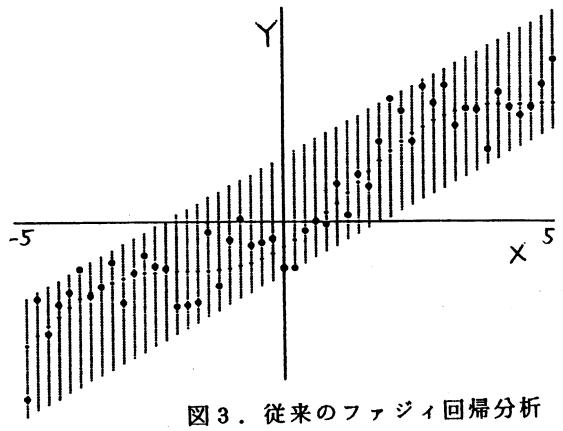


図３．従来のファジィ回帰分析

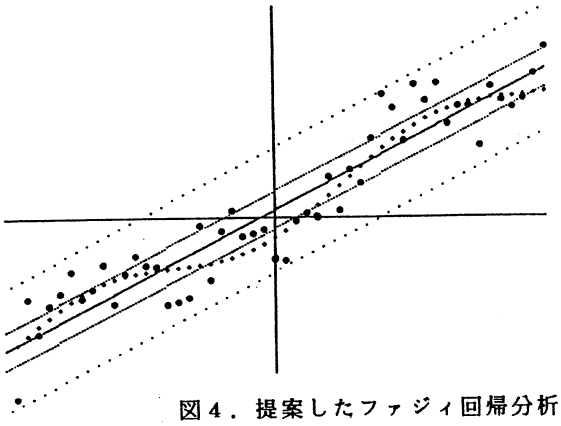


図４．提案したファジィ回帰分析

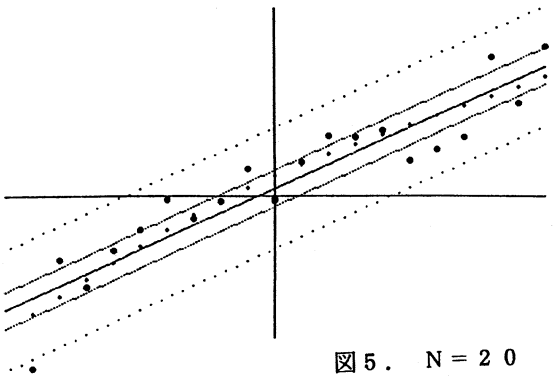


図５．　Ｎ＝２０

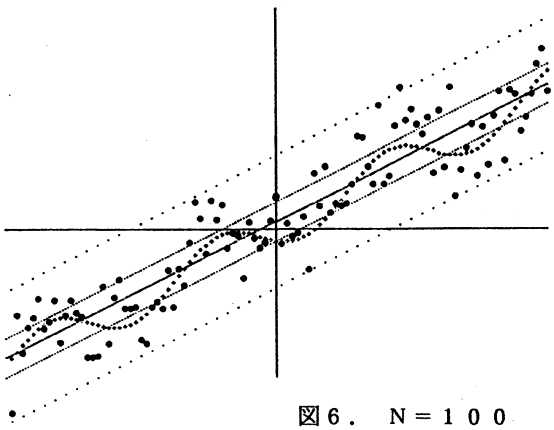


図６．　Ｎ＝１００

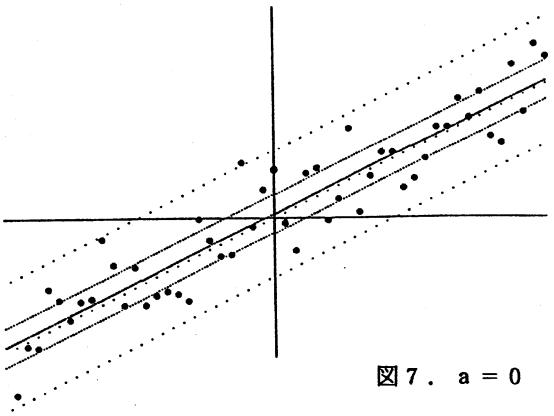


図７．ａ＝０

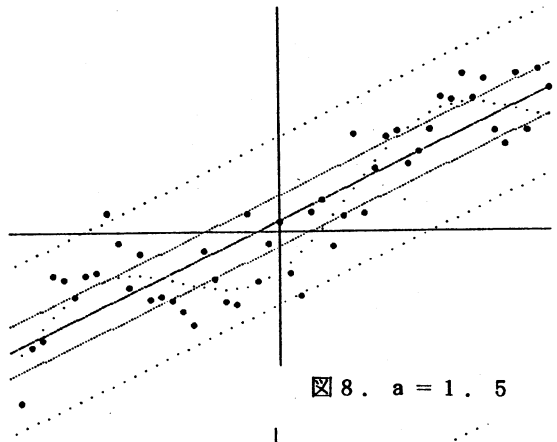


図８．ａ＝１．５

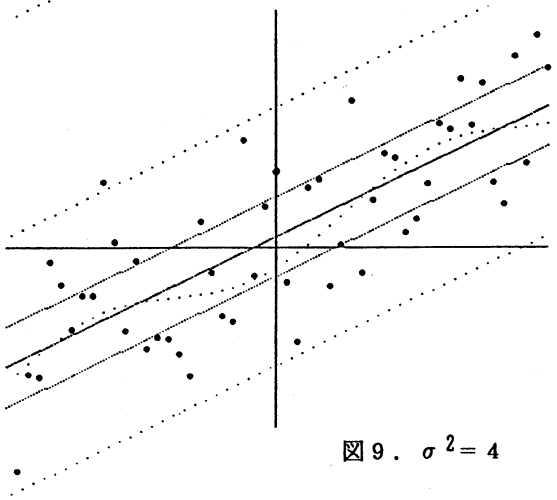


図９．$\sigma^2 = 4$

[問い合わせ先]

〒112 東京都文京区春日 1-13-27
中央大学理工学部管理工学科
渡辺　則生

Tel. 03-3817-1949
Fax. 03-3817-1943

FD2-3

空調熱負荷予測における局地外気温予測ファジィモデル

A Fuzzy Model for Forcasting Local Area Temperature in Energy Load Prediction System

*久礼裕子 *領家美奈 *吉田幸男
Yuko KURE Mina RYOKE Yukio YOSHIDA
*野村淳二 **中森義輝
Junji NOMURA Yoshiteru NAKAMORI

*松下電工株式会社 **甲南大学
Matsushita Electric Works,Ltd. Konan University

Abstract Currently, the discussion for the effective use of the various energy is getting active. Some researchers present the way of utilizing electric power and the heat which are saved on the storage battery at night. To use the saved energy effectively , forcasting the amount of their loads on the next day is very important.This paper describes the new techniques of weather forcast, especially an outside temperature which is a key factor for forcasting the heat load the air conditioning on the next day. This technique uses a "Hyperellipsoidal Clustering Method" to find linear substructures and to classify the weather data. And then, we construct a Takagi-Sugano-type fuzzy model using the result of the clustering.

1．はじめに

近年、エネルギーを有効利用しようとする動きが高まっている。その１つの方法として個々の住宅において蓄熱槽や蓄電池を設置し、夜間電力を利用する方法が研究されている。蓄熱・蓄電は翌日の熱負荷量、電力負荷量を予測して行われるが、負荷の主要因である空調熱負荷の予測が重要となる。本稿では、翌日の空調熱負荷を予測するために必要となる、気象予測、特に外気温予測方法の新しい手法を提案する。現在検討している数値モデルは、翌日の外気温を当日の気象データで予測しようとするもので、この写像は非線形となり、線形回帰モデルではうまく表現できない。また、一般的な非線形モデルは同定が困難であることが報告されている[1][2]。そこで本稿では、部分線形構造を発見しやすい「超楕円体クラスタリング法」を用いて気象データを分割し、それに基づいて高木・菅野型ファジィモデルを構築するものである。以下、外気温予測手法と、予測システム構築の結果について述べる。

2．局地外気温予測システムの背景

今回のモデルは、一戸建て住宅を対象として、空調熱負荷計算を行い、エネルギーを有効利用するために用いられる。まず、翌日外気温予測に必要な気象データは、各住宅に気象センサを取り付けて収集する。これは、より地域特性に合う外気温予測モデルを構築することを意味する。気象データの内容は、２３時から夜間電力で蓄電、蓄熱を行なうことを考慮して予測を２２時に行なうため、２１時以前のものを使用する。今回予測に使用するデータは、気圧（１５時、１８時、２１時）、気温（１５時、１８時、２１時）、湿度（１５時、１８時、２１時）、蒸気圧（１５時、１８時、２１時）、風向（１５時、１８時、２１時）、風速（１５時、１８時、２１時）、日射量（１日合計値）、最高気温、最低気温である。

3．超楕円体クラスタリング法によるファジィモデリング

モデリング方法は、システムの非線形性に注目したファジィ推論法を用いる。これは、クラスタリングによりシステムの部分線形構造を発見し、非線形性をメンバシップ関数に埋め込むという手法である[3]。クラスタリング手法としては、超楕円体クラスタリング法[4]を用いる。超楕円体クラスタリング法は、n個のデータユニットの集合 $\{\beta^1,\beta^2\cdots,\beta^n\}$ を、p個の部分データセット $\{C^1,C^2\cdots,C^p\}$ に分割する際、C^kのデータユニット全てを内部または周上に含む超楕円体E^kを求め、これを１つのクラスタとする方法である。λ^k_iをC^kの

すべてのデータユニットから構成される分散共分散行列の固有値($\lambda^k_1 \geqq \lambda^k_2 \geqq \cdots \geqq \lambda^k_m$)とする。$C^k$のデータユニットの個数を$n_k$と表すと、$n_k \leqq m$のときは必ず$\lambda^k_i=0$となるiが存在し、$n_k > m$のときでも0もしくは0に非常に近い固有値が存在し得る。そのような固有値をある小さな正数εで置き換える。λ^k_iに対応する固有ベクトルをe^k_iとする。C^kのデータユニットの重心を中心とし、$e^k_1, e^k_2, \cdots, e^k_m$の方向を主軸$z^k_1, z^k_2, \cdots, z^k_m$とする超楕円体の式は次のように与えられる。

$$E^k: \ \frac{(z^k_1)^2}{\lambda^k_1} + \frac{(z^k_2)^2}{\lambda^k_2} + \cdots + \frac{(z^k_m)^2}{\lambda^k_m} = d^k$$

ただし、d^kはC^kのすべてのデータユニットをE^kの内部または周上に含むようにする最小の正数である。
超楕円体の体積V^kは、次式で与えられる。

$$V^k = \frac{\pi^{\frac{m}{2}} \cdot (d^k)^{\frac{m}{2}}}{\Gamma\left(\frac{m+3}{2}\right)} \cdot \prod_{i=1}^{m} (\lambda^k_i)^{\frac{1}{2}} \quad (\Gamma(\cdot): \text{ガンマ関数})$$

また、定数係数を落とした体積の和は

$$SVH(p) = \sum_{k=1}^{p} (d^k)^{\frac{m}{2}} \cdot \prod_{i=1}^{m} (\lambda^k_i)^{\frac{1}{2}}$$

で表される。超楕円体クラスタリング法ではクラスタリングの規範としてこのSVH (Sum of Volumes of Hyperllipsoids)を最小化するようなデータ分割を求めることを目標とする[4]。
今回超楕円体クラスタリング法を用いることによるメリットは、以下の4点である。

（1）楕円体の体積を規範に利用しているため、データが密集している状態又は局所的線形構造の発見が可能となる。
（2）SVH規範の値がデータ数に直接依存しないため偏ったデータ分布に対する抵抗力がある。
（3）データユニット全体は、$C^1, C^2 \cdots, C^p$と分割されるが、超楕円体$E^1, E^2 \cdots, E^p$によりデータユニットのカバーリングをおこなうから、ファジィモデルのルール構築の際、データの重複使用についての目安が得られる。
（4）デザインパラメータ（重視度パラメータ、線形度パラメータ、連続度パラメータ、ストッピングパラメータ）を設定することにより、人間の直観に合うクラスタリングが可能となる。

4．外気温予測

本研究では、以上で説明した超楕円体クラスタリング法を使って、気象データのクラスタリングを行い、翌日の外気温を予測した。気象データは日本気象協会から入手したデータを使用した。使用データ項目は気圧、気温、湿度、蒸気圧、風向、風速、それぞれ3時間毎のデータと1日の総日射量、最高気温、最低気温である。モデリングデータは1990年1年分のデータから季節毎の特徴あるデータを１２０日分ピックアップしたものを使用し、評価データとしては1991年のデータを使用して行った。

4．1．クラスタリング

クラスタリング変数としては、説明変数２１個中５個と目的変数１個の計６変数を選択した：

説明変数から、気温（２１時）・蒸気圧（２１時）・湿度（２１時）・
風速（２１時）・１日の総日射量

目的変数から、翌日最高気温

変数の選択にあたっては、目的変数と関連の深いものを選ぶために、全域線形モデルで線形回帰式を構築したときの説明変数とした。デザインパラメータとしては、重視度パラメータを0.01、線形度パラメータ（合併）を3.00、線形度パラメータ（移動）を5.00とした。シミュレーション結果は図１に示すように、３分割にした

場合に良い結果が得られた。図１は蒸気圧を横軸とし、翌日最高気温を縦軸に取った射影平面で見ており、データの分割されている様子が良く表現されている。この３つのクラスタを、外気温と湿度から判断して、夏のデータ(NATSU)、冬のデータ(FUYU)、梅雨のデータ(TSUYU)として分類した。

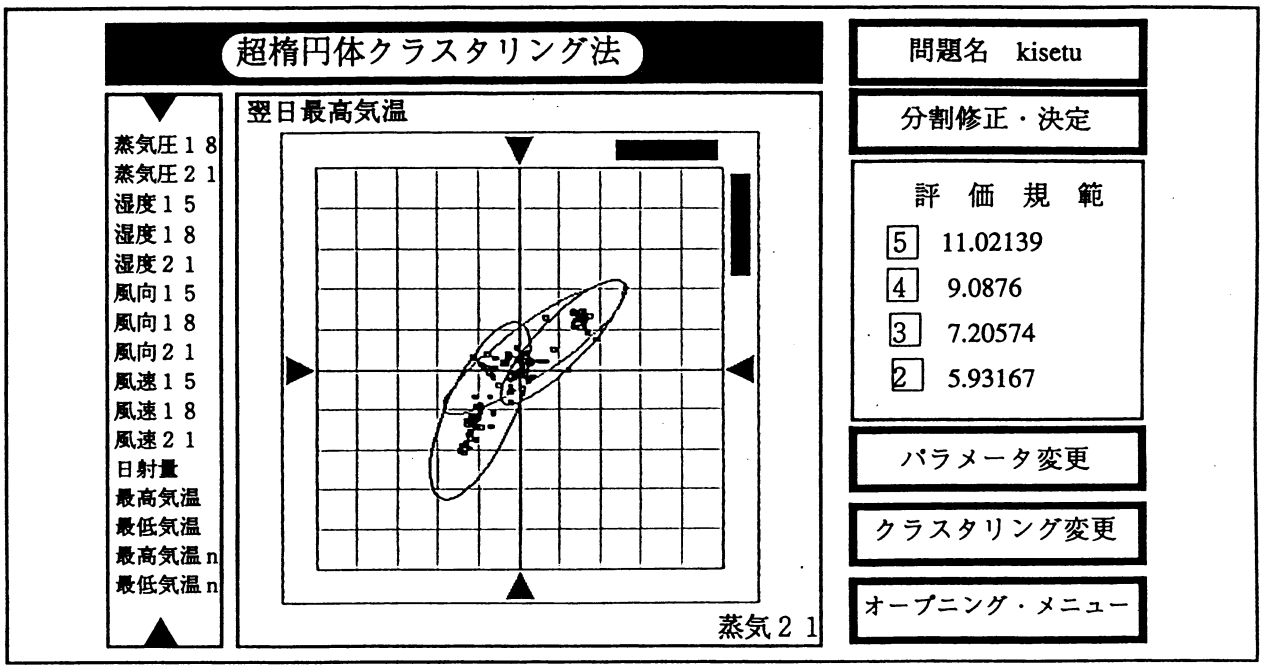


図１　クラスタリング結果

４．２．後件部同定

クラスタリングにより得られた情報を用いてルールベース型モデルの後件部を構築する。部分線形構造を発見できているクラスタリングの結果を選択するので、後件部は線形回帰モデルで表現する。線形回帰モデルは、各クラスタ毎に説明変数を変えることも考えて、より各クラスタを説明しやすい説明変数を選択する。今回、線形式の妥当性を評価する自由度修正決定係数などを用いて、以下のような線形回帰モデルを構築した。例として、最高気温の予測式を示す。

[FUYU]　$TT\_MAX=a_1\cdot T18+a_2\cdot PS21+a_3\cdot H21+a_4\cdot WD15+a_5\cdot WV15+k_1$

[NATU]　$TT\_MAX=a_6\cdot T18+a_7\cdot T21+a_8\cdot PS21+a_9\cdot H21+a_{10}\cdot WD21+a_{11}\cdot WV15+k_2$

[TUYU]　$TT\_MAX=a_{12}\cdot P21+a_{13}\cdot PS15+a_{14}\cdot WD21+a_{15}\cdot WV15+a_{16}\cdot SL+a_{17}\cdot T\_MAX+k_3$

但し，

TT_MAX	：翌日最高気温	WD21	：風向（２１時）
P21	：気圧（２１時）	WV15	：風速（１５時）
T18	：気温（１８時）	WV21	：風速（２１時）
T21	：気温（２１時）	SL	：当日の日射量
PS15	：蒸気圧（１５時）	T_MAX	：当日最高気温
PS21	：蒸気圧（２１時）	$a_1\sim a_{17}$	：係数
H21	：湿度（２１時）	$k_1\sim k_3$	：定数項
WD15	：風向（１５時）		

４．３．前件部同定

前件部同定は、条件変数の選択と、メンバシップ関数のチューニングからなる。条件変数の選択は、各々のルールが最も良く適合する変数の組を探すことである。これは、ある入力値に対してそのデータを捉えている

ルールが強く発火するような変数を探すことである。一方、メンバシップ関数のチューニングの目的は、モデル全体の精度を上げることにある。ここではルールの有効度が最も高くなるように前進法などにより条件変数の組をいくつか選択し、コンプレックス法によりメンバシップ関数のパラメータを最適化する。今回、前進法を用いた選択と試行錯誤により、条件変数を気温（２１時）、蒸気圧（２１時）、当日の日射量を選択した。

４．４．予測結果

外気温予測モデルによる予測結果を図２に示す。クラスタリングする前の全域線形モデルによる予測に比べ、平均２乗誤差も最高気温、最低気温共に0.4℃程良くなっており、グラフ上で見ると、大きなはずれ値が少なくなっていることが分かる。

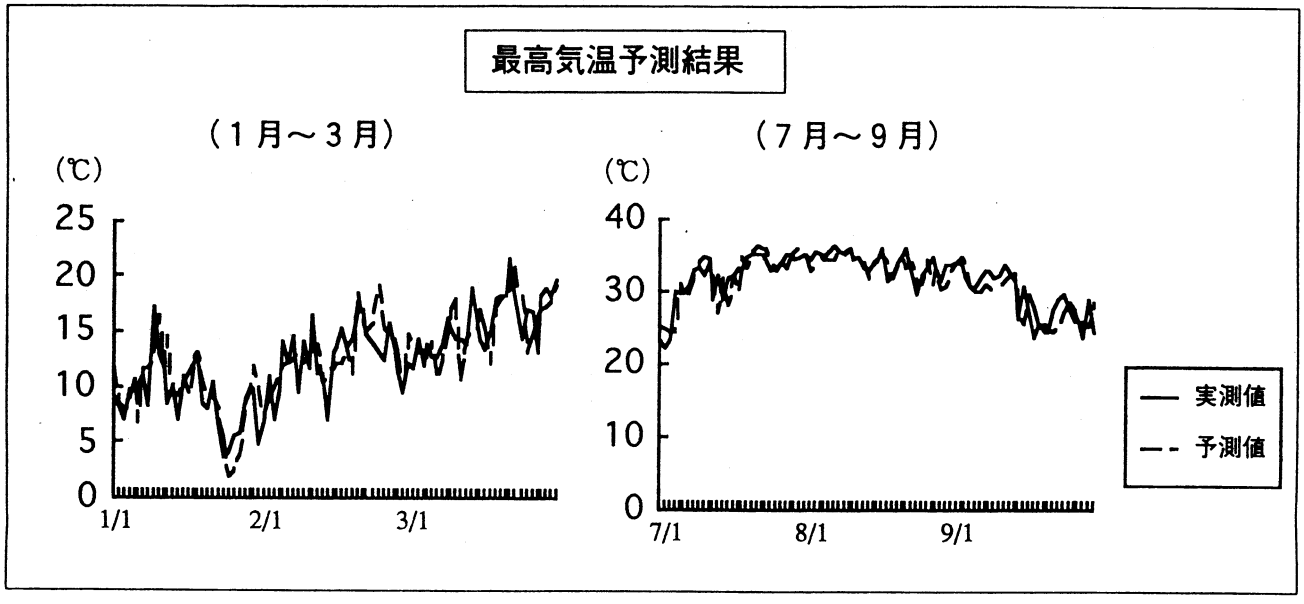


図２　最高気温予測結果

５．おわりに

以上、超楕円体クラスタリング法による外気温予測の手法とその結果について述べた。クラスタリング結果として今回３分割の結果を採用したが、更にクラスタリングパラメータ、クラスタリング変数、などを変更してシミュレーションすることにより、より季節性を盛り込んだクラスタの作成が可能であると思われる。また、各クラスタ（季節）の特徴を更に分析し、適切な説明変数を選択することが予測精度の向上につながると考えられる。また、局地予測である今回のシステムを基に、様々な地域特性に対応できる外気温予測モデルについて現在検討を行っている。

参考文献

[1] 清水、孔、伊東、高橋：空調負荷予測システム、総合研究所報　No.5　1991.

[2] 吉田、寺井：熱負荷計算用気象データのモデル化、日本建築学会計画系論文報告書、第３９１号、昭和６３年９月

[3] T.Takagi and M.Sugeno : Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., Vol.SMC-a5,No.1,pp.116-132,1985.

[4] 中森義輝、領家美奈：ファジィモデル構築のための超楕円体クラスタリング法、第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.265-268、1992

FD2-4

エネルギー需要予測におけるあいまいさの取り扱いについて
On the Uncertainty about Future Energy Consumption

甲斐沼美紀子[1)]、松岡譲[2)]、森田恒幸[1)]
Mikiko Kainuma[1)], Yuzuru Matsuoka[2)], Tsuneyuki Morita[1)]

1) 国立環境研究所、2) 京都大学
1) National Institute for Environmental Studies, 2) Kyoto University

Abstract. In estimating global warming effects, there are so many problems left unsolved. The difficulties come from the uncertainty of natural factors such as carbon circulation, effects of clouds, and ocean heat uptake as well as that of socio-economic factors such as population growth, economic growth and improvement of energy efficiency. To evaluate policy options for stabilizing global climate, it is necessary to estimate global warming responses based on future scenarios. We are developing the Asian-Pacific Integrated Model (AIM) for assessing options in policy-making to cope with global climate changes. With this model, we estimate future energy consumption and associated CO_2 emissions.

1. はじめに

地球環境問題は、従来の環境問題にくらべ取り扱う時空間スケールが極めて大きく、関連する知見のばらつきが大変大きい。それを認識、把握する手段としてのモデルの役割についても、自然科学で取り扱うモデルとは異なる。即ち、関係する種々雑多な情報を整理・体系化し、それらの帰結としての地球環境の将来像を描く所に、主たる使命がある。モデルが算定する世界像は、決して将来の理想ではない。それは、現在の経済、社会活動の論理的な外挿が、どの程度の温暖化をもたらすかを、現在までに得られている知識の範囲内で求めるのみである。

この作業には、多くの不確実性が伴う。その第一は人間活動の進展に伴うものである。人口成長、経済発展、技術あるいは政策の展開がその大なるものである。第二は科学的知見の欠如に伴うものである。炭素の循環、雲の影響あるいは海洋の効果などは、その不確実性が大きく喧伝されている。因果応報のしくみは入り組んでおり、どの程度までをモデルに組み込むかによっても、結果が大きく変化する可能性がある。こうした機構をどのように集約しモデル化するか、またパラメータ値はどのような値を採用するかなども問題となる。第三に現象の持つ不確実性そのものに起因するものがある。このため、地球温暖化防止に関する政策展開の方向を決定する場合、将来に向けたいくつもの筋書きを描いていろいろな可能性を見定めることが必要となる。この筋書きを「シナリオ」という。

システム分析においてシナリオという用語は、従来、定量的な予測が難しい場合に文章によって将来の状況が展開していく様子を描写することを意味してきた（クェイド他、1972：近藤、1983）。このため、シナリオは数値モデルが使えない場合に用いる一種の代替的手法として認識されてきた。しかし、モデリング技術が発達してきた現在、シナリオはモデル解析と政策決定をつなぐ重要な情報の表現形式として用いられている。即ち、モデルの入力条件やモデルの出力といった定量的な情報のうち重要なものを明解かつ簡略に記述して、政策決定者に伝える表現形式がシナリオと呼ばれるようになった。このシナリオを通じて研究者と政策決定者との間のコミュニケーションが効率化し、また政策決定の重要な判断材料として用いられるようになってきている。

地球温暖化の分野においては、過去20年の間に種々のモデリングが試みられ（松岡・森田、1992）、数多くのシナリオが描かれてきた。地球温暖化が非常に複雑かつ長期的な現象であり、多くの不確実さが伴うため、政策の検討に当たっていろいろな可能性を見定めることが不可欠なためである。しかし、不確実な要因を広く勘案した場合にどの様なシナリオが描けるかについて、総合的に分析した例はない。

本報では、社会経済的要因の変動によるエネルギー需要の変化に重点をおいて、不確実な要因が複合した場合の温暖化の程度を予測する。

2. モデルの概要

地球温暖化に係わる現象は極めて広範囲である。現在、われわれは、アジア太平洋地域に詳細をおいた温暖化総合モデルを開発中である。

(1)地球温暖化モデルのフレーム

世界の地域分けは、エネルギー関連部門では９地

域、他の部門では現象に応じて、適宜、地球１ボックスから十数ボックス（地域）分けを行っている。計算対象期間は、1985年から2100年である。基本的な外生変数は、人口、潜在GNP変化率、エネルギー資源量であり、各国あるいは各地域毎にシナリオ変数として設定している。モデルは大きく分けて、

1)温室効果ガス発生に係わる社会経済の動向を算定する部分
2)人為起源の温室効果ガス発生を算定する部分、
3)自然起源の温室効果ガス発生を算定する部分、
4)大気・海洋での移動・変化を算定する部分、
5)温度上昇・海面上昇を算定する部分、
6)温度上昇及び大気濃度上昇に伴い、温室効果ガス発生状況が変化する効果（フィードバック）を算定する部分、

に分かれている（松岡他、1992）。

この範囲内の事象に限っても、それらを網羅的に体系化あるいは組織化することは、不可能である。モデル構築者の世界観、現象観でもって係わる要素を適切に抽出し、大きな影響を及ぼさないと思われる要素は、捨象しなければならない。

(2)エネルギー需要算定モデルの概要

図１に社会経済モデルのうち、エネルギー関連部分の概要を示す。このモデルでは、人口増加、経済成長、エネルギー価格等のシナリオを与えて、導入される対策技術のメニューと普及率並びに他の対策シナリオのもとでの部門別・種別エネルギー需要量を出力する。そしてこの出力をもとに、二酸化炭素の排出量が計算される。このモデルの基本部分は、部門別にエネルギー需要量を積み上げるエンドユースタイプの構造をしており、エネルギー価格の変化を部門別の生産量や活動量に反映することによって、エネルギー需要抑制の価格効果をモデル化している。

エネルギー消費は、エネルギーサービス要求の発生とそれを具体化するサービス技術の２つの要因から構成されると想定し、その各々を取り扱うモジュールを構築する。サービス種には民生、業務部門の熱、非熱エネルギー関連サービス、交通部門の短距離あるいは超距離の旅客、貨物輸送、産業各部門産品の生産などがあり、それらの要求をまかなうべく、エネルギー関連サービス技術を、市場参入させる。サービス技術の更新・改善は、ヴィンテージモデルによって取り扱い、参入技術シェアは、コストによる選択あるいはシナリオ設定によるなどのオプションをもつ。サービスの要求量は、サービス原単位とサービス要求原因量の２量の積で与えられると想定し、その各々について別途取り扱う。サービス原単位は、社会・経済状況に伴い変化し、本モデルシステムの範囲内ではシナリオ変数とするが、その策定は、別途構築したエンドユース関連データベースにより支援される。また、エネルギー価格は、エネルギー関連諸政策及びエネルギー需給バランスを満たすよう内生変数化されている。サービス要求原因量の代表的なものである人口に関しては、コーホートモデルで取り扱う。生命表、平均寿命改善モデルあるいはTFR（合計特殊出生率、女子が生涯に産む子供数の平均値）変化シナリオは、国連人口部により19

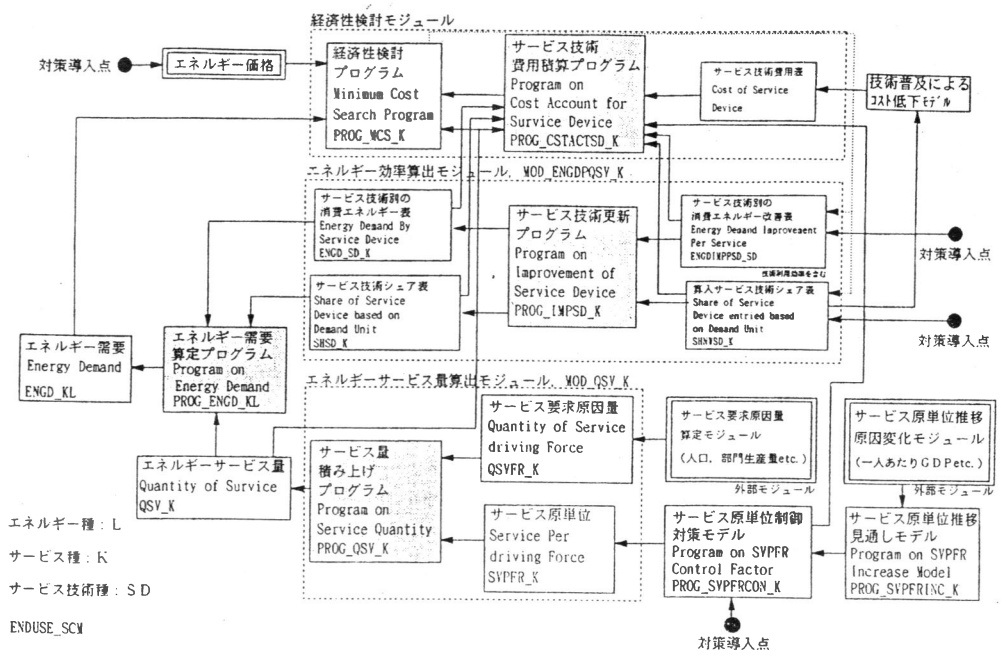


図１　エネルギー最終需要モデルの構造

90年、1992年に作成されたものを標準値とする。

3．入力条件の不確定性

将来の人口、経済活動動向をどの程度に見積もるかは、温暖化見通しを大きく左右する。エネルギー効率、サービス効率あるいは排出原単位などのパラメータにより集約・表現される技術、ライフスタイルなどが関与し、これをどう見積もるかも重要な課題となる。もっとも影響度が大きいエネルギー部門に即して言えば、一次エネルギー量からエンドユース段階のエネルギーサービス量に至る間の各種転換係数とそれに伴う温室効果ガス排出原単位が問題となる。特に、エネルギーの潜在的需要の算出及びこれから二次エネルギー需要量への転換操作と、その将来動向は、本問題で扱っているような超長期にわたるエネルギー消費の将来見通しを得る際に、不確定性が入るもっとも大きな要素である。

人口に関し、現在までに算定あるいは使用されてきた世界人口の見通しを示してみると、図2のようになる。図中、点線は、高位側の推計・設定値として提唱されたもの、細実線は低位側の推計／設定値として提唱されているものである。現時点での50億人程度を出発点として、2100年には36億人から1094億人にいたる非常に広い幅をもつ。

次に図3に示すものは、経済成長に関する既往の推定値である。図中破線はＯＥＣＤ諸国を、実線はわが国を除く南、東アジアの一人あたりＧＤＰを示す。先進国地域に比べ、途上国地域には高い成長率を設定し、2100年までには、東・南アジア地域を除き、途上国地域が先進国地域に追いつくとは設定しないのが通常である。

エネルギーサービス及び技術的エネルギー効率の経時的改善度を、年率で表現したもの（AEEI）に関しみると、省エネルギーに強いて配慮を行わない場合には、年率0～0.5%程度、行った場合は年率1%程度としている。規範的な省エネルギーのシナリオでは、どの程度か。例えば、Lovinsら(1981）のシナリオでは、1975年から2080年の間に、一人当りの一次エネルギー消費量を、先進国では約22%に、途上国では50%に削減している。Gordembergら（1988）のシナリオでは、1980年から2020年の間に、先進国では一人当りのエネルギー消費量を50%に、途上国では110%程度に抑えると予想する。これらのシナリオのAEEIを予測期間でのエネルギー価格及び一人あたりGDP成長率を勘案して逆算してみると、年率1.1～2.9%程度になる。Gordembergシナリオの場合、計画期間が40年と比較的短く、計画完了期以降でのいっそうの省エネルギーがかなり困難になっていること等を考えると年率2%台を長期にわたり継続することの可能性は高くなかろう。従って、これを除けばAEEIは、年率0～1.5%程度の幅を想定することができる。ただし、その程度は、エネルギー消費部門あるいは地域によって大きく異なることが想定される。

モデルの入力条件として、以上のような幅のあるものを取り込んで、将来の温暖化の推定幅を算定することになる。

4．温暖化見通しの不確定性

地球温暖化の見通し幅は極めて大きい。しかし、地球温暖化の予想をくつがえすことは難しい。今までに得られた科学的知見と将来の発展に対する認識を前提にすれば、地球の温暖化を否定することは困難であり、温暖化の可能性は非常に高い。さらに、その温度上昇の大きさと速さは、地球が過去90万年に経験した気候変動と較べたとき、けた外れに大きい（図4）。図中の黒点は過去90万年間の地球が体験した温度変化のピーク・ピーク値から算定したものであり、図中の低リスク帯、高リスク帯とは、ストックホルム環境研究所が、生態系の許容限界の観点から取りまとめた領域である。但し、ここで高リスクと称しているのは重篤な被害が発生することを主張したものではない。現在の知見では影響を予想し得ず、そうした世界に全地球を突入させると言う意味において高リスクなのである。

図中のトーン部は、不確定性を組み合わせて、今後100年間の変化を本モデルを用いて予測した結果である。トーン部の内側楕円は社会・経済のみの不確定性を含む見通しであり、楕円全体は、自然等の不確定性を含めた見通しである。

地球温暖化現象の不確定さには、社会経済要因と自然要因のいずれもが大きく効いている。社会経済的要因の不確実さの方が相対的に大きい可能性もある。ここで示されている不確定性幅は、現段階での政策オプションの確定が困難であることを示す。気温上昇が1.5℃か10℃以上かでは政策オプションの選択は本質的に異なる。従って、現時点の政策展開としては、第一に、不確実さに対応した幅広い政策オプションを検討することと、第二に、不確実さを減らすための努力をつづけること、第三に、最悪の事態に備えた手を今から打っておくこと、を基本と考えねばならない。

それでは、こうした不確実性幅は減らすことはできるであろうか？自然の不確定要因のうち大きなものは、気候感度、海洋の影響、フィードバックなどであり、今後の研究推進によってある程度不確実さを減らせる可能性がある。しかし、これらの研究には長期間を要し、また、解明されたとしても本質的に不確定要因の残る現象もある。社会経済的要因については、人口政策や経済政策によって不確実性を減らせる部分もあるが、その結果が出るには長期間

を要する。要するに、本報で論じた不確定幅は当分続くものと考えなければならない。

5．おわりに

地球温暖化に関する認識の妥当性と科学性は、上に述べてきたモデルの妥当性に大きく基づく。したがって、そうしたモデルの論理性についても言及しておく必要があろう。

まず、ここに示したモデルは、通常の科学的分野におけるモデルと大きく異なる。モデルの意義を「検証可能性」、「反検証可能性」あるいは「確証可能性」などに求めるならば、このモデルの価値はほとんどゼロである。部分部分のサブモジュールにおいて、それらの可能性を持たないわけではないが、複合体においてもそれを期待することはほぼ不可能である。さらに、モデル各断面の特定化においては、多くのジャッジメントが必須である。客観的と考えられている種々の検定プロセスによって可能な限り防御を努めなければならないが、その恣意性を排除することはほぼ不可能である。それにも係わらず、こうした作業をおこなわなければならない理由は、1)対象とする事象がきわめて複雑であり不確実性に富むこと、2)そうした対象であるのにもかかわらず、現段階での情報の合目的的な総合化が早急に必須とされていること、にある。

取り扱う対象の重要性と不確定さの程度を考えてみると、地球環境の場合、極力広い視野に立った全体像の把握とそれに基づいた行動規範の抽出が早急に必要であるが、其れを既に科学性が確立された知見と情報のみをもって対処する事はできない。うさんくささが残る多くのinformed judgementを取捨選択し、そうした確証的とは言い難い土台に立って推論を繰り返し、事象の認識にいたるのである。さらに、対象が唯一しかないことはその認識の妥当性検証を不可能にしていること、影響が不可逆的かつ超長期にわたって発現することも認識しておく必要がある。このため、広範囲の領域の数値データや専門的知見を体系的に解析し、モデルの中に位置づけていくことが必要である。

参考文献

[1]Gordemberg, J., T. B. Johansson, A. K. N. Reddy and R. H. Williams. Energy for a sustainable world, Wiley Eastern, New Delhi, 517p., 1988.

[2]近藤．システム分析、丸善、271p.、1983.

[3]Lovins, A. B., L. H. Lovins, F. Krause and W. Bach. Least-cost energy, solving the CO_2 problem, Brick House Pub., Andover, USA, 1981.

[4]松岡、森田．地球温暖化におけるモデルと予測、計測と制御、31、577-585、1992.

[5]松岡、森田、甲斐沼．地球温暖化に関するシナリオとモデル解析、土木学会論文集、449/IV-17、1-16、1992.

[6]クェイド(Quade, E. S.)他編．システム分析2、竹内書店、244p.、1972.

問い合わせ先

〒305　つくば市小野川１６－２

国立環境研究所　地球環境研究ｸﾞﾙｰﾌﾟ

甲斐沼美紀子

Tel:0298-51-6111

Fax:0298-58-2645

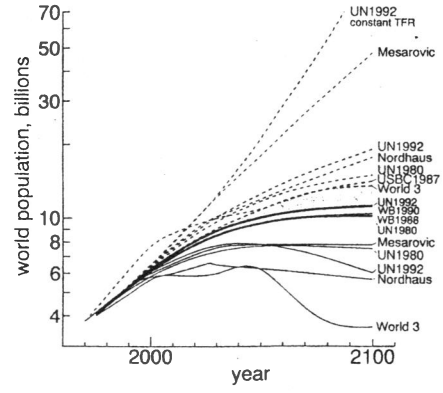


図２　世界人口の将来推定

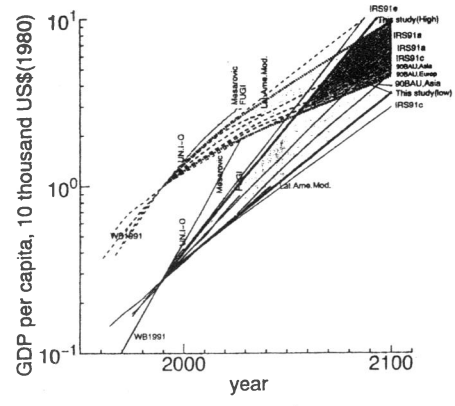


図３　経済成長の見込み

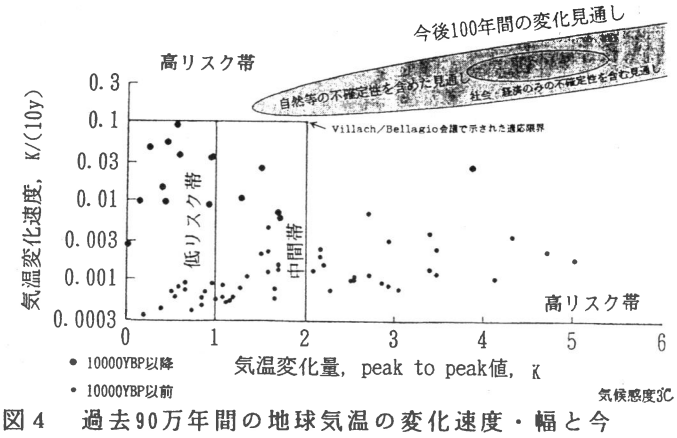


図４　過去90万年間の地球気温の変化速度・幅と今後110年間の気温変化の比較

FD3-1

システムの信頼性の主観的解析について
On Subjective Analysis of System Reliability

鬼沢 武久
Takehisa ONISAWA

筑波大学 構造工学系
University of Tsukuba, Institute of Engineering Mechanics

ABSTRACT:This paper discusses a subjective system reliability analysis from the viewpoint that analysts' subjectivity is inherent in the analysis. In the present analysis a fuzzy set, natural language expressions and parameterized fuzzy sets operations are used. Subjectivity is reflected in the estimate of reliability and parameters of fuzzy sets operations. This paper also mentions the meaning of this method and some problems in subjective reliability analysis.

1．はじめに

システムの安全評価では，立場が異なる評価者の評価結果は当然異なるものであるから，ある種の合理性を与える方法が必要になる。そこで考え出されたのが確率論的安全評価である[1]。安全評価は専門家の見解による「主観的」なものであるが，その主観的な部分をできるだけ少なくして客観的な安全評価を行う方法として考え出されたものである。しかし，安全性を確率的な数値，あるいは区間で表現した数値を用いたとしても，その数値自身に主観が入り込んでいるし，最終的に得られた事故確率を基にして安全性を評価するのにも専門家の主観がつきまとう。

システムの信頼性解析にはファジィ理論が扱うあいまいさがつきものであるとの観点から，ファジィ理論を応用した解析に関する研究が多く行われるようになってきた。ファジィ確率を用いる考え方[2]，言葉を用いる考え方[3]などファジィ的な考えが導入されている。

本稿では解析者の主観を大いに容認し，それを取り入れる立場からシステムの信頼性解析を論じる。本稿では言葉を用いた解析に重点を置いている。

2．主観的解析モデル

2．1 Failure Possibility

システムや人間の主観的不信頼度を表す尺度として，

$$F(x)=\frac{1}{1+20\times|x-x_0|^m} \qquad (1)$$

をメンバーシップ関数に持つ［0，1］上のファジィ集合（failure possibility と呼ぶ）を考える。ただし，$0\leq x, x_0\leq 1$で，x_0，mはパラメータである。信頼性を言葉で表現するために，信頼性の評価とそのあいまいさという形で表現し，表1，2のような表現を考える。（1）式のパラメータと言葉の表現との対応についても表1，2に示す。この対応は多分に主観的であるが，一旦このように対応を決めてしまい，この対応の基で解析・評価を行えば，主観的な中にも一貫した解析・評価が行える。なお表1のクラス1，11では次のメンバーシップ関数を持つ。

表1 信頼性の表現とパラメータx_0との対応

クラス	信頼性の表現	パラメータx_0
（システム，人間の信頼性は）		
1	全く無い	—
2	非常に低い	1.0 － 0.9(0.95)
3	低い	0.9 － 0.7(0.8)
4	やや低い	0.7 － 0.55(0.625)
5	標準的である	0.55 － 0.45(0.5)
6	やや高い	0.45 － 0.3(0.375)
7	高い	0.3 － 0.2(0.25)
8	かなり高い	0.2 － 0.1(0.15)
9	きわめて高い	0.1 － 0.05(0.075)
（システムでの故障，事故，人間のエラーは）		
10	無いに近い	0.05 － 0.0(0.025)
11	全く無い	—

表2 あいまいさの表現とパラメータm，パラメータk

クラス	あいまいさの表現	パラメータm	パラメータk
1	小さい	2.0	$k\leq 3$
2	中程度である	2.5	$3<k\leq 5$
3	やや大きい	3.0	$5<k\leq 10$
4	大きい	3.5	$10<k$

クラス1

$$F(x)=\begin{cases}1, & x=1\\ 0, & x\neq 1\end{cases} \qquad (2)$$

クラス11

$$F(x)=\begin{cases}0, & x\neq 0\\ 1, & x=0\end{cases} \qquad (3)$$

なお，データとしてシステムの故障の確率，ヒューマンエラーの確率（三項組として［p_L, p_M, p_U］）が与えられてる場合には，最良の推定値p_Mを解析者が持っている評価基準の確率値p_Sを基にして

$$x_0=f(p_M)=\frac{1}{1+(\log(1/p_M)/\log(1/p_S))^3} \qquad (4)$$

で評価し，パラメータx_0を求める。パラメータmについては，最良の推定値p_M，その上限値p_U，下限値p_Lの比k（p_U/p_M, p_M/p_L）を基にして表2から求める。

2．2 and演算，or演算

本稿ではフォールトツリーを用いた解析モデルを考えている。そこで確率のand演算，or演算に代えて，failure possibility のand演算，or演算として，以下のようなDombi のt-norm，t-conormを考える。

and演算

$$H(x,\ y)=\frac{1}{1+(((1-x)/x)^{1/nH}+((1-y)/y)^{1/nH})^{nH}} \quad (5)$$

ただし，nHは非負のパラメータ，H(0, y)=H(x, 0)=0。

ｏｒ演算

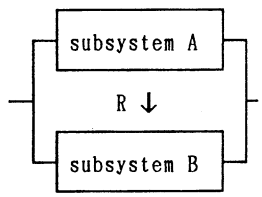
$$G(x,\ y)=\frac{((x/(1-x))^{nG}+(y/(1-y))^{nG})^{1/nG}}{1+((x/(1-x))^{nG}+(y/(1-y))^{nG})^{1/nG}} \quad (6)$$

ただし，nGは非負のパラメータ，G(1, y)=G(x, 1)=1。

パラメータnHは０から∞まで変わることによって，Ｈは論理積から激烈積まで変わる[4]。つまり最も悲観的な評価から最も楽観的な評価まで可能となる[5]。一方パラメータnGは０から∞まで変わることによって，Ｇは激烈和から論理和まで変わり[4]，最も悲観的な評価から最も楽観的な評価まで可能である[5]。またnH＝nG＝３とすることによって，$f(p_{MA}\times p_{MB})=H(f(p_{MA}),f(p_{MB}))$，$f(p_{MA}+p_{MB}-p_{MA}\times p_{MB})\fallingdotseq G(f(p_{MA}),f(p_{MB}))$と確率のａｎｄ演算，ｏｒ演算との整合性が取れる。パラメータnH，nGの決定については後述する。

２．３　従属性

大規模・複雑なシステムでは，あるサブシステムの故障，事故が別のサブシステムに影響を与えて，システム全体の事故になることがある。同じようなことは人間の作業にも見られ，ある作業でエラーすれば続けて行う類似作業でもエラーしやすくなる。



Ｆｉｇ．１　従属性

確率論的解析では条件付き確率を用いてこの従属性に対処しているが，本稿では従属レベルの評価とそのあいまいさという形で言葉で表現し，その意味をファジィ集合で表現する。メンバーシップ関数としては

$$R(r)=\frac{1}{1+20\times|r-r_0|^{mr}} \quad (7)$$

を考える。ここで，$0\leqq r,\ r_0\leqq 1$で，r_0，mrはパラメータである。なお（１）式と同じ形のメンバーシップ関数としているのは同じ表現形式にするためである。従属レベルの評価は表３のように表現する。ここで完全従属とは，

表３　従属レベルの評価の表現

レベル	従属レベルの評価の表現
1	完全従属
2	高い従属
3	中程度の従属
4	低い従属
5	ゼロ従属

図１のサブシステムＡで故障や事故が起こるとサブシステムＢにも完全に影響を与え，システム全体として事故を起こすことを意味する。一方ゼロ従属とは，サブシステムはお互いに独立であることを意味する。完全従属を表すファジィ集合，ゼロ従属を表すファジィ集合のメンバーシップ関数はそれぞれ，（２）式，（３）式に相当する。他の従属レベルに対応するパラメータr_0の決定については後述する。

従属レベル評価のあいまいさの表現に関しては，failure possibility の場合と同じ表２のように表現し，（７）式のパラメータmr（表２のｍに相当）と対応させる。従属性のある場合の信頼性解析の手順は以下のようにして行う。なおこれらの意味は参考文献を参照されたい[6]。

（１）図１のサブシステムＡの故障がサブシステムＢに影響する場合。

$$F_B'=H(F_A,\ R) \quad (8)$$

でシステム全体のfailure possibility を求める。ただしF_AはサブシステムＡのfailure possibility，Ｒは従属レベルを表すファジィ集合である。なお（８）式以下の演算は拡張原理を用いて行う。

（２）図１のサブシステムＡの故障がサブシステムＢに影響しない場合。完全従属でない限り，サブシステムＡの故障がサブシステムＢに影響を与えない場合もある。サブシステムＢに影響を与えないサブシステムＡのfailure possibilityの部分を

$$F_A=G(F_A',\ F_B') \quad (9)$$

のF_A'として求める。（２）の場合のシステム全体のfailure possibility を

$$F'=H(F_A',\ F_B) \quad (10)$$

で求める。ただしF_BはサブシステムＢのfailure possibilityである。

（１）（２）の両方を考えたシステム全体のfailure possibility を

$$F=G(F_B',\ F') \quad (11)$$

で求める。

２．４　解析結果の言葉による表現

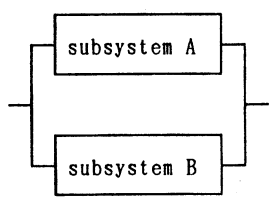
解析の結果得られたfailure possibility をF_R，（１）式をメンバーシップ関数に持つファジィ集合をF_Sとする。F_R，F_Sのα－カットをそれぞれ，$(F_R)_\alpha=(x_{R1}(\alpha),\ x_{R2}(\alpha))$，$(F_S)_\alpha=(x_{S1}(\alpha),\ x_{S2}(\alpha))$とし，$F_R$と$F_S$との距離ｄを

$$d=\int_0^1((x_{R1}(\alpha)-x_{S1}(\alpha))^2+(x_{R2}(\alpha)-x_{S2}(\alpha))^2)^{1/2}d\alpha \quad (12)$$

のように定義し，この距離を最小にするx_0，ｍを求めて，表１，２を参考にして言葉で表現する。

３．パラメータnH，nG，r_0

３．１　パラメータ　nH



Ｆｉｇ．２　並列システム

図２に示した並列システムのサブシステムＡ，Ｂの信頼性評価が「標準的」であいまいさが「中程度」としたとき，並列システムの信頼性を解析者がどのように評価するかによってパラメータnHを定める。例えば，ある解析者が「並列システムの信頼性はきわめて高い」と評価すれば，その解析者はパラメータnHとして3.5 を選んだことになり，「並列システムの信頼性は標準的」と評価すれば，0.4 を選んだことになる。

３．２　パラメータ　nG

図３に示した直列システムのサブシステムＡ，Ｂの信頼



Ｆｉｇ．３　直列システム

性評価が「標準的」であいまいさが「中程度」としたとき，直列システムの信頼性を解析者がどのように評価するかによってパラメータnGを定める。例えば，ある解析者が「直列システムの信頼性は標準的」と評価すれば，その解析者はパラメータnGとして2.5 を選んだことになり，「直列システムの信頼性はやや低い」と評価すれば，1.0 を選んだことになる。

３．３　パラメータｒ₀

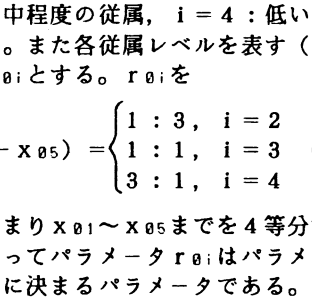
図１のサブシステムＡ，Ｂの信頼性評価がともに「標準的」でその評価のあいまいさが「中程度」とする。解析者が選んだパラメータnH，nGを使って，（８）式～（１１）式までの手順によって，従属レベルｉにおける図１のシステム全体のfailure possibilityを求める。求めたfailure possibility と（１２）式の意味で距離最小となるＦｓのパラメータをx_{0i}とする。ただしｉ＝１：完全従属，ｉ＝２：高い従属，ｉ＝３：中程度の従属，ｉ＝４：低い従属，ｉ＝５：ゼロ従属とする。また各従属レベルを表す（７）式のパラメータｒ₀をｒ$_{0i}$とする。ｒ$_{0i}$を

$$(x_{01}-x_{0i}):(x_{0i}-x_{05})=\begin{cases}1:3, & i=2\\ 1:1, & i=3\\ 3:1, & i=4\end{cases} \quad (13)$$

となるように決める。つまりx_{01}～x_{05}までを４等分するようにｒ$_{0i}$を決める。従ってパラメータｒ$_{0i}$はパラメータnH，nGが決まると自動的に決まるパラメータである。

４．例

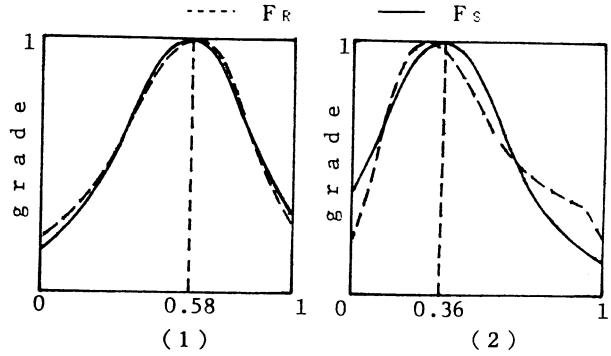
図４に示すようなフォールトツリーを２人の解析者が解析するとする。解析対象が同じでも解析者の数だけフォールトツリーが得られると言われるが，この例題では，同じフォールトツリーを，基本事象の信頼性評価が（標準的，中程度のあいまいさ）と同じとして，観点の違う２人の解析者が解析するとする。従って，従属レベルの評価とパラメータnH，nGは表４に示すように２人で異なるとする。解析者Ｉは，図２の並列システム，図３の直列システムの信頼性をそれぞれ「高い（x_0=0.25）」，「やや低い（x_0=0.63）」と評価しており，一方解析者Ⅱは，それぞれ，「高い（x_0=0.2）」，「標準的（x_0=0.55）」と評価している。つまり解析者Ｉの方が解析者Ⅱと比べて悲観的な立場で解析対象を見ていることになる。それだけ解析対象を危険と見ているとも言える。図５に２人の解析結果を示す。



Ｆｉｇ．４　フォールトツリー

表４　従属レベルの評価とパラメータnH，nG

	従属レベルの評価	パラメータ（nH，nG）
解析者Ｉ	中程度の従属レベル 中程度のあいまいさ	（２．０５，１．０）
解析者Ⅱ	低い従属レベル 中程度のあいまいさ	（２．５，２．５）



Ｆｉｇ．５　解析結果

解析者Ｉは解析対象の信頼性を「やや低い」，そのあいまいさを「中程度」と評価している。一方解析者Ⅱは解析対象の信頼性を「やや高い」，そのあいまいさを「中程度」と評価している。解析者の解析対象に対する立場がそのまま表れているといえる。

５．主観的解析の考察

従来筆者らの研究は，システムの信頼性評価に主観が入ることに重点を置いてきた[6]。４の例題でいうと，基本事象の信頼性評価や従属レベルの評価に主観が入ることに重点を置いてきた。従って基本事象の信頼性評価や従属レベルの評価が同じであれば，システム全体の信頼性評価は同じになる。しかし解析者によって，また解析対象が何かによって，異なった評価が得られることは十分考えられる。そこで本稿では，演算をパラメータ化することによってこの問題に対処している。

このように演算をパラメータ化することによって，解析者が解析対象をどのように見るかという解析者の立場を反映させることができるようになったが，逆に解析者の数だけ解析結果が得られるという問題も生じ得る。解析結果を言葉で表現することによってクラス分けを行っているため，ある程度はこの問題に対処できるが，以下この問題について述べる。解析者ｊによって得られた解析結果を表すfailure possibility をＦ$_{Rj}$とする。

５．１　解析結果の共通集合と和集合

Ｆ$_{Rj}$ の共通集合，和集合を考える。

$$F_I=\bigcap_j F_{Rj} \quad (14)$$

$$F_U=\bigcup_j F_{Rj} \quad (15)$$

共通集合の場合，Ｆ$_I$ の最大グレードで規格化したファジィ集合をＦ$_{NI}$とする。和集合の場合，Ｆ$_U$ に凸化を施したファジィ集合をＦ$_{CU}$とする。Ｆ$_{NI}$，Ｆ$_{CU}$との距離を（１２）式の意味で最小にする，（１）式をメンバーシップ関数に持つファジイ集合をＦ$_{SI}$，Ｆ$_{SU}$とする。Ｆ$_{SI}$，Ｆ$_{SU}$を言葉で表現することによって，上記の問題に対処する。

Ｆ$_{SI}$は，解析者の結果をすべて満たす部分だけを考えて

いることから，解析者の間でお互いに合意できる最小の部分と解釈できる。従って，F_I の最大グレードが小さすぎるとお互いに合意できる部分が少ないことを意味する。一方F_{SU}は，解析者の結果をすべて含んでいることから，解析者の間でお互いに合意できる最大の部分と解釈できる。従って，F_{SU}のあいまいさが大きいとそれぞれの解析者で評価の違いが大きいことを意味する。

4の例題で，F_{NI}，F_{SI}を図6（1）に，F_{CU}，F_{SU}を図6（2）に示す。F_{SI}，F_{SU}を言葉で表現するとそれぞれ，「解析対象の信頼性は標準的でそのあいまいさは小さい」，「解析対象の信頼性は標準的でそのあいまいさは大きい」となる。

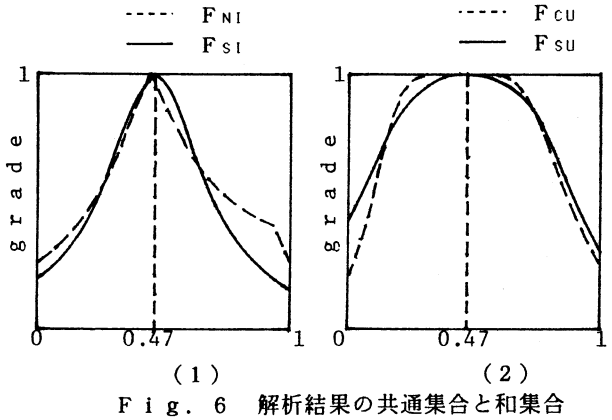


Fig. 6　解析結果の共通集合と和集合

5．2　解析結果の重み付き平均

解析者がそれぞれ自分の解析結果に対してどれだけ自信があるかによって解析結果の重み付き平均で表現する。自信の度合を表す言葉として，表5に示す「非常にある」，「ある」，「どちらとも言えない」，「あまりない」，「ない」と5種類準備し，その意味を次式をメンバーシップ関数に持つファジィ集合で表現する。

$$W(w) = \frac{1}{1 + 20 \times |w - w_0|^2} \qquad (16)$$

w_0 はパラメータで，w_0 と言葉との対応は表5に示す。

表5　自信の度合を表す言葉とパラメータw_0との対応

自信の度合を表す言葉	パラメータw_0
非常にある	0．9
ある	0．75
どちらとも言えない	0．5
あまりない	0．25
ない	0．1

解析者jの自信の度合を表すファジィ集合をW_jとすると，F_{Rj}の重み付き平均を拡張原理を用いて

$$F_{WA} = \frac{\sum_j F_{Rj} \times W_j}{\sum_j W_j} \qquad (17)$$

で求める。F_{WA}との距離を（12）式の意味で最小にする，（1）式をメンバーシップ関数に持つファジィ集合をF_{SW}とする。F_{SW}を言葉で表現する。先の例で，解析者Ⅰ，Ⅱとも「非常に自信がある」場合を図7（1）に，解析者Ⅰが「どちらとも言えない」，解析者Ⅱが「非常に自信がある」場合を図7（2）に示す。言葉で表現すると図7（1）の場合は，「解析対象の信頼性は標準的で，そのあいまいさは中程度である」，図7（2）の場合は，「解析対象の信頼性はやや高く，そのあいまいさは中程度である」。

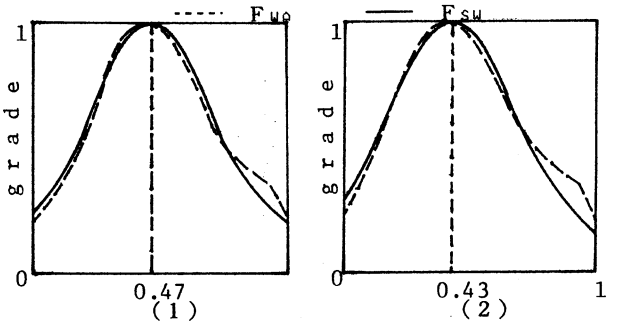


Fig. 7　重み付き平均による結果の表現

6．おわりに

本稿では，システムの信頼性解析では解析者の主観が入っているとの立場にたって，その主観を取入れた解析について述べた。この解析ではファジィ集合や言語表現を用いているが，信頼性の評価はもとよりファジィ集合の演算のパラメータにも解析者の主観を取り入れている。このことによって，解析者が解析対象をどのように見ているかという考えをも反映させることができる。つまり，フォールトツリーの基本事象についての信頼性の評価が同じでも，解析者が解析対象をどのように見ているかによって必ずしも同じ信頼性評価が得られるとは限らないことに対処している。しかし逆に，解析者の数だけ解析結果が得られてしまうという問題が起こる。そこで本稿ではこの問題に対して，解析結果を表すファジィ集合の共通集合，和集合，重み付き平均を求める考えを述べた。

今後の課題としては，ここで述べた考えを計算機上に実現して，主観的解析が行えるシステムを構築することが考えられる。

参考文献

[1] 山田太三郎，原子力安全問題とその周辺（6）－確率論は花盛り？，原子力工業，Vol.25，No.5，pp.41-47 1979

[2] R.Kenarangui，Event-tree Analysis by Fuzzy Probability，IEEE Trans. on Reliability，Vol.R-40，pp.120-124，1991. など

[3] K.J.Schmucker，Fuzzy Sets，Natural Language Computations，and Risk Analysis，Computer Science Press，Rockville，MD. 1984.

[4] M.Mizumoto，Pictorial Representations of Fuzzy Connectives，Part I:Case of t-norms，t-conorms，and Averaging Operators，Fuzzy Sets and Systems，Vol.31，No.2，pp.217-242，1989.

[5] 鬼沢武久，自然言語を用いたシステムの信頼性解析におけるファジィ集合の演算について，日本ファジィ学会誌，Vol.5，No.1，pp.43-54，1993.

[6] T.Onisawa，An Application of Fuzzy Concepts to Modelling of Reliability Analysis，Fuzzy Sets and Systems，Vol.37，No.3，pp.269-286，1990.

［問い合わせ先］
〒305 つくば市天王台 1-1-1，筑波大学　構造工学系
鬼沢武久
TEL:0298-53-5060　FAX:0298-53-5207
e-mail:onisawa@kz.tsukuba.ac.jp

FD3-2

ファジィ理論に基づいたＦＴＡ法
Fault Tree Analysis based on the Fuzzy Set Theory

辻村泰寛　　玄　光男
Yasuhiro Tsujimura　Mitsuo Gen
足利工業大学
Ashikaga Institute of Technology

Abstract

Fault Tree Analysis (FTA) is one of the most useful and effective methods for evaluating reliability of large-scale systems, such as nuclear power plants, chemical plants, designs of aircraft, and so on. In conventional FTA, the failure probabilities of components of a system are treated as exact values in estimating the failure probability of the top event of the fault tree. However, for many actual systems, it is frequently difficult to evaluate the failure probabilities of components, because failures of components may occur few times due to high qualities and reliable designs of that components. Thus, it may be necessary to deal with failure possibility of components of which we can get few or no failure data.

The goal of this paper is to introduce the concept of failure possibility to FTA in place of failure probability, and to propose fuzzy FTA method using AND and OR logical connectives of possibilities. Furthermore, a numerical example is shown to illustrate the proposed fuzzy FTA method.

1．はじめに

Fault Tree Analysis （ＦＴＡ）法[1),2)]は，原子力プラント，化学プラント，航空機等の大規模システムの信頼性解析において，最も多用される手法の一つである．ＦＴＡ法ではシステムを構成する機器の故障率を用いるが，原子力プラントのような大規模システムでは事故自体が発生しないように高信頼設計がなされているので，機器故障等に関して収集できるデータ数が非常に少ない．したがって，実際には解析者が経験や他のシステムのデータから推定するなどして故障率を決める場合も多い．また，原子力プラントのように機器が置かれている環境が苛酷な場合，解析者が標準的な故障率からその環境を考慮して故障率を推定する場合もある．これらのような場合に対し，ファジィ理論を導入することで解析者の主観により推定される故障率等のデータをファジィ数として扱うアプローチが研究されている[3),4)-7)]．特に，人間の信頼性や直接推定するには故障に関するデータ数が少なすぎる機器の信頼性を評価するのに，このアプローチは有効である．

ここでは，機器等に関する標準的な故障率から，使用環境の違いなどを考慮して解析者により経験的，主観的に推定される故障率を，ファジィ集合で表される故障可能性(failure possibility)[4),7),8)]で表し，これとファジィ集合の演算を用いたファジィＦＴＡ法を提案する．そして，数値例を用いてその有効性を検討する．

2．機器等の故障可能性

ここでは，先ず機器等の標準的な故障率から，解析者の経験や主観によって推定される故障可能性について述べる．

機器等の故障率はλで表されるとする．ただし，λは故障率の最良の推定値を表す．また，故障可能性Cは次式のメンバシップ関数を持つファジィ集合として表される[4),7)-9)]．

$$\mu_C(x) = \frac{1}{1 + 20|x-c|^m} \qquad (1)$$

ここで，mはあいまいさに関係するパラメータ，cはCの最大グレードを与えるもので，$0 \le x, c \le 1$である．パラメータmは，故障可能性のあいまいさに関する表現と対応して表１を用いて解析者により主観的に決められる[7)]．mの値に関しては，通常の故障率の持つ上下限で与えられる幅と極端に違わないように定められている．

表１　故障可能性におけるあいまいさに関する表現とパラメータmとの対応

故障可能性におけるあいまいさに関する表現	パラメータm
あいまいさは小さい	２．０
あいまいさは中程度である	２．５
あいまいさはやや大きい	３．０
あいまいさは大きい	３．５

また，cは次式によりλを評価して求める[4),9)].

$$c = f(\lambda) = \begin{cases} \dfrac{1}{1+\left(E\log\frac{1}{\lambda}\right)^3} & , 0 < \lambda \leq 1 \\ 0 & , \lambda = 0 \end{cases} \qquad (2)$$

E：環境等の違いや経験などにより解析者が主観的に決める評価基準（0<E≤1）

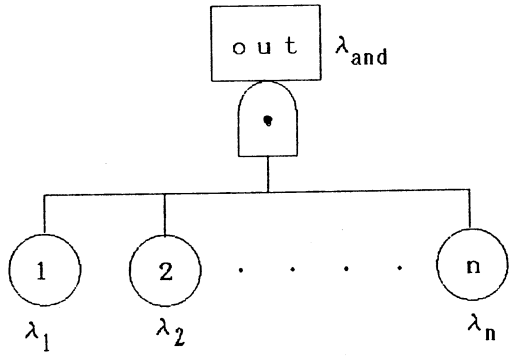
Eの値が0に近づくほど，λの評価結果は大きくなる．つまり，Eが小さい場合は，その機器は厳しい環境で使用されているために故障可能性が高くなることを表している（Eが1に近づけばその逆になる）．ただし，環境等による変更を考慮しなくてもよい場合には，E=1/3とする[9)]．

3．ファジィＦＴＡ法

ここで考えるファジィＦＴＡ法は，先ず通常のＦＴＡ法と同様にシステム故障に至るすべてのシーケンスを求めて，それらよりＦＴを構築し，ブール代数を用いて論理的な整理を行う．そして，作成したＦＴの各基本事象に対し，2．で述べた方法により基本事象の生起可能性（故障可能性）を与える．なお，λに対しては，公開されているデータベース等から標準的な故障率を用いるようにする．

すべての基本事象に対し生起可能性を与えたあと，ＦＴの論理構造にしたがって頂上事象の発生する可能性（システム全体の故障可能性）を求める．ここでＦＴ中のＡＮＤゲートおよびＯＲゲートからの出力は，ファジィ集合の演算により次のように計算される．

（1） ANDゲートの場合



通常の故障率の場合，λ_{and}は次式で計算される．

$$\lambda_{and} = \lambda_1\lambda_2\cdots\lambda_n \qquad (3)$$

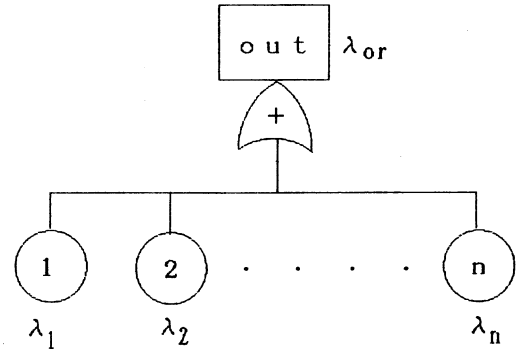
例えば，n=2の場合には，$\lambda_{and}=\lambda_1\cdot\lambda_2$で得られるが，$\lambda_{and}$を評価して得られる$f^2(\lambda_{and})$は$\lambda_1$，$\lambda_2$を評価して得られた$c_1=f(\lambda_1)$と$c_2=f(\lambda_2)$を用いて次式のt-normにより得られる[7),9)]．

$$f^2(\lambda_{and}) = F(c_1, c_2) = \frac{1}{1+\left\{\left(\frac{1-c_1}{c_1}\right)^{1/3}+\left(\frac{1-c_2}{c_2}\right)^{1/3}\right\}^3} \qquad (4)$$

一般にn個の入力があるＡＮＤゲートの場合，$f^n(\lambda_{and})$は次式の再帰式で表される．

$$f^n(\lambda_{and}) = F(F(c_{n-2}, c_{n-1}), c_n) = F(f^{n-1}(\lambda_{and}), f(\lambda_n)) \qquad (5)$$

（2） ORゲート



通常の故障率の場合，λ_{or}は次式で計算される．

$$\lambda_{or} = 1-(1-\lambda_1)(1-\lambda_2)\cdots(1-\lambda_n) \qquad (6)$$

例えばn=2の場合には，$\lambda_{or}=\lambda_1+\lambda_2-\lambda_1\cdot\lambda_2$となるが，$\lambda_{or}$を評価して得られる$f^2(\lambda_{or})$は，$c_1$と$c_2$を用いて次式のt-conormにより得られる[7),9)]．

$$f^2(\lambda_{or}) = G(c_1, c_2) = \frac{\left\{\left(\frac{c_1}{1-c_1}\right)^3+\left(\frac{c_2}{1-c_2}\right)^3\right\}^{\frac{1}{3}}}{1+\left\{\left(\frac{c_1}{1-c_1}\right)^3+\left(\frac{c_2}{1-c_2}\right)^3\right\}^{\frac{1}{3}}} \qquad (7)$$

一般にn個の入力があるＯＲゲートの場合，$f^n(\lambda_{or})$は次式の再帰式で表される．

$$f^n(\lambda_{or}) = G(G(c_{n-2}, c_{n-1}), c_n) = G(f^{n-1}(\lambda_{or}), f(\lambda_n)) \qquad (8)$$

以上のようなＡＮＤ，ＯＲ演算の関係とt-normおよびt-conormに関係する次の性質[9)]，

(1) F(x, F(y, z))=F(F(x, y), z)
(2) G(x, G(y, z))=G(G(x, y), z)
(3) F(x, y)=F(y, x)
(4) G(x, y)=G(y, x)

および拡張原理からn個の故障可能性C_i(i=1, 2, •••, n)に関し，次の関係を定義できる．

$$AND(C_i \mid i=1,2,\cdots,n) = C_1\ AND\ C_2\ AND\ \cdots\ AND\ C_n = F(\cdots,F(\ F(C_1,C_2),C_3\ ),\cdots,C_n) \quad (9)$$

$$OR(C_i \mid i=1,2,\cdots,n) = C_1\ OR\ C_2\ OR\ \cdots\ OR\ C_n = G(\cdots,G(\ G(C_1,C_2),C_3\ ),\cdots,C_n) \quad (10)$$

そして，(9)式と(10)式のＡＮＤとＯＲの演算を用いて，ＦＴの論理構造にしたがって頂上事象の発生する可能性（システム全体の故障可能性）を求める．システム全体の故障可能性のメンバシップ関数は(1)式で与えられる．

4．数値例

数値例としては，図１に示すような２つの流量制御弁を持つ高圧な流水系の故障を考える[5]．ただし，ここでは簡単のため，配管の破断・閉塞は考えない．また，基本事象に関しては，各機器の故障とオペレータの操作ミス（コミッション・エラー）を考える[2]．人的過誤の可能性については，機器の故障可能性と同様な扱いをする．そして，図１のシステムのＦＴは図２のようになる．

基本事象の標準的な故障率はWASH-1400[1]のデータを，人的過誤率は，Swain, GuttmannのHandbook[10]のデータをそれぞれ参考にして決め，それらから故障可能性および過誤の可能性を求める．ただし，その際にパラメータEの値は，高圧流水という通常よりも厳しい環境であることを考慮して，機器故障に対しては1/5とする．人的過誤に対しては環境的な要因等によるストレスはほとんどないと考えE=1/3とする．また，パラメータmに関しては，人的過誤の場合はあいまいさが大きいとしてm=3.5とし，機器故障の場合にはあいまいさは中程度であるとしてm=2.5とするとして基本事象Aのメンバシップ関数を図３に示す．また，以上のことをまとめて表２に示す．

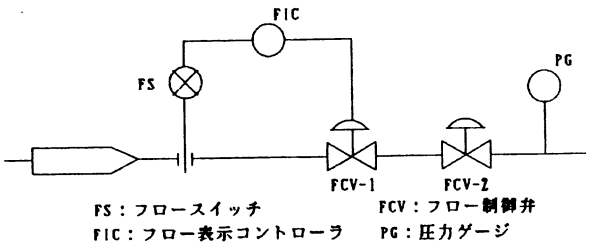


図１　高圧な流水系の構成

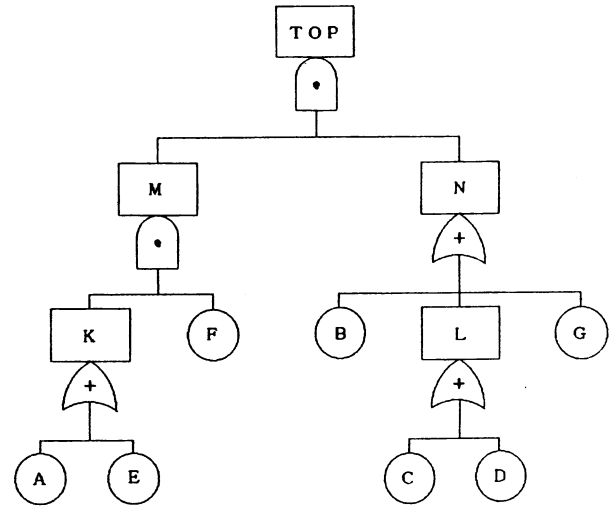


図２　高圧な流水系のＦＴ

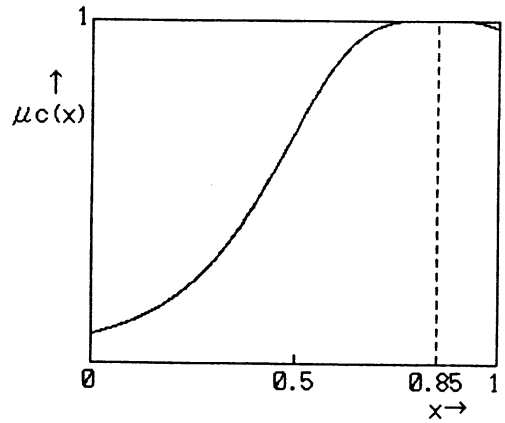


図３　C_Aのメンバシップ関数

表２　各基本事象とその生起する可能性

記号	基本事象	故障率・過誤率λ(/D)	E	m	過誤の可能性および故障可能性
A	FIC制御におけるオペレータの過誤	2.0×10^{-2}	1/3	3.5	$c_A = 0.85$
B	FCV-2設定時のオペレータの過誤	7.0×10^{-2}	1/3	3.5	$c_B = 0.95$
C	PG読取り時のオペレータの過誤	7.0×10^{-2}	1/3	3.5	$c_C = 0.95$
D	PGの故障	3.7×10^{-6}	1/5	2.5	$c_D = 0.44$
E	FICとFCの故障	2.5×10^{-2}	1/5	2.5	$c_E = 0.97$
F	FCV-1の故障	1.0×10^{-4}	1/5	2.5	$c_F = 0.66$
G	FCV-2の故障	1.0×10^{-4}	1/5	2.5	$c_G = 0.66$

表2のデータと図2のＦＴより頂上事象の発生する可能性C_{top}は，mをあいまいさがやや大きい場合の3.0とすると次のようなメンバシップ関数で表される．

$$\mu_{C_{top}}(x) = \frac{1}{1 + 20|x-0.24|^{3.0}} \qquad (11)$$

これを図４に示す．

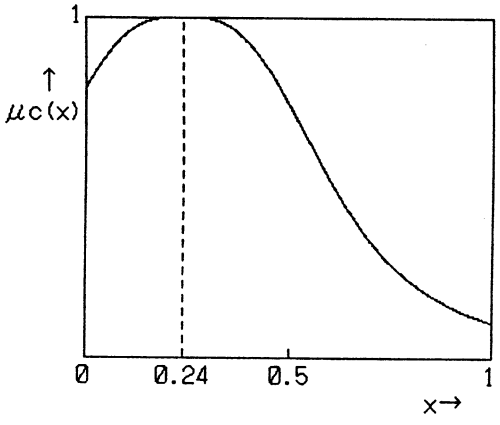


図４　C_{top}のメンバシップ関数

5．おわりに

ここでは，機器等に関する標準的な故障率から，使用環境の違いなどを考慮して解析者により経験的，主観的に推定される故障率を，ファジィ集合で表される故障可能性で表し，これとファジィ集合の演算によるＡＮＤとＯＲを用いたファジィＦＴＡ法を提案した．そして，数値例を用いてファジィ理論に基づくＦＴＡ法による信頼性解析の有用性を示した．

ここで提案したＦＴＡ法は，あいまいさに関する２つのパラメータを考慮したが，これらの値を決めるのにファジィ推論を用いるなどの拡張も，今後考えられる．

参考文献

1) "Reactor Safety Study", WASH-1400, NUREG-75-104, U.S.NRC(1975).

2) 総合安全工学研究所編：ＦＴＡ安全工学，日刊工業新聞社(1979).

3) H.Tanaka, L.T.Fan, F.S.Lai and K.Toguchi: "Fault-Tree Analysis by Fuzzy Probability", IEEE Trans. on Reliability, Vol.R-32, No.5, pp.453-457(1983).

4) T.Onisawa: "An Application of Fuzzy Concepts to Modeling of Reliability Analysis", Fuzzy Sets and Systems, 37, pp.267-286(1990).

5) Y.J.Ju, C.E.Kim and M.Gen: "Multilevel Fault Tree Analysis by Using Fuzzy Set Theory", Proc. of the Korea-Japan Conf. on Fuzzy Sys. and Engg., pp.302-305(1992).

6) 浅居 編著：ファジィ経営科学入門，オーム社，194pp (1992).

7) 鬼沢：自然言語を用いたシステムの信頼性解析におけるファジィ集合の演算について，日本ファジィ学会誌，Vol. 5, No.1, pp.43-54(1993).

8) 鬼沢：システムの事故の定性的表現とその信頼性解析，日本ファジィ学会誌，Vol.2, No.2, pp.231-245(1990).

9) Y.Nishiwaki: "Human Factors and Fuzzy Set Theory for Safety Analysis", IAEA-SR-111/11, pp.253-274(1985).

10) A.D.Swain and H.E.Guttmann: "Handbook of Human Reliability Analysis with Emphasis on Nuclear Power Plant Applications", NUREG/CR-1278, U.S.NRC(1985).

問い合わせ先：

栃木県足利市大前町２６８

足利工業大学　経営工学科

辻村泰寛

Tel 0284(62)0605 ext.379

Fax 0284(64)1071

FD4-1

ファジィデータのクラスタリングの一手法について

On a Clustering Algorithm of Fuzzy Data

大西真一 * 今井英幸 ** 伊達 惇 ** 河口至商 *

Shin-ichi Ohnishi Hideyuki Imai Tsutomu Da-te Michiaki Kawaguchi

* 北海学園大学工学部 Hokkai-Gakuen University

** 北海道大学工学部 Hokkaido University

Abstract: For crisp data,many researches concerning cluster analysis are found. But generally there are data which contain fuzziness and so expressed as fuzzy set. In this paper, using distance between data, we propose one clustering algorithm of such fuzzy data and compare the result with other methods.

1. はじめに

クラスター分析（クラスタリング）とはデータの構造を知るために，そのデータを構成している個体（あるいは属性）を何らかの基準によって分類する事である．通常，クラスタリングはクリスプなデータを対象としている．

しかし一般に観測される多変量のデータにおいて，それぞれの変量が測定器具の精度や人間の主観等のためにあいまいさを含むような場合があり，そのためそれをファジィ集合で表すようなデータを考える．そこでこれらのあいまいさを持つ複数個の多変量ファジィデータをここで提案する距離を基準にしていくつかのクラスターに分ける事を試みた．

2. ファジィ座標によって表されたファジィデータ

あいまいさを含む p 変量データ $\tilde{x}$ がファジィ集合によって表されていて，任意の α-レベル集合が各座標軸に平行な主軸を持つ超楕円であるもの，つまりそのメンバーシップ関数が次のようであるものが考えられる．

$$\phi_{\tilde{x}}(t_1,\cdots,t_p)=1-\sqrt{\frac{(t_1-x_1)^2}{\sigma_{x1}^2}+\cdots+\frac{(t_p-x_p)^2}{\sigma_{xp}^2}} \tag{1}$$

このようにメンバーシップ関数が p パラメーターにより表される超楕円錐型であるファジィデータを，ここでは p 次元ファジィ座標と呼び，その中心の座標が $\boldsymbol{x}=(x_1,x_2,\cdots,x_p)$ で，超楕円軸の広がりがそれぞれ $(\sigma_{x1},\sigma_{x2},\cdots,\sigma_{xp})$ であるとして，

$$\tilde{\boldsymbol{x}}=(x_1;\sigma_{x1},\ x_2;\sigma_{x2},\ \cdots,\ x_p;\sigma_{xp}) \qquad (\sigma_{xi}\geq 0) \tag{2}$$

と表す事にする．

また，2つのファジィ座標

$$\tilde{\boldsymbol{x}}=(x_1;\sigma_{x1},\ x_2;\sigma_{x2},\ \cdots,\ x_p;\sigma_{xp})$$

$$\tilde{\boldsymbol{y}}=(y_1;\sigma_{y1},\ y_2;\sigma_{y2},\ \cdots,\ y_p;\sigma_{yp})$$

があり，$\sigma_{x1}/\sigma_{y1}=\sigma_{xi}/\sigma_{yi}\ (i=2,\ldots,p)$ の条件が成り立つ場合には，その加算及び実数倍は Zadeh の拡張原理から次のように定義できる．

$$\tilde{\boldsymbol{x}}\oplus\tilde{\boldsymbol{y}}=(x_1+y_1;\sigma_{x1}+\sigma_{y1},\ \cdots,\ x_p+y_p;\sigma_{xp}+\sigma_{yp}) \tag{3}$$

$$\lambda\tilde{\boldsymbol{x}}=(\lambda x_1;|\lambda|\sigma_{x1},\ \lambda x_2;|\lambda|\sigma_{x2},\ \cdots,\ \lambda x_p;|\lambda|\sigma_{xp}) \tag{4}$$

(λ：実数)

ここで$\oplus$はファジィ座標の和の演算を表す．

3. ファジィ座標間の距離

2つのファジィ座標 $\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{\boldsymbol{y}}$ 間の2乗距離 $d^2(\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{\boldsymbol{y}})$ を

$$d^2(\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{\boldsymbol{y}})\equiv\frac{\int\int\|\boldsymbol{t}-\boldsymbol{s}\|^2 z_{xy}(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s})\,d\boldsymbol{t}\,d\boldsymbol{s}}{\int\int z_{xy}(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s})\,d\boldsymbol{t}\,d\boldsymbol{s}} \tag{5}$$

と定義する．ここで $\boldsymbol{t}=(t_1,\cdots,t_p),\boldsymbol{s}=(s_1,\cdots,s_p)$，$\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}$ はそれぞれ $\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{\boldsymbol{y}}$ の中心

$$\boldsymbol{x}=(x_1,\cdots,x_p),\quad \boldsymbol{y}=(y_1,\cdots,y_p)$$

であり，$\|\boldsymbol{t}-\boldsymbol{s}\|$ は $\boldsymbol{t}$ と $\boldsymbol{s}$ のユークリッド距離である．また $z_{\tilde{x}\tilde{y}}(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s})$ は $(\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{\boldsymbol{y}})$ のメンバーシップ関数であり，$\tilde{\boldsymbol{x}}$ のメンバーシップ関数 $\phi_{\tilde{x}}(\boldsymbol{t})$ や $\tilde{\boldsymbol{y}}$ のメンバーシップ関数 $\psi_{\tilde{y}}(\boldsymbol{s})$ を用いて

$$z_{xy}(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s}) = \phi_x(\boldsymbol{t})\psi_y(\boldsymbol{s}) \tag{6}$$

$$z_{xy}(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s}) = \max\{\phi_x(\boldsymbol{t}),\ \psi_y(\boldsymbol{s})\} \tag{7}$$

などを考える事ができる．

$\tilde{x}, \tilde{y}$ がそれぞれ

$$\phi_{\tilde{x}}(t_1, \ldots, t_p) = 1 - \sqrt{\frac{(t_1 - x_1)^2}{\sigma_{x1}^2} + \ldots + \frac{(t_p - x_p)^2}{\sigma_{xp}^2}}$$

$$\psi_{\tilde{y}}(s_1, \ldots, s_p) = 1 - \sqrt{\frac{(s_1 - y_1)^2}{\sigma_{y1}^2} + \ldots + \frac{(s_p - y_p)^2}{\sigma_{yp}^2}}$$

の円錐型のメンバーシップ関数を持つとき，メンバーシップ関数 $z_{\tilde{x}\tilde{y}}(t, s)$ として (6) 式を用いるとその距離は (5) 式により

$$d^2(\tilde{x}, \tilde{y}) = \frac{\int\int (t-s)(t-s)' \phi_{\tilde{x}}(t) \psi_{\tilde{y}}(s)\, dt\, ds}{\int \phi_{\tilde{x}}(t)\, dt \int \psi_{\tilde{y}}(s)\, ds} \quad (8)$$

となり，ファジィ座標間の距離の期待値と考える事ができる．広がりが 0 の場合には極限により定義する事にすれば，これはユークリッド距離の拡張になっている．さらにこれを計算すると

$$d^2(\tilde{x}, \tilde{y}) = \| x - y \|^2 + \frac{p+1}{(p+2)(p+3)} \sum_{i=1}^{p} (\sigma_{xi}^2 + \sigma_{yi}^2) \quad (9)$$

を得る．

また (7) 式を用いるとデータが 2 次元の場合は

$$\begin{aligned} d^2(\tilde{x}, \tilde{y}) &= \| x - y \|^2 \\ &+ \frac{(\sigma_{x1}^2 + \sigma_{x2}^2)(1/10\sigma_{x1}\sigma_{x2} + 4/15\sigma_{y1}\sigma_{y2})}{\sigma_{x1}\sigma_{x2} + \sigma_{y1}\sigma_{y2}} \\ &+ \frac{(\sigma_{y1}^2 + \sigma_{y2}^2)(1/10\sigma_{y1}\sigma_{y2} + 4/15\sigma_{x1}\sigma_{x2})}{\sigma_{x1}\sigma_{x2} + \sigma_{y1}\sigma_{y2}} \end{aligned} \quad (10)$$

となる．

4. クラスタリング

4.1. クリスプデータのクラスタリング

現在までクラスタリングの手法は必要な距離や非類似度の概念をどのように定義するかによって様々な手法が提案されているが，この後半でファジィデータのクラスタリング結果との比較に用いる c-means 法とファジィクラスタリングの代表的なファジィ c-means 法について n 個の p 変量データ

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ip}),\ i = 1, 2, \ldots, n$$

を c 個のクラスターに分けるとして説明する．

まず c-means 法では最初に適当な初期分割を与え，次にその分割を元に各クラスターの重心 v_k $(k = 1, \ldots c)$ を

$$v_k = \frac{1}{n_k} \sum_{l=1}^{n_k} x_{kl} \quad (11)$$

で求める．ここで x_{kl} は x_i をクラスターに分けた後，k 番目のクラスターの l 番目のデータに対して新しく kl $(k = 1, \ldots c,\ l = 1, \ldots n_k)$ のインデックスをつけたものであり，n_k は k 番目のクラスターのデータ数で $n = \sum_{k=1}^{c} n_k$ である．そして基準としてクラスター内偏差平方和 D_W を最小化する事を考える．すなわち

$$\text{minimize} \sum_{k=1}^{c} \sum_{l=1}^{n_k} \| x_{kl} - v_k \|_G^2 \quad (12)$$

を基準に分割を変更していき，繰り返し法により最適な分類を求める．ただし $\| x_{kl} - v_k \|_G^2$ は $p \times p$ 正定対称行列 G による一般化ノルムである．

個体がクラスターに属しているかいないかだけを認める通常の c-means 法に対して，ファジィ c-means 法はいくつかのクラスターに異なる度合で帰属する事を認めるファジィクラスタリングの代表的な手法である．c-means 法とのアルゴリズムの違いは条件

(i) $\mu_{ki} \in [0, 1]$

(ii) $\sum_{k}^{c} \mu_{ki} = 1$

(iii) $0 < \sum_{i}^{n} \mu_{ki} < n$

を持つファジィ c 分割行列 $U = [\mu_{ki}]$ $(k = 1, \ldots, c,\ i = 1, \ldots, n)$ を用いる事とクラスターの重心を最初に適当に決めた重み m を使い

$$v_k = \frac{1}{\sum_i^n \mu_{ki}} \sum_{i=1}^{n} (\mu_{ki})^m x_i \quad (13)$$

と求める事，及び

$$\text{minimize} \sum_{k=1}^{c} \sum_{i=1}^{n} (\mu_{ki})^m \| x_i - v_k \|_G^2 \quad (14)$$

を基準に最適な分類を求める点である．

4.2. ファジィデータのクラスタリング

ここで試みるクラスタリングはファジィクラスタリングとは異なる．ファジィクラスタリングはファジィ c-means 法のように（クリスプデータを）ファジィなクラスターに分ける手法であるが，ここではファジィデータをクリスプなクラスターに分ける手法を提案する．

$\sigma_{xij}/\sigma_{xi'j} = \sigma_{xij'}/\sigma_{xi'j'}$, $(i, i' = 1, \ldots, n,\ j, j' = 1, \ldots, p)$ という条件を持つ n 個の p 変量ファジィデータ

$$\tilde{x}_i = (x_{i1}; \sigma_{i1}, x_{i2}; \sigma_{i2}, \cdots, x_{ip}; \sigma_{ip}),\ i = 1, 2, \ldots, n$$

を c 個のクラスターに分ける事を考える．ファジィデータ間の距離を用い，クラスター内の偏差平方和 D_W とクラスター間の偏差平方和 D_B は

$$D_B = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{c}\sum_{k'=1}^{c}\frac{n_k n_{k'}}{n}d^2(\tilde{v}_k, \tilde{v}_{k'}) \tag{15}$$

$$D_W = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{c}\sum_{l=1}^{n_k} d^2(\tilde{x}_{kl}, \tilde{v}_k) \tag{16}$$

と表す事ができる．

ここで $\tilde{v}_k$ は k 番目のクラスターの重心

$$\tilde{v}_k = \frac{1}{n_k}\sum_{l=1}^{n_k}\tilde{x}_{kl} \tag{17}$$

であり，$\tilde{x}_{kl} = (x_{kl1}; \sigma_{kl1}, \cdots, x_{klp}; \sigma_{klp})$ とすればファジィ座標の加算，実数倍の式より次のように計算される．

$$\tilde{v}_k = (\frac{1}{n_k}\sum_{l=1}^{n_k}x_{kl1}; \frac{1}{n_k}\sum_{l=1}^{n_k}\sigma_{kl1}, \cdots, \frac{1}{n_k}\sum_{l=1}^{n_k}x_{klp}; \frac{1}{n_k}\sum_{l=1}^{n_k}\sigma_{klp}) \tag{18}$$

この D_B, D_W で

$$\text{minimize } \frac{D_W}{D_B} \tag{19}$$

を基準に繰り返し法により各データを適当なクラスターに分割する．

4.3. 数値例

まず2次元のファジィデータに対して (6) 式を用いた場合 (pro)，(7) 式を用いた場合 (max) とデータの中心点のみを使いユークリッド距離を用いて c-means 法 (c.m) を行った場合の3通りのクラスタリングをしてみる．データと結果は表1に示した．結果はデータがそれぞれ何番目のクラスターに分類されているかを示している．

次に3変量のファジィデータの場合に行ってみる．表2のデータを3個のクラスターに分割する．

ファジィデータを (6) 式を使ってクラスリングした結果，またそのデータの中心の値のみを c-means 法 (c.m) と $m = 2$ のファジィ c-means 法 (f.c.m) によりクラスタリングした結果を表3に示した．

この結果も各個体が何番目のクラスターに分類されたかを表したが，ファジィ c-means 法に関してはそれぞれのクラスターに属している帰属度で表されている．

表1　2次元ファジィデータと結果

個体番号	x_1	σ_1	x_2	σ_2	pro	max	c.m
1	1.2	0.2	5.5	0.1	2	2	1
2	2.5	0.8	2.2	0.4	1	1	1
3	3.8	0.4	4.1	0.2	3	3	3
4	1.9	0.8	1.2	0.4	1	1	1
5	0.6	0.8	5.3	0.4	2	2	1
6	5.0	0.4	2.1	0.2	3	3	2
7	2.4	0.8	1.9	0.4	1	1	1
8	1.3	0.8	2.8	0.4	1	1	1
9	0.3	0.2	5.1	0.1	2	2	1
10	0.1	0.8	4.1	0.4	2	2	1
11	5.8	0.2	5.3	0.1	3	3	3
12	3.4	0.8	3.1	0.4	1	1	1
13	3.9	0.8	0.1	0.4	1	1	2
14	7.2	0.4	1.0	0.2	3	3	2
15	4.5	0.4	6.2	0.2	3	3	3
16	6.3	0.4	4.5	0.2	3	3	3
17	8.2	0.2	3.2	0.1	3	3	2
18	4.3	0.2	5.1	0.1	3	3	3
19	1.2	0.2	3.2	0.1	2	1	1
20	2.5	0.2	1.4	0.1	1	1	1

表2　3次元ファジィデータ

個体番号	x_1	σ_1	x_2	σ_2	x_3	σ_3
1	2.5	0.2	1.2	0.1	5.5	0.2
2	5.2	0.8	2.5	0.4	2.2	0.8
3	3.1	0.4	3.8	0.2	4.1	0.4
4	0.5	0.8	1.9	0.4	1.2	0.8
5	1.2	0.8	0.6	0.4	5.3	0.8
6	4.2	0.4	5.0	0.2	2.1	0.4
7	0.1	0.8	2.4	0.4	1.9	0.8
8	3.4	0.8	1.3	0.4	2.8	0.8
9	0.9	0.2	0.3	0.1	5.1	0.2
10	2.8	0.8	0.1	0.4	4.1	0.8
11	2.2	0.2	5.8	0.1	5.3	0.2
12	3.3	0.8	3.4	0.4	3.1	0.8
13	0.4	0.8	3.9	0.4	0.1	0.8
14	2.9	0.4	7.2	0.2	1.0	0.4
15	4.1	0.4	4.5	0.2	6.2	0.4
16	1.4	0.4	6.3	0.2	4.5	0.4
17	6.1	0.2	8.2	0.1	3.2	0.2
18	0.5	0.2	4.3	0.1	5.1	0.2
19	1.9	0.2	1.2	0.1	3.2	0.2
20	7.2	0.2	2.5	0.1	1.4	0.2

表3　クラスタリングの結果

個体番号	ファジィデータ	中心データ c.m	中心 f.c.m		
			1	2	3
1	2	2	0.1	0.8	0.1
2	1	1	0.7	0.2	0.1
3	3	3	0.3	0.2	0.5
4	2	2	0.2	0.6	0.2
5	2	2	0.1	0.8	0.1
6	3	1	0.9	0.0	0.1
7	2	2	0.2	0.5	0.3
8	1	2	0.2	0.6	0.2
9	2	2	0.1	0.8	0.1
10	2	2	0.1	0.8	0.1
11	3	3	0.1	0.0	0.9
12	1	1	0.6	0.2	0.2
13	2	2	0.3	0.4	0.3
14	3	1	0.5	0.1	0.4
15	3	3	0.3	0.2	0.5
16	3	3	0.1	0.1	0.8
17	1	1	0.5	0.1	0.4
18	2	3	0.1	0.2	0.7
19	2	2	0.0	0.9	0.1
20	1	1	0.6	0.2	0.2

5. おわりに

ファジィデータをクラスタリングする一手法を試みた．今回使用したデータはメンバーシップ関数が超楕円錘型のものだけであったが違う型のメンバーシップ関数を持つデータやそのデータの代表点によるクラスタリング結果との比較も考えている．

またクラスター数に関してもデータに応じて適当なクラスター数を定める何らかの基準が必要ではないかと思われる．

参考文献

[1] 坂和正敏：ファジィ理論の基礎と応用，森北出版 (1989)

[2] 佐藤美佳，佐藤義治：空間配置の曖昧さを考慮した数量化 IV 類について，電気関係学会北海道支部連合大会講演論文集 (1991)

[3] 河口至商：多変量解析入門 II，森北出版 (1978)

[4] 大西真一，畑岡直樹，河口至商：ファジィ数の拡張としての台形型ファジィ集合について，電気関係学会北海道支部連合大会講演論文集 (1991)

[5] 大西真一，今井英幸，河口至商，伊達惇：ある種のファジィデータのクラスタリングについて，情報処理北海道シンポジウム講演論文集 (1992)

[6] 大西真一，今井英幸，河口至商：p次元ファジィデータの多変量解析法について，北海学園大学工学部研究報告,20(1993)285-294

問い合わせ先

〒 064　札幌市中央区南 26 条西 11 丁目
北海学園大学工学部
大西 真一
TEL 011-841-1161 内線 846
FAX 011-551-2951

FD4-2

ファジィクラスタリングモデルについて
On a fuzzy clustering model

佐藤 美佳、佐藤 義治
Mika SATO, Yoshiharu SATO

北海道大学 工学部
Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract

The purpose of this paper is to propose an additive fuzzy clustering model for similarity data and investigate its characteristic features.

This method is regarded as an analysis of structure in similarity between the pair of objects. The cluster is defind, in this method, as the subset in which the objects share a common property. Then the similarity represents the degree of sharing the property.

In a hard clustering method, there have been discussed such a clustering model. Although these models allow overlapping clusters, the number of cluster tends to increase to describe the structure of observed similarities, because such models are discussed based on whether an object belongs to one cluster or not, namely, whether each object has the common property or not. Then we will show that it is rather natural to describe the model based on the fuzzy clusters because such a model will be able to explain the similarity by using fewer substantial clusters.

1. はじめに

クラスター分析の考え方には、つぎのような二つの立場がある。一つは、類似度に基づくクラスター（部分集合）間の構造を明らかにする立場であり（Diday, E. [1])、他方は類似関係そのものの構造をクラスター（部分集合）で表現するという考え方である。

本論文においては、後者の立場からクラスター分析を類似性関係の構造分析と捉えその構造のモデルとしてファジィクラスタリングモデルを提案し、その妥当性および有効性について検討する。

この立場から行なわれている従来の研究としては、加法的クラスタリングモデル（Shepard, R.N. and Arabie, P. [4]）として知られているものがある。このモデルは、任意の二つの個体間についてそれらが互いに同一の性質を共有することが類似度を一定の割合で増加させるものと考える。さらに個体対がいくつかの性質を共有する時、これらが類似度に寄与する度合は、互いに独立であると仮定する。これをモデルとして表現すると、つぎの式で示される。

$$s_{ij} \approx \sum_{k=1}^{K} w_k p_{ik} p_{jk}. \qquad (1.1)$$

ただし

$$p_{ik} \in \{0,1\}, \quad i,j = 1,\cdots,n, \quad k = 1,\cdots,K.$$

ここに、s_{ij}は、個体iと個体jの類似度であり、w_kはクラスターkが有する性質の相対的顕著さを示す重みである。p_{ik}は、個体iがクラスターkの性質をもつか否かを表すもので、1か0の二値をとる。このモデル(1.1)においては、類似度s_{ij}を個体iと個体jが共通の性質をもつクラスターの重さw_kの和

$$s_{ij} = w_{k1} + w_{k2} + \cdots + w_{kl}$$

によって説明しようとするものであり観測されるs_{ij}の自由度から、クラスターの個数Kが必然的に多くならざるを得ない（Shepard, R.N. and Arabie, P. [4]）。

一方ファジィクラスタリングにおいては、ファジィクラスターは対象となる個体集合のファジィ部分集合として定義される。すなわち各個体があるクラスターに属する度合はファジィグレードで表現される。クラスターをある性質を共有するものの集まりと考えるならばファジィグレードは各個体が各クラスターの性質を有する度合と考えられる。この表現はクラスターによって類似性の構造を説明するためには非常に有効な表現であると考えられる。よって、加法的クラスタリングモデルにファジィクラスターの概念を導入することにより少数のクラスターで構造が説明可能となる自然なクラスタリングモデルを構築することができる。本論文では、単純加法的ファジィクラスタリングモデル、重複を考慮した加法的ファジィクラスタリングモデル、さらに類似性の順序のみを考慮した加法的ファジィクラスタリングモデルについて提案する。

2. ファジィクラスタリングモデル

ここでもクラスターとはある性質を共有するものの集まりと定義し各個体の対がいくつかの性質を共有するとき、それらを共有する程度は類似度に対して互いに独立に寄与するものとする。

2.1. 単純加法的ファジィクラスタリングモデル

単純加法的ファジィクラスタリングモデルを次のように定義する。

$$s_{ij} = \alpha \sum_{k=1}^{K} u_{ik} u_{jk}. \tag{2.1}$$

ここにαは、正の定数であり、類似度s_{ij}は比例尺度で観測されているものとし、u_{ik}は個体iがクラスターkに属するファジィグレード（帰属度）で一般に分割行列を用いて$U = (u_{ik})$と表される。また、以下の条件を仮定する。

$$u_{ik} \geq 0, \ \sum_{k=1}^{K} u_{ik} = 1. \tag{2.2}$$

このとき$u_{ik}u_{jk}$は個体iと個体jがともにクラスターkに属する共通の度合、すなわちクラスターkの性質を共有する度合と考えることができる。このとき類似度s_{ij}は、$u_{ik}u_{jk}$のkに関する和として表されるものとするが、条件 (2.2) より$u_{ik}u_{jk}$の大きさには制約があるためs_{ij}との大きさを調整する正の定数αを導入する。すなわちs_{ij}は$\sum_{k=1}^{K} u_{ik}u_{jk}$に比例するものと仮定する。さらに類似度$s_{ij}$が間隔尺度である場合、モデル (2.1) に加算定数βをつけ加えてつぎのようなモデルを考える。

$$s_{ij} = \alpha \sum_{k=1}^{K} u_{ik} u_{jk} + \beta. \tag{2.3}$$

類似度データ$S = (s_{ij})$が与えられた時、このモデルに基づきファジィクラスタリングを行なうことができる。すなわち単純加法的ファジィクラスタリング手法とはクラスター数Kを与えた時、(2.1) および (2.3) で示されるモデルに最も良く当てはまり (2.2) を満たすファジィグレード（帰属度）$U = (u_{ik})$を求めることである。そのために以下の二乗誤差η_1^2を最小にするように、Uを求める。

$$\eta_1^2 = \frac{\sum_{i \neq j=1}^{n} (s_{ij} - \alpha \sum_{k=1}^{K} u_{ik} u_{jk})^2}{\sum_{i \neq j=1}^{n} (s_{ij} - \bar{s})^2}, \tag{2.4}$$

$$\bar{s} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j=1}^{n} s_{ij}.$$

このとき (2.2) の条件を表現するためにつぎのようなu_{ik}のパラメータ表示を導入する。

$$u_i = \begin{pmatrix} u_{i1} \\ u_{i2} \\ u_{i3} \\ \vdots \\ u_{iK-1} \\ u_{iK} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos^2\theta_{i1} \\ \sin^2\theta_{i1}\cos^2\theta_{i2} \\ \sin^2\theta_{i1}\sin^2\theta_{i2}\cos^2\theta_{i3} \\ \vdots \\ \sin^2\theta_{i1}\sin^2\theta_{i2}\cdots\cos^2\theta_{iK-1} \\ \sin^2\theta_{i1}\sin^2\theta_{i2}\cdots\sin^2\theta_{iK-1} \end{pmatrix} \tag{2.5}$$

これにより各個体iについて$\sum_{k=1}^{K} u_{ik} = 1$, $u_{ik} \geq 0$が満たされる。

2.2. 重複を考慮した加法的ファジィクラスタリングモデル

このモデルは (2.1) 式と同様に以下の式で示される。

$$s_{ij} = \alpha \sum_{k=1}^{K} u_{ik} u_{jk}.$$

しかしu_{ik}に関する条件 (2.2) を緩めて以下の条件のみを仮定する。

$$0 \leq u_{ik} \leq 1. \tag{2.6}$$

これは各個体のクラスターに対する帰属の総和が一定であるという条件をはずしグレードの重複をより柔軟に考慮するものである。つまり各クラスターに対するグレードの大きさのみに着目しどのクラスターにも属さない個体やどのクラスターにも属する個体をも許すという考え方である。このモデルに基づくファジィクラスタリングは (2.1),(2.3) と同様の考え方で、観測データ$S = (s_{ij})$、クラスター数Kが与えられた時 (2.6) の下で (2.4) を最小にするファジィクラスターUを求めることになる。このとき条件 (2.6) に対してはつぎのような変数変換$u_{ik} = \sin^2\theta_{ik}$を行なえば良い。

2.3. 類似性の順序のみを考慮した加法的ファジィクラスタリングモデル

モデルを次のように定義する。

$$s_{ij} \overset{m}{=} \sum_{k=1}^{K} u_{ik} u_{jk}. \tag{2.7}$$

ここに$\overset{m}{=}$は単調関係を意味し、$w_{ij} = \sum_{k=1}^{K} u_{ik}u_{jk}$と定義するとこの関係は以下の式ように表される。

$$\begin{cases} s_{ij} < s_{hl} \Rightarrow w_{ij} \leq w_{hl} \\ s_{ij} = s_{hl} \Rightarrow w_{ij} = w_{hl} \end{cases}$$

$$i, j, h, l = 1, \cdots, n.$$

簡単のためにこの関係を$W = f(U)$とし$S = (s_{ij})$とすると、(2.7) は

$$S \overset{m}{=} W = f(U). \tag{2.8}$$

と表せる。目的はこのモデル (2.8) を用いてSとWの単調関係を満足するようにUを求めることである。実際にはSを単調変換した$\tilde{W}$を考え$\tilde{W}$と$W = f(U)$を最小二乗法的に適合させることを目的とする（Kruskal, J.B. [2],[3]）。この方法を模式的に示すと

$$S \overset{m}{=} \tilde{W} \cong W = f(U).$$

となり、ここに$\overset{m}{=}$は単調関係を意味し$\cong$は最小二乗法的な近似を意味する。このようにSと$\tilde{W}$との間に単調関係を導入したことによりSとWの当てはめの問題は$\tilde{W}$とWの当てはめの問題と考えることができる。実際の計算は単調回帰原理 [6] に基づき$\tilde{W}$を定め、以下のη_2^2を最小にするようなWを求めることになる。

$$\eta_2^2 = \frac{\sum_{i \neq j=1}^{n} (w_{ij} - \tilde{w}_{ij})^2}{\sum_{i \neq j=1}^{n} (w_{ij} - \bar{w})^2}, \quad \bar{w} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j=1}^{n} w_{ij}.$$

さらにモデル (2.7) においても加法的な条件 $u_{ik} \geq 0, \sum_{i=1}^{K} u_{ik} = 1$ の下でモデルを構築する場合と重複を考慮し条件を $0 \leq u_{ik} \leq 1$ として構築する場合が考えられる。

3. 再現性およびロバスト性

観測データにある構造を仮定してモデルを当てはめる場合、そのアルゴリズムにおいてまず問題となるのはモデルの再現性である。すなわち観測データが仮定された構造を真に持っている場合にそのアルゴリズムで再現できるかということである。またデータが真の構造から多少ずれていても結果はそれに応じたずれの範囲で求まるかというロバスト性が重要となる。そこで前節において提案したいくつかのファジィクラスタリング手法における再現性とロバスト性を検討するためにシミュレーション実験を行なった。その手順の概略を以下に示す。

(手順 1) 帰属度を与える分割行列 U と類似度行列 S を得るために θ_{ik} を $[0, \frac{\pi}{2}]$ の一様疑似乱数で与え (2.5) より U を求め、さらに $S = U(\Theta)U(\Theta)^T$ より S を計算する。ここに T は転置を示す。

(手順 2) S に誤差をつけるため、S とは異なる構造をもつ類似度行列 $\tilde{S}$ を乱数により S と同様に作成し

$$S^* = (1-\lambda)S + \lambda\tilde{S}$$

として S^* を計算する。ここに λ は $0 < \lambda < 1$ の定数である。

(手順 3) S^* を類似度データとして各ファジィクラスタリング手法に適用し分割行列 U^* を求める。ここで帰属度として与えられる初期値 $U^{(0)}$ は $U(\Theta)$ にたいし、Θ にさらに $[0, \frac{\pi}{2}]$ の一様乱数 $\Delta\Theta$ を加え、$U^{(0)} = U(\Theta + \Delta\Theta)$ として与える。

(手順 4) S, S^*, および U, U^* を用いて以下の式を計算する。

$$\frac{\sum_{i \neq j=1}^{n} (s_{ij} - s_{ij}^*)^2}{\sum_{i \neq j=1}^{n} (s_{ij} - \bar{s})^2}, \quad \bar{s} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j=1}^{n} s_{ij}. \qquad (3.1)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{(K)} (u_{ik} - u_{ik}^*)^2}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{(K)} (u_{ij} - \bar{u})^2}, \quad \bar{u} = \frac{1}{n(K)} \sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{(K)} u_{ik}. \qquad (3.2)$$

ここに $s_{ij}, s_{ij}^*, u_{ik}, u_{ik}^*$ は、行列 S, S^*, U, U^* の要素であり、(K) は単純加法的クラスタリングでは $K-1$ とし重複を考慮した加法的クラスタリングでは K とする。また (3.1),(3.2) は類似度と帰属度の規準化された誤差を表す。

上記のシミュレーション手順を λ の値 $0.1, 0.2, 0.25$ に対して各々20 回、合計 60 回繰り返した結果を図 1 に示す。これらのシミュレーション結果から、再現性は類似度の誤差が小さい時にはいずれも真のクラスターの構造からのずれがほとんどないことから確認することができる。またこのアルゴリズムがロバスト性をもつことは類似度にある程度の誤差（規準化された誤差が 0.4 というのはかなり大きな誤差と考えられる）があっても極端に真のクラスター構造からずれることはなくほとんど類似度の誤差の範囲におさえられていることから示される。

4. 数値例

手法の応用例を示すために 15 個の親族関係を表す言葉（図 2 に示す）の類似性からなるデータ [5] を用いて分析を行なった。クラスター数は 3 とした。結果は図 2 に示す。2.1 は、単純加法クラスタリング手法を用いた結果である。横軸は各親族語を示し縦軸はクラスターに対する帰属度を示す。なお各棒の塗り分けはそれぞれ 3 つのクラスターに対する帰属度を示す。これより右上がりの斜線で示されるクラスターの帰属度が大きい言葉は女性を意味する言葉であるのに対し、塗りつぶされている部分の帰属度が大きい言葉は男性を示す言葉である。さらに左上がりの斜線で示されるクラスターは cousin などのように性別を含まない言葉である。2.2 図は重複を考慮したクラスタリング手法における結果である。この手法を用いた場合も 2.1 図で示される結果とほぼ同様の結果が得られる。しかし 2.1 図と比較し aunt と niece、さらに uncle と nephew の類似性が非常に顕著に示され、cousin の特徴も明らかとなる。また左上がりの斜線で示されるクラスターへの帰属度が大きい言葉は傍系親族を示す言葉であることがわかる。

5. 結論

観測値が類似度あるいは非類似度の場合におけるファジィクラスタリングの手法として加法的ファジィクラスタリングモデルを提案した。これらの手法は、Shepard, R.N. et al. のモデルの拡張とも考えられるが、overlapping の考え方あるいは類似度の ranking の扱い方に大きな特徴がある。ファジィクラスターは元来 overlapping の概念を含んでいるが $\sum_{k=1}^{K} u_{ik} = 1$ の条件を緩和することによりさらに類似度の構造を明確に抽出できるように思われる。また、本手法の再現性、ロバスト性が確認された。本報告では類似度の順序関係のみによる加法的ファジィクラスタリングの適用例は議論していないが、類似度の順序構造と密接な関連を持つ従来の階層的手法との比較検討は、興味ある問題であり、今後の課題とする。さらにクラスターを特徴づける性質の差異を明確にするための重みをモデルに導入することなども検討する必要がある課題と思われる。

参考文献

[1] Diday, E. (1987) Some Recent Advances in Clustering. *Proceedings of the Japanese-French Scientific Seminar*, pp. 107-124.

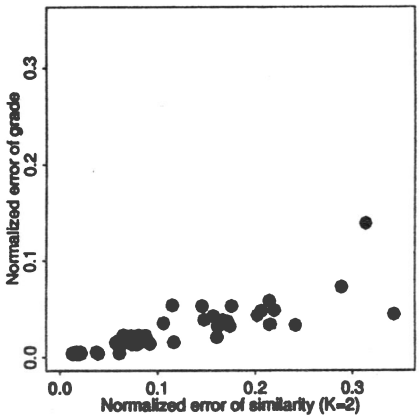
[2] Kruskal, J.B. (1964) Multidimensional scaling by optimizing goodness of fit to a nonmetric hypothesis. *Psychometrica, 29*, pp. 1-27.

[3] Kruskal, J.B. (1964) Nonmetric multidimensional scaling: A numerical method. *Psychometrica, 29*, pp. 115-129.

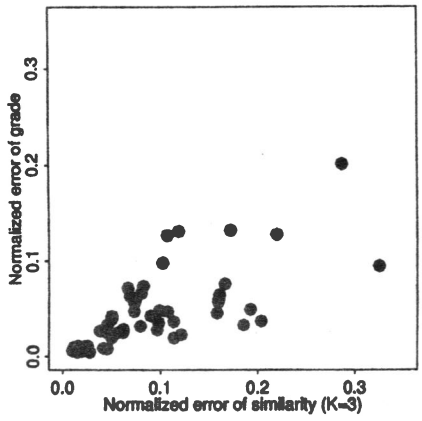
[4] Shepard, R.N. and Arabie, P. (1979) Additive Clustering: Representation of Similarities as Combinations of Discrete Overlapping Properties. *Psychological Review, 86, 2*, pp. 87-123.

[5] Rosenberg, S. and Kim, M.P. (1975) The Method of as a datagathering procedure in multivariate research. *Multivariate Behavioral Research, 10*, pp. 489-502.

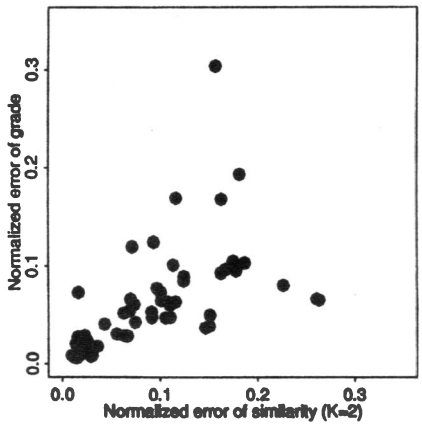
[6] 斎藤 堯幸 (1980) 多次元尺度構成法. 朝倉書店.



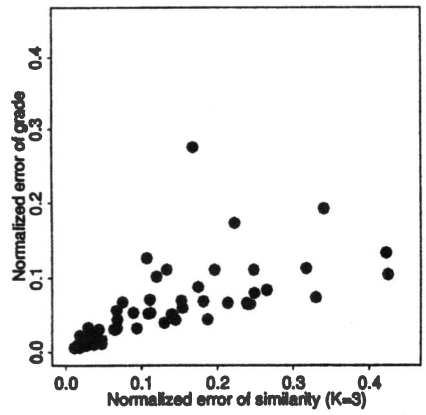
1.1: 単純加法クラスタリング



1.2: 単純加法クラスタリング

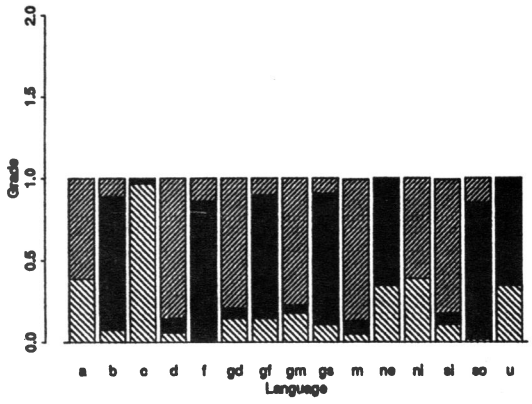


1.3: 重複を考慮したクラスタリング

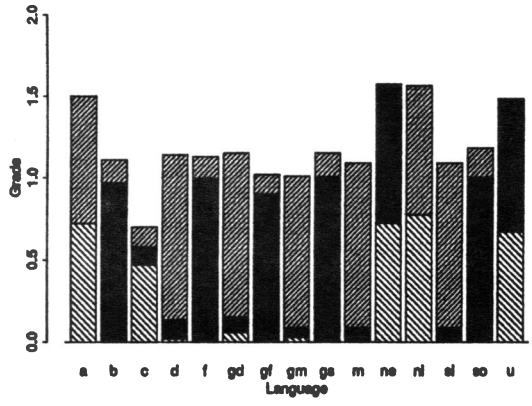


1.4: 重複を考慮したクラスタリング

図 1. ロバスト性に関するシミュレーション



2.1: 単純加法クラスタリング



2.2: 重複を考慮したクラスタリング

a=aunt, b=brother, c=cousin, d=daughter, f=father, gd=granddaughter, gf=grandfather, gm=grandmother, gs=grandson, m=mother, ne=nephew, ni=niece, si=sister, so=son, u=uncle.

図 2. 親族語の類似性におけるクラスタリング

問い合わせ先:札幌市北区北 13 条西 8 丁目
北海道大学工学部情報工学科 佐藤美佳

FD4-3

消費者の感性に基づく商品ブランドの位置づけ
A NEW BRAND POSITIOING METHOD
- ANALISIS OF CONSUMERS' UNCONSCIOUS MIND -

後 藤 秀 夫、星 野 朝 子
Hideo Goto Asako Hoshino
(株) 社会調査研究所 ・ (株) 消費者行動研究所
Marketing Intelligence Corporation ,
Consumer Behavior Rearch Limited Co.

Unconscious Clustering Method (UNCL) is a newly developed analytical method to clarify consumers' unconscious perception of the products.

Brand images and other intangible equity of the brands are accumulated and stored in the consumers' unconsciousness by non-verbal information. Therefore, in order to draw out the consumer perception, we have to look into the consumers' unconscious mind. UNCL is one of the superior research method to express the brand positioning formulated in consumers' unconsciousness and to segment consumers according to their feelings towards the products.

UNCL, Unconscious Clustering Method will provide detailed and useful information on consumer perception, using fuzzy clustering theory. We have been successful to analyze deeper perceptions especially in the market where the images and intangibles are one of the important product features.

1 感性による商品選択

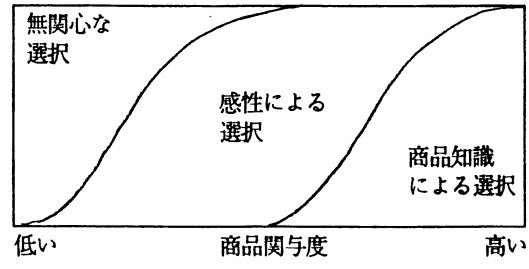
ビールにしろシャンプーにしろ乗用車にしろ、いろいろのブランドのなかで自社製品がどのような位置にあるかを知ることは、他社との競合関係をとらえるうえにきわめて大切である。このために市場にある多くのブランドをいくつかのクラスター（似たようなブランドのまとまり）に分ける手法が考えられている。

ブランド選択にあたって商品知識よりは消費者の感性が強く作用するタイプの商品は少なくない。その場合、クラスター化にあたって、感性世界記述の手段として、ファジィ理論の適用がすぐれて効果的とおもわれる。 以下に、一つの新しい手法を紹介したい。

消費者が商品の棚の前に立ったとき、意識のうえでは商品知識とか実物を手にとってみての合理的判断とかがはたらいているつもりでも、知らずしらずのうちに感性とかフィーリングとかイメージといった、言葉にならない要因がはたらくことも確かである。図1は、これらの要因が商品関与度の高い人、低い人によってちがうことを示した。この関与度はブランドにたいする「こだわり」のちがいとでもいうべきであろう。

図の左端は、たとえばブランドなどどうでもよく無造作にえらぶ人、あるいはバーゲンで安売りしているものでいい、といった人たちである。反対の右端はその商品についてマニア的なくわしい知識をもっていて、聞かれれば言葉できちんと講釈してくれそうな人たちである。そして中間の多くの人たちは、「なんとなくこのブランドが気にいった」といった、非言語的な表現しかできない。

図1 消費者のブランド選択要因



2 クラスター化の一般的な方法

従来も現在もブランドをクラスター化するには、そのための切り口として、たとえば「暖かい」「親しみがある」などのイメージ表現のワードをあらかじめ設定して、多数の対象者にその度合いをブランドごとに答えてもらうというのが一般的である。その結果のデータに因子分析などを適用して、そのなかから抽出した因子によってクラスター化をおこなう。この方法の欠点としては、とくに次の3つがあげられる。

(1) ワード設定にあたって、分析者がじゅうぶんな事前知識をもっていなければ、せっかく抽出された因子が意味のないものとなってしまう。またワードが固定されるために「新しい発見」をのぞむことはできない。

(2) イメージ項目を示された対象者は、そのワード自体にたいする即席の反応、あるいは迎合的な、虚構の心理世界をつくりあげる傾向があるといわれている。心のなかにもともと潜む感性的なものが回答に反映される保証は、かならずしもない。

(3) 最終的にもとめられたクラスターと個々の対象者が心のなかに抱いている商品のグループ分けとが似ているかどうかという点への配慮がない。もし、消費者によってグループ分けの仕方がちがうのであれば、消費者自体をいくつかのセグメントに分ける必要がある。それをしないために、もとめられたクラスターは平均化された意味のうすいものとなり、消費者戦略にまでストレートに結びつくような、有効なクラスターをもとめることには多少のムリがあるように思われる。

またこれとちがって、1人々々の消費者に多数ブランドのカードを与えておき、いきなりグループに分けてもらうやり方もある。しかし実際に試みてみると、たいてい「これは知っている、知らない」とか「これは使った、使わない」とか、あらかじめ言語的にグループの定義づけをしておいてからブランドの区分けをする。「はじめに言葉ありき」で、これでは非言語的な感性にもとづく無意識世界の記憶は検索されようがない（文献1）。

3 新しく開発された手法

このたび開発されたアンコンシャス・クラスタリング法（Unconscious Clustering Method）は、（株）社会調査研究所と（株）消費者行動研究所とによるものである。略称「ＵＮＣＬ」は、前記の点を克服することにかなりのところまで成功した。

この方法では言語情報によらない心の世界をブランド・マッピングという形で現実的に反映させる。そしてそのなかから自然発生的に個人ごとに商品グループを顕在化させる。そのあとで意識世界にあらわれてきたグループに消費者みずからの言葉で意味づけをおこなってもらう。その手続きのあらましは次のようである。

(1) マッピング …… はじめに対象者に白いパネル上に多数の商品カード（ブランド写真）をならべてもらう。感覚的に近いものは近くに、違うものは離れるように配置する。この際、つとめて言語による情報を与えないようにするが、これにはかなりの技巧と経験が実施側にとって必要である。

(2) グルーピング …… パネル上に焼き付けられた非言語的世界に、対象者の判断でグループ分けの境界を書き込んでもらう。しかしなかば無意識のマッピング結果がもとになるわけであるから、明快な区分けはかならずしものぞめない。その境界はあいまいであっても仕方がない。ここにファジィ集合が出現して、その後の処理ではファジィ理論におおいにご厄介になる。

なお、ここおよび次項の操作は、そもそも「赤」とか「青」とかいう色彩語が、光の波長の連続スペクトルに境界を引いてカテゴリー化され、言葉によってコード化される、というそのプロセスに認知科学的な意味合いできわめてよく類似していることをつけくわえたい（文献2）。

(3) グループの意味づけ …… 各グループについての意味づけを消費者自身の言葉によって言いあらわしてもらう。これにはインタビュアの訓練された深層面接的なプロービング技術が必要となる。

(4) 類似度マトリックス作成 …… ブランドＡとＢがおたがい近くにマッピングされ、同じグループにはいっていれば「類似度」は高い。この度合いをそのファジィ関係からもとめる。そして全ブランド間の類似度マトリックスを作成する。同様に、似たようなグルーピングをする度合いによって対象者間のそれも作ることができる。

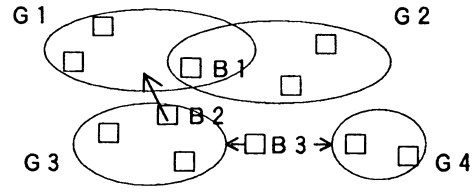
(5) ブランド位置づけの視覚化 …… 個々人のブランド・マトリックスを積みあげることによって、全対象者一本のそれが得られる。これにＭＤＳ（多次元尺度法）を適用して3次元空間にブランドの位置づけを視覚化する。

(6) クラスタリング …… 視覚によって全ブランドをいくつかのクラスターに分けてそれぞれ所属させる。これを初期値として、ファジィ・クラスタリングの手法を適用し、各ブランドの各クラスターに対するメンバシップ値を決定する。

(7) クラスターの性格づけ …… 各クラスターと個々人のグループとを照合して、どちらもファジィ集合であることに眼をつけてお互いの「相似度」を計算する。クラスターごとにこの値の高いいくつかのグループをえらぶと、それらグループの意味づけを総合したものが、とりもなおさず当該クラスターの性格の記述になる。

4　本手法のファジィ関連部分

図2　ブランドのグルーピング（例）



(1) グループへの所属度（メンバシップ値）
図2においてBはブランド、Gはグループをあらわすが、Ｂ１はＧ１とＧ２と両方に所属していて、どちらにも所属度は１となる。Ｂ２はＧ３に所属するがＧ１にもやや近いのでＧ１への所属度を０.５とする。Ｂ３はＧ３とＧ４の間で迷っているのでどちらにも０.５の所属度をあたえる。

(2) ブランドのファジィ関係
各グループへのブランド所属度がマトリックスの形で図３左に示される。これをタテヨコ転置すると同図右となる。これは各ブランドへのグループ所属度マトリックスということになる。そして、Ｂ１とＢ２のファジィ関係はMax・Min計算では、０.５となる

図3　グループ・ブランド所属度マトリックス

	G1	G2	G3	G4
B1	1	1	0	0
B2	.5	0	1	0
…	…	…	…	…
…	…	…	…	…

→

	B1	B2	…	
G1	1	.5	…	…
G2	1	0	…	…
G3	0	1	…	…
G4	0	0	…	…

(3) 全ブランドのファジィ関係
前項の計算をすべてのブランド組合せに適用する。これは次式のマトリックス計算に似ている。このようにして得られた個人（R）別マトリックスを合計したうえで、ブランド類似度マトリックスを作りあげる。

$$[B\times G]\cdot[G\times B]=[B\times B]_R,\ \Sigma[B\times B]_R=[B\times B] \quad (1)$$

(4) 対象者のファジィ関係
個人別マトリックスをR（個人）とＢ×Ｂとのマトリックスに書き直すことによって、全対象者を含む次式左のマトリックスが作られる。これに転置マトリックスを乗ずる。ここではMax・Min計算ではなく相似度計算をおこなう。そしてやはりマトリックス計算に似た形で対象者相似度マトリックスを得ることができる。相似度は２つのファジィ集合の「共通集合／和集合」としてもとめらる。

$$[R\times(B\times B)]\cdot[(B\times B)\times R]=[R\times R] \quad (2)$$

これまでの経験では、ブランド数は３０くらい、対象者数は１００くらいなので、左辺のマトリックスは３０×３０×１００ときわめて大きいものとなる。

(5) クラスター・グループのファジィ関係
ブランド類似度マトリックスを用いてクラスター（C）を作ることができる（くわしくは次章）。次式の真中の項は各クラスターへのブランド所属度マトリックスである。これを同式左（図３右と同じ）のマトリックスに乗ずる。ここでも相似度計算をおこなうので、その結果、クラスター・グループ相似度マトリックスが得られる。

$$[G\times B]\cdot[B\times C]=[G\times C] \quad (3)$$

5　ファジィ・クラスタリング法の解説

各クラスターへのブランド所属度を用いてクラスターをあらわすことができる。それぞれのブランドでは所属度が０～１の値をとり、そのクラスター計は１になる（Fuzzy partition）。これにたいして従来のクラスタリングは所属度が１または０である（Hard or Crisp partition）。ただしブランド別のクラスター計はやはり１となる。

ファジィ・クラスタリングのためにいろいろの手法が提供されているが、本手法ＵＮＣＬでは「ハイブリッド法」（Roubens Hybrid Method）を用いた。その概略は次のとおりである（文献３）。

(1) 各クラスター(i)へのブランド(j)の所属度に、初期値として１または０を与える（Hard partition）。

$$f_{ij}=1,\ 0 \quad (4)$$

(2) 上の所属度を用いてクラスター(i)と各ブランド(k)との距離を計算する。ただしD_{ik}はブランド(i)(k)間の距離で、(1)式から「１－類似度」として与えられる。

$$D_{ik}=\sum_j f_{ij}d_{jk} \quad (5)$$

(3) 上の距離を所属度に変換する。mはファジィ係数（後述）。

$$u_{ik} \quad 1 / D_{ik}^{2/(m-1)}, \ \sum_{i} u_{ik} = 1 \qquad (6)$$

(4) 上の所属度をウェイトとして用いて、クラスター・ブランドの距離を計算しなおす。

$$D'_{ik} = \sum_{j} u_{ij} d_{jk} \qquad (7)$$

(5)各ブランドを距離がもっとも近いクラスターに再び所属させる（Hard partition）。

$$\text{Min}\ (D'_{ik}) \rightarrow \ f_{ik} = 1 \quad \text{それ以外は}0 \qquad (8)$$

(6) 目的関数（Criterion）を計算して収束度をみる。

$$\sum_{i}\sum_{j}\sum_{k} f_{ij} u_{ik}^{m} d_{jk} \qquad (9)$$

(7) ステップ2にもどる。

6 結 論

このＵＮＣＬはいろいろの商品分野についてすでに２０ほどの適用事例がある。消費者によるブランドの切り口およびクラスター化とその性格付けについて有用な多くの知見が得られて、その結果には依頼側の各メーカーにほぼ満足して頂いている。対象者にたいしてグルーピング後に必要な追加設問をおこなってファジィ処理することにより、容易に付加情報を増大させることが可能なことも依頼側に喜ばれている。最後に技術的なコメントを２、３つけ加えておく。

(1) ハイブリッド法では、初期値ｆ＝１として特定クラスターに所属させたブランドはその後もそのクラスターにとどまる可能性が高い。(5)式の距離計算で自分自身との距離０も加えられるという有利なハンデイがあるからである。したがって初期値段階で、メーカーのマーケティング戦略にもとづく仮説的なクラスターを与えてその検定をおこなうことができる。

(2) ファジィの度合いをどれだけ利かせるかという、ファジィ係数 m の与え方は少なからず問題である。ふつうは m＝２前後とするが、これが大きいほどクラスターの境界があいまいになってくる。反対に極端には m＝１なら Hard partition となる。これの与え方にたいする評価については、なんらかの外的妥当性（External validity）による検討が必要となるであろう。

(3) 原則的な手続きとしては、グルーピングの仕方の似た対象者をまずセグメントに分けておき、次いで各セグメントごとにブランドのクラスターをもとめることにしている。もし、ブランド×対象者ごとになんらかの関数値が与えられていれば、クラスターとセグメントを組み合せて、両方にたいしてまったく同時にファジィ的な仕分けをすることができるという研究がある（文献４）。

参考文献

1.「意識とはなにか」坂野登、青木書店（1990）

2.「色彩と範疇化：ファジィ集合論的アプローチ」藪内稔、日本ファジィ学会誌（November 1990）456-69

3. Market Definition and Segmentation using Fuzzy Clustering Methods, H.HRUSCHKA, Intern. J. of Research in Marketing 3 (1989), 117-34

4. A Clusterwize Regression Method for Simultaneous Fuzzy Market Structuring and Benefit Segmentation, MICHEL WEDEL and JAN-BENEDICT E.M. STEENKAMP, J. of Marketing Research (November 1991), 385-96

問い合せ先

〒171 東京都豊島区池袋２－４３－１池袋青柳ビル

（株）社会調査研究所　後藤、星野　Tel 03－(5396)－0451

FD5-1

FFS-Networkを用いた 連続値型 学習／推論システム
Continuous-type Learning/Reasoning System by FFS-Networks

中村 健　藤巻 俊秀　渡辺 正明　浜谷 和彦　上石 陽一
Ken NAKAMURA Toshihide FUJIMAKI Masaaki WATANABE Kazuhiko HAMATANI Youichi AGEISHI

株式会社アドイン研究所 システム開発部
AdIn Research, Inc. System Development Dept.

Abstract — This paper describes "β-RNA rs2", which learns and reasons the relations among multi-dimentional analogue inputs and multi-dimentional analogue outputs, based on FFS-Networks (Fuzzy Filtered Synapse Networks.) "β-RNA rs2" has its advantages against conventional learning system (such as neural networks) in the sense of non-linear modeling capabilities and dynamic compensation of output data.

1. 概要

我々は、ユニット間の結合係数としてフィルタ関数（メンバーシップ関数）を利用したＦＦＳ(Fuzzy Filtered Synapse ：ファジィフィルター型シナプス)によるネットワークモデルであるβ-ＲＮＡを提案し、これを応用したシステムを開発／提案してきた[1-5]。

このβ-ＲＮＡの基本的な機能は、次のようなものである。(1)複数の入力情報と複数の事象との関係を学習によってネットワーク構造に変換する。(2)複数の入力情報が与えられた時、そのネットワーク構造によって事象との関係の強さ（合致度）を出力する。この、合致度を出力とする形態では、認識問題などへの適用は容易であるが、制御問題，信号処理などへの適用には上位系などの支援を必要とした。

本論文では、FFS-Networkを用いて、複数の入力情報と複数の出力情報(連続値)との関係を学習／推論可能としたシステム（β-ＲＮＡｒｓ２：以下ｒｓ２と称する）について解説する。

2. β-ＲＮＡの基本的な処理

ここではβ-ＲＮＡの基本的処理の概要のみを示す。詳細に関しては他の文献[1-5]を参照されたい。

2.1. 推論方式

β-ＲＮＡの推論方式をネットワーク表現すると図1のようなモデルになる。このネットワークは、 MFというフィルタ関数と重みを持った素子(リンク＋ノード)を基本構成要素としている。この基本構成要素のことをＦＦＳ(Fuzzy Filtered Synapse ：ファジィフィルター型シナプス)と称する。（図2参照）

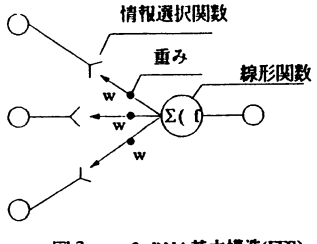


図2　β-RNA基本構造(FFS)

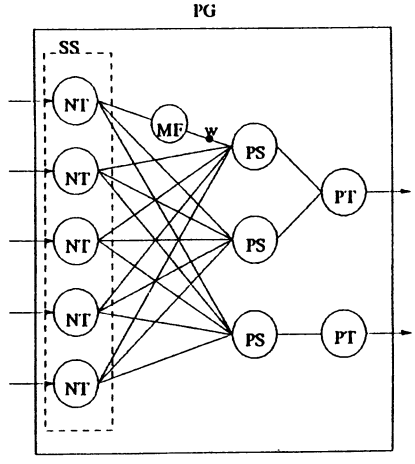


図1　β-RNAのネットワークモデル表記

2.2. 学習方式

β-ＲＮＡでは収集した教師信号を一旦格納しておき一定蓄積した段階で平均値，標準偏差を算出しこれを基にＭＦの形状を決定している。(図3,4) この様な戦略でＭＦの更新を行なうため、内部状態(MF)の変更は、教師信号が入力される毎にではなく、教師信号が一定数蓄積した段階で行なわれる。これをＩＬＡ(Intensive Learning by Accumulated fuzzy indication：曖昧度数蓄積による集約的学習)と称す。

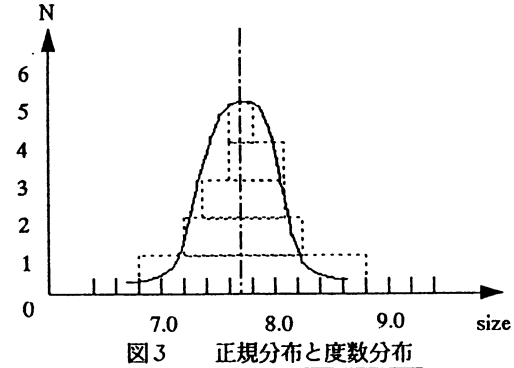


図3　正規分布と度数分布

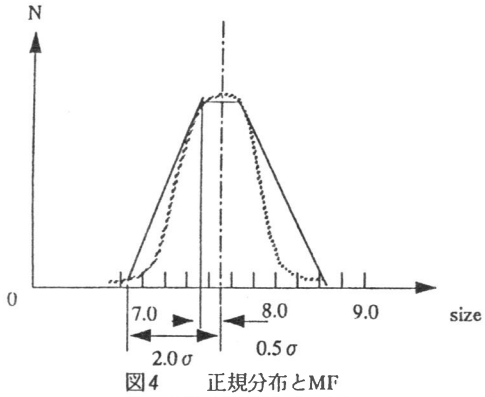


図4　正規分布とMF

3. β-RNAの拡張処理

β-RNAでは前述のような基本的な処理の他、ネットワーク中のノード(PS) を自動拡張しネットワークを自己組織化する"PS拡張"機能，リンク上の重み(w)を変更する"重み学習"機能などを有し広範な分野への適応を可能としている。これらの機能に関しては、他の文献[1,2] でも若干触れられているが詳説されていないのでここで簡単に説明しておく。

3.1. PS拡張

入力データ(計測データ)で構成される空間上で、ある事象が図5のようにまとまっている場合は、1つのPSでその事象を表現可能である。但し、事象が図6のような領域である場合には、1つのPSで事象を表現することは出来ない。仮に領域を包含するようなMFを設定するれば、不必要な領域を包含することになる。また、過剰に広い範囲を包含することを抑制すれば、包含出来ない範囲が残存することになる。そこで、複数のPSによって事象を表現することにする。図7のようなPSを生成すれば対象となる事象を表現出来ることは自明であるが、問題は学習によって如何にそのようなPS群を生成させるかである。

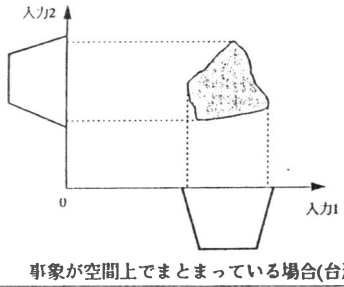


図5　事象が空間上でまとまっている場合(台形は対応MF)

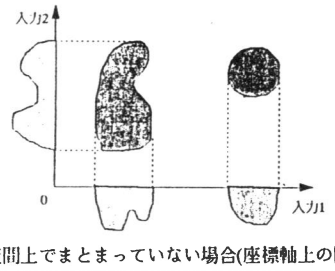


図6　事象が空間上でまとまっていない場合(座標軸上の図形は入力の分布)

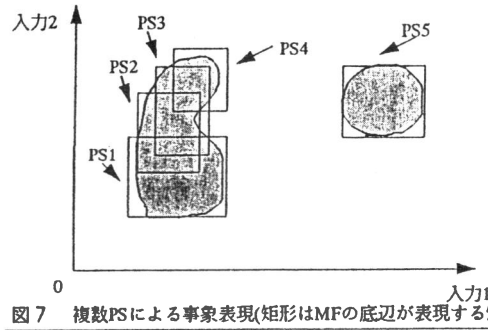


図7　複数PSによる事象表現(矩形はMFの底辺が表現する矩形)

β-RNAでは、以下のような方式で必要なPSを自動生成している。教示対象のPT中のPSに対して照合処理を行い、最大の合致度が選られたPSを選択する。その合致度が"拡張の閾値"を越えている場合は、そのPSに対して学習処理を実行する。逆に合致度が閾値を越えていない場合は、新しくPSを生成しそのPSに対して学習処理を行う。この処理によって動的にPSを生成する。

また、ここで併用される機能に少数データによる学習がある。通常は、入力データが一定数教示されるまでMFが生成されないが、この機能を用いると、履歴バッファの大きさに満たない少ないデータでもMFの生成を実施する。この場合は、通常の学習の場合とは異なり、統計的な手法を用いずに簡略な処理によってMFを生成する。この処理によって、新規に生成されたPSが一定の領域を保有することになる。

以上、PS拡張のイメージを図示すると図8のようなものになる。

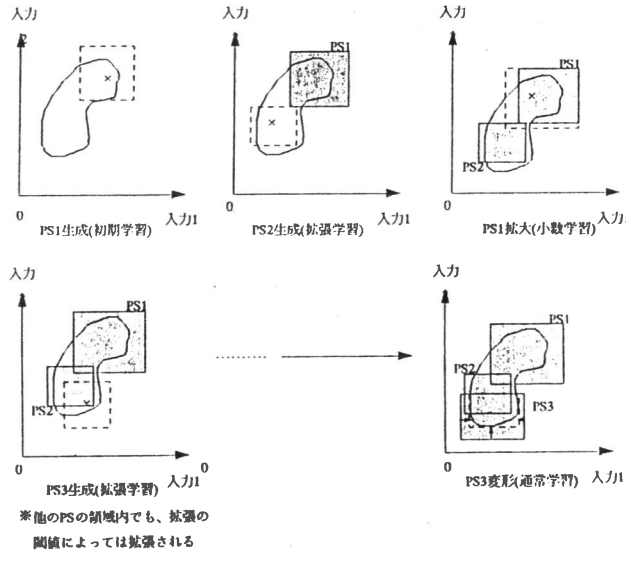


図8　PS拡張のイメージ

3.2. 重み学習

FFS-Networkのリンク上にはMFだけではなく、重み(w)も存在する。この重みは出力にどのMFが大きく寄与するかを規定している。事象が複数記述されている場合、その事象間での弁別を要している（各事象が排他的である）と考える。そのような前提に立てば、同

じ入力に対するMFの領域が重複しない方が事象の分離に貢献する。より貢献するMFに相対的に大きな重みを与えることが学習の目的である。

基本的な戦略としては、以下のようなものである。教示データを入力して照合を行い、その合致度，変更対象となるMFの所属するPTと教示されたPTとの関係によって重み変更が実施される。この処理は通常全てのMFに対して実施される。（図9参照）

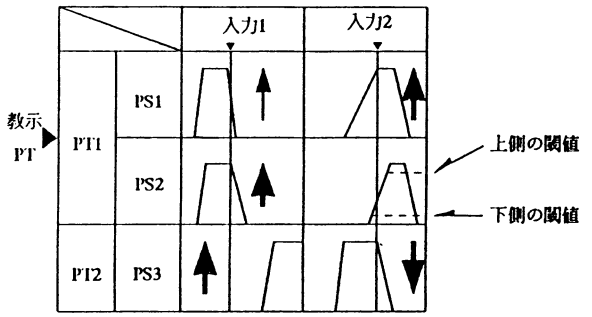


図9　MF重みの変更

4. 連続値出力への対応

β-RNAの基本的な形態（ｒｓ１と称する：図1参照）では、合致度という抽象的な(内部表現の１つである)合致度を出力としている。これに対して、ここで述べる方式（ｒｓ２と称する）では、教師信号と同じ具体的な(連続値)データを出力としている。これが両者の最も大きな差異である。

4.1. ｒｓ２の構造

ｒｓ２の構造を図10に示す。前段部は、構造的にｒｓ１と等価で、多入力を受けて分類指標毎の合致度を算出する処理を行なう。後段部は、前段部を反転させたような構造を持ち、後段部では（後段部の）リンク上のメンバシップ関数を、前段部で生成された合致度情報，リンク上の重みを用いてデ・ファジィ（合成によってクリスプな連続値に変換すること）し、さらにノード上のＮＴを利用して教示された出力値と等価な次元を持つ連続値に変換し出力する。

表現を変えれば、ｒｓ２は、入力データで構成される特徴空間と出力データで構成される特徴空間との２つの特徴空間を持ち、この２つの空間上の領域を結合することで多入力／多出力間の非線形な関係を記述している。

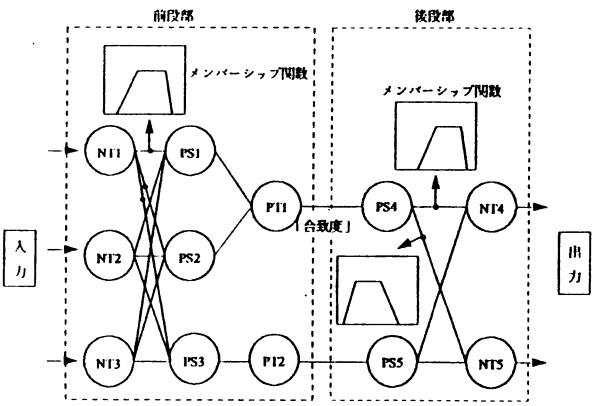


図10　rs2によるネットワーク構造

4.2. ｒｓ２の推論処理

推論処理の概要は次の通りである。(1)入力された信号はNTで内部データ(正規化データ)に変換されMFに入力される。(2)正規化データはMFによって合致度に変換される。(3)PSにおいては、複数のＭＦからの合致度を重みwを用いて合成する。(4)PTにおいては、複数のPSから出力される合致度の中で最大のものを選択し出力する。（ここまでの処理はｒｓ１と全く同様である）(5)前段部のPTから伝達される合致度が閾値を超えていた後段部のPSが発火し、その合致度によってリンク上のMFを変形し後段部のNTに伝達する。(6)NTにおいては、伝達されたＭＦ形状を合成（ex. MAX演算）し、次にデ・ファジィする（ex. 面積重心を求める）。

以上の処理によって、複数の(連続な)入力情報を複数の(連続な)出力情報に変換することが可能となった。

4.3. ｒｓ２の学習処理

学習処理の概要は次の通りである。(1)入力された出力情報（教師信号）を、後段部のNTに入力し正規化を行なう。(2)後段部のPSではｒｓ１と同様の学習処理を行なう。ＰＳ拡張が行なわれなかった場合：最も合致度が高かったPSが選択され、そのPSに接続されるMFが変更される。ＰＳ拡張が行なわれた場合：新たにPSが生成され少数データによる学習を行なう。(3)後段部でＰＳ拡張が行なわれなかった場合：学習対象となった後段部のPSに接続するPTが選択される。後段部でＰＳ拡張が行なわれた場合：後段部で新規生成されたPSに接続するPTを新規生成する。(4)入力された入力情報を、前段部のNTに入力し正規化を行なう。(5)選択（あるいは新規生成）されたPTを学習対象として、前段部でｒｓ１と同様の学習処理を行なう。

以上の処理によって、複数の(連続な)入力情報と複数の(連続な)出力情報との関係を、学習によって記述することが可能となった。

4.4. ｒｓ２の特徴

学習，推論に関する基本的な処理は、前段部，後段部を問わず共通なものであるため、処理系の規模を小さくすることが可能である。比較的単純でかつ共通なロジックで処理系が構成されているため、ハードウェア化にも適している。

また、ｒｓ２の構造は、PTを中心として、前段部（入力側）と後段部（出力側）が対象な形態をとなっているため、前後（入出）いずれの方向からも推論が可能となっている。

5. 連続値出力での実験例

内部特性が不明な１入力１出力のデジタル・インパルス・フィルタを教師とし、その入出力を教示することによって、同じ特性を得ることが出来るかどうかを実験してみた。

この時β-RNAに対する入出力は、図11に示すよう形態とした。入力信号に一定遅延をかけたものを複数の信号を入力とし、出力は実際の出力とする。従って、β-RNAの形態としては多入力１出力となる。

図12は、教師として　FIRフィルタを用いた場合の結果である。（出力が教師信号，出力(β)がβ-RNAの出力信号横軸はインパルスの数(学習回数)、誤差の縦

軸は出力の最大レンジに対する教師信号とβ-ＲＮＡの出力信号との５０回平均誤差の比率(%)) 教師信号が少ない段階から収束しているのが分かる。

図13は、教師として　IIRフィルタを用いた場合の結果である。（グラフの表現形態などに関しては前述のものと同様である）

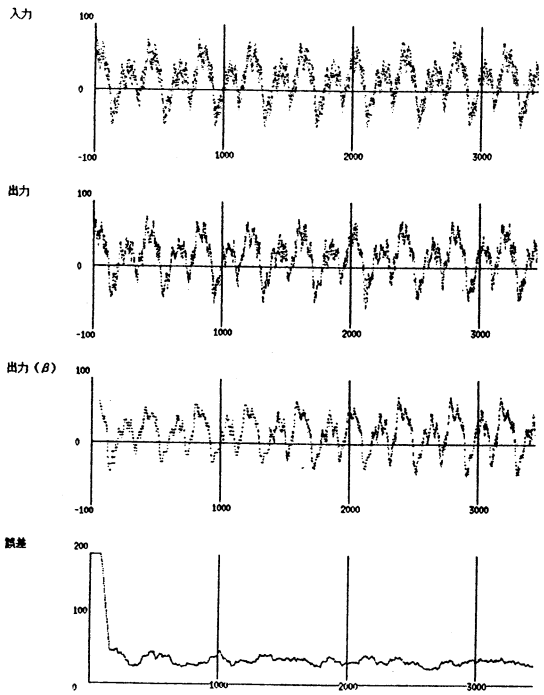


図12　β-ＲＮＡによるフィルタ特性の学習　No.1

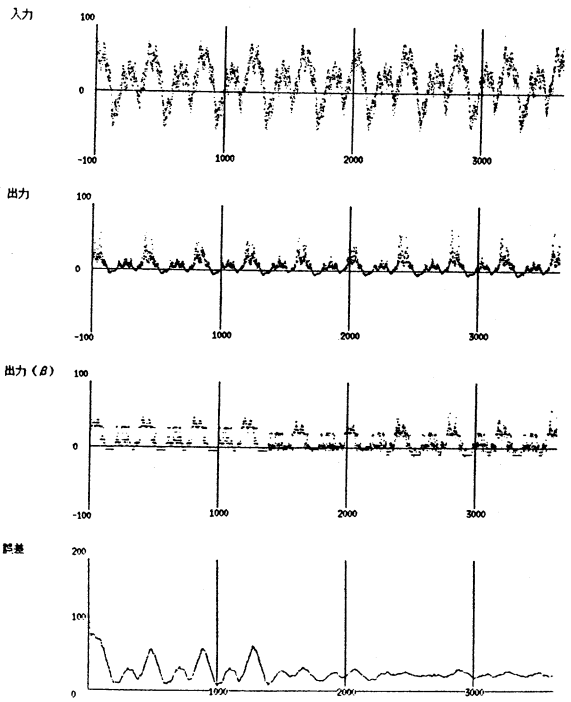


図13　β-ＲＮＡによるフィルタ特性の学習　No.2

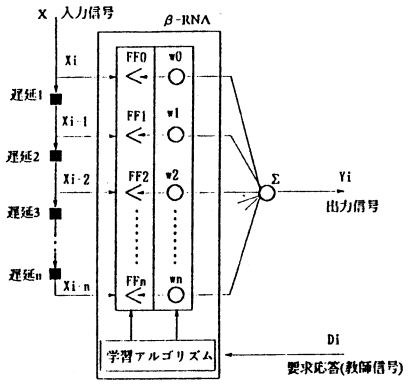


図11　β-RNAによる適応フィルタ

6. 問題点など

応用例などを通じ現状で把握している問題点には次のようなものがある。(1)学習の効果や安定性を改善するために、対象系の特性などに応じて、学習の特性を左右する内部のパラメータを調整する必要がある。(2)現状の学習方式では、入力信号のノイズには強いが、出力信号のノイズに対して弱い場合がある。

(1)に関して、調整のためのロジックを内部に組み込み、ある程度システムが自己調整可能な形態への改善を図りつつある。(2)に関しては、現在、出力信号優先で行なって学習処理を、入出力両方向からの学習を行なう形態とする処理方法を検討中である。

7. まとめ

β-ＲＮＡの基本的な形態を拡張することによって、連続値出力への対応が可能となった。また、その学習の効果や特性を実験によって確認することができた。この連続値型対応のシステムは、既に、大型土木機械の制御，材料混合の制御などへの適用を行なっている。これらの応用などを通じて、学習処理方式改良，学習特性の自己最適化などの改善を図り、さらに広範な分野への適用を行なって行きたいと考える。

本研究，開発にあたり、β-ＲＮＡの利用ユーザ、弊社開発メンバに多大な協力を頂いた。ここに特記して謝意を表する。

References

1. 徳永，河野，橋詰，浜谷，渡辺，中村，上石，“FFS-Network 推論システムと応用事例，” *Proceedings of the 4th Annual Session of Biomedical Fuzzy System Association*, pp. 173-182, 1992.
2. Nakamura,Fujimaki,Horikawa,Ageishi, “Fuzzy Network Production System,” *Prceedings of 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks [IIZUKA '92]*, pp. 127-130, 1992.
3. Tokunaga,Kohno,Hamatani,Watanabe,Nakamura,Ageishi, “Learning Mechanism and an Application of FFS-Network Reasoning System,” *Prceedings of 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks [IIZUKA '92]*, pp. 123-126, 1992.
4. 上石，“ファジィフィルタ組み込みで学習の高速化を実現した「β-ＲＮＡ」，” in 日経インテリジェントシステム別冊*1992*年夏号，pp. 132-143, 日経ＢＰ，1992.
5. 中村，藤巻，“β-ＲＮＡ／ファジィ学習ツールの応用可能性，” 第９回ファジィ・システム・シンポジウム，1993.

FD5-2

ＦＦＳネットワークによるファジィ検索

Fuzzy retrieval by FFS Networks

藤巻 俊秀　中村 健　渡辺 正明　浜谷 和彦　上石 陽一
Toshihide Fujimaki Ken Nakamura Masaaki Watanabe Kazuhiko Hamatani Youichi Ageishi
(株)アドイン研究所
AdIn Research, Inc.

ABSTRACT

We introduce a fuzzy retrieval method which generates retrieval condition (set of fuzzy membership functions) by example data or datum shown by the user. The condition generator is implemented by FFS (Fuzzy Filtered Synapse) networks and ILA (Intensive Learning by Accumulated fuzzy indication) of β-ＲＮＡ.

1. はじめに

現在の産業界におけるファジィの応用は、家電を含めてそのほとんどが計測・制御系を占めている。一方、対象そのものが曖昧である知識や事象への応用はそれほど一般的でないというのが実情である[1]。各種データベース検索はもちろんのこと、推論が基礎となる知識ベースや事例ベースなどにおいても、推論段階における事象間の意味的結合を支援する手段としてファジィ検索（照合）手法は非常に有効であると思われる。

本報告では、我々が開発したファジィ・ツール「β-ＲＮＡ（ベータ・アールエヌエー）」のネットワーク型学習機能とファジィ照合機能を融合して作成したファジィデータベースシステム（ＦＤＢＳ）の概略と応用可能性、およびファジィ検索を活用する上での今後の技術課題に関して検討する。

2. 目的

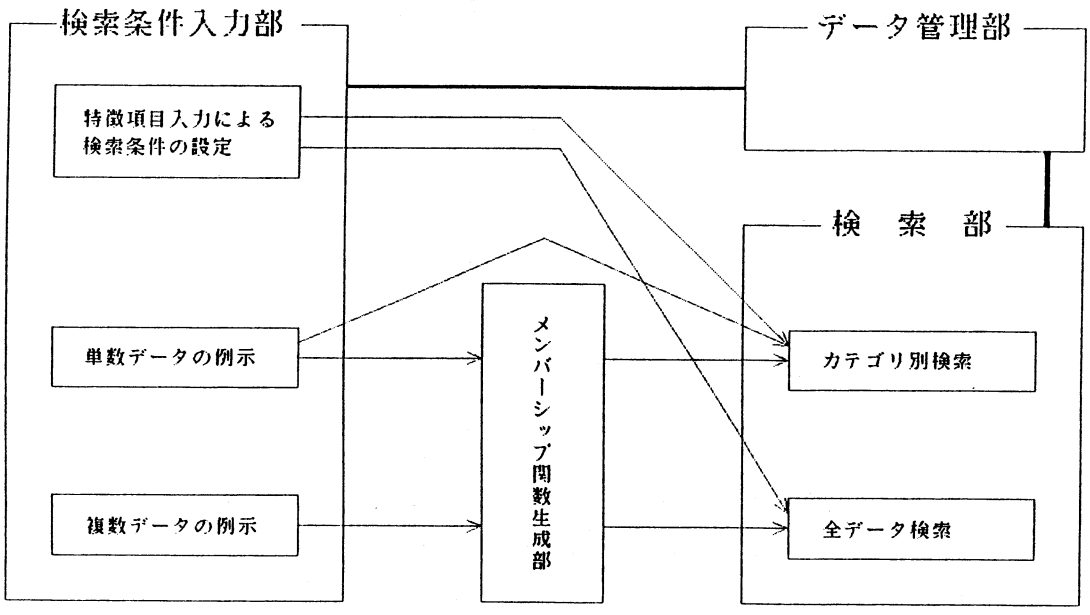
我々は既にＡＩ-ＲＮＡｍ２（エイアイ・アールエヌエー・モデル２）というファジィ検索ツールを製品化しており、その実用性は複数分野におけるアプリケーションにより実証されている[2,3]。当ツールにおける検索手法は、検索したいデータの数量化された属性（**特徴項目**）それぞれに対しメンバーシップ関数を設定し（**検索条件の設定**）、指定されたデータ群すべてに対し照合、合致度の高い順に対象データ群を並び替えるというものである。検索条件が特徴項目の定義に依存するという性質上、より正確な検索を行なうためには適切な特徴項目の選択とその適切な範囲を決定しなければならず、また各項目間の関係を把握した上で適切な照合タイプ（MIN-MAX、相和平均、相乗平均、etc.）を選定する必要があった。このような手法は、検索対象の特徴項目が絞り込まれている種の検索（排気量が何cc位で、燃費が何km/l以上である、というような、**条件設定による検索**）には適しているが、特徴項目は曖昧であるが何らかの関連性があるであろうと推測される種の検索（Ｔ社の＊＊＊やＨ社の＊＊＊のような車、というような、**例示による検索**）には無力であった。特徴項目が限られた数である場合や検索対象の条件を具体的に絞り込むことができる場合は前者のアプローチが適当であるが、データベース検索などにおける広範なデータ検索では個々のデータは緻密な分類を目的として多数の特徴項目を有しており、それらすべての項目に対する検索条件を具体化することは困難であろう。通常、検索者の内部では「ざっくりとした」概念範囲といくつかの具体的特徴がはじめにあり、検索対象のふるい落しの過程で絞り込まれたデータ間の特徴を認識・確認するという処理を繰り返しながら最終的な対象を導き出していると考えられる。

今回開発したＦＤＢＳは、そのような「ざっくりとした」感覚を「特徴項目（の差異）は断定できないが、潜在的な特徴に何らかの共通性が存在するという予測」と解釈、検索対象の特徴項目詳細を把握・断定する必要がない「例示による検索」の、検索プロセス初期段階における有効性を前提としている。これに従来の条件設定によるファジィ検索機能を組み合わせることにより、より柔軟かつ高度な検索プロセスを支援する環境を構築することが本システムの目的である。

3. システム構成

本システムは
(1)検索条件入力部
(2)検索条件生成部
(3)検索部
(4)データ管理部
より構成される。各部の関係を図―１に示す。

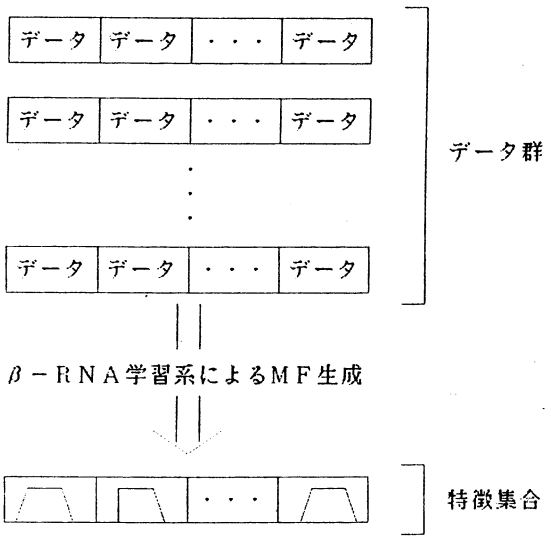
検索対象となる個々のデータはクリスプな値（**項目値**）より構成されているが、より効率的な検索のために、類似データを集めその特徴項目を合成した「**特徴集合**」という概念を導入している（図―２）。これにより全データを対象とした検索とあわせて、特徴別の検索（**カテゴリ別検索**）が可能となる。特徴項目の合成にはβ-ＲＮＡの学習機能（後述）を利用しているため、新規データ追加によるカテゴリメンバーの拡張やデータ削除に伴うカテゴリの再編成は容易である。



図—1　システム概観

3.1. 検索条件入力部

検索条件の設定は、検索の目的に応じて
(1)特徴項目の直接指定による設定
(2)単数データの例示
(3)複数データの例示
に分けられる。このうち、(1)は検索対象の特徴項目（メンバーシップ関数：図—3）を検索に先立ち例示する方法で、前出のＡＩ-ＲＮＡｍ２ですでに実現されている機能である。以下では本システムで新たに追加された、例示による検索条件の設定に関して説明する。



図—2　カテゴリ構造

3.1.1. 単数データの例示

例示データが単数である場合、示されたデータの各項目値（クリスプ値）をそのまま検索条件とする場合と、項目値からメンバーシップ関数を生成し検索条件とする場合が存在する。例示データの各項目値をそのまま利用する場合は、検索対象となるデータ群はあらかじめ特徴集合によりカテゴリ分類されていなければならない。学習機能によりメンバーシップ関数を生成し検索条件とする場合は、全データ検索、カテゴリ別検索の何れも選択可能である。

例示データが複数である場合は、無条件にメンバーシップ関数を生成し検索条件とする。この場合も全データ検索、カテゴリ別検索の何れも選択可能である。

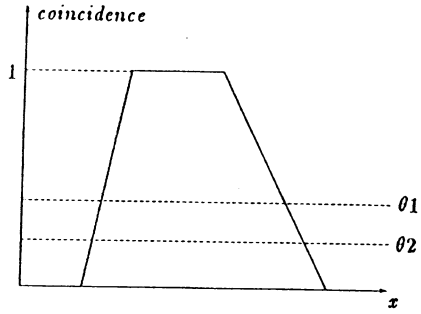
次項は、項目値よりメンバーシップ関数を生成する過程である。

3.2. 検索条件生成部

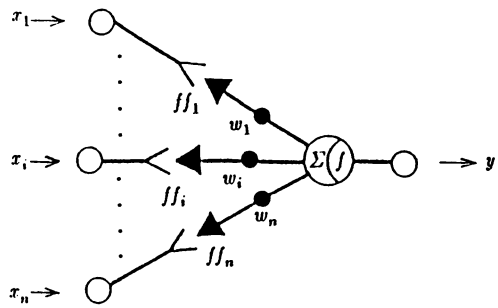
ここでは例示されたデータ（群）をもとに、検索条件（特徴項目の組）を決定する。検索条件を構成する個々の特徴項目はファジィメンバーシップ関数により表現され、それぞれの項目に独立に対応する入力次元（入力情報）より導出、生成される。メンバーシップ関数生成には、本システムの基盤となるファジィ・ツール「β-ＲＮＡ」の**ネットワーク型ファジィ学習／推論部**（ＦＦＳ Network＝Fuzzy Filtered Synapse Network ：ファジィフィルター型シナプスにより構成されるネットワーク、図—4）における、**メンバーシップ生成機能**（ＩＬＡ＝Intensive Learning by Accumulated fuzzy indication ：曖昧度蓄積による集約的学習法）を利用している[4,5]。ＩＬＡとＦＦＳＮは、定められた複数の入力データと出力データの関係を導出することを目的として開発された学習方式であり、既に認識、検査、計画処理、適応学習、自動制御など様々な分野における実績がある。ネットワークを組成する個々のシナプス（＝メンバーシップ関数）は個々の入力次元と一意に対応し、蓄積データに対する統計処理やしきい処理に基づいて非線形フィルタを形成するため、線形分離を目的とするニューラルネットワークなどでは処理が困

難である非線形問題なども柔軟に処理することが可能である。

本処理部では、例示されたデータ（単数もしくは複数）に付随する各項目値に対しＩＬＡを適用、生成されたメンバーシップ関数を特徴項目とし検索条件を設定する。



図—３　メンバーシップ関数



図—４　ＦＦＳネットワーク

3.3. 検索部

検索は、

(1)全データ検索

(2)クリスプ値によるカテゴリ別検索

(3)検索条件によるカテゴリ別検索

に大別される（クリスプ値による全データ検索は通常のデータベース検索と等価であるので、ここでは対象としない）。

(1)及び(2)はクリスプ値とメンバーシップ関数という一般的なファジィ照合である。　(3)はメンバーシップ関数同士の照合となる。この場合における合致度は、双方のファジィ集合（＝メンバーシップ関数）の積集合の検索項目に対する比であると考え、特徴項目の検索項目に対する面積比より算出している（図—５）。

個々の特徴項目に対する合致度が算出された後、特徴集合全体の合致度が算出される（合致度の合成）。合成方法は、

(1)最小合致度（MIN-MAXに相当）

(2)重み付き最小合致度

(3)合致度相和平均（ＯＲ演算に相当）

(4)重み付き合致度相和平均

(5)合致度相乗平均（ＡＮＤ演算に相当）

(6)重み付き合致度相乗平均

(7)照合ルール

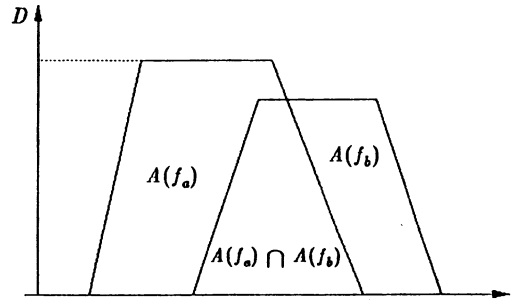
の何れかより、検索条件の適切なものを選択する。このうち重み付き合成演算では、重みを０とすることによって特定の項目を無視させる（合成演算の対象としない）ことができる。

(7)の照合ルールは、単一検索条件内で (1)～(6)の合成演算を任意に組み合わせ、より緻密な照合を行なう必要がある際に用いられる[5]　（ｎ個の項目のうち１～ｍ番目の項目をＡＮＤ演算、ｍ＋１～ｎ番目の項目ををＯＲ演算とし、その最小を合致度とするなど）。

3.4. データ管理部

個々のデータとその属性はすべてクリスプ値で記述されるため、汎用データベースを利用することができる。また、汎用データベースを用いることにより他システムとのデータ交換が可能となるため、各種システムとの整合性が向上し、既存のデータを有効に活用することができる。

個々のデータをファジィ化する構造も考えられるが、管理するデータ量の増大に伴うデータ構造の繁雑化や、汎用データベースなど他のシステムとの整合性の低下が懸念されるため、適切ではないと判断した。



$$D = \frac{A(f_a) \cap A(f_b)}{A(f_a)}$$

D: 合致度　$A()$: 面積

図—５　メンバーシップ関数間の合致度算出

4. 応用可能性と課題

4.1. 推論支援としての検索

ファジィ検索が有効な分野として、知識ベース推論や事例ベース推論がある[6]。それらのシステムでは推論と検索は密接な関係をもつため[7,8]、曖昧性を含む情報や知識の引きだし過程を数量化しファジィ化することにより推論の柔軟性や処理精度を向上させることが可能であろう。さらに高度な推論[9]を支援するためには、個々の知識や事実のみならず、グラフ化・階層化された知識間の関係そのものをファジィ化しなければならない。直接数量的に表現することが困難なデータ間のつながりを定義しファジィ化するアプローチとして、概念表象におけるキーワードの出現頻度を指標（事象間の距離）とする方法などが提示されているが[10]、指標値が全データ間のコンテキストに強く依存しているということや、データ（知識）が追加される毎に関連データに付随する管理情報を更新しなければならないなど、大規模かつ動的なシステムへ適用するには問題が多い。

4.2. 自己組織化

上記で述べたように本システムでは例示により検索条件を設定することができるが、特徴を抽出する際の項目はあらかじめ設定しておく必要がある。もし与えられたデータ群から特徴項目を自動的に決定するある種の自己組織化系を組み込むことができれば、登録の際に与えるデータの傾向をあらかじめ分析する必要がなくなるため、データの保守性が格段に向上するであろう。現段階でも、数量化が容易なデータ（指標）における特徴項目の自動生成・抽出は本システムの基盤となっているβ-ＲＮＡの重み付き学習機能によるふるい落し[5]を用いれば実現することが可能であるが、知識処理など高度な推論処理への応用[8]を考えた場合、メンタルモデルなど数値化手法が確立されていない情報類のファジィ・データ化が不可欠である。

5. おわりに

これまで述べたように、ファジィを基礎とした技術は制御系のみならず、認識や推論、検索といった分野にも応用することができる。それらの分野において真に知的なシステムを構築するためには「概念」や「知識」を効率良くかつ正確に処理しなければならないなどまだ多くの課題が存在するが、既存の技術への親和性が高く自己説明的でありかつ融通のきくシステムを構築できるという点で、ファジィの応用可能性は非常に高いと言えるであろう。

References

1. 椎塚,向殿, "ファジィ文献キーワードおよびデータベースについて," 日本ファジィ学会誌, vol. 3 No.2, p.231, 1991.
2. 中村,鎌田, "ファジィツールファミリー「ＡＩ-ＤＮＡ,ＡＩ-ＲＮＡシリーズ」," 日本ファジィ学会誌, vol. 3 No.2, p.190-191, 1991.
3. 渡辺,中村,上石, "『ファジィとは』～株式投資編～," 株式銘柄検索システム *WKSRCH ver 1.0* 添付ドキュメント, アドイン研究所, 1992.
4. Nakamura,Fujimaki,Horikawa,Ageishi, "Fuzzy Network Production System - Fuzzy Filtered Synapse network and Intensive Learning by Accumulated Fuzzy Indication," *Proceedings of the 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks*, vol. 1, p.127-130, 1992.
5. "β-ＲＮＡ Version 2.1 概説書," アドイン研究所, vol. 1.2, 1993.
6. 十河, "ファジィ・エキスパートシステムの課題," 日本ファジィ学会誌, vol. 2 No.4, p.484-485, 1990.
7. 松原, "推論技術の観点からみた事例に基づく推論," 人工知能学会誌, vol. 7 No.4, p.567,573, 1991.
8. 小林, "事例ベース推論の現状と展望," 人工知能学会誌, vol. 7 No.4, p.562-564, 1992.
9. 高木, "ＬＩＦＥにおける研究開発２," 日本ファジィ学会誌, vol. 3 No.4, p.692-693, 1991.
10. 寺野,浅居,菅野, "ファジィシステム入門," オーム社, *p.218-225*, 1990.

[問い合わせ先]
〒060 札幌市中央区北２条西２丁目１服部ビル３Ｆ
(株)アドイン研究所 札幌ラボラトリー
藤巻、中村
TEL:(011)222-4811 FAX:(011)222-1170

FD6-1

スプライン関数を応用したファジィ推論
Fuzzy Inference based on Spline Function

下島康嗣, 福田敏男, 新井史人
Koji SHIMOJIMA, Toshio FUKUDA, Fumihito ARAI
名古屋大学 工学部
Nagoya University

Recently, fuzzy reasonings are used in many fields and places. In order to apply the reasoning methods to more fields, it is necessary to study the tuning method of the fuzzy reasoning. Some self-tuning methods were proposed. However these conventional self-tuning methods do not have sufficient capability of generalization. In this paper, we propose a new self-tuning fuzzy reasoning. The fuzzy reasoning is consists of some membership function which are expressed by spline function. Delta rule is utilized for tuning the shapes of membership function and consequent parts. The effectiveness of the proposed methods is shown by some numerical examples.

1．はじめに

現在，産業分野を始めとして自動車や家電製品に至るまでファジィモデリング・ファジィ制御が多く利用されている．我々もまた過去にファジィ推論を応用したセンサ・インテグレーション・システムの研究[1,2] を行ってきた．

ファジィ推論は人間の持つ知識を推論ルールによって表現を行うことが可能であるという特徴を持つが，実際の多くのファジィ・システムでは，ファジィ・ルールの決定は試行錯誤的に行われる場合が多く，細部にわたって最適なルールとなるようにチューニングを行うことは困難であり，莫大な時間を要するという問題があった．

このような問題解決としてファジィ・ニューラルネットワーク[3]や，ガウス基底をメンバーシップ関数に持つファジィ推論[4]などの学習型ファジィ推論が提案されてきた．これらの学習型ファジィ推論はニューラルネットワークと比較して学習が早いなどの特徴をもつが，メンバーシップ関数の数などをあらかじめ設定することから初期配置によっては学習が困難であるなどの問題があり，構造に対する注意が必要であった．

本報では，前件部を構成するメンバーシップ関数をスプライン関数[5]によって表現を行う学習型ファジィ推論を提案する．この学習型ファジィ推論では，各ルールにおけるメンバーシップ関数を入力変数の全域にとることで，初期配置問題等が発生せず，また短時間での学習を可能としている．

以下にその構成および学習則，シミュレーションによる実験結果を述べる．

2．スプライン関数を応用したファジィ推論

本報で提案する学習型ファジィ推論は，後件部に実数値をとる簡略ファジィ推論[6]を用いる．入力変数を x_1, …, x_n とし，推論結果を y とすれば，i 番目の推論ルールは以下により表現される．

$$\text{Rule}i\text{: If } x_1 \text{ is } M_{i1} \text{ and } \cdots\ x_n \text{ is } M_{in} \quad \text{then } y \text{ is } W_i (i=1,\cdots,\mathrm{m}) \qquad (1)$$

式中，W_i および M_{in} およびはそれぞれルール i に対する，後件部実数値および前件部メンバーシップ関数を示す．

前件部メンバーシップ関数 M_{ij} は各推論ルールごとに独立して設定された3次の自然スプライン関数により表現される．従って入力 x_j に対するルール i のメンバーシップ関数 M_{ij} の適合度は，M_{ij} を表現している次式のスプライン関数の x_j に対する出力 μ_{ij} となる．

$$\mu_{ij} = m_{ijk}\left\{\frac{(x_{ijk+1}-x_j)^3}{6h_{ijk}} - \frac{x_{ijk+1}-x_j}{6}h_{ijk}\right\} + m_{ijk+1}\left\{\frac{(x_j-x_{ijk})^3}{6h_{ijk}} - \frac{x_j-x_{ijk}}{6}h_{ijk}\right\} + \frac{x_{ijk+1}-x_j}{h_{ijk}}\mu_{ijk} + \frac{x_j-x_{ijk}}{h_{ijk}}\mu_{ijk+1} \qquad (2)$$

式中 x_{ijk}, μ_{ijk}, m_{ijk} はスプライン関数の節点（x_{ijk}, μ_{ijk}）における2次微分係数を表す．その結

果ルール i の前件部適合度 μ_i は次式により表現される．

$$\mu_i = \mu_{i1} \cdots \mu_{in} \tag{3}$$

また（4）式により，総合的な推論結果としてyが計算される．

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{m} \mu_i \bullet W_i}{\sum_{i=1}^{m} \mu_i} \tag{4}$$

一般的なファジィ推論では，メンバーシップ関数の入力空間は部分的な空間をとる．これに対し本推論でのメンバーシップ関数は，各入力の変域全体をその入力範囲としている．従って，各ルールにおけるメンバーシップ関数は入力空間全域をその範囲とする．

各々の推論における個々の入力値に対するメンバーシップ関数は，そのルールに所属する要素の分布密度の写像を表現しているため，排他論理和で表されるような関数分布を持った要素の表現は不可能である．そこで本推論では，実際の入力変数の他に入力間の情報として，式（5）およびに式（6）に示す角度θおよび距離Dに関するメンバーシップ関数を持つ．

$$\theta = \tan^{-1}\left(x_1, \tan^{-1}\left(x_2, \cdots, \tan^{-1}\left(x_{n-1}, x_n\right)\cdots\right)\right) \tag{5}$$

$$D = \sum_{i=1}^{n} \left(x_{ic} - x_i\right)^2 \tag{6}$$

式中，x_{ic}は入力x_iの変域の中心値を表す．

なおθに対するメンバーシップ関数には周期スプライン関数を，その他には非周期スプライン関数を用いた．本報で提案するファジィ推論モデルの概要を図1に示す．

3．学習方程式

前件部メンバーシップ関数を表すスプライン関数の節点および各ルールの後件部実数値の学習には最急降下法を適用したデルタルールを使用した．出力誤差評価関数を式（7）の用に定義する．

$$E_p = \frac{1}{2}\left(y_p^* - y_p\right)^2 \tag{7}$$

ここで，ｙp*，ｙpはそれぞれ学習データｐ番目におけるファジィ推論の値，教師信号である．

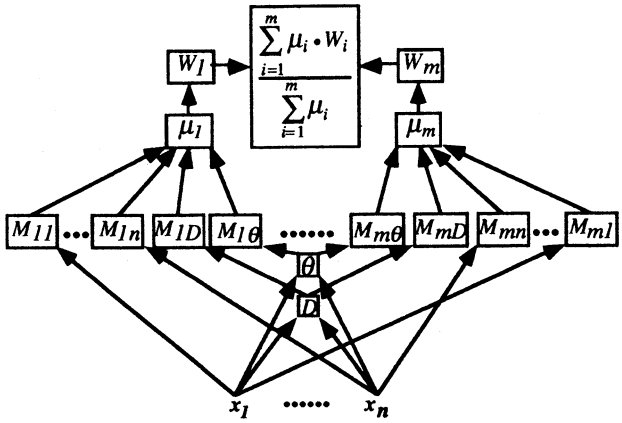


図１　ファジィ推論モデル構成図

まず始めに後件部に対する学習方程式について述べる．学習による後件部実数値の更新量は，

$$\Delta W_i = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial W_i} = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial y_p^*} \frac{\partial y_p^*}{\partial W_i}$$

$$= -\alpha\left(y_p^* - y_p\right) \frac{\mu_i}{\left(\sum_{i=1}^{m} \mu_i\right)^2} \tag{8}$$

となる．ここでαは後件部実数値に対する学習係数である．

次に前件部メンバーシップ関数に対する学習方程式について述べる．学習は$x_{ijk} \leqq x_j \leqq x_{ijk+1}$となる節点（$x_{ijk}$，$\mu_{ijk}$），（$x_{ijk+1}$，$\mu_{ijk+1}$）について行う．$\mu_{ijk}$および$\mu_{ijk+1}$に対する学習方程式は，

$$\Delta\mu_{ijk} = -\beta \frac{\partial E_p}{\partial \mu_{ijk}} = -\beta \frac{\partial E_p}{\partial y_p^*} \frac{\partial y_p^*}{\partial \mu_i} \frac{\partial \mu_i}{\partial \mu_{ij}} \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial \mu_{ijk}}$$

$$= -\beta\left(y_p^* - y_p\right) \frac{W_i - \sum_{i=1}^{m} \mu_i}{\left(\sum_{i=1}^{m} \mu_i\right)^2} \bullet \prod_{l \neq j}^{n} \mu_{il} \bullet \frac{x_{ijk+1} - x_j}{h_{ijk}} \tag{9}$$

$$\Delta\mu_{ijk+1} = -\beta\left(y_p^* - y_p\right) \frac{W_i - \sum_{i=1}^{m} \mu_i}{\left(\sum_{i=1}^{m} \mu_i\right)^2} \bullet \prod_{l \neq j}^{n} \mu_{il} \bullet \frac{x_j - x_{ijk}}{h_{ijk}} \tag{10}$$

となる．またx_{ijk}，x_{ijk+1}に対する学習方程式は，

$$\Delta x_{ijk} = -\gamma\left(y_p^* - y_p\right) \frac{W_i - \sum_{i=1}^{m} \mu_i}{\left(\sum_{i=1}^{m} \mu_i\right)^2} \bullet \prod_{l \neq j}^{n} \mu_{il} \bullet X_{ijk}$$

$$X_{ijk} = \frac{x_{ijk+1} - x_j}{h_{ijk}^2}\left(\mu_{ijk} - \mu_{ijk+1}\right) \tag{11}$$

$$\Delta x_{ijk+1} = -\gamma\left(y_p^* - y_p\right)\frac{W_i - \sum_{i=1}^{m}\mu_i}{\left(\sum_{i=1}^{m}\mu_i\right)^2} \bullet \prod_{l\neq j}^{n}\mu_{il} \bullet X_{ijk+1}$$

$$X_{ijk+1} = \frac{x_j - x_{ijk}}{h_{ijk}^2}\left(\mu_{ijk} - \mu_{ijk+1}\right) \tag{12}$$

となる．ここで，β，γはμ_{ijk}，x_{ijk}に対する学習係数である．

4．学習アルゴリズム

本報で提案する学習型ファジィ推論では以下の2種類の初期状態を使用する．

（1） 前件部のメンバーシップ関数の形状を図2のようにすべてを0．5となるように初期化を行い，後件部を指定する．

（2） メンバーシップ関数の形状を図3のように入力空間を分割し，後件部は0とする．

学習はどちらの場合も2ステップにより行われる．初期状態（1）に対しては，第1ステップでは，前件部のメンバーシップ関数のチューニングを行う．第1ステップでほぼメンバーシップ関数の形状が決定された後，第2ステップとして後件部実数値と前件部メンバーシップ関数をチューニングする．

次に初期状態（2）に対しては，第1ステップでは後件部について学習を行う．第1ステップによる学習により平均誤差が設定値以下になると第2ステップとして前件部及び後件部について学習を行う．

5．シミュレーション実験

式（13）および図4に示される2入力1出力系の非線形モデルの同定問題に本学習型ファジィ推論を適用した．

学習は入力空間を等間隔に設定した11×11点について行い，学習後の評価として同様に設定された21×21点で行った．学習は式（14）に示す平均誤差が0.001になるまで学習を行った．

学習は初期状態（1）に対して12回行い，その時の学習データに対する平均誤差は8.67×10^{-4}，最大誤差は8.79×10^{-2}であった．初期状態（2）に対しては，35回行い，その時の学習データに対する平均誤差は9.79×10^{-4}，最大誤差は8.43×10^{-2}であった．図5，6および図7，8にそれぞれの初期状態に対する評価点により獲得された曲面をおよび誤差の分布を示す．

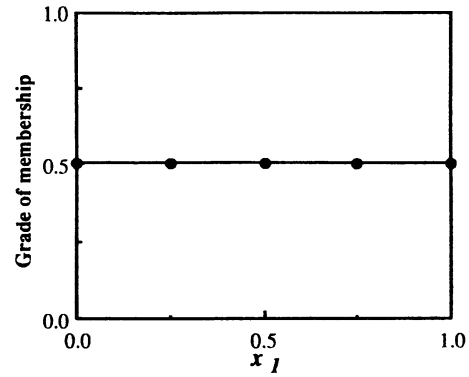


図2 初期状態におけるメンバーシップ関数（初期状態1）

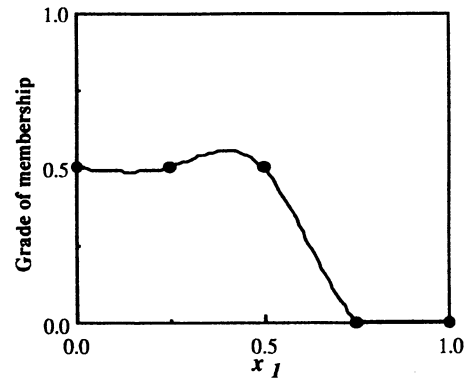


図3 初期状態におけるメンバーシップ関数（初期状態2）

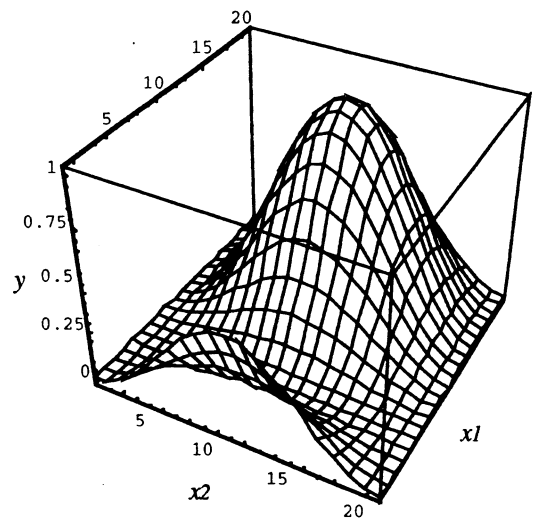


図4 学習曲面

$$y = \sin(x_1) + \cos(x_2) + \sin(x_1)\cdot\cos(x_2) \tag{13}$$

$$E = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i^* - y_i\right)^2 \tag{14}$$

6．まとめ

本報では，新しいファジィ推論モデルとして，スプライン関数をメンバーシップ関数に応用した学習型ファジィ推論についてその構成と学習法を示した．またシミュレーション実験により，学習性の一例を示した．

参考文献

[1] 福田，下島，新井，松浦，センサ・インテグレーション・システムの研究（第1報，ファジィ推論とニューラルネットワークによるセンサ統合システム），日本機械学会論文集C編，56－532，pp.3300-3305，1990.

[2] 福田，下島，新井，松浦，武石，大岡，センサ・インテグレーション・システムの研究（第2報，ファジィ推論とニューラルネットワークを用いたセンサ・インテグレーション・システムの応用），日本機械学会論文集C編，58－546，pp.476-483，1992.

[3] 堀川，古橋，内川，ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.5，pp.906-928，1992

[4] 市橋，C∞級の階層型ファジィモデル，第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.505-508，1991

[5] 市田，伊理，竹内，スプライン関数とその応用，教育出版，p.220，1979

[6] 市橋，田中，ＰＩＤとＦＵＺＺＹのハイブリット型コントローラー，第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.97-102，1988

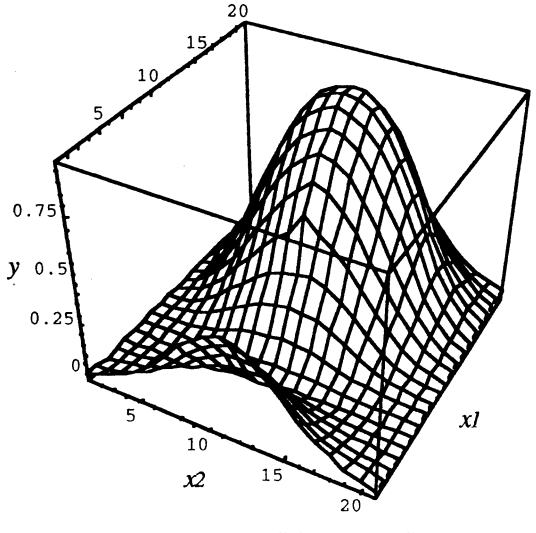


図5　学習により獲得された曲面
（初期状態1）

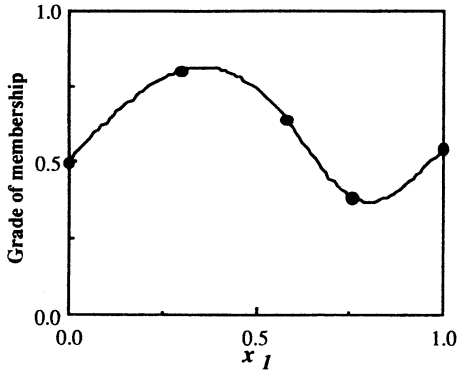


図6　学習により獲得されたメンバーシップ関数
（初期状態1）

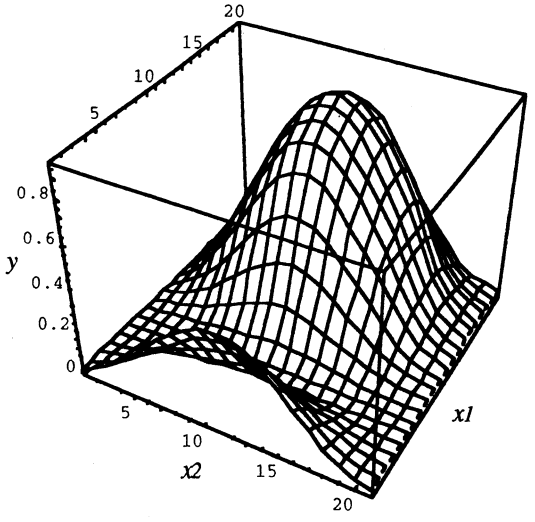


図7　学習により獲得された曲面
（初期状態2）

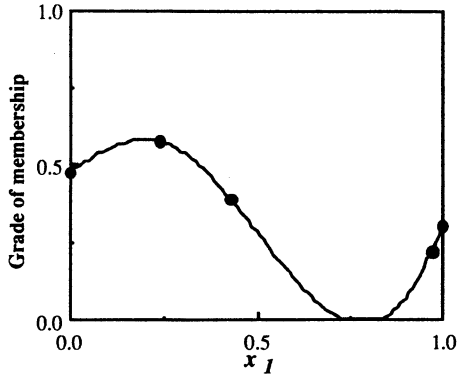


図8　学習により獲得されたメンバーシップ関数
（初期状態2）

FD6-2

学習的ファジィコグニティブマップの構成
Synthesis of Fuzzy Cognitive Maps with Learning Process

菅原 暢仁 Masahito SUGAWARA
田崎 栄一郎 Eiichiro TAZAKI

桐蔭学園横浜大学工学部制御システム工学科
Dept. Control & Systems Eng'g , Toin University of Yokohama

Abstract

A fuzzy cognitive map is a causal network storing domain knowledge in the nodes and edges of a neural networks. Simple mathematical operations evoke an inference. The inference is fed back into the network interactively.

Human experts can be differentiated from synthetic experts. Presumably, human experts that tend to agree can be separated from those that tend to disagree.

Taking into consideration of the situation, in this paper, we propose a method not to elevate entropy for the cognitive map of synthetic experts by machine learning. The learning process is realized by a Boltzmann Machine and further it will be extended to fuzzy entropy-subsethood version.

1 序論

実際に意思決定を行なう際、かなり複雑な要因が絡み合うことになる。時によっては、相反する要素に対して決断を下さなければならないこともある。このようなケースでは取捨選択が行なわれ、一つの判断が下される。すなわち、**重みづけ**が行なわれているのである。

数ある要因の重みづけを行ない、整理するうえで、幾何学的に捉えることができるグラフ理論を用いることは有効である。

コグニティブマップ [6] はグラフ理論でいう符号付き有向グラフである。グラフのノードがコンセプトにあたり、アークがコンセプト間の因果関係を表している。コグニティブマップではコンセプトをある種の変数とし、因果関係を符号化することでグラフ表現が可能となっている。そして、この因果関係を一般化したものが、ファジィコグニティブマップ [1] である。

本論文では、学習機構を用いてファジィコグニティブマップ構成の自動化を試みる。学習機構は、一つのユニットが多入力単出力素子であり、コグニティブマップと類似性がみられるニューラルネットワーク、特に、相互結合型であるボルツマンマシンの学習理論 [4] に注目した。

2 ファジィコグニティブマップ

ファジィコグニティブマップはコグニティブマップの直接的因果関係をファジィ化したもので、ファジィグラフ (図 1 参照) として表現される。

i 番目のコンセプト C_i は、

$$C_i = (Q_i \cup \neg Q_i) \cap M_i \qquad (1)$$

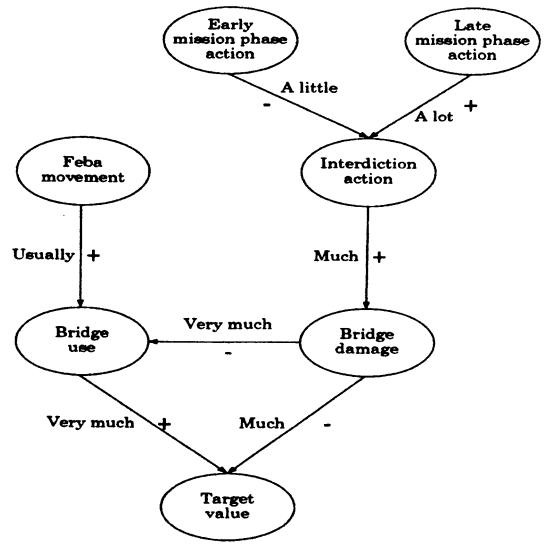


図 1: ファジィコグニティブマップ

と表わすことができる。ここで、$Q_i, \neg Q_i$ は、因果量ファジィ集合とその否定を表わし、 M_i は、修飾ファジィ集合を表わしたものである。

図 1 の "Target value" というコンセプトを例にとって挙げると、

因果量ファジィ集合 価値の有無

修飾ファジィ集合 軍事目標

となる。

このとき、コンセプト間の因果関係を次のように定義する。

$$(Q_i \cap M_i) \subset (Q_j \cap M_j)$$
かつ
$$(\neg Q_i \cap M_i) \subset (\neg Q_j \cap M_j) \text{ ならば、}$$
$$C_i \stackrel{+}{\rightarrow} C_j \quad (2)$$

$$(Q_i \cap M_i) \subset (\neg Q_j \cap M_j)$$
かつ
$$(\neg Q_i \cap M_i) \subset (Q_j \cap M_j) \text{ ならば、}$$
$$C_i \stackrel{-}{\rightarrow} C_j \quad (3)$$

(2) や (3) の関係はそれぞれ C_i が原因となって、C_j を増加させたり、減少させたりすることを意味する。

全ての $-$ の因果関係は、

$$\begin{array}{c} C_i \stackrel{-}{\rightarrow} C_j \\ \Downarrow \\ C_i \stackrel{+}{\rightarrow} \neg C_j \end{array} \quad (4)$$

と $+$ の因果関係へ変換できる。また、(1) 式の定義を狭く捉えたとき、

$$\begin{array}{rcl} C_i & = & Q_i \cap M_i \\ \Downarrow & & \\ \neg C_i & = & \neg Q_i \cap M_i \end{array} \quad (5)$$

となる。

図 1 に対して、この変換を適用すると図 2 のように書き換えられる。図 2 の実線部分は図 1 の $+$ の因果関係を、点線部分は図 1 の $-$ の因果関係を表している。

また、ここでは、ファジィコグニティブマップ内のサイクルを禁じる。これは、サイクルが存在することにより、ファジィコグニティブマップの因果関係の定義より、状態変化をすることにより、自分自身を因果的に増減させるという、矛盾を生じるためである。

この時、ファジィコグニティブマップには、外部からの入力のみを受けるコンセプトと、マップ内のほかのコンセプトに影響を及ぼさないコンセプトが存在することになる。また、マップ内のパスは有限個になる。

コンセプト C_i と C_j の因果関係は

$$E(C_i, C_j) : C_i \times C_j \rightarrow [0, 1] \quad (6)$$

とファジィ関係として定義することが出来る。

そのとき、ファジィコグニティブマップにおける間接的因果関係は、

$$\begin{array}{rcl} I_l(C_i, C_j) & = & \min\{E(C_p, C_{p+1}) \\ & & : (p, p+1) \in (i, k^l{}_1, \ldots, k^l{}_n, j)\} \end{array} \quad (7)$$

として、求められる。また、コンセプトが及ぼすトータル影響を

$$T(C_i, C_j) = \max_l I_l(C_i, C_j) \quad (8)$$

として、求めることが可能である。

(7) 式と (8) 式は、 Mamdani の推論法とファジィ関係の合成に max-min 演算を用いたときと一致する。

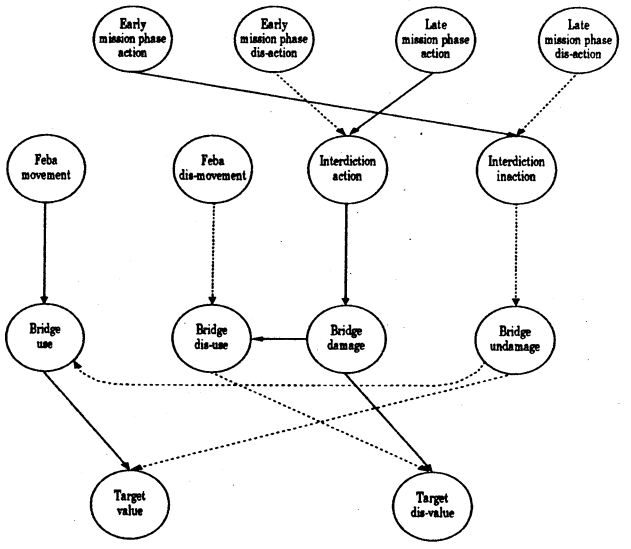


図 2: $+$ の因果関係のみのファジィコグニティブマップ

3 ボルツマンマシンによる学習

ボルツマンマシンはユニットの動作に確率的要素を加えたものである。

ネットワークの i 番目のユニットの内部状態 u_i は

$$u_i = \sum_j w_{ji} x_j - h_i \quad (9)$$

となる。ここで、w_{ij} は、i 番目から j 番目へのユニット間の重みを表し、h_i は、i 番目のユニットのしきい値である。

このとき、ユニットの出力 x_i が 1 をとる確率は

$$p(x_i = 1) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{u_i}{T}\right)} \quad (10)$$

の関係を満たしている。(10) 式の T はネットワークの温度を示している。(10) 式は、高温の時は、ユニットの内部状態に対して、不明確な反応を示し、温度が下がるにつれてユニットの出力が決定論的になる。

$$E(x) = -\frac{1}{2}\sum_i \sum_j w_{ij} x_i x_j + \sum_i h_i x_i \quad (11)$$

(11) 式はボルツマンマシンのエネルギー関数である。このとき、$w_{ij} = w_{ji}$ と限定条件を用いることにより、ネットワークの平衡状態を考えることが出来る。

ネットワークが平衡状態において、ある状態 α をとる確率 $p(\alpha)$ は、

$$p(\alpha) = c\exp\left(-\frac{E(\alpha)}{T}\right) \quad (12)$$

となる。ここで、c は、$\sum_\alpha p(\alpha) = 1$ を満たす定数である。

このことから、ボルツマンマシンは結合関係に依存するエネルギーが最小であるものをネットワークの状態として選択する。そして、温度が低ければ低いほど、エネルギーの差に影響され易いことが (12) 式からわかる。また、ボルツマンマシンは確率的に動作するために、ネットワークの平衡状態は、初期状態にあまり依存しない特徴がある。

入力部分、隠れ部分、出力部分の3つの部位からなるボルツマンマシンについて考える。入力部分のユニットの状態ベクトルを $\mathbf{x}$、出力部分のユニットの状態ベクトルを $\mathbf{y}$ とする。入力部分のある状態 $\mathbf{x}$ に対する望ましい出力 $\mathbf{y}$ が得られる条件付き確率分布を $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ とする。また、入力部分を $\mathbf{x}$ に固定したとき、望ましい出力 $\mathbf{y}$ が実際のネットワークに出現する確率分布を $p'(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ とする。このとき、ネットワークの望ましい状態 α を得るために、$p'(\alpha)$ を $p(\alpha)$ に近付けるように学習されればよいことになる。

ここで、$\sum_{\alpha} p(\alpha) = \sum_{\alpha} p'(\alpha) = 1$ であることから

$$D(p:p') = \sum_{\alpha} p(\alpha) \log \frac{p(\alpha)}{p'(\alpha)} \geq 0 \qquad (13)$$

という関係が成り立つ。ここで、等号成立は、全ての α に対し、$p(\alpha) = p'(\alpha)$ が成り立つときである。

(13) 式は、Kullback の divergence と呼ばれるもので、左辺は2つの分布の相対的なエントロピーを示すものである。

(13) 式を w_{ij} で偏微分すると、

$$\frac{\partial D}{\partial w_{ij}} = -\frac{1}{T}(p_{ij} - p'_{ij}) \qquad (14)$$

となり、

$$\Delta w_{ij} = \epsilon({p_{ij}}^{+} - {p_{ij}}^{-}) \qquad (15)$$

(15) 式が得られる。ここで、${p_{ij}}^{+}$ は $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ の下で、i 番目のユニットと j 番目のユニットが同時に発火している確率で、${p_{ij}}^{-}$ は $p'(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ における同様の確率を表している。

(15) 式は入出力パターンの両方がネットワークに与えられたとき、同時に発火しているユニットがあれば、そのユニット間の結合を強め、ネットワークに入力のみを与え、自由に動作させたときは、同時にユニットが発火しないようにそれらの結合を抑制する働きがあることを表している。

ボルツマンマシンは相互結合型であるために、出力部分から入力をし、入力部分から出力を得るような使い方も可能である。このような相互想起的な使い方をする場合、上と同じ方法で出力部分から入力部分に関する学習を行なえばよいことになる。

4 システム構成

ここで用いるボルツマンマシンは、入力部分、隠れ部分、出力部分の3つの部分からなり、入力パターン固定、出力パターン固定と双方を交互に固定して学習を行なう、相互想起的な学習方法を採用している。そして、ボルツマンマシンの学習規則に則って、ファジィコグニティブマップの構成を試みる。

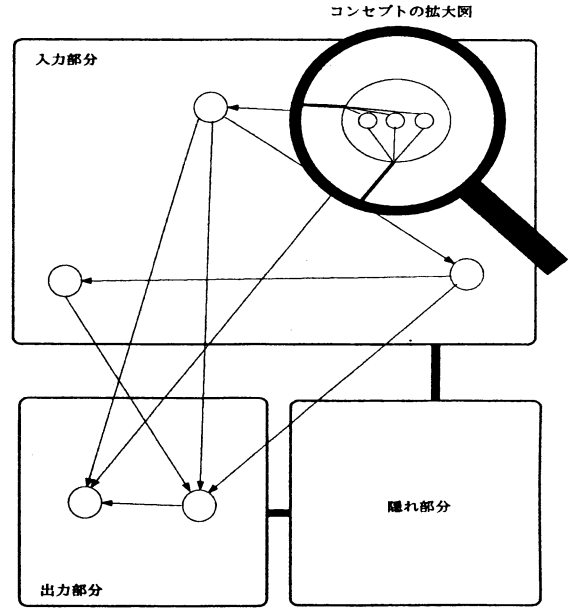


図 3: システムの簡略図

構成するファジィコグニティブマップとして、全ての因果関係が + であるものを扱うことにする。これは (4) 式より、全ての − の因果関係を + に変換することで、容易に実現できる。

次に、ネットワークにファジィ的表現を取り込むために、各コンセプトにファジィ変数を持たせることにする。ここでは、次のようなファジィ変数を持たせることにする。

- かなり増加
- 増加
- 少し増加

このファジィ変数はボルツマンマシンのユニットに対応している。コンセプト内のユニットは、接続されているコンセプト内の全てのユニットと結合している (図 3 参照)。これに、ファジィコグニティブマップの入出力関係をボルツマンマシンの学習パターンとして与える。

5 結論

表 1 は、C_1 を入力コンセプトとし、C_5 を出力コンセプトとする5つのコンセプトを持つファジィコグニティブマップに対して学習させた入出力関係である。これに対して、図 4 は確率分布の誤差の和に関する学習曲線を示しており、表 2 は入力に増加するを与えたときの出現確率を示している。

表 1: 入出力関係

	入力パターン番号		
	0	1	2
C_1	増加	増加	増加
C_2	かなり増加	↓	↓
C_3	↓	増加	増加
C_4	増加	かなり増加	↓
C_5	少し増加	増加	かなり増加

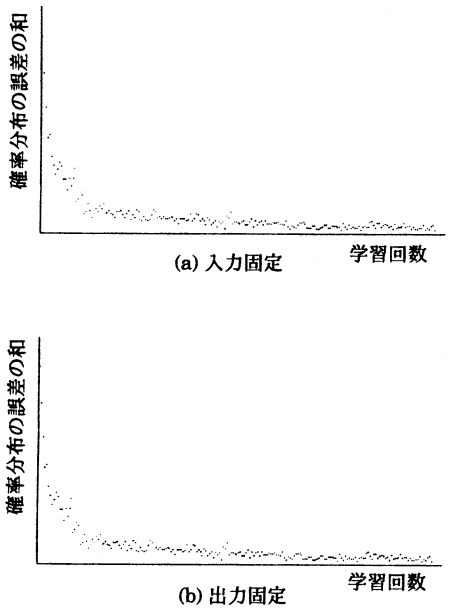


図 4: 学習曲線

実行結果からパターンに対し、学習させた以外のパターンを想起することがないために、うまく学習されていると言える。ここで学習させたパターンはそれぞれ独立したものとして与えているために、想起したものも独立したものとして得られている。したがって、このネットワークを 1 度だけ実行させた場合には、入力パターンのいずれかが現われ、ファジィコグニティブマップを忠実に表現していないことになる。このことを解決するためには、入出力関係をまとめて 1 つのものとして与えればよいが、これではどのように因果伝播されているかがわからなくなる。しかしながら、繰り返し十分な回数を重ねて、ネットワークを動作させたときに、発火する可能性のあるものと、そうでないものに分類することが出来る。そこで、発火する可能性のあるものを同時に発火するものとすることによって、C_1 に**増加する**を入力したときのファジィコグニティブマップを構成することが出来る。また、出現確率から、因果伝播の様子を把握できる。

ボルツマンマシンを用いた際の問題点として、ユニットの出力が $\{0,1\}$ で、厳密にファジィを表現できない。

表 2: 学習確認結果

	少し増加	増加	かなり増加
C_1	0	1	0
C_2	0	0	0.41
C_3	0	0.59	0
C_4	0	0.41	0.38
C_5	0.41	0.38	0.21

また、ユニットの出力が $[0,1]$ をとるホップフィールド型のニューラルネットワーク [5] には、平衡状態において、ユニットの出力が $\{0,1\}$ となる問題点がある。

ボルツマンマシンにおける問題点を解決するために、ユニットの出力を $[0,1]$ とし、ファジィエントロピーが減少するように学習させる方法が考えられる。今後、後者の問題点も加味して、ボルツマンマシンをファジィ的に拡張する必要性がある。

6 参考文献

[1] Bart Kosko. Fuzzy cognitive maps. International Journal of Man-Machine Studies, Vol.24, pp.65-75, 1986.

[2] Bart Kosko. Unsupervised Learning. Neural Networks and Fuzzy Systems, Prentice Hall, pp.111-177, 1992.

[3] Bart Kosko. Fuzzy versus Probability. Neural Networks and Fuzzy Systems, Prentice Hall, pp.262-298, 1992.

[4] Ackely, D.H., Hinton, G.E., and Sejnowski, T.J. A learning algorithm for Boltzmann Machines Congnitive Science, Vol.9, pp.147-169, 1985.

[5] Hopfield, J.J., and Tank, D.W., Neural computation of decisions in optimization problems. Biological Cybernetics, Vol.52, pp.141-152, 1985.

[6] 椹木 義一、河村 和彦 編. コグニティブマップ. 参加型システムズ ・アプローチ, 日刊工業新聞社, pp.129-173, 1981.

7 問い合わせ先

〒２２５ 横浜市緑区鉄町１６１４番地
桐蔭学園横浜大学工学部
制御システム工学科
田崎 栄一郎

FD6-3

ファジィニューラルネットワークを用いた回避・操舵知識の獲得に関する研究

Knowledge Acquisition of Steering for Collision Avoidance Using Fuzzy Neural Networks

平賀 一郎 Ichiro HIRAGA
名古屋大学工学部 Faculty of Engineering, Nagoya University

中山 正一 Shoichi NAKAYAMA
富士通VLSI(株) Fujitsu VLSI Limited

古橋 武 Takeshi FURUHASHI
内川 嘉樹 Yoshiki UCHIKAWA
名古屋大学工学部 Faculty of Engineering, Nagoya University

Abstract : Acquisition of control rules have been actively studied for improving performances of control systems. This paper deals with a collision avoidance problem for avoiding a moving object. The controlled object is a ship with a inertia. It has been difficult to obtain the collision avoidance rules: steering rules and speed control rules, which coincide with operator's knowledge.

This paper shows that the operator's avoiding rules can be acquired directly from data, which operators probably observe, using a Fuzzy Neural Network (FNN). This paper also shows that the FNN can obtain portions of the fuzzy rules for the inferences of the static and dynamic degrees of danger and the decision table based on the degrees of danger to avoid the moving obstacle.

Key Words : Knowledge Acquisition, Fuzzy Control, Collision Avoidance, Fuzzy Neural Network

1. はじめに

移動ロボットの衝突回避やナビゲーション等、制御システムの高度化を目指して、人間の制御戦略に基づく衝突回避制御等に関する研究が種々なされている[1]-[7]。

前田・山中は移動ロボットの障害物回避制御において、CMAC(Cerebellar Model Arithmetic Computer)により人間の回避操作から回避戦略を自動獲得する手法を提案している[3]。この手法では、ロボットと障害物の相対位置から静的危険度αを、相対速度から動的危険度βをファジィ推論により求め[2]、危険度α,βから回避方向をCMACにより同定している。この手法は、危険度α,βを介することで人間の制御戦略を間接的に獲得しているが、得られたルールが果たしてオペレータの回避戦略知識に合っているのか疑問である。

筆者らはこれまでに、ファジィ推論ルールの自動獲得とメンバーシップ関数の自動調整の可能なファジィニューラルネットワーク(Fuzzy Neural Network:FNN)[8]を用いて、オペレータの操作履歴からオペレータの持つ制御戦略・戦術知識を明確なファジィルールとして自動獲得する手法を提案してきた[6,9]。

本稿では、動的遅れを有する船舶を制御対象とし、自船に向かってくる相手船を回避する操船問題を扱う。まず、操舵のみを用いて衝突回避操船を行った結果から制御戦略知識獲得を行う[9]。つぎにオペレータが操舵と速度制御の両方を同時に考慮しながら衝突回避操船を行った結果から制御戦略知識を獲得する。本手法では、FNNにオペレータの操船結果を学習させることにより、直感にあった回避戦略ルールが明確に抽出できる。さらに、本手法が、前田・山中の危険度α,βを記述したファジィルールと、α,βに基づくディシィジョンテーブルのうち相手船の後に回り込むルールを、オペレータが観測していると思われるデータから直接獲得できることを示す。

以下、本稿の2~5章では操舵のみによる回避戦略知識獲得について述べ、6章で操舵と速度制御を合わせた衝突回避について述べる。7章はまとめである。

2. 動的遅れを持つ大型船舶の操船

本稿で行うシミュレーションについて概説する。自船の操船は、オペレータが自船および相手船をCRT上に見ながらマウスを操作することで行っている。衝突回避する際には船の動的遅れを考慮しながら操舵する必要がある。

船のダイナミクスは、文献[1][6]にならい次式の簡単な一次遅れ系で近似した。

$$T\,d\omega/dt + \omega(t) = u(t) \quad (1)$$

$$\theta(t) = \int \omega(t)dt + \theta(0) \quad (2)$$

$$dx/dt = V\sin\theta(t),\ dy/dt = V\cos\theta(t) \quad (3)$$

ここで、Tは時定数、Vは自船の速度、uは操舵角、ωは旋回角速度、θは絶対方向角、x,yは自船の位置座標である。図1に制御対象である自船と障害物である相手船の位置関係を示す。位置座標のy軸を北の方角に一致させ、自船の絶対角θは北の方角からのずれとする。自船と相手船との距離をD, 自船の進行方向と自船から見た相手船の方向との相対角度をδ_O, 自船と目標とのずれ角をδ_Gとする。自船の速度Vと相手船の速度Voの相対速度をV_Rとする。相対速度V_Rと相手船から見た自船方向との角度をϕとする。ϕが0に近いほど相手船は自船の方向へ針路をとっていることを示し、相手船が自船の前を通過するときに正の値、後を通過するときに負の値をとる。また、相手船が自船に向かってきてϕ=90(-90)(度)の時に双方の船は最接近し、その後相手船が後方に離れてゆく。このときϕは90°より大きくなる(-90°より小さくなる)ので、ϕ>90°,ϕ<-90°になった時点で相手船との距離を負とした。

シミュレーションは図2に示すように目標へ自船がまっすぐ進んでいる状態、すなわち$\theta(0)=0$, $\omega(0)=0$から始める。自船及び相手船は一定速度(V, Vo=一定)で進行するものとする。相手船は一隻であり、自船の進行方向に対して前方から来るもの

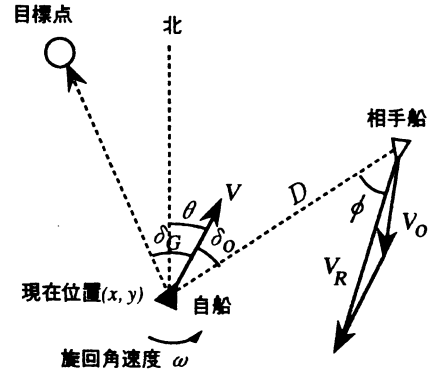


図1 自船と相手船,目標との相対距離,相対角度

とする。自船はオペレータが何も操作をしなければ約30秒で目標へ到達するが、自船が回避をしなければ相手船と衝突する場合のある設定とした。自船の時定数Tは文献[6]と同様に5秒とした。

3. 制御戦略知識の獲得

はじめに操舵のみを用いて衝突回避をする場合について検討する。

衝突回避の戦略ルールを獲得するために、FNNの学習にはオペレータの操作結果である自船の軌跡を教師信号として用いることにする。

図3はFNNの学習に用いた衝突回避の軌跡の例を示す。(a)は相手船が左22.5度から来る場合、(b)は相手船が正面から来る場合である。FNNの学習は、相手船が正面、左5,10,15,22.5,30,45度からくるものに対し回避に成功したものを用い、正面から相手船が来る場合を除き表裏反転した軌跡についても行なった。また、相手船が自船の前後を通過する場合にはただ目標へ向かうように教えた。

FNNの入力変数にはオペレータが操船の際、実際に観測していると思われる自船と相手船との距離D,自船と相手船の相対角度δ_o, 自船と相手船の相対速度の角度ϕ 及び目標点への角度δ_Gの4入力とした。

教師信号は文献[6]と同様、軌跡から求められる自船の現時点の角度$\theta(t)$とT秒後の角度$\theta(t+T)$との相対角度δ_Rを用いた。

$$\delta_R = \theta(t+T) - \theta(t) \qquad (4)$$

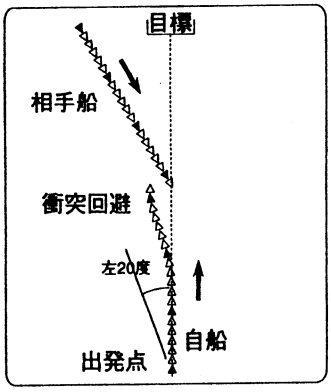


図2　船のシミュレータ画面 (例 左20度)

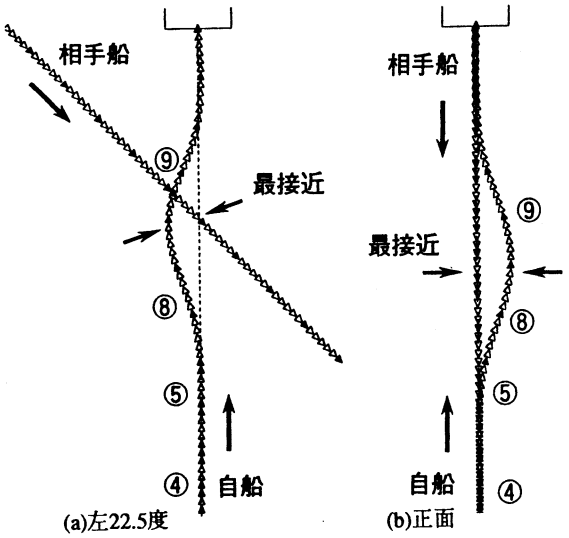


図3　衝突回避軌跡 (学習用データ)

ここでTは(1)式の自船の時定数である。衝突回避に成功した操船結果からデータを収集し、FNNの学習を500回行なった。FNNの前件部メンバーシップ関数は各入力とも3種類用意した。表1に学習により獲得した回避戦略ルールを示す。

表1の値は、自船の針路を示す相対角度δ_Rである。正の値は右に、負の値は左に針路をとることを意味する。また距離Dにおいて、"去る"は前章で述べたϕ>90° ,ϕ<-90° の状況を意味する。

4. 獲得した戦略ルールの考察

表1は、自船,相手船との相対位置,相対速度より、自船に対して相手船が前方で遠い場合(①④⑦)と近い場合(②⑤⑧),去り行く場合(③⑥⑨)、さらに相手船が後を通過する場合(①②③),接近してくる場合(④⑤⑥),前を通過する場合(⑦⑧⑨)に大きく分けられる。

これらの回避ルールは船の回避操作の経過とともに順次使われている。図3の操作例にそれぞれの時点で主に用いられているルール表の番号を示す。回避操作には主に④→⑤→⑧→⑨のルールが用いられている。

相手船が接近してくるルール④と⑤をみてみると、相手船が遠い④のルールでは、相手船が正面の場合にのみ早めに回避を始めることが判る。また相手船が近づいた⑤のルールでは、目標が正面にある状態から針路の推移が始まる。相手船が正面および右から来れば右に、左から来れば左に針路をとっている。船の針路が右(左)に変わることにより目標が左(右)に見える。また相手船は次第に正面もしくは左(正面もしくは右)に見えるようになり、さらに右(左)に針路をとっている。すなわち、④,⑤のルールにより相手船の後へ回り込むように回避操作は行なわれている。

相手船の後に回り込むように回避を行うので、次には相手船が自船の前を通過するようになる。相手船が前を通過するルール⑧,⑨をみると、その基本的なルールは目標が左なら左に、右なら右に針路をとることである。よってルール⑧,⑨ではルール⑤によって衝突回避した自船を再び目標に向けていることがわかる。

相手船が去って接近してくるルール⑥の状況は矛盾しているのでここにデータは存在しない。また、ルール①,②,③では、相手船が自船の後を通過するため回避する必要がなく、直進すればよいので値はほぼ0となっている。

獲得した回避ルールは我々の直感に良くあっており、FNNの教師信号に船の軌跡を用いたことが妥当であったといえる。

表1　FNNの獲得した操舵による回避戦略ルール

針路 δ_R			相対速度方向 ϕ															
			後通過						接近						前通過			
距離 D			①	相手船方向 δ_o 左	正面	右	④	相手船方向 δ_o 左	正面	右	⑦	相手船方向 δ_o 左	正面	右
	遠い	目標 δ_G	左	0	0	0	左	2	1	0	左	0	0	0
			正面	0	0	0	正面	0	9	−1	正面	4	0	−2
			右	0	0	0	右	0	−1	0	右	0	0	0
	近い		②	相手船方向 δ_o 左	正面	右	⑤	相手船方向 δ_o 左	正面	右	⑧	相手船方向 δ_o 左	正面	右
		目標 δ_G	左	0	0	0	左	34	15	9	左	−33	−31	−31
			正面	0	0	0	正面	−19	16	19	正面	−4	−7	4
			右	0	0	0	右	−9	−27	−23	右	31	34	33
	去る		③	相手船方向 δ_o 左	正面	右	⑥	相手船方向 δ_o 左	正面	右	⑨	相手船方向 δ_o 左	正面	右
		目標 δ_G	左	0	0	0	左	0	0	0	左	−27	−8	−18
			正面	5	0	−5	正面	0	0	0	正面	−1	0	2
			右	0	0	0	右	0	0	−1	右	18	4	27

(左) − ← δ_R → + (右)

前田らは、動的障害物の方向δ_Oとその距離Dから静的危険度αを、障害物と移動ロボットの相対速度V_Rとその方向角ϕから動的危険度βをファジィ推論で求めている。ファジィ推論の基本的なルールは、障害物が正面で近いほど静的危険度αは大となりまた、障害物との相対速度が速く、障害物が接近しようとしているほど動的危険度βは大となるものである。本稿で獲得した表1の戦略ルールで相手船が前方で遠い①,④,⑦はαが大でない場合に、相手船が近い②,⑤,⑧は大となる場合に対応すると考えられる。そして、前田らの危険度αのルールでは相手船(障害物)が後方となる状況は定義されてはいないが、本ルールの③,⑥,⑨はαが大ではない場合としてみることができる。また、相手船が接近してくるルール④～⑥はβが大となる場合、相手船が後もしくは前を通過していく①～③,⑦～⑨はβが大でない場合におよそ対応している。

前田らは、これらの危険度α,βと回避方向との関係をCMACを用いて獲得している。CMACにより獲得されたディシィジョンテーブルでは、危険度α,βが両方とも危険となる場合について回避が行われている。さらには相手船との相対速度の大きさに応じて相手船の前後どちらに回り込むかが決定されている。

表1の回避戦略ルールにおいてα,βがともに大となるのはルール⑤である。⑤のルールは、衝突回避するために、相手船の後に回り込むよう針路を大きく変更するものである。このことから、本回避戦略ルールは、危険度α,βの推論ルールとα,βに基づくディシジョンテーブルのうち、相手船の後に回り込む回避ルールを獲得していることがわかる。

5. 階層的ファジィ制御器による制御戦略ルールの評価

オペレータの操舵結果と自船の軌跡との間には、船のダイナミクスである旋回挙動を考慮した制御戦術ルールが含まれていると考えられる。そこで文献[6]と同様にして新たにもう一つのFNNに相対角度δ_Rと自船の旋回角速度ωを入力し、操舵量uを教師信号としてオペレータの制御戦術ルールを獲得させた。

獲得した戦略・戦術ルールの妥当性を検証するために、制御戦略ルールを獲得したFNNにより軌道指令値を出力し、制御戦術ルールを獲得したFNNを用いてフィードバックループを構成し、指令値に追従させる階層的ファジィ制御器[6]により衝突回避制御を行なった。結果は良好であった。

図4に相手船が(a)正面, (b)左22.5度, (c)右18度, (d)左15度から来たときの、衝突回避操船の結果を示す。(c),(d)は未学習パターンである。(d)では相手船が曲りながら接近している。結果は良好で自船が相手船の後に回り込むように操船をしていることがわかる。ただし、相手船が左4度から来る場合には、回避方向を決定できず両船は衝突した。

6. 操舵と速度制御による回避戦略知識の獲得

進行方向に対し相手船が横から接近してくる場合、操舵ではなく速度制御により衝突を回避することも可能である。相手船が接近して来たときに、相対速度V_Rが小さければ自船を加速し、V_Rが大きければ自船を減速して相手船をやり過ごせばよい。そこで本研究では正面から来る相手船を操舵で、横から来る相手船を速度制御で衝突回避し、相手船を回避した後に、目標へと向かう操船をオペレータが行った結果から、操舵、速度制御のそれぞれについてFNNを用いて新たに知識獲得を行った。

針路を決定するFNNには相手船との距離D,相対角度δ_O, 相対速度V_R, 相対速度の角度ϕ, 目標点への角度δ_Gの5変数を入力変数とし、(4)式のδ_Rを教師信号として500回学習させた。メンバーシップ関数はδ_Oに5種類その他の変数は3種類用意した。速度制御を決定するFNNにはD, δ_O, V_R, ϕの4変数を入力変数とし、初期速度$V(0)$=40からの差dVを教師信号として1000回学習させた。船の速度は時定数5秒の一次遅れでdVに追従するものとした。メンバーシップ関数はV_Rに2種類その他の変数は3種類用意した。速度制御においては加減速に悩む相対速度V_Rが存在するが、その値付近では操舵で衝突を回避するように教えた。

学習後、針路を決定するFNNは戦術ルールを学習したFNNと階層的ファジィ制御器を構成した。この制御器の出力(操舵量)uと速度制御を決定するFNNの出力dVをそれぞれ船の入力とした。

図5にシミュレーション結果を、表2に関係するルール表を示す。図5(a)は操舵のみ、(b)は速度制御のみで回避を行っている。図5(c)は操舵と速度制御の境界上の場合であり両者が働いて、操舵のみで操船した図4(a)と比べ操舵量は少なくてすんでいる。また図5(d)は速度制御のみでは加減速の判断がつかずに衝突していたパターンであるが、操舵を用いて衝突回避に成功している。

表2(a)は図5(a)のパターンに関係する針路決定ルールの一部である。表1の⑤に相当する部分のルールのみを示す。自船が目標に向かっているときに相手船が横から来る場合(相手船方向δ_Oが左もしくは右, 図5(b)の場合)には操舵による回避はほとん

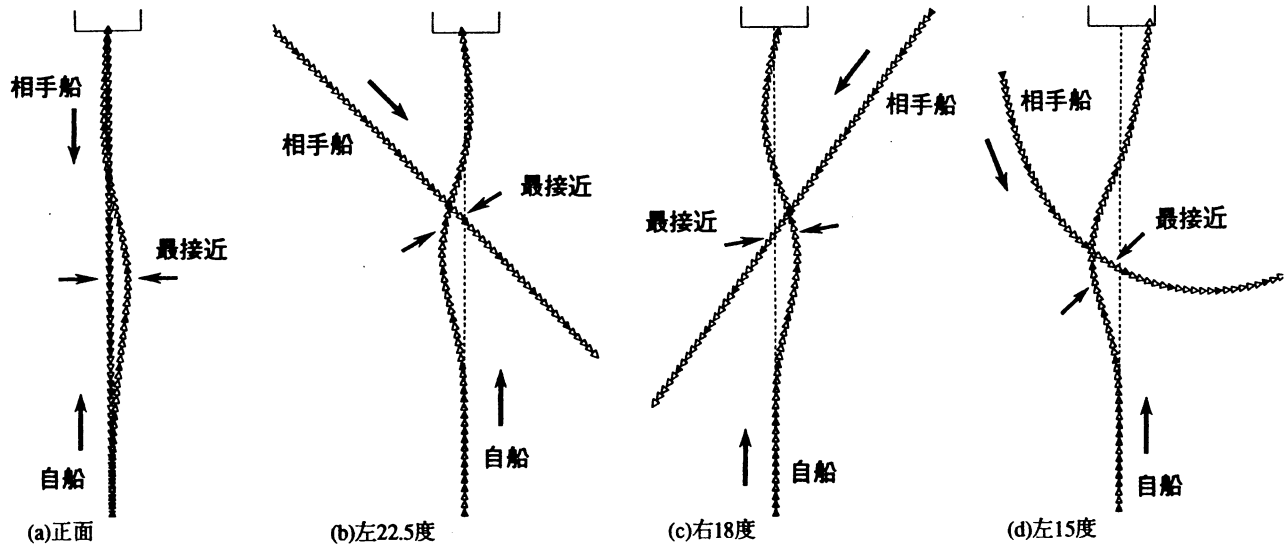


図4　シミュレーション結果 (1)

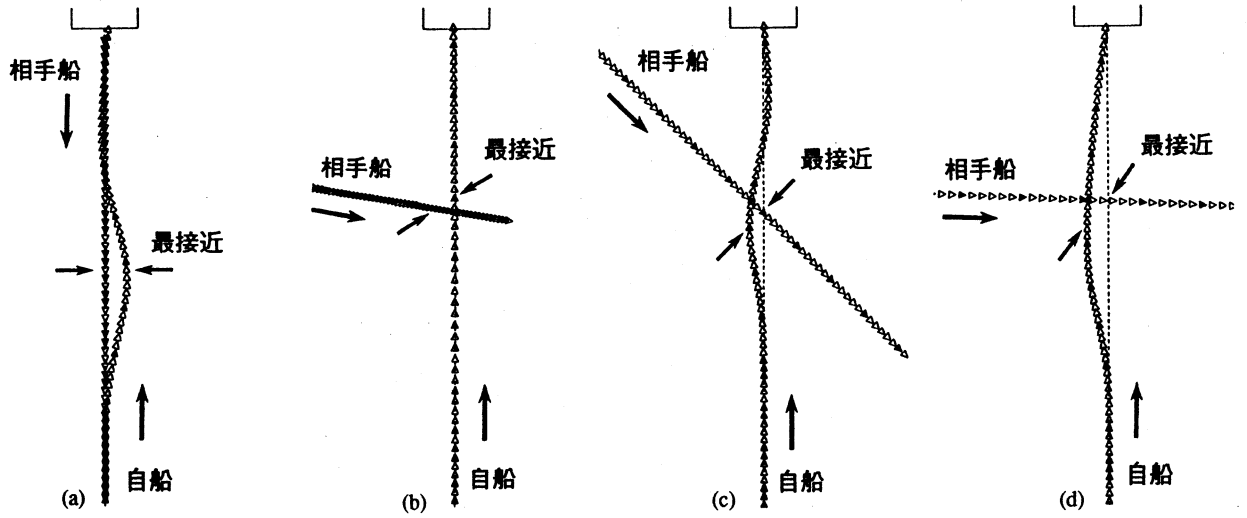


図5　シミュレーション結果 (2)

表2

(a) FNN の獲得した操舵の戦略ルール
(相対速度：大)

相手船接近						
距離近	針路 δ_R		相手船方向 δ_o				
			左	やや左	正面	やや右	右
	目標 δ_o	左	19	25	7	5	11
		正面	−6	−19	21	20	5
		右	−10	−8	−16	−6	−2

(左) − ← δ_R → ＋(右)

(b) FNN の獲得した速度制御における回避戦略ルール

相手船接近							
dV				相手船方向 δ_o		
				左	正面	右
距離	遠い	V_R	小	0	−1	0
			大	1	0	1
	近い	V_R	小	30	6	29
			大	−20	0	−21
D	去る	V_R	小	0	0	0
			大	0	0	0

(減速) − ← dV → ＋(加速)

(c) 速度制御が効かない時の操舵の戦略ルール
(相対速度：中)

相手船接近						
距離近	針路 δ_R		相手船方向 δ_o				
			左	やや左	正面	やや右	右
	目標 δ_o	左	0	0	0	2	−10
		正面	−20	1	0	−1	21
		右	10	−2	0	0	0

(左) − ← δ_R → ＋(右)

ど行われないために針路δ_Rは小さな値となっている。表2(b)は図5(b)に関係する速度制御のルールである。相手船が左もしくは右の場合に相対速度V_Rの小さい時は加速による回避の行われることがわかる。表2(c)は図5(d)に関係するルールである。相手船が横から来て(δ_Oが左もしくは右)相対速度V_Rが加減速に迷う値であるときに操舵により回避が行われることがわかる。

7. まとめ

本稿では、FNNを用いてオペレータの操作結果から、オペレータの制御戦略知識を我々の直感に合う明確なファジィルールとして自動獲得できることを示した。また、操舵による回避において獲得されたファジィルールは、前田・山中の危険度α, βとその回避ルールに相当していることを示した。

操船においては船の大小関係や船舶航行ルールによる優先順位の違いを考慮しなければならないが、本研究によりそれらの条件下でも熟練者からの戦略知識の獲得が可能と思われる。今後の検討課題である。

また、相手船の動きの変化を入力に取り込み、直進以外の動きをする相手船を回避させたり、操舵量を決定できない死角を取り除きたい。

＊＊参考文献＊＊

[1]樋木, 片井, 岩井: オペレータの操作履歴からの制御則の自動チューニングと知的ファジィ制御, 計測自動制御学会論文集, Vol.26, No.8, pp.854-861, 1990

[2]前田, 竹垣: ファジィ推論を用いた移動ロボットの動的障害物回避制御, 日本ロボット学会誌, Vol.6, No.6, pp.50-54, 1988

[3]前田, 山中: CMAC学習に基づくオペレータの制御戦略を有するファジィ障害物回避制御, 第6回ファジィシステムシンポジウム, pp.531-534, 1990

[4]金湖: 船舶航行におけるニューラルネットワークを用いた衝突回避手法について, 日本機械学会 No.910-39(I)「ファジィ／ニューラルネットの機械システムのダイナミクスと制御への応用」シンポジウム講演論文集, pp.129-134, 1991

[5]荒木, 野村, 林, 若見: ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの一提案, 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.4, pp.722-732, 1992

[6]中山, 古橋, 堀川, 内川: ファジィニューラルネットワークによる制御戦略・戦術知識の獲得, 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.929-941, 1992

[7]青木, 岩田, 鈴木, 大熊: 階層ファジィルールによる移動ロボットの経路計画, 第2回FANシンポジウム講演論文集, pp.25-30, 1992

[8]堀川, 古橋, 内川: ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法, 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.906-928, 1992

[9]平賀, 中山, 古橋, 内川: ファジィニューラルネットワークによる回避戦略知識の獲得, 第4回ロボティクス・自動化システムシンポジウム, 第3回ニューラルネットワークシンポジウム, 1993

[問い合わせ先]　〒464-01　名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科　内川研究室
平賀 一郎
TEL　(052)781-5111 (内線 2792)
FAX　(052)781-9263
e-mail hiraga@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

FD7-1

ID3に基づくファジィ・ルールの抽出とその推論法

Generation of Fuzzy Rules from Numerical Data by ID3 Algorithm and Their Inference Method

馬野 元秀[1]　°岡本 宏隆[1]　鳩野 逸生[1]　田村 坦之[1]
Motohide Umano　Hirotaka Okamoto　Itsuo Hatono　Hiroyuki Tamura
河内 二三夫[2]　梅津 祐久[3]　木下 淳一[3]
Fumio Kawachi　Sukehisa Umedzu　Junichi Kinoshita

1：大阪大学 工学部 精密工学教室
Department of Precision Engineering
Faculty of Engineering
Osaka University

2：株式会社 関西テック 化学研究部
Chemical Research Department
Kansai Technical Engineering
Co., Ltd.

3：株式会社 関西テック 品質診断部
Quality Diagnosis Department
Kansai Technical Engineering
Co., Ltd.

Abstract A popular and paticularly efficient method for making a decision tree for classification from symbolic data is ID3 algorithm. Rules are generated by tracing the decision tree from the root node to leaf ones. In this resarch, we propose a new technique for generating fuzzy rules from numerical data via a decision tree based on ID3. Since fuzzy rules with degree of priority are generated, we formulate an inference method for them. And we apply this technique to diagnosis for machines by analyzing gas in oil, and we generate much smaller number of fuzzy rules than ones by conventional method. Correct rate by this technique is almost as same as that by conventional method.

1. はじめに

現在, 知識獲得は知識工学において1つの大きなテーマであり, 様々な研究が行なわれている. ファジィ理論の分野においても, ファジィルールの自動チューニングなどの研究も行なわれているが, ルール中のパラメータを調節するものでルールを生成しているとは言えない. また, データの属性数が多いとチューニングに非常に多くの時間がかかったりチューニングできないという欠点もある. そこで, 本研究ではファジィ決定木を用いてファジィルールを生成する手法を提案し, 油中ガス分析による機械診断への適用を行なった.

決定木の作成方法もいろいろ研究されているが, その中でも最も有名で広く用いられているID3[1]を使用した.

本稿では, 2節でID3の概要とその数値データへの拡張についてまとめた後, ファジィルールを抽出する方法を3節で述べる. そして, 抽出されたルールには優先度が付いているので, そのようなファジィルールに対する新たな推論法を4節で提案し, 本手法を油中ガス分析による機械診断に適用した結果を5節で報告する.

2. ID3アルゴリズムとその拡張

決定木を生成するアルゴリズムの1つとして1975年にJ.R. Quinlanが発表したID3アルゴリズム[1]がある. ID3は情報量を用いることにより, 「データを分類するときのテスト回数の期待値が最小になる決定木」を生成することを目的としている. 例えば, "背丈"{ 高い, 低い }, "髪の色" { 黒, 赤, ブロンド }, "目の色"{ 青, 茶 } の3つの属性によって記述された8つのデータ集合D(図1)からID3により決定木を作成すると, 図2に示す決定木が作成される.

背丈	髪の色	目の色	クラス	背丈	髪の色	目の色	クラス
低い	ブロンド	青	+	低い	黒	青	−
高い	黒	茶	−	高い	ブロンド	茶	−
高い	黒	青	−	低い	ブロンド	茶	−
高い	赤	青	+	高い	ブロンド	青	+

図1　データ集合D

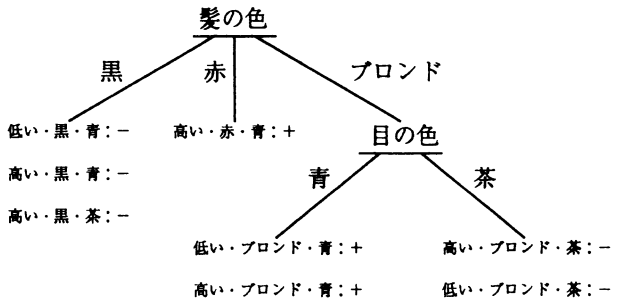


図2　ID3により生成された決定木

図2の決定木は, データ集合Dを分類できる決定木の中でテスト回数の期待値が最小となる決定木である. しかし, ID3ではデータ集合Dのように属性値がシンボルの属性で表現されたデータしか取り扱うことができない. そこで, 属性値が数値である場合も取り扱えるように拡張する研究がいくつか行なわれている[2][3]. これらの研究では数値属性に対しては各決定木の節点においていくつかの数値区間を作りだし, それを判定条件としてID3を適用したり[2], また作成された数値区間をファジィ化してファジィ決定木を作成したりしている[3]. しかし, このよう

な決定木は分かりにくい.

本研究では, 数値属性で表現されたデータに対しては, 生成されるファジィ決定木の分り易さを考慮してファジィ集合を決定した後, ファジィ決定木を生成するという方法を提案する. また, ある程度ノイズの含まれたデータからID3 に基づき決定木を生成する場合, ある節点に存在するデータは様々なクラスに属すがそれ以上分類する属性が存在しないことがある. そのようなときの処置として次の3 つを用いた.

方法1 その節点は不十分な節点として何もラベル付けしない (この節点は無視する).

方法2 その節点に存在するデータの中で最も多いクラス名をラベル付けする (最も多いクラス以外のものは無視する).

方法3 その節点に存在するデータのすべてのクラス名をその割合と共にラベル付けする (すべてのデータをその割合と共に考慮する).

各データは $C_1, C_2, \cdots, C_n$ の n 個のクラスのうちのどれか1つに属しているとして, 属性 $A_1, A_2, \cdots, A_l$ によって特徴付けられたデータの集合 D からファジィ決定木を作成するアルゴリズムは次のようになる. ただし, 各属性は $a_{i1}, a_{i2}, \cdots, a_{im}$ という属性値をもつとする (m の値は各属性により異なる).

ファジィ決定木生成アルゴリズム

1. すべての訓練データを対応付けた節点 (ルート節点) を生成する.
2. 節点に対応付けられた訓練データ集合 D において,
   あるクラスの出現確率 P_{D,C_k} > 設定値 (最小占有率)
   または,
   その節点のデータ数 $|D|$ < 設定値 (最小データ数)
   ならば, その節点は葉節点とし, 分類結果 C_k を解としてラベル付けする.
   また, 集合 D を**分類する属性が存在**しないときは, 方法1,2,3 のどれかの方法でラベル付けする.
3. そうでなければ, その節点は葉節点ではないので, 次の処理を行なう.
   (a) 各属性の相互情報量 $G(A_i, D)$ を計算し, 最大の値を持つ属性 A_{max} をこの節点の分類属性とする.
   (b) A_{max} に従って, D を部分集合に分割する.
   (c) 各部分集合に対して新しい子節点を作成し, もとの節点と新しいノードを結ぶリンクに, 対応する属性値 $a_{max,j}$ をラベル付けする.
   (d) 作成した各子節点に対して, 2 から実行する.

相互情報量 $G(A_i, D)$ は以下のように計算する.

$$G(A_i, D) = M(D) - B(A_i, D) \quad (1)$$

$$\text{ただし}, M(D) = -\sum_{k=1}^{n}(p_k \cdot \log_2 p_k) \cdots D\text{の情報量} \quad (2)$$

$$p_k = \frac{|D_k|}{|D|} \cdots \text{クラス } C_k\text{の出現確率} \quad (3)$$

$$B(A_i, D) = \sum_{j=1}^{m}(p_{ij} \cdot M(D_{ij})) \cdots \text{条件付き情報量} \quad (4)$$

$$p_{ij} = \frac{|D_{ij}|}{|D|} \cdots \text{属性値 } a_{ij}\text{の出現確率} \quad (5)$$

ここで, $|D|$ は各データの確信度 (グレード) の総和とする.

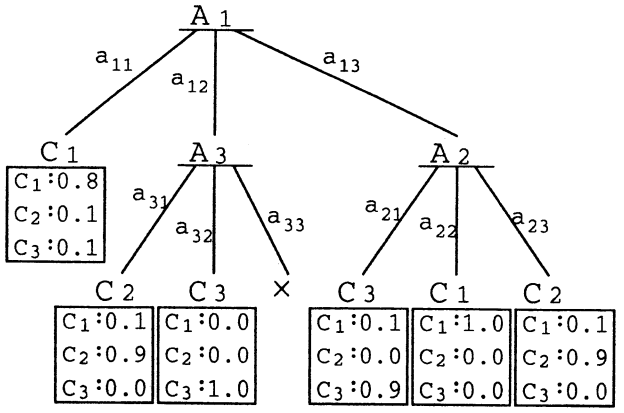


図3　ファジィ決定木の例

例えば, $A_1, A_2, \cdots, A_l$ の l 個の属性によって特徴付けられ, C_1, C_2, C_3 の3 つクラスが存在するデータ集合から生成されるファジィ決定木は図3 のようなものである. ただし, 節点において分類する属性が存在しなかった場合は方法3 を用いている.

図3 の決定木の葉節点では, 最も確信度の高いクラスをまずラベル付けした上で, 各クラスの確信度も記憶させてある. また, '×' はその葉節点に対応するデータがなかったことを意味する.

3. ファジィルールの抽出方法

ID3 により生成された決定木を用いて数値データからルールを抽出する方法について述べる. 決定木は葉節点の数だけのルールの集合と考えることができるので, 決定木からルールを取り出す1 つの方法として「葉節点にラベル付けされたクラスをルールの結論部とし, ルート節点からその葉節点に至る経路をルールの条件部としたルールを葉節点の数だけ取り出す」というものが考えられる.

この方法によると図3 の決定木からは次の7 つのルールが生成される.

if $A_1 = a_{11}$ then C_1 ($C_1 = 0.8, C_2 = 0.1, C_3 = 0.1$)
if $A_1 = a_{12}$, $A_3 = a_{31}$ then C_2 ($C_1 = 0.1, C_2 = 0.9, C_3 = 0.0$)
if $A_1 = a_{12}$, $A_3 = a_{32}$ then C_3 ($C_1 = 0.0, C_2 = 0.0, C_3 = 1.0$)
if $A_1 = a_{12}$, $A_3 = a_{33}$ then *UNKNOWN*
if $A_1 = a_{13}$, $A_2 = a_{21}$ then C_3 ($C_1 = 0.1, C_2 = 0.0, C_3 = 0.9$)
if $A_1 = a_{13}$, $A_2 = a_{22}$ then C_1 ($C_1 = 1.0, C_2 = 0.0, C_3 = 0.0$)
if $A_1 = a_{13}$, $A_2 = a_{23}$ then C_2 ($C_1 = 0.1, C_2 = 0.9, C_3 = 0.0$)

しかし, このルールの生成の方法は十分とは言えない. 例えば, 次のルール

if $A_1 = a_{12}$, $A_3 = a_{31}$ then C_2 ($C_1 = 0.1, C_2 = 0.9, C_3 = 0.0$)

は, 大まかには C_2のルールで, 条件部の属性には A_1と A_3が選ばれている. しかし, この2 つの属性は C_2を表すルールのための最良の属性とは限らない. なぜならば, ID3 で図3 の決定木を生成するとき「対象を分類する時のテスト回数の期待値を最小にする」ということを目的として, C_1, C_2, C_3を区別するための属性を選んでおり, どれかのクラスを取り出すことに注目して属性を選んではいないからである. そこで, 特定のクラスに注目することにする.

また, 決定木の葉節点はそれぞれいくつかのデータを表している (カバーしている) が, そのカバーする数の最も多い葉節点が表

すルールをある意味で最も有用なルールと考えることができる. そして, このルールがカバーしているデータはその他の葉節点が表すルールに大きく影響を与えるので, そのデータを取り除いて再度決定木を作ることが望ましい. これに関してはN.Indurkhyaと S.N.Weiss の研究 [4] などがある.

これらを考慮して, ルール (ファジィルール) を抽出するアルゴリズムを提案する. ただし, 各データは C_1から C_nまでの n 個のクラスのどれかに属し, 属性 $A_1, A_2, \cdots, A_l$ によって特徴付けられているとする.

ファジィルール抽出アルゴリズム

1. すべてのデータに確信度1を付け加えた集合 Dを初期集合とする.
2. 集合 Dの各データでクラス C_1のものはクラスYに, それ以外のものはクラスNに変更して2つのクラスで決定木を生成する. 次にクラス C_2 をクラスYにそれ以外をクラス Nとして同様に決定木を生成する. これを m 回繰り返して C_1の決定木から C_nの決定木までの n 個の決定木4を作る (図4).

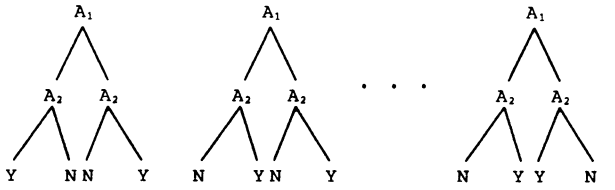


図 4　クラス C_1から C_nの決定木

3. 上で生成された m 個の決定木のYがラベル付けされている各葉節点の中で最大のデータをカバーする葉節点 (ファジィ決定木の場合, グレードの総和が最大の葉節点) からルールを1つ取り出す. そして, その葉節点において, そのクラスが出現する割合いをルールの確信度とする.
4. 集合 Dから取り出されたルールに照合するデータを除く. (ファジィルールの場合, 各データと取り出されたルールとのマッチ度を考慮してデータの確信度を変更する).
5. 残った集合 Dの要素数 (ファジィルールの場合はグレードの総和) が設定値以下の場合終了. そうでなければ2へ戻る.

ステップ2で決定木を生成する際は「決定木生成アルゴリズム」に従い, 最小占有率や最小データ数などのパラメータも設定することができる. したがって, 方法1及び2で決定木を生成した場合は結論部のクラスは1つとなり, 方法3の場合は結論部のクラスは複数個になる.

また, 確信度 c_iを持つデータ d_iとルールとのマッチ度を m_iとし, ルールの確信度を c_rとすれば, 新しい確信度 c_i'は次のように変更する.

$$c_i' = c_i - c_i \cdot m_i \cdot c_r \tag{6}$$

4. 優先度付きファジィ推論

「ファジィルール抽出アルゴリズム」により抽出されたファジィルールには生成された順に優先順位がついている. つまり, 最初にとり出されたルールは最も優先度が高く, 後になるほど優先度が低い. したがって, 従来のファジィ推論法を使うことはできない. そこで, 優先度が付いたファジィルールに対する推論法を考案する. そのアルゴリズムを以下に示す. ただし, C_1から C_nまでの m 個のクラスが存在することとする.

優先度付きファジィ推論アルゴリズム

1. 各クラスの確信度を0に, データの確信度を1に初期設定をする.
2. 最も優先度の高いルールとデータとのマッチ度を計算して, そのルールをルールリストから削除する.
3. ステップ2において計算したマッチ度, ルールの確信度, そしてデータの確信度を考慮して, 各クラスの確信度を更新する.
4. ステップ2におけるマッチ度とデータの確信度を考慮して, データの確信度を更新する.
5. ルールリストが空になるか, データの確信度が設定値以下になれば終了. そうでなければステップ2に戻る.

また, "クラスの確信度", "データの確信度" は, クラスの更新前と更新後の確信度をそれぞれ c と c', データの更新前と更新後の確信度をそれぞれ d と d', そしてルールの確信度を c_r, ルールとデータのマッチ度を m とすれば, 次のように更新される.

$$c' = c + m \cdot d \cdot c_r \tag{7}$$

$$d' = d - d \cdot m \tag{8}$$

5. 油中ガス分析診断への適用

本研究では適用例として「油中ガス分析診断」を取り上げる. 「油中ガス分析診断」とは油入電気機器の絶縁油を少量抽出し, 油中に溶解しているガス成分を分析することで異常の状態や異常が発生したときの微小な変化を検出する診断法である. その診断の原理を表したのが図5である.

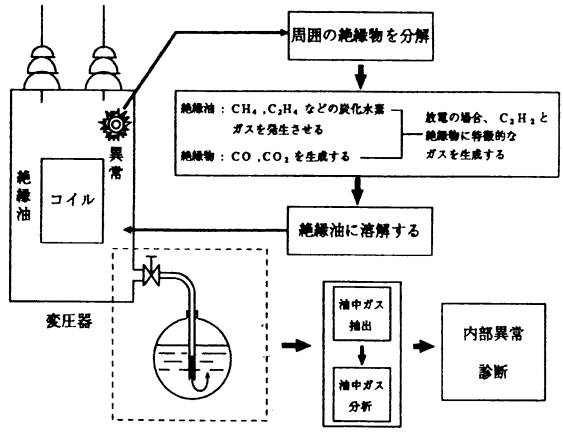


図 5　油中ガス分析による診断の原理

表 1　データ

ガス	データ1	データ2	データ3	データ4	...
CH_4	695	775	474	9	...
C_2H_6	214	335	120	21	...
C_2H_4	1878	912	858	64	...
C_3H_8	71	100	45	12	...
C_3H_6	967	693	541	171	...
C_2H_2	0	0	0	0	...
H_2	363	235	270	58	...
CO	10	46	280	529	...
CO_2	3544	1492	2476	6938	...
その他ガス	438	122	0	0	...
異常内容	異常 A	異常 B	異常 C	異常 D	...

今回扱ったデータは, 廃棄処分となる油入電気機器を取り壊して, 異常内容を確かめた 220 データである (表 1). なお, 具対的な異常内容は表 1では省略しているが, "過熱" や "放電" など大まかに 4 種類に分類したもの (分類 1) とその 4 種類をさらに細かく分けて 17 種類に分類したもの (分類 2) がある.

この 220 データから「ファジィルール抽出アルゴリズム」により以下のような 9 個のファジィルールが抽出された. なお, ⟨数⟩ はそのルールにカバーされるデータ数を表し, 判定条件としてのファジィ集合はエキスパートが与えた図 6のファジィ集合を用いた.

1. if C_3H_6=非常に多い
   then 異常 1 (異常 1:0.80, 異常 2:0.08, 異常 3:0.08, 異常 4:0.03) ⟨101⟩
2. if C_2H_2=少ない, $C2H4$=多い
   then 異常 1 (異常 1:0.97, 異常 2:0.03) ⟨20⟩
3. if C_2H_2=少ない, $CO2$=少ない
   then 異常 1 (異常 1:0.89, 異常 2:0.03, 異常 3:0.08) ⟨21⟩
4. if C_2H_2=少ない
   then 異常 2 (異常 1:0.15, 異常 2:0.82, 異常 3:0.03) ⟨18⟩
5. if CO=少ない, $H2$=少ない, $C3H6$=少ない
   then 異常 3 (異常 1:0.06, 異常 3:0.86, 異常 4:0.07) ⟨14⟩
6. if CO=少ない, $H2$=多い
   then 異常 3 (異常 3:0.97, 異常 4:0.03) ⟨12⟩
7. if H_2=非常に多い
   then 異常 4 (異常 3:0.20, 異常 4:0.80) ⟨17⟩
8. if C_2H_4=多い, $H2$=多い
   then 異常 4 (異常 3:0.09, 異常 4:0.91) ⟨5⟩
9. if CO_2=多い
   then 異常 3 (異常 3:1.0) ⟨2⟩

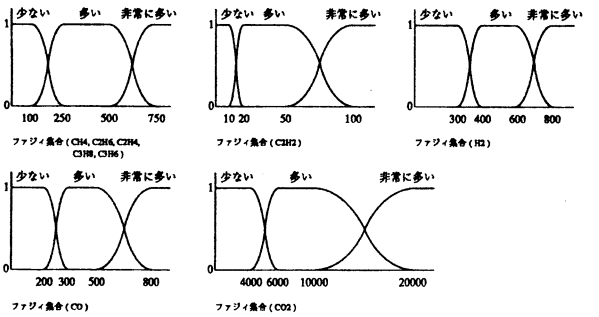


図 6　ファジィ集合

同じ設定で「ファジィ決定木生成アルゴリズム」を用いた場合には 51 個の葉節点を持つ (つまり, 51 個のルールを持つ) 決定木が生成されることから, この「ファジィルール抽出アルゴリズム」により非常に少数のルールが抽出されたと言える.

次に, 220 データの中で 110 データを訓練用に, 残り 110 データを試験用にして試験を行なったときの正解率を表 2 と表 3 に示す. 試験は「ルール抽出」(ルール数は 9), 「決定木 A(方法 2)」(葉節点数は 51), 「決定木 B(方法 3)」(葉節点数は 51) の 3 通りで行なった. また, パラメータとしてファジィ決定木生成アルゴリズムの最小占有率を 0.6 から 0.9 まで 0.1 ずつ変化させた.

ただし, (n) はその確信度と共に出力される推論結果の中で確信度の大きい方から n 番目までを正解とするということを意味する. 表 2 と表 3 のどちらにおいても「ルール抽出」の正解率は他と同程度の正解率を示していることからこの手法の有効性を証明していると言える.

表 2　分類 1(大まかな分類) での試験結果

最小占有率	0.6	0.7	0.8	0.9
ルール抽出	79.1%	79.1%	85.2%	77.4%
決定木 A(方法 2)	69.6%	74.9%	77.4%	80.0%
決定木 B(方法 3)	68.7%	78.3%	82.6%	85.2%

表 3　分類 2(細かい分類) での試験結果

最小占有率	0.6	0.7	0.8	0.9
ルール抽出 (1)	21.7%	30.4%	36.5%	43.5%
ルール抽出 (2)	31.3%	41.7%	47.0%	52.2%
ルール抽出 (3)	43.5%	51.3%	53.0%	59.1%
決定木 A(1)	41.7%	41.7%	40.9%	41.7%
決定木 A(2)	52.2%	51.3%	49.6%	50.4%
決定木 A(3)	54.8%	53.9%	52.2%	53.0%
決定木 B(1)	39.1%	40.9%	40.9%	42.6%
決定木 B(2)	55.7%	57.4%	54.8%	54.8%
決定木 B(3)	62.6%	63.5%	62.6%	63.5%

6. おわりに

本研究では数値データから知識を獲得することを目的として「ファジィルール抽出アルゴリズム」を提案した. また, 抽出されたルールには優先度が付いているので, 優先度が付いたファジィルールのための新しい推論法も提案した. そして, 油中ガス分析による機械診断に対しての適用では妥当な結果を得ることができ, 本手法の有効性が確認された.

なお, 方法 1 ～ 3 による決定木の油中ガス分析への適用については文献 [6] で詳しく述べることにする.

参考文献

[1] J.R. Quinlan : "Induction of Decision Trees," *Machine Learning*, Vol.1, pp.71-99 (1985)

[2] 荒木, 小島 :「決定木学習における数値データの区間分割」, 第 5 回人工知能学会全国大会, pp.157-160 (1991)

[3] 荒木, 小島 :「数値データによる決定木の帰納学習」, 人工知能学会誌, Vol.7, No.6, pp.992-1000 (1992)

[4] N. Indurkhya and S.M. Weiss : Iterative Rule Induction Methods, *Applied Intelligence*, Vol.1, No.1, pp.43-54 (1991)

[5] 河内, 松浦 :「油中ガス分析診断エキスパートシステムの開発と実用における評価」, 電気学会絶縁材料研究会資料 EIM-90-40 (1992)

[6] 馬野, 岡本, 鳩野, 田村, 河内, 梅津, 木下 :「ID3 に基づくファジィ決定木の油中ガス分析診断への適用について」, システム制御情報学会 第 4 回インテリジェント FA シンポジウム (発表予定)

[問い合わせ先]
〒 565　吹田市 山田丘 2-1
大阪大学 工学部 精密工学教室
馬野 元秀
TEL:　06-877-5111　(ext. 4627)
JUNET:　umano@prec.osaka-u.ac.jp

FD7-2

Lattice構造を含むニューラルネットワークによるファジィルールの自動抽出

Automated Extraction of Fuzzy Rules using Neural Networks with Planar Lattice Architecture

井上 紀正, 田崎 栄一郎
Norimasa INOUE, Eiichiro TAZAKI

桐蔭学園横浜大学工学部制御システム工学科
Dept. Control & Systems Eng'g, Toin University of Yokohama

This paper proposes a method for automated extraction of fuzzy rules using neural networks with a planar lattice architecture. The neural network is composed of three layers — input layer, hidden layer with a planar lattice architecture and output layer. In hidden layer, the neurons are arranged in a lattice structure, with each neuron assigned a position in a lattice. Each neuron of hidden layer is assigned a fuzzy proposition which composes a fuzzy rule. The network is learned structurally with generation/annihilation of neurons. As a result, we may extract fuzzy rules from the networks.

1 はじめに

ニューラルネットワークモデルや学習プロセスに基づいたエキスパートシステムの自動生成が、人工知能における主要な研究の有効なツールとして、注目を集めている[2]。ニューラルネットワークは、トレーニングデータから得られる情報を統合し、エキスパートシステムで用いられるファジィルールや、それらを扱う知識ベースを包含している。

本論文では、lattice構造を含むフィードフォワードニューラルネットワークを用いることによって、ファジィプロダクションルールを自動的に抽出する方法を提案する。このニューラルネットワークは3つの層、すなわち、入力層、平面lattice構造をもつ隠れ層、出力層から構成される。隠れ層は、ニューロンがlatticeの各格子点に配置された平面lattice構造をもっている。この層のニューロンは、その活性度に基づいて、ファジィルールを構成するファジィ命題に割り当てられている。ネットワークでは、lattice構造のニューロンに対して、その生成/消去を行う構造的な学習を行なう。学習プロセスが済むと、ネットワークからファジィルールを抽出することができる。

2 ファジィルールの抽出

プロダクションルールを抽出するためのニューラルネットワークモデルは、次に示すようなネットワーク、ニューロン、そしてその動作特性によって説明される。

ここで用いるニューラルネットワークは、図1に示すような3つの層から構成される。入力層と出力層は、ともにファジィセルのグループから構成される。隠れ層は、各々のニューロンがlatticeの格子点に割り当てられた平面lattice構造をなしている。ファジィプロダクションルールにおいて選択される全てのファジィ命題は、図2に示されているように、平面latticeのノードニューロンに割り当てられている。隠れ層において、ルールの前件部で用いられる命題A_iは、lattice構造のi番目の横軸上に割り当てられる。同様に、ルールの後件部で用いられる命題A_jは、j番目の縦軸上に割り当てられる。ニューロンの入力値とその活性値は、区間$[0,1]$において連続な値をもつ。ここで、ネットワークに対する入力パターンの値は、入力可能性分布のメンバシップ値である。

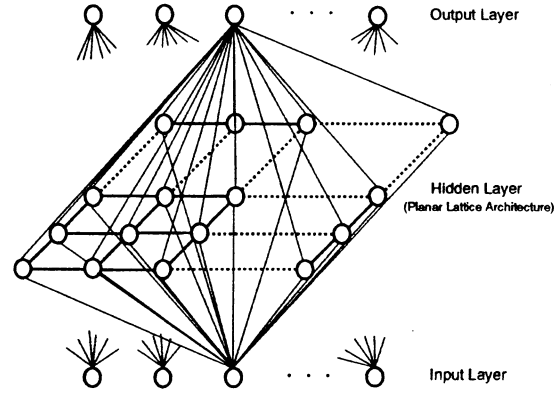


図1. Neural Network with Lattice Architecture for Extraction of Production Rules

入力層と出力層の各々のニューロンは、数値的な出力値、あるいは活性値を算出する。それらの値をを計算する際に、両方の層の各ニューロンは同じアルゴリズムを用いる。一方、隠れ層のニューロンは、入/出力層のニューロンとは異なる作用をする。ルールの学習プロセス中に、特定のニューロンを生成/消去することで、ネットワークを安定な状態へ変化させる。学習プロセスの後で、latticeにおいて一定のレベルの活性を示すニューロンに対応するファジィプロダクションルールを抽出することができる。学習プロセスの詳細は、次節に述べる。

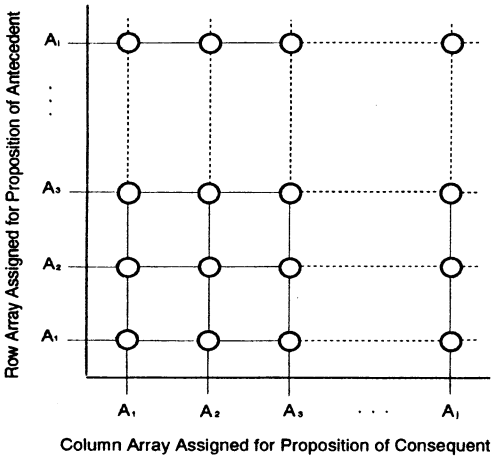


図2. Hidden Layer with Lattice Structure

3 ニューラルネットワークにおける学習

この節では、平面lattice構造をもつニューラルネットワークの学習について述べる [2] [3]。ここでは、図1に示すような3つの層から構成されるニューラルネットワークについて考える。入力層は、入力信号$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \cdots, x_L)$を受け取る$L$個のニューロンから成る。隠れ層は、ニューロンがlatticeの格子点に配置された平面lattice構造をしている。また、この層中のニューロンは、ファジィルールを構成するファジィ命題に割り当てられている (図2参照)。隠れ層中のニューロンmの入力は、

$$I_m^H = \mathbf{x}\mathbf{w}_m^{IH}, \qquad m = 1, 2, \ldots, M \tag{1}$$

である。ここで、$\mathbf{w}_m^{IH} = (w_{m1}^{IH}, w_{m2}^{IH}, \cdots, w_{mL}^{IH})^T$は入力層中のニューロンと隠れ層のニューロン$m$との間の結合重みベクトルで、$T$は、転置を表す。また、$w_{ml}^{IH}$は入力層のニューロン$l$と隠れ層のニューロン$m$との間の結合重みである。出力層は$N$個のニューロンから成り、それらの出力は、

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(t) &= (y_1(t), y_2(t), \ldots, y_N(t)) \\ y_n(t) &= \sum_m w_{nm}^{HO} u_m, \qquad n = 1, 2, \ldots, N \end{aligned} \tag{2}$$

である。ここで、u_mは隠れ層のニューロンmの出力である。

ネットワークの学習は、各層間の結合重みを修正することと、隠れ層のニューロンの生成/消去を行うことによってなされる。その詳細を以下に述べる。

3.1 Latticeにおけるニューロンの出力

出力層中のニューロンiに対して、前シグモイド活性レベルは、次式により変化させられる:

$$p_i[n] = a_1 F(Met(\mathbf{x}[n], \mathbf{w}_i^{IH})) + a_2 \sum_{j \in \mathcal{N}_i} u_j[n-1]\mu_{ij} \tag{3}$$

ここで、$p_i[n]$は時間指標nにおけるニューロンiの前シグモイド活性レベルである。$Met()$は、距離空間における2つのベクトル間の距離測度である。$\mathcal{N}_i$は、ニューロンiの近傍集合である。u_jは、ニューロンjの出力レベルである。μ_{ij}は、lattice内のニューロンiとニューロンjとの間の結合重みで、その値は、2つのニューロン間の位置関係だけに依存している。すなわち、$\mu_{ij} = \eta(\mathrm{l}_i - \mathrm{l}_j)$であり、このとき、$\mathrm{l}_i$、$\mathrm{l}_j$は、それぞれ、ニューロン$i$とニューロン$j$のlattice位置である。$\eta()$は、通常ハイパスフィルタの形をした関数である。式(3)におけるa_1とa_2は、システム入力と他のニューロンからの出力に、活性のレベルに対して重み付けするための定数である。

式(3)において、$Met()$にユークリッド距離を用いるならば、$F()$は次式のように書き換えることができる:

$$F(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i^{IH}) = f(\sum_{j=1}^{L}(w_{ij} - x_j[n])^2) \tag{4}$$

$f()$は、次式のように定義される:

$$f(z) = e^{\lambda z}.$$

ニューロンiの出力レベルは、

$$u_i[n] = \sigma_i(p_i[n]) \tag{5}$$

である。このとき、$\sigma_i()$は、ニューロンiに対する出力関数である。

3.2 Latticeにおける入力重みベクトルの修正

ニューロンの入力重みベクトルは、次式により修正される:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_j^{IH}[n] &= \mathbf{w}_j^{IH}[n-1] \\ &\quad + \alpha\phi[n-1](\|\mathrm{l}_j - \mathrm{l}_i\|)(\mathbf{x}[n] - \mathbf{w}_j[n-1]) \end{aligned} \tag{6}$$

ここで、$\mathbf{x}[n]$は、時間指標nにおけるネットワークの入力信号であり、$\mathbf{w}_j[n]$は、時間指標nにおけるニューロンjの入力重みベクトルである。また、αは、学習プロセ

スにおける収束率をコントロールする学習定数であり、$\mathbf{l}_i$は、lattice におけるニューロン i の位置である。$\phi[n](a)$は、

$$\phi[n](a) = \begin{cases} 1 & \text{if } a \leq R[n] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

で表される。ここで、$R[n]$ は、正定の単調減少関数で、その最小値は 1 である。

3.3 Lattice における構造的学習

3.3.1 ニューロン生成プロセス

平均システムひずみは、

$$\begin{aligned} D &= E[\|\mathbf{x} - \mathcal{Q}(\mathbf{x})\|^2] \\ &= \int_V \|\mathbf{x} - \mathcal{Q}(\mathbf{x})\|^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (8)$$

で表される。ここで、$V = \cup_{i \in \mathcal{S}} V_i$は、入力ベクトル空間である。

入力信号 $\mathbf{x}$ が領域 V_iにあるときはいつでも、ニューロン i が入力信号を表現するために選択される。また、$\mathbf{x}$ を $\mathcal{Q}(x) = \mathbf{w}_i$によって置き換えると、

$$D = \sum_{i=1}^{M} \int_{V_i} \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (9)$$

のように書くことができる。ここで、Mは、lattice 中のニューロンの数である。

ニューロン i が選択される確率は、

$$P_i = \int_{V_i} p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (10)$$

である。そうすると、式 (9) は、

$$\begin{aligned} D &= \sum_{i=1}^{M} (\int_{V_i} \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|^2 \frac{p(\mathbf{x})}{P_i} d\mathbf{x}) P_i \\ &= \sum_{i=1}^{M} E[\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\|^2 | \mathbf{x} in V_i] P_i \\ &= \sum_{i=1}^{M} d_i P_i \end{aligned} \quad (11)$$

によって置き換えられる。ここで、d_iはニューロン i によって観察される平均ひずみである。

許容される平均システムひずみをϵ_dとすると、ニューロン i は次式を満足するとき 2 つのニューロンに分割される:

$$d_i P_i > \frac{\epsilon_d}{M} \quad (12)$$

d_iを動的に測るために、d_iの演算測度を

$$\hat{d}_i[n_i^k] = \gamma_d \hat{d}_i[n_i^{k-1}] + (1 - \gamma_d) \|\mathbf{x}[n_i^k] - \mathbf{w}_i[n_i^{k-1}]\|^2 \quad (13)$$

のように定義する。ここで、n_i^kは、ニューロン i が k-番目の時間に選択されたときの時間指標である。$\hat{d}_i[m]$ は、時間指標 m におけるニューロン i のひずみ測度である。また、γ_dは、0 と 1 の間の値を持つ。$\hat{d}_i$は、ニューロン i が選択されたときのみ更新され、n_i^{k-1}と n_i^kの間は、$\hat{d}_i$は一定である。

式 (13) の右辺の d_iに代えて、式 (13) を繰り返して適用すると、$\hat{d}_i[n_i^k]$ は、

$$\begin{aligned} \hat{d}_i[n_i^k] &= (1 - \gamma_d)(\|\mathbf{x}[n_i^k] - \mathbf{w}_i[n_i^{k-1}]\|^2 \\ &\quad + \gamma_d \|\mathbf{x}[n_i^{k-1}] - \mathbf{w}_i[n_i^{k-2}]\|^2 \\ &\quad + \ldots + \gamma_d^{k-1} \|\mathbf{x}[n_i^1] - \mathbf{w}_i[0]\|^2) \\ &= (1 - \gamma_d)(\sum_{j=0}^{k-1} \gamma_d^j \|\mathbf{x}[n_i^{k-j}] - \mathbf{w}_i[n_i^{k-j-1}]\|^2) \\ &= (1 - \gamma_d^k) \frac{\sum_{j=0}^{k-1} \gamma_d^j \|\mathbf{x}[n_i^{k-j}] - \mathbf{w}_i[n_i^{k-j-1}]\|^2}{\sum_{j=0}^{k-1} \gamma_d^j} \end{aligned} \quad (14)$$

のように書き換えられる。

式 (13) と同様に、P_iの演算測度は、

$$\hat{P}_i[n_i^k] = \gamma_p \hat{P}_i[n_i^{k-1}] + (1 - \gamma_p) \frac{1}{Int[n_i^k]} \quad (15)$$

のように定義される。ここで、

$$Int([n_i^k]) = n_i^k - n_i^{k-1} \quad (16)$$

である。

ニューロン i が選択される度に、$\hat{d}_i$と$\hat{P}_i$が (12) を満足するかどうかチェックされ、満足するならば、新しいニューロンが生成される。

ニューロン生成のガイドライン

1. 親ニューロンの近傍で、受け入れられる空の場所を見つけ、優先順にそれらをリストアップする。
2. ステップ 1 で作成したリストが空でないならば、リストの一番最初で特定される位置に新しいニューロンを置く。
3. それ以外の場合は、新しいニューロンを置くために、許容される方向に lattice を拡張する。

新しいニューロンを生成するために、lattice 中の新しい位置を選ぶ基準は、lattice 中の様々な方向のひずみ分布に基づいている。各々のニューロン i に対して、その近傍で入力重みベクトルの文脈を見つけるために、局所的な軸を定義する。例えば、ニューロン 2 が lattice の正の x 方向において、ニューロン 1 の最も近い近傍であるならば、ニューロン 1 の局所的$+x$ 方向を

$$\mathbf{x}_i^+ = \frac{\mathbf{w}_2 - \mathbf{w}_1}{\|\mathbf{w}_2 - \mathbf{w}_1\|} \quad (17)$$

と定義する。与えられたニューロンの局所的な軸を定義することで、異なる局所的な軸上での平均ひずみの分布

を定義することができる。例えば、ニューロン i に対する $+x$ 軸の平均ひずみは、

$$\hat{d}_i.x^+[n_i^k] = \gamma_d \hat{d}_i.x^+[n_i^{k-1}] + (1-\gamma_d)(r((\mathbf{x}[n_i^k] - \mathbf{w}_i[n_i^{k-1}]) \cdot \mathbf{x}_i^+))^2 \quad (18)$$

と定義できる。ここで、$r()$ は、単位ランプ関数である。また、$\hat{d}_i.x^-$、$\hat{d}_i.y^+$、$\hat{d}_i.y^-$についても同様に定義できる。

ここで、各々のニューロンにおいて、現在の軸の全てに垂直な軸に沿う平均ひずみの測度を観察する。ニューロン i に対するその演算測度は、次式で示すものである:

$$\hat{d}_i^{\perp}[n_i^k] = \gamma_d \hat{d}_i^{\perp}[n_i^{k-1}] + (1-\gamma_d)\|\mathbf{Proj}^{\perp}((\mathbf{x}[n_i^k] - \mathbf{w}_i[n_i^{k-1}], i)\|^2 \quad (19)$$

このとき、

$$\mathbf{Proj}^{\perp}(\mathbf{y}, i) = \mathbf{y} - \sum_j (\mathbf{y} \cdot \mathbf{a}_i^j)\mathbf{a}_i^j \quad (20)$$

である。$\hat{d}_i^{\perp}$は、ニューロン i にとって、現在の軸が入力パターンを表現するのに十分であるかを決定する測度として用いられる。$\hat{d}_i^{\perp}$が大きいときは、新しい軸が生成されなければならない。ニューロン i に対する新しい軸が生成されるときには、新しい方向 $\mathbf{a}_i^{\perp}$は、$\frac{\mathbf{Proj}^{\perp}((\mathbf{x}-\mathbf{w}_i),i)}{\|\mathbf{Proj}^{\perp}((\mathbf{x}-\mathbf{w}_i),i)\|}$ にセットされる。

新しいニューロンが生成されるときに、その入力重みベクトルは、次式のように書ける:

$$\mathbf{w}_{new} = \mathbf{w}_i + \delta\sqrt{\hat{d}_i.a^j}\mathbf{a}_i^j \quad (21)$$

ここで、ニューロン i の a^j 軸である $\mathbf{a}_i^j$は、新しいニューロンを置くための局所的な軸である。$\hat{d}_i.a^j$は、ニューロン i の a^j 軸に沿った平均ひずみである。δは、0 と 1 の間の値であり、新しく生成されたニューロンとその親ニューロンとの間の類似性をコントロールする定数である。

3.3.2 ニューロン消去プロセス

ニューロン i の平均出力活性値は、

$$\widehat{Act}_i[n] = \gamma_a \widehat{Act}_i[n-1] + (1-\gamma_a)y_i[n]$$

である。ここで、$y_i[n]$ は、時間指標 n におけるニューロン i の出力レベルである。

十分な学習の後で、$\widehat{Act}$が特定のニューロンに対して非常に低い値であれば、そのニューロンを消去する。つまり、次式を満足するとき、ニューロン i は消去される:

$$\widehat{Act}_i < \frac{\epsilon_a}{M} \quad (22)$$

3.4 隠れ層と出力層間の結合重みの修正

隠れ層と出力層間の結合重みは、次式により修正される:

$$w_{ij}^{HO} = w_{ij}^{HO} + \beta\{t_i(x) - y_i(x)\}u_j \quad (23)$$

ここで、w_{ij}^{HO}は、隠れ層のニューロン j と出力層のニューロン i との間の結合重みである。βは、$0 < \beta \ll 1$ の範囲の定数である。t_iはニューロン i の目標出力であり、y_i は出力層のニューロン i の出力値である。

4 結論

本論文では、トレーニングデータからどのようにニューラルネットワークが構築されるかについて述べ、さらに、知識ベースに対してファジィプロダクションルールを抽出するためにネットワークがどのように用いられるかについて述べた。我々は、ファジィエキスパートシステムの知識獲得問題に対する有効なアプローチをこのモデルが与えていると考える。さらに、多くのシステムが計算サイクルのたびにルールを抽出している [1] のに対し、本システムでは 1 度の計算サイクルで全てのルールが抽出できるので、我々のシステムは、多くの有名なシステムよりもその実行が非常に高速である。したがって、知識ベースに予め用意された命題のグループからファジィルールを効果的に獲得することができると期待される。

5 参考文献

[1] S.I.Gallant: "Connectionist Expert Systems", Communications ACM vol.31 pp.153/169 (1988)

[2] D.E.Rumelhart et al.: Parallel Distributed Processing, vol.1 & 2 (1986) MIT Press.

[3] Tsu-Chang Lee: Structural Level Adaptation for Artificial Neural Networks, (1991) Kluwer Academic Publishers

6 問い合わせ先

〒 225 横浜市緑区鉄町 1614 番地
桐蔭学園横浜大学工学部制御システム工学科
田崎 栄一郎

FD7-3

ルールの削除機能を有するニューラルネットワークによるファジィモデリング

Fuzzy modeling using a Neural Network deleting the rules in learning

石塚 洋一　宮島 廣美　福元 伸也

Yoichi Ishizuka Hiromi Miyajima Shinya Fukumoto

鹿児島大学 工学部

Faculty of Engineering, Kagoshima University.

ABSTRACT: In recent studies about fuzzy modeling, numerous automatic modeling attempts following all qualifications for precision, number of rules and learning times using a neural network have been made. Distribution of fuzzy rules has never been examined. This paper suggests a method of getting a fuzzy reasoning that have best number of rules after tuning and deleting rules and shows validity to it in numerical examples.

1 はじめに

ニューラルネットワークを用いてファジィモデリングを自動的に行おうとする研究が行われている [1, 2, 3, 4]. これはニューラルネットワークのもつ学習機能を、ファジィ推論ルールのチューニングに応用する事により、この過程の労力を大幅に削減しようとするものである. この場合にルールを構築する上で目標とされるのは、推論誤差、ルール数、学習回数等である. これらの研究は、大きく二つに分けられる. 高木らによるニューラルネットにファジィ推論の構造を導入したモデル [2] と、ファジィ推論のパラメータ決定にニューラルネットワークを用いる市橋らのモデル [1] である. 特に後者については、野村、荒木らの研究 [3, 4] へと発展して前述の目標をある程度満たした手法が確立されている. しかしながらこれらの手法は入ってくるデータに依存してルールを増やすために、データとルールの強い結びつきが生まれる. ゆえに出来上がった推論ルールにはある程度の偏りが生じる. ファジィルール本来の持つべき性質としては、これとは逆に多くのルールに依存する関係が望まれる. これを筆者等はルールの分散性と呼ぶことにする.

これらの事を踏まえて、本研究では、デルタルールによりあらかじめたくさんのルールを準備しておき、推論ルールのパラメータを調整すると同時に、不要と思われるルールを逐次削除していく方法を提案する. 2章では、デルタルールによる推論ルールのチューニングについて、3章では、提案手法を示し、4章で関数同定によりその有効性を示す.

2 デルタルールによるファジィ推論チューニング

提案手法の説明の前に、野村らの提案した推論ルールのチューニング法 [4] について説明する. はじめに、システムの入力成分を x_i、出力を yとする.

この手法では 、推論ルールは 、次式のように表される. ただし、ルール番号を $i = 1,\cdots,n$ とする.

$$R^i : if\ x_1\ is\ A_{i1}\ and\ \cdots\ and\ x_m\ is\ A_{im}\ then\ y\ is\ w_i \qquad (1)$$

ここで A_{ij}は前件部メンバーシップ関数 、w_iは後件部の実数値を表す.

グレードは次式のように各変数のグレードの積をとる. μ_i はルール R_iの前件部のグレードを表す.

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) \cdot A_{i2}(x_2) \cdot \cdots \cdot A_{im}(x_m) \qquad (2)$$

最終的な推論結果は 、次式のように重み付き平均で算出される.

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i \cdot w_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} \qquad (3)$$

この簡略ファジィ推論を図1のようにネットワーク化する. このネットワークは3層 (入力、中間、出力) の階層型ネットワークであり、中間層、出力層のユニットでは、各々演算を行っている. 中間層のユニットでは、各ユニット毎に各ルールの全変数によるグレードの積をとっている. 出力層のユニットでは、重み付き平均の計算を行っている. また、入力−中間

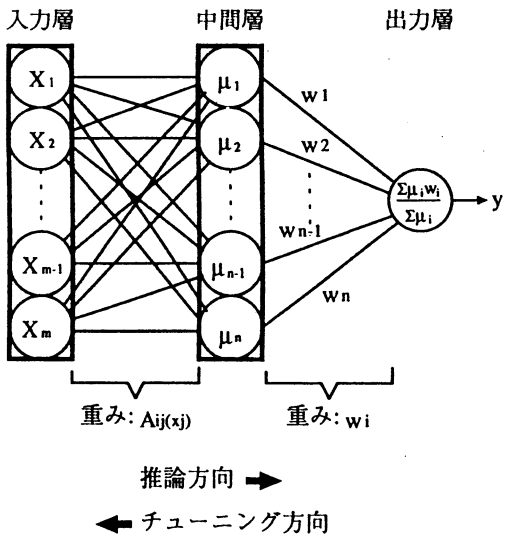


図 1: ファジィ推論のネットワーク化

層間の結合の重みは、前件部メンバーシップ関数 $A_{ij}(x_j)$、中間–出力層間の結合の重みは、後件部実数値 w_i である.

入力層より与えられた入力 $x_1, x_2, \cdots, x_m$ により、中間層で各推論ルールに対するグレード μ_i が計算され、出力層で重み付き平均の計算を行い出力 y が算出される.

ここでメンバーシップ関数 $A_{ij}(x_j)$ は三角型を用い、次のように定義する.

$$A_{ij}(x_j) = \begin{cases} 1 - \frac{2 \cdot |x_j - a_{ij}|}{b_{ij}} & (a_{ij} - \frac{b_{ij}}{2} < x_j < a_{ij} + \frac{b_{ij}}{2}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (4)$$

但し, $b_{ij} > 0$; (5)

ここで、a_{ij} は頂点の x 座標、b_{ij} は幅を表す.

このように、ファジィ推論をネットワーク化することによりニューラルネットワークにおけるバックプロパゲーションの様に出力層から入力層方向へと結合の重みをチューニングしていくことができる. チューニングのパラメータとしては、a_{ij}, b_{ij}, w_i となる. デルタルールに従うと、はじめに与えた a_{ij}, b_{ij}, w_i を次式に従ってチューニングすれば良いことがわかる.

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \frac{K_a \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} \cdot (y - y_r) \cdot (w_i - y) \cdot sgn(x_j - a_{ij}) \cdot \frac{2}{b_{ij} \cdot A_{ij}(x_j)} \quad (6)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \frac{K_b \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} \cdot (y - y_r) \cdot (w_i - y) \cdot \frac{1 - A_{ij}(x_j)}{A_{ij}(x_j)} \cdot \frac{1}{b_{ij}} \quad (7)$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) - \frac{K_w \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} \cdot (y - y_r) \quad (8)$$

ここで、K_a、K_b、K_w は学習係数、t は学習回数であり, $sgn(z)$ は、次式のような関数である.

$$sgn(z) = \begin{cases} -1 & ; z < 0 \\ 0 & ; z = 0 \\ 1 & ; z > 0 \end{cases} \quad (9)$$

3 提案手法

3.1 提案手法について

前述のようにルール数をあらかじめ設定しておき、与えられたデータに対し、一括して前件部メンバーシップ関数の位置や幅、後件部実数値をチューニングする方法が野村らの手法である.

しかしながら、この手法は与えられたルール数が適当でない場合には、それほどの能力を示さない. これは余分なルールの存在が、誤差を上乗せしていると考えることができる.

そこで、この余分なルールをいかに取り除くかが問題になり、これにはファジィ推論の場合、次の二つが考えられる.

(A) 変数の削除

(B) ルールの削除

(A) については、これまでも考察されているが、一つの変数を削除するには条件が強すぎて (一つの変数を削除するには数個のルールが不必要とされたときに削除される.) あまり良い結果を示さない. 一方 (B) は、ルール毎に削除が考察されるので、(A) よりは弱い条件となる. そこで先のデルタルールを用いたチューニング法によりチューニングを行い、不要なルールを逐次的に削除する自動モデリング法を提案する.

削除する条件を次のように与える.

「各ルールを一つずつ仮に削除し、それぞれ推論誤差を算出し最小の推論誤差を示した場合のルールを削除する.」

ルールを完全に削除する場合、問題になるのが削除後入力空間にメンバーシップ関数の存在しない空間がまれに発生してしまうことである. メンバーシップ関数が存在しなければ、$\sum_{i=1}^{n} \mu_i = 0$ となり、式 (3) が演算不可能となる. そこで、ルールの存在しない空間は、$y = 0$ を強制的に出力するようにする. 元々同定用データに対して、必要な推論ルールのみがモデリング後に残されたわけであり、それ以外の入力に対しては、完全な出力は必ずしも必要としないのでこのような強制的な出力を許す. この削除法は、また、ルールの分散性についても良い結果を示す.

3.2 本手法のアルゴリズム

［ＳＴＥＰ　１］

メンバーシップ関数の数 (同時に前件部メンバーシップ関数の中心値 a_{ij}、ルール数が自動的に決定)、前件部メンバーシップ関数の幅 b_{ij}、後件部実数値 w_i、それぞれの変数の K_a、K_b、K_w、推論誤差のしきい値 T_1、推論誤差の変化率のしきい値 T_2などの初期値を決定．学習回数 t を１とする．入出力データ番号 p を１とする．

［ＳＴＥＰ　２］

入出力データ $x_1^p, x_2^p, \cdots, x_m^p, y^{rp}$を読み込む．

［ＳＴＥＰ　３］

簡略ファジィ推論を行う．出力 y^pを得る．

［ＳＴＥＰ　４］

w_iを式 (8) より更新．

［ＳＴＥＰ　５］

再び簡略ファジィ推論を行う．

［ＳＴＥＰ　６］

a_{ij}、b_{ij}を式 (6)、(7) より更新．

［ＳＴＥＰ　７］

$p = P$ ならば ＳＴＥＰ　８へ．

$p < P$ ならば $p = p+1$ として ＳＴＥＰ　２へ．

［ＳＴＥＰ　８］

推論誤差 $E(t)$、推論誤差の変化率 $\Delta E(t)$ を次式により算出．

$$E(t) = \frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}|y^{rp} - y^p| \qquad (10)$$

$$\Delta E(t) = E(t) - E(t-1) \quad for \quad t > 1 \qquad (11)$$

［ＳＴＥＰ　９］

$E(t) < T_1$ ならば ＳＴＥＰ　１１へ．

$E(t) \geq T_1$ ならば ＳＴＥＰ　１０へ．

［ＳＴＥＰ　１０］

$\Delta E(t) \leq T_2$ ならば終了．

$\Delta E(t) > T_2$ ならば学習回数 t を１増やし、$p = 1$ として、ＳＴＥＰ　２へ．

［ＳＴＥＰ　１１］

$\Delta E(t) > T_2$ならば 学習回数 t を１増やし、$p = 1$ とし、ＳＴＥＰ　２へ．

$\Delta E(t) \leq T_2$ ならば ＳＴＥＰ　１２へ．

［ＳＴＥＰ　１２］

現在のルールの状態を保存し、ルールを削除．学習回数 t を１増やし、$p = 1$ とし、ＳＴＥＰ　２へ．

4　シミュレーション

本手法の有効性を示す為、既知の関数よりいくつかの入出力データをあらかじめ用意し、それをもとにその関数を同定できるファジィ推論のシステムを構築する．ここでは次の３種類の関数を用いた．

$$(1)\ y = (2x_1 + 4x_2^2 + 0.1)^2 \qquad (12)$$

$$(2)\ y = \begin{cases} \sin(\pi x_1)\cdot\sin(\pi x_2) & (x_1 \geq 0, x_2 \geq 0) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \qquad (13)$$

$$(3)\ y = \begin{cases} -\sin(\frac{\pi}{2}x) & (x \leq 0) \\ x & (x > 0) \end{cases} \qquad (14)$$

それぞれの関数の定義域は、[-1,1] であり、出力は [0,1] に正規化する．

これを同定するにあたり、P個の同定用入出力データ $(x_1^p, \cdots, x_m^p, y^{rp})$ を与える．データ数は、(1)、(2) は $P = 49$、(3) には $P = 30$ 個とする．同定用データは、入力空間を等分割したものを用いる．初期のルール数 n は、全て 16、49 と 100 個の３タイプを与える．理想推論誤差 T_1 は、7.0×10^{-3} 、また推論誤差の変化率によりルールの削除を行うが 、そのためのしきい値として $T_2 = 1.0 \times 10^{-2}$を与える．学習係数は，$K_a = 1.0$、$K_b = 1.0$、$K_w = 1.0$ とした．前件部のメンバーシップ関数の初期値は，まず中心値 a_{ij}がルール数 n に対して (1), (2) は$\sqrt{n}$, (3) は n 個で入力空間を変数毎に等分割，また幅 b_iは 2.0 とした．

シミュレーションの結果を、表 1に示す．　表 1では、それぞれの関数の初期ルール数別の各項目 (ルール数、評価推論誤差、学習回数) の結果と、また比較の対象として生成型の一つである荒木らの手法 [3] を用いた結果を同時に示している．ルール数は、初期ルール数にかかわらず、大体良い結果を得た．評価推論誤差は、同定用データ以外のデータ ((1),(2) は 49 個、(3) は 30 個) による評価を行った結果であり、$\times 10^{-3}$ で表している、(3) の場合、逐次生成型の方が勝っているが、(1), (2) の場合、本手法が良い結果を示している．学習回数については、本手法はあまり良い結果が得られなかった．

ルールの分散性の程度を示すために、関数 (3) により構築されたメンバーシップ関数を図 2に示す．

表 1: 結果

		初期ルール数			逐次生成型
		100	49	16	文献 [3]
関数（1）	ルール数	7	10	11	21
	評価推論誤差	1.1	2.5	2.4	4.1
	学習回数	7732	1239	609	23
関数（2）	ルール数	5	13	4	15
	評価推論誤差	9.1	2.1	4.1	12.0
	学習回数	4556	1951	454	30
関数（3）	ルール数	6	6	6	5
	評価推論誤差	0.82	0.77	0.72	0.48
	学習回数	613	578	286	11

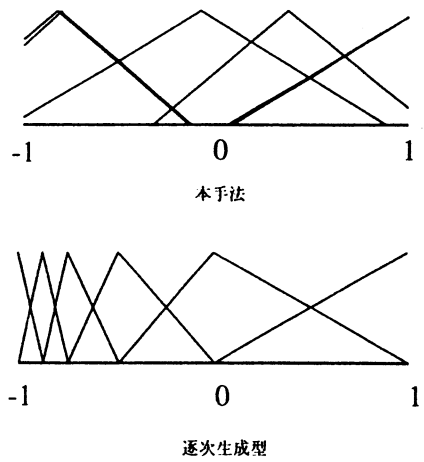


図 2: メンバーシップ関数

5 まとめ

ファジィ推論用のルールの構築を自動的に行うファジィモデリングの一手法を提案した．これまでにもニューラルネットワークを用いて自動的にチューニングを行う方法は、提案されているが、学習回数、精度、ルール数、ルールの分散度の全てを満足する方法は見あたらない．本論文では、学習回数を除く精度、ルール数、ルールの分散度において他の手法より優れている方法を与えた．これは、ニューラルネットワークにおけるバックプロパゲーション型の学習則デルタルールを用いて、ファジィ推論ルールをチューニングし、この場合に余分なルールを逐次削除する事によりファジィ推論ルールを求める手法である．

最後に、従来もっとも優れた方法と思われる逐次生成型 [3] との比較を表 2で示す．ここで、(1) 学習精度とは、同定用データに対しての同定結果の評価であり、(4) ルールの分散は、評価用データに対しての評価である．

表 2: 総合評価

	提案手法	逐次生成型
(1) 学習精度	○	○
(2) ルール数	○	△
(3) 学習時間	×	○
(4) ルールの分散	○	△

今後の課題として、学習時間を減らすことや、メンバーシップ関数の重なりを除くことを考えてみたい．

参考文献

[1] 市橋，渡辺．"簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御"，日本ファジィ学誌，第2巻 第4号，pp．133－145,(1990)

[2] 高木，香田，小島．"ファジィ推論アーキテクチャに基づくニューラルネット"，日本ファジィ学誌，第3巻，第1号，pp．133－141,(1991)

[3] 荒木，野村，林，若見．"ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの一提案"，，日本ファジィ学会誌，第4巻 第4号，pp．722－732（1992)．

[4] 野村，林，若見．"ニューラルネットの学習則によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用"，平成3年電気学会全国大会，s10－27／s10－30（1991)．

問い合わせ先：〒890 鹿児島市郡元1－21－40
鹿児島大学 工学部 情報工学科
福元 伸也
TEL 0992－85－7111

デモンストレーション
論文

［北海道大学学術交流会館ホール］

ＤＭ－１：ファジィ開発ツール　ＦＵＺＺＹ　ＰＲＯ
日本インフラロジック株式会社

ＤＭ－２：ファジィ・スプライン曲線同定法
株式会社　テクノバ

ＤＭ－３：β－ＲＮＡ／ファジィ学習ツールの応用可能性
（株）　アドイン研究所

ＤＭ－４：研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の紹介
アーク・テクノリサーチ株式会社

DM-1

ファジィ開発ツール　FUZZY PRO

FUZZY PRO - the Fuzzy System Development Tool -

畑田明信*　　戸貝正喜
Akinobu Hatada　　Masaki Togai

日本インフラロジック株式会社
Nihon InfraLogic, Co., Ltd.

Abstract: FUZZY PRO is a integrated development enviroment for 2 inputs and 1 output fuzzy inference system. It is easy to use and have well choiced features, plot 3-D control surface plot or phase plane plot for instance. And also expand fuzzy system over the 2 inputs 1 output using TILShell software.

1 開発コンセプト

「簡単な操作で、ファジィの教科書に掲載されているような事を一通りこなせる」事が本製品の開発コンセプトとなっており、表形式によるファジィルールの編集や、制御面の3次元表示、シミュレーションによる位相面の表示などの機能が盛り込まれている。このため、初心者が演習を行ないながらファジィ推論の応用について学ぶ際には格好の教材として利用する事ができるのではないかと考えられる。

また、本製品を用いて開発した知識ベースは、より本格的な開発ツールでも利用する事ができため、ソフトウェアの資産を無駄にすることが少ないのも、本製品の特徴であるといえる。

2 概観

FUZZY PROは、2入力1出力のファジィ推論システム構築のための、統合化された環境を提供するソフトウェアである。専用エディタは、ウィンドウズライクなインターフェースを持っており、メンバーシップ関数やルールベースの作成、各種のデバッグ機能などを、マウスとアイコンによる操作によるGUI環境で行なう事が可能である。

また、FUZZY PROを用いて開発したファジィシステムは、ランタイムライブラリやルックアップテーブルを用いてユーザアプリケーションで利用する事ができる他、オプションのコンパイラを用いる事で、各種マイコン用のオブジェクトコードに変換する事が可能である。

3 主な機能

本ソフトウェアは、主にファジィ推論を行なうための知識ベースを編集するエディタコマンドと作成した知識ベースの動作を確認するための、入力確認、制御面の3次元表示等のデバッグのためのコマンド群から構成されている。

3-1 知識ベース編集コマンド

知識ベースを編集するためのコマンドとしては、メンバーシップ関数エディタ（図1）やルールエディタ（図2）が用意されている。何れも、ラベル名の入力等を除けば、マウスのみでメンバーシップ関数やルールを編集する事ができるようになっている。

<u>メンバーシップ関数エディタ</u>

2等辺三角形のメンバーシップ関数を2つから7まで定義する事が可能である。

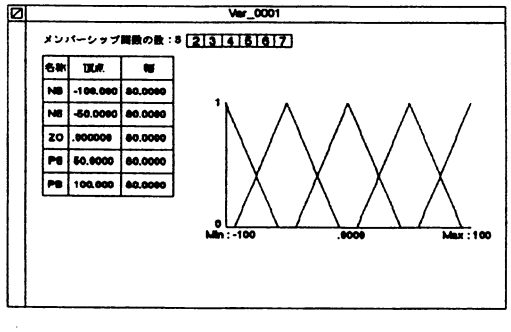


図1 メンバーシップ関数エディタ

ルールエディタ

ファジィ推論に利用される推論ルールを表形式で編集する事が可能となっている（図２）。

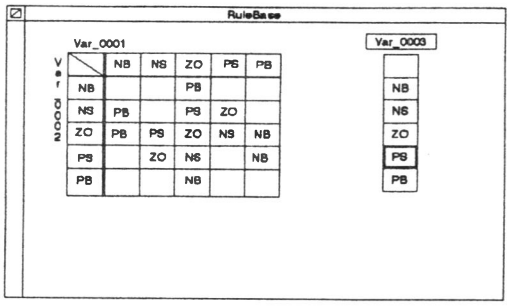


図２ルールエディタ

3-2 デバッグ機能コマンド

作成した知識ベースの動作を確認・デバッグするための各種コマンドが用意されている。

入力確認機能

入力確認機能は、ファジィ知識ベースに入力値を与えた際の、推論動作や出力値をグラフィカルに表示するコマンドである。また、この時、発火しているルールを確認することもできるよう、配慮されている（図３）。

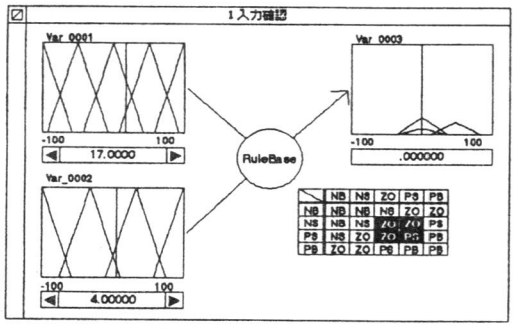


図３入力確認機能

制御面の３次元表示機能

制御面の３次元表示機能は、ファジィ推論の出力値が入力空間上にどのように分布しているのかを確認するための機能である。この画面に表示されたグラフは印刷機能を利用してプリントアウトすることも可能となっている（図４）。

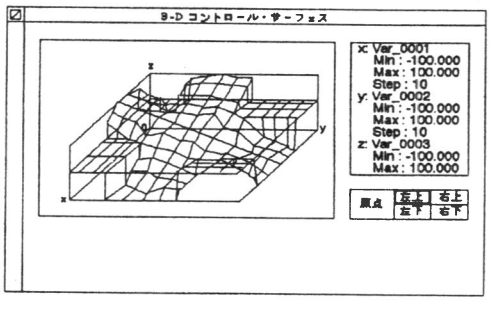


図４制御面の３次元表示機能

位相面確認機能・時系列確認機能

位相面確認機能（図５）及び時系列確認機能（図６）は、専用のスクリプト言語を用いてシステム全体の動作を記述し、想定したシステムがどのように動作するのかを確認するための機能である。

また、このスクリプト言語に実装されている組み込み関数を用いて、付属のＡＤ／ＩＦボードを利用した計測制御実験を行うことも可能となっている。

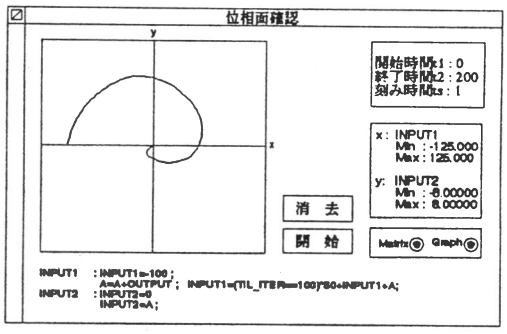


図５時系列確認機能

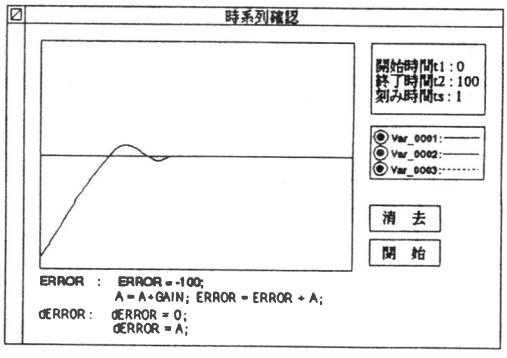


図６位相面確認機能

4 動作環境

ＣＰＵ：	80286以上をＣＰＵとするPC-9800シリーズ ※ハイレゾリューションモードは不可
ＯＳ：	MS-DOSバージョン3.3以上
ディスク装置：	２台以上のフロッピーディスクドライブ
メモリ：	520KB以上のコンベンショナルメモリ
拡張スロット：	１スロット（フルサイズのもの） ※Ａ／Ｄ,Ｄ／Ａインターフェースカードを利用する際に必要。
その他：	マウス

問い合わせ先

日本インフラロジック株式会社

東京都江東区東陽6-5-9 マックストーヨービル
〒135 TEL:03-3648-2151 FAX:03-3648-2090

DM-2

ファジイ・スプライン曲線同定法

THE FUZZY SPLINE CURVE IDENTIFIER

佐賀聡人 Sato SAGA
西田修司 Shuji NISHIDA
奥野 勉 Tsutomu OKUNO
牧野宏美 Hiromi MAKINO

株式会社テクノバ
TECNOVA CORP.

Abstract – The Fuzzy Spline Curve Identifier (FSCI) is demonstrated. FSCI identifies a freehand curve as a sequence of curve segments each of which is categorized into one of seven fundamental curve classes: line, circle, circular arc, ellipse, elliptic arc, closed free curve or open free curve. It works as a flexible and effective human interface for use with pen and tablet systems.

1 はじめに

ペン入力の描画動作を利用した直接的な入力手法として、従来から、オンライン文字認識やジェスチャ認識が研究され、既にペン・コンピュータ上での利用が可能となっている。しかし入力情報のひとつとして重要な図形の入力に関していえば、ペン入力の豊かな表現能力を生かした汎用的入力技術は確立されていない。

本研究の目的は、人間が他人の書いた手書き曲線を解釈する機能に似た機能をコンピュータ上に実現することによって、書き手が意図する曲線を直接的な描画動作によってコンピュータに伝えることのできるペン・コンピューティング用の汎用図形入力ヒューマン・インターフェイスを構築するところにある。

今回は上記の目的のために我々が提案してきたファジイ・スプライン曲線同定法 (Fuzzy Spline Curve Identifier, FSCI)[1][2]の動作をペン・コンピューティング環境で確認できるシステムを構築したので報告する。

2 FSCIの基本的アイデア

一般に、書き手が入力しようと意図した幾何曲線と実際に書かれた曲線形状の間にはずれがあり、観測された曲線の位置情報にはある曖昧さが内在するものと考えられる。しかも、その曖昧さは曲線の書かれ方の丁寧さ加減によって変化するものと考えられる。

ところで、人間は、他人の曲線描画動作を観測することにより相当程度までその人が描画しようと意図した曲線を理解することができる。これは、書かれた曲線の形状とともにその曲線の書かれ方の丁寧さ加減を観測し、観測された形状が書き手の意図に忠実なものであるか、あるいは、線分、円のような単純な幾何曲線を象徴的に書こうとして、たまたまそのような形状となってしまったものであるかを判断しているためと考えられる。この考察から、手書き曲線をもとにして書き手が意図した曲線を推論・同定するためには、入力曲線の位置情報のみならず、その書かれ方の丁寧さ加減に起因する位置の曖昧さをも情報として積極的に利用することが有効であると予想される。

FSCIの基本的な着想は、この人間の自然な曲線推論・解釈の過程を

1. 観測された曲線形状および描画動作の丁寧さ加減から察して考えられ得る全ての曲線を包含した形の漠然とした曖昧な曲線を想起する。
2. 漠然とした曖昧曲線の中から、最も単純なクラスの曲線を見つけだす。

の2段階の処理としてとらえ、これと似た機能をファジイ・モデルを用いてコンピュータ上に実現することによって、直接的な手書き入力で意図する幾何曲線をコンピュータに伝える図形入力ヒューマン・インターフェイスを構築するところにある。

3 FSCIの概要

FSCIは、タブレットからペンで入力された手書き曲線の形状および描画動作の丁寧さ加減をもとに、書かれた曲線を、線分(L)、円(C)、円弧(CA)、楕円(E)、

曲線クラス	グレード	形状パラメータ
線分 (L)	$\mu(L)$	始点、終点
円 (C)	$\mu(C)$	中心、半径
円弧 (CA)	$\mu(CA)$	中心、半径、始点、終点
楕円 (E)	$\mu(E)$	中心、長径、短径、回転角
楕円弧 (EA)	$\mu(EA)$	中心、長径、短径、回転角、始点、終点
閉自由曲線 (FC)	$\mu(FC)$	B スプライン制御多角形
開自由曲線 (FO)	$\mu(FO)$	B スプライン制御多角形

表 1: ファジイ曲線同定の出力

楕円弧 (EA)、閉自由曲線 (FC)、開自由曲線 (FO) の 7 種類の曲線クラス*のうちの何れかの幾何曲線の縦続接続として同定する。この処理は図 1のように以下の 3 つの部分処理によって実現される。

1. ファジイ・スプライン補間: 曲線形状と丁寧さ加減をもとに曖昧曲線のファジイ・モデルを構築する。

2. ファジイ曲線セグメンテーション: 曖昧曲線をもとに描画ストロークの分割点および分割候補点を検出する。

3. ファジイ曲線同定: 各曲線セグメントについてファジイ曲線クラスおよび曲線パラメータを求める。

ここで、2 のファジイ曲線セグメンテーションでは、曲線の書き方の丁寧さ加減に応じて、確定的な分割点と非確定的な分割候補点を区別して出力できるため、分割点が不明確な場合のみ書き手に確認を促す柔軟なヒューマン・インターフェイスが可能となる。

また 3 のファジイ曲線同定では、表 1のように各曲線セグメントについて 7 種類の曲線クラスを台集合とする離散ファジイ集合によるファジイ曲線クラスが出力され、またそれぞれの曲線クラスに対応する曲線形状パラメータが出力される。したがって次候補選択が容易に実現できる。

4 展示システム

FSCI の動作をペン・コンピューティング環境で確認するためにビデオ・タブレットを接続したパーソナル・コンピュータ上に FSCI を実現した。ここで、分割候補点の処理および同定された幾何曲線の次候補の選択処理もペンによる指示で簡単に行えるものとした。会場では (1)FSCI 単体の内部動作説明用プログラムおよび (2)FSCI を既存機械 CAD に組み込んだ例のデモンストレーションを行う。

*これは通常の線図形の構成要素として必要最少限度のものを網羅している。

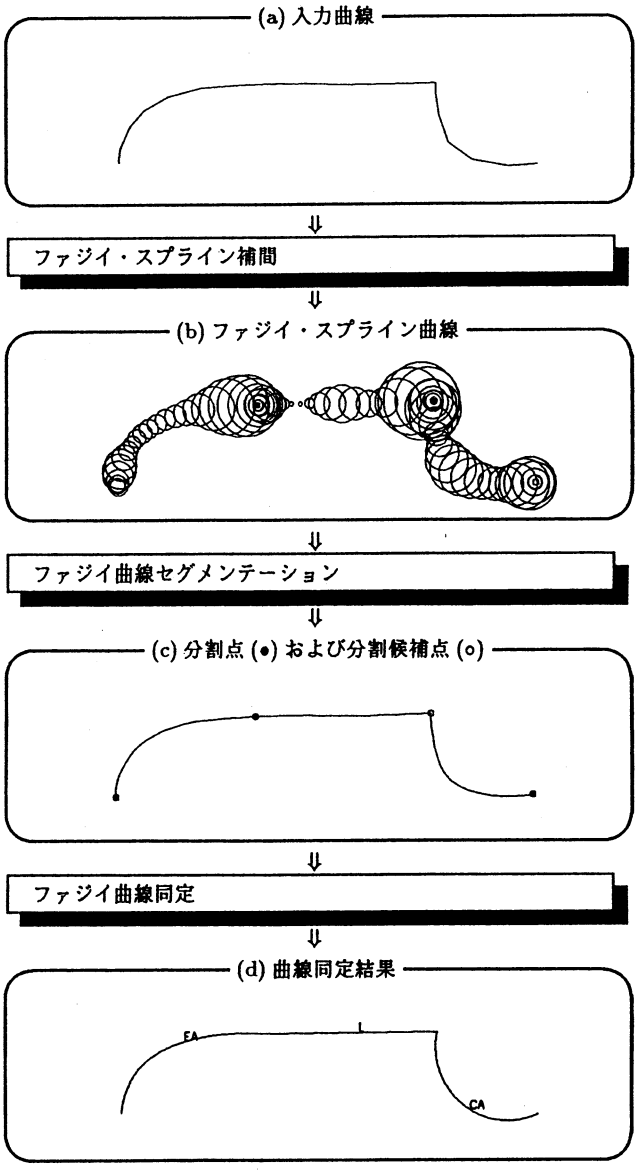


図 1: FSCI の概要

参考文献

[1] S. Saga and H. Makino, "Fuzzy Spline Interpolation and Its Application to On-Line Freehand Curve Identification," Proc. 2nd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems (to be published), 1993.

[2] 佐賀, 西田, 奥野, 牧野, "ファジイ・スプライン曲線同定法の CAD 図形入力への一応用," 第 9 回ファジイシステムシンポジウム (予定), 1993.

問い合せ先:〒 004 札幌市厚別区下野幌テクノパーク 2-3-3
株式会社テクノパ 研究開発室 佐賀聡人
TEL: 011-807-6881 FAX: 011-898-3951

DM-3

β-RNA / ファジィ学習ツールの応用可能性

β-RNA -- Fuzzy Learning Tool and its Application

中村　健　　藤巻　俊秀
Ken NAKAMURA　Toshihide FUJIMAKI

株式会社アドイン研究所　札幌ラボラトリー
AdIn Research, Inc.　Sapporo Laboratory

Abstract − In this paper we describe our latest product β-RNA and its application. β-RNA has both advantages of neural networks, such as learning and parallel processing, and of fuzzy logic, such as non-linear modeling.

1. まえがき

知識情報処理の手法としてのファジィ，ニューラル・ネットワーク（ニューロ）は、情報処理分野のみならず社会的にも認知される言葉となった。また、処理方式などの改善が行なわれると共に、広範な分野での応用が報告されるようになってきた[1-5]。ファジィには、曖昧な情報を記述できる，人間とのインタフェースが良い（＝説明性が高い），非線形のモデリングが容易などの特色がある。また、ニューロには、学習能力がある，並列処理に適するといった特色がある。両者の特色を活かすことを目的として、この両者を融合させたシステムも報告されるようになってきた[6-8]。

我々は、独自の処理系としてのβ-ＲＮＡを開発し、またこのシステムを利用した応用システムを手掛けてきた。本論文では、β-ＲＮＡの概要とその応用例などについて解説する。

2. β-ＲＮＡの概要

2.1. 開発経緯

β-ＲＮＡの前身であるＡＩ-ＲＮＡは、ファジィ推論／検索を行なうための基本システムである。各センサ毎に座標軸が存在する多次元空間を想定し、ある状況（仮説）時のセンサの値によってその状況を多次元空間上の座標として記述しようとするもので、原理的には、現象と原因の因果関係を記述する関係行列と類似点がある。多次元空間上の座標（領域）は、一般的なファジィシステムと同様の台形状の関数（メンバーシップ関数＝ＭＦ）によって記述される[9-11]。このシステムでは、その基本的な知識記述であるＭＦは、経験則や試行錯誤などを基に使用者が記述するという形態をとっていた。

センサ，状況などの数、すなわち対象とする系がそれほど複雑でない場合（比較的少数のＭＦで記述可能な場合）は、経験則や試行錯誤に基づく方法でも対応可能であるが、対象系が複雑になるとＭＦを人間が直接記述／調整することは困難となってくる。我々はこの問題への対応策の１つとしてＡＩ-ＤＮＡmodel_Ｘと称する知識獲得を開発した。このシステムは、既存のデータを主成分分析などの多変量解析によって処理し、診断，認識などのためのＭＦを生成することを目的とするものである。生成されたＭＦは前述のＡＩ-ＲＮＡに渡され推論処理を行なうという形態をとっていた[11-15]。また、このシステムを用いて実システムも数件構築された[16]。入力情報となる指標の量が比較的少ない場合はリアルタイム系での使用も可能であったが、扱う情報量が増加すると統計処理に要する処理負荷が増大しリアルタイム系には適さないという問題があった。また、統計処理には処理負荷の問題などから主として線形解析手法を用いていたため非線形系への適用が困難なケースもあった。また、推論系の形態は事前に決定しておき、その中のＭＦ形状を設定／変更するという方式のため、対象系の構造が事前にある程度把握されていることが必要であった。

これらの問題点を解決するために開発されたのがβ-ＲＮＡである。また、ニューロがある程度普及しその問題点などが指摘され始めた時期でもあったので、これらの問題点を解決することも開発の目的となっていた。

2.2. 機能概要

2.2.1. 推論方式

β-ＲＮＡの推論方式をネットワーク表現すると図1のようなモデルになる。このネットワークはＭＦというフィルタ関数と重みを持った素子(リンク＋ノード)を基本構成要素としている。この基本構成要素のことをＦＦＳ(Fuzzy Filtered Synapse ：ファジィフィルター型シナプス)と称する。入力された信号はNTで内部データ(正規化データ)に変換されMFに入力される。正規化データはMFで図2に示す処理(照合処理)によって合致度に変換される。 PSにおいては複数のMFからの合致度を重みwを用いて合成する。 PTにおいては複数のPSから出力される合致度の中で最大のものを選択し出力する。３層(中間層１層)のニューラルネットワー

クモデル(図3)と比較的似た構造をしているが、ニューラルネットワークが2層の等価なネットワークによって構成されているのに対して、β-RNAは前段の層で殆どの機能を満たし、後段のネットワークが補助的なものになっている点が大きく異なる。

MF,PS,PTなどで表現されるβ-RNAの知識表現を別の形態で図示すると図4のような形態となる。

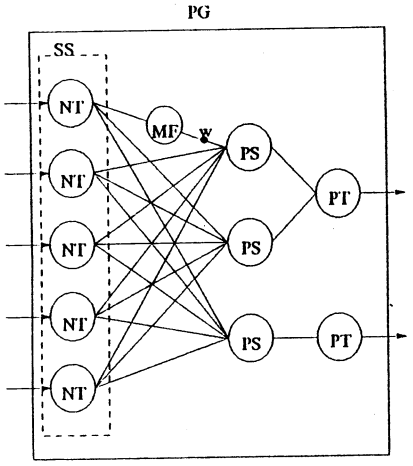


図1　β-RNAのネットワークモデル表記

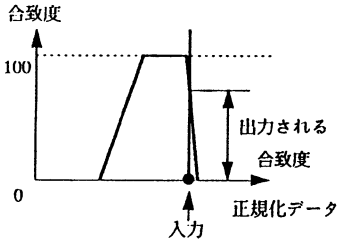


図2　MFにおける合致度算出

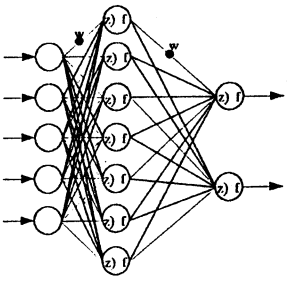


図3　ニューラルネット・ワーク

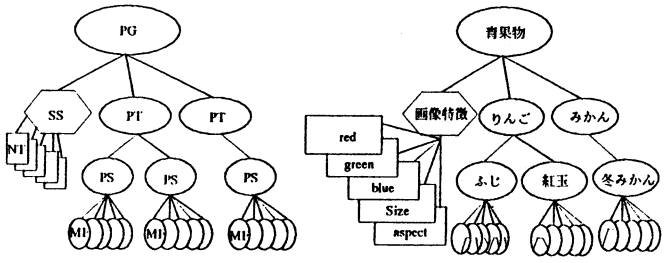


図4　β-RNAのデータ構造

2.2.2. 学習方式

β-RNAにおけるMFは入力情報と事象との関係を記述するものである。今、特定の事象と関係付けられた複数の(正しい)入力情報(＝教師信号)が与えられたとする。事象に対応する入力情報を最も単純な方法は平均値や上下限値であろう。これをもう少し拡張して統計的な要素を加えると、平均値＋標準偏差という形態が考えられる。β-RNAでは収集した教師信号を一旦格納し、一定数蓄積した段階で平均値，標準偏差を算出し、これを基にMFの形状を決定している。(図5,6)

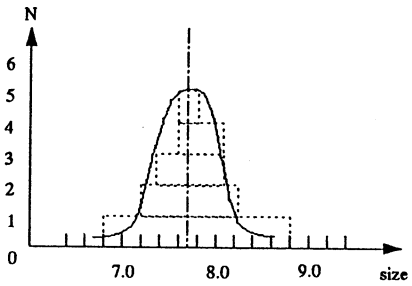


図5　正規分布と度数分布

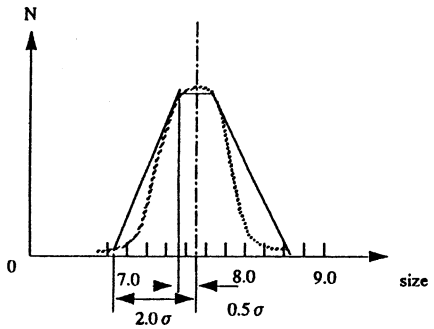


図6　正規分布とMF

この様な戦略でMFの更新を行なうため、内部状態(MF)を変更は、教師信号が入力される毎にではなく、教師信号が一定数蓄積した段階で行なわれる。これをILA(Intensive Learning by Accumulated fuzzy indication：曖昧度数蓄積による集約的学習)と称す。

β-RNAではこのような基本的な処理の他、ネットーワーク中のノード(PS)を自動拡張しネットワークを自己組織化する"PS拡張"機能，教示データが少ない学習初期段階に作用する"小数学習"機能，リンク上の重み(w)を変更する"重み学習"機能などを有し広範な分野への適応を可能としている[17,18]。また、連続値出力を必要とする制御問題，信号処理などへの適用を容易にするための拡張も行なっている[19]。

2.2.3. 他方式との比較

通常のニューロと比較すると、β-RNAは次の点で有利であると考えられる。(1)知識表現形式がニューロがリンク上の重みであるのに対しβ-RNAではMF形状であり、説明性に優れる。(2)ニューロは誤差によって学習を行なうため初期状態を設定する必要がありまたその状態に学習の収束が依存するのに対し、β-RN

Aは教師信号を直接学習に用いるため初期状態は問題にはならない。(3)通常のバックプロパゲーションと学習速度に関して、教師信号と出力の平均2乗誤差が一定値まで収束するのに要するCPU時間を比較する実験を行なった結果、β-RNAはニューロと比較し数100～数1000分の1で収束した[18]。

β-RNAと多少類似した学習システムとしてLVQ(Learning Vector Quantization)[20] RCE(Restricted Coulomb Energy)[21] といった方式がある。β-RNAをこれらの方式と比較すると、表現／処理がfuzzyであることから、複雑な問題への適用と汎化能力の面で有利であると言える。なお、LVQの拡張としてFLVQ(Fuzzy　LVQ)も提案されているが、これは入力の比較をファジィ類似度で行なう形態で特徴空間上の領域をfuzzy表現するものでなく、LVQと同様で複雑なパターン認識に限界があると思われる[22,23]。

3. β-RNAの応用

3.1. 認識問題への応用

β-RNAの基本構造は、認識問題に適している。PTを認識すべき事象（分類指標）として定義すれば、複数の入力と事象との間の関係を記述することができる。推論過程においては、入力と特定の事象の適合の度合を、PTから出力される合致度によって出力する。各事象に対する合致度から、1つの事象を特定するという処理は、上位系（アプリケーション）の役割となる。

図7は「匂いセンサによる果実の熟度評価」というシステムの概念図である。各NTにはそれぞれ特性の異なる匂いセンサ、　PTにはいくつかに分類された熟度等級が割り当てられる。

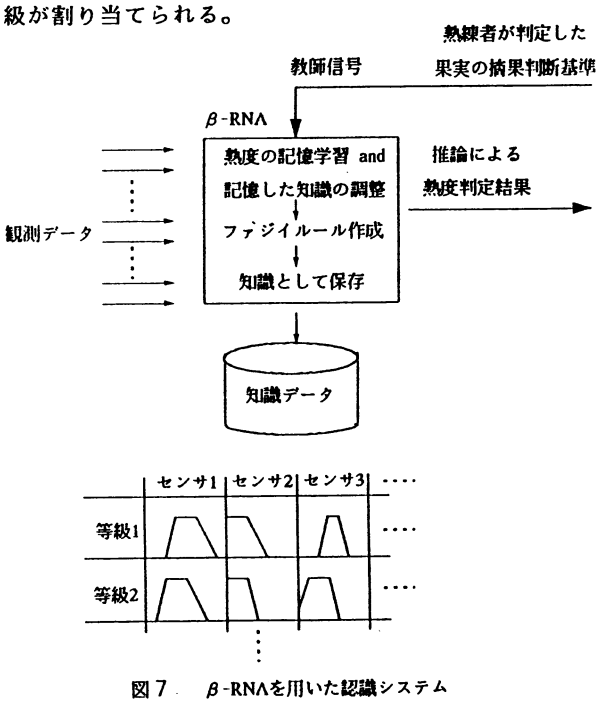


図7　β-RNAを用いた認識システム

3.2. 計画問題への応用

知識情報処理の対象問題は、診断／分析型問題と設計／計画問題に大別される。パターン認識は前者の代表例であり、従来のニューロの応用例はこのタイプのものが圧倒的に多い。また、プロダクションシステムに代表される記号処理的ＡＩ手法やファジィ技術などを利用する場合でも設計／計画問題を解決するのは容易ではない。多くの場合、解の候補を作成し評価するという処理を繰り返すことで最終的な解を得る、という手法を用いている。最適解を得るためには、できるだけ多くの候補を作成することが望ましいが、候補を絞り込むための知識は漠然としており獲得が難しい場合が多い。

我々はβ-RNAの学習／推論方式が、このような知識獲得にも適用可能であることを確認するするために、献立作成問題を例として適用を試みた。図8にネットワーク構成を示す。料理／料理の属性の時間的な出現状況を捉えるために、一定期間内の出現を時間的距離の単調減少関数で得点を与えて積分したものを帰還し入力としている。料理は全品目40種類とし、夕食の主菜を計画する問題とした。バランスのとれた800日分の順列を学習させたところ、妥当性のある献立を作成するようになった。かなり少数のデータで知識獲得が可能であることが確認できた[17,22]。

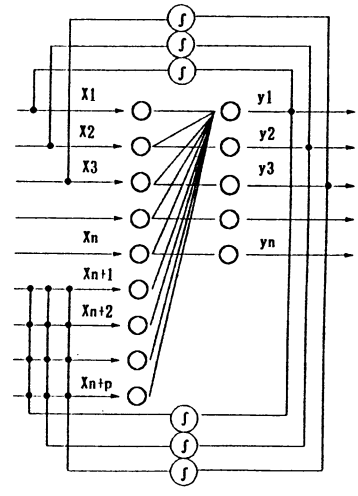


図8　計画問題におけるネットワーク構成例

3.3. 解析システムとしての利用

β-RNAの知識表現は、多次元の入力空間上で事象をFuzzy領域として表現するものである。また、その領域は、入力の次元毎のフィルタ関するとして表現されるため、説明性も高い。この特徴を活かして、β-RNAを非線形の多変量解析のための手段として用いることも可能である。図9,10は、前述の「匂いセンサによる果実の熟度評価」におけるMF形状である。横方向が匂いセンサA～F、縦方向が熟度等級である。前者では各センサ値と熟度との間に明確な関係が見い出せないが、後者ではセンサE,Fが熟度と密接な関係を持ってい

ることが分かる。

現在、燃焼状態の解析[24] 気象観測データと降雪量の関係把握などへの応用も行なわれている。

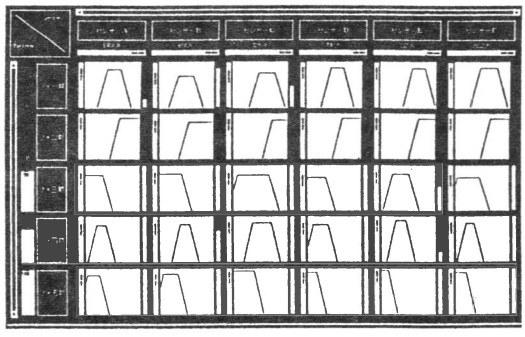


図9 β-RNAによる解析結果(MF形状) No.1

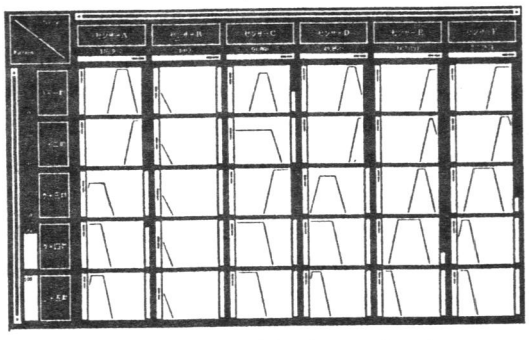


図10 β-RNAによる解析結果(MF形状) No.2

4. まとめ

本論文で説明した応用以外にも、新規に開発した連続値出力型のβ-RNAによって、信号処理，制御などへの応用も行なっている[19] 。これらの応用などを通じて、学習処理方式改良，学習特性の自己最適化などの改善を図り、さらに広範な分野への適用を行なって行きたいと考える。

本研究，開発にあたり、β-RNAの利用ユーザ、弊社開発メンバに多大な協力を頂いた。ここに特記して謝意を表する。

References

1.野本，丸山他，ファジィシステムの実用化基礎理論と応用事例，経営開発センター出版部，1989.
2.寺野，“日本におけるファジィ研究，”計測と制御，vol. 28 No.11, pp. 983-986, 1989.
3.石川，“ネットワークアルゴリズムの最近の話題，”計測と制御，vol. 30 No.4, pp. 285-290, 1990.
4.生天目，“高次関数ネットワークによるコネクショニスト学習とその内部表現の解析，” システム制御情報学会誌，vol. 3 No.11, pp. 372-380, 1990.
5.生天目，上田，“チェビシェフネットワークによるパターン領域の認識，” システム制御情報学会誌，vol. 4 No.1, pp. 28-36, 1991.
6.T.Yamakawa, “A Membership Function Circuit and its Application to a Singlton Consequent Fuzzy Logic Controller and a Fuzzy Neuron,” 第5回ファジィ・システム・シンポジウム，pp. 13-18, 1989.
7.山川，内野，神酒，草薙，“ネオファジィニューロンによる非線形ダイナミカルシステムの同定とその挙動予測，”第8回ファジィ・システム・シンポジウム，pp. 249-252, 1992.
8.林，野村，高木，長坂，“推論規則を自己獲得するニューラルネット駆動型ファジィ推論，” 計測自動制御学会第14回システムシンポジウム，pp. 59-64, 1988.
9.中村，小山田，堀川，上石，“ファジィ検索による特徴ベクトル検索，” 第5回ファジィ・システム・シンポジウム，pp. 449-454, 1989.
10.上石，渡辺，中村，堀川，橋詰，“パターン照合型推論による状況判断，” 第28回計測自動制御学会・学術講演会予稿集，1989.
11.中村，鎌田，“ファジィツールファミリー「AI-DNA,AI-RNAシリーズ」，” 日本ファジィ学会誌，vol. 3 No.2, 1991.
12.中村，上石，“多入力／多出力制御でリアルタイムの推論処理と知識獲得を実現したファジィ推論ツール，”in 日経AI別冊1990年春号，pp. 152-163，日経BP，1990.
13.中谷，中村，上石，“ファジィ推論システムの知識獲得，” 第4回人工知脳学会全国大会論文集，pp. 645-648, 1990.
14.中村，“知識獲得ツールとその利用法－統計解析とAIの接点－，” in *TURING MACHINE*, vol. 4 No.4, pp. 89-97, 1991.
15.中村，堀川，“知識獲得ツールとその利用法－統計解析を用いたルール生成－，” in *TURING MACHINE*, vol. 4 No.5, pp. 85-93, 1991.
16.大林組，“シールドトンネル掘削機の姿勢制御システムの開発，” 建設技術評価（建技評）第90308号，建設省，1991.
17.徳永，河野，橋詰，浜谷，渡辺，中村，上石，“FFS-Network 推論システムと応用事例，” *Proceedings of the 4th Annual Session of Biomedical Fuzzy System Association*, pp. 173-182, 1992.
18.Nakamura,Fujimaki,Horikawa,Ageishi, “Fuzzy Network Production System,” *Prceedings of 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks [IIZUKA '92]*, pp. 127-130, 1992.
19.中村，藤巻，渡辺，浜谷，上石，“FFS-Network を用いた連続値型学習／推論システム，” 第9回ファジィ・システム・シンポジウム，1993.
20.T.Kohonen, “ニューラル・ネットを音声タイプライタに応用する，” ニューロコンピュータ最前線， pp. 82-101, 日経BP, 1988.
21.Nestor Inc., “複数のニューラル・ネット・モデルを統合した学習システム，” ニューロコンピュータ最前線，pp. 102-113, 日経BP, 1988.
22.Tokunaga,Kohno,Hamatani,Watanabe,Nakamura,Ageishi, “Learning Mechanism and an Application of FFS-Network Reasoning System,” *Prceedings of 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks [IIZUKA '92]*, pp. 123-126, 1992.
23.上石，“ファジィフィルタ組み込みで学習の高速化を実現した「β-RNA」，” in 日経インテリジェントシステム別冊1992年夏号，pp. 132-143，日経BP，1992.
24.長沼，中谷，近久，村山，“新燃焼解析法としての多次元特徴空間解析型AIに関する研究，” 日本機械学会研究発表講演，pp. 213-215, 1992.

問い合わせ先
〒060 札幌市中央区北2条西2丁目1服部ビル3F
(株)アドイン研究所 札幌ラボラトリー
中村 健， 藤巻 俊秀
Phone:011-222-4811 Fax:011-222-1170

DM-4

研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の紹介

DEMONSTRATION OF FUZZY CONTROL SOFTWARE "ARK" FOR PRACTICAL STUDY

有川 晴彦 (Haruhiko ARIKAWA)
アーク・テクノリサーチ㈱ (ARK TECHNO-RESEARCH INC.)

ABSTRACT: The fuzzy control software "ARK" for practical study is introduced. It enables users to evaluate: Firstly, fuzzy control results through computer simulations. Secondly, user-programmed inference engine and control algorithm which can be linked to the simulations. Thirdly, the real hardware emulation system using expansion I/O boards and pseudo-fuzzy-chip implemented on ROM.

1．はじめに

ファジィ制御を、数学的集合論や制御理論等のような理論的観点から学ぶことは大事なことであるが初心者には難解である場合が多い。しかし実際には、比較的簡単なアルゴリズムさえ修得すれば、ファジィ制御を応用して一定の成果を期待することができる。

このような実践的な観点から社員教育やセミナーの現場では、ファジィ制御を理論だけでなく実習を通して学習するというアプローチが求められている。そうした要求に応えて、大阪電気通信大学水本雅晴教授の監修を得て開発されたものが研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」である。

2．ソフトの概要

３種類のステップで構成されている。

【ステップ１】 制御ルールを編集したり推論方法を変更する等して、電算機上でシミュレーションを行い、ファジィ制御そのものを評価することができる。

【ステップ２】 ユーザが作成した制御プログラムを提供されたオブジェクトにリンクすることでシミュレーションを行えるので、ユーザ自身の作成したアルゴリズムを評価することができる。

【ステップ３】 汎用Ｉ／Ｏボード用リアルタイム制御プログラムや、ＲＯＭ化プログラムを利用して、実機による評価を行うことができる。

以上の機能を利用して、ファジィ制御を初めて学ぶ人のための学習ツールのみならず、例えば新しい推論アルゴリズムを研究する研究者のための評価ツール、あるいは例えばファジィ制御用のハードウェアを開発する技術者のための簡単な開発ツールとして応用することが可能である。

図１にその操作画面を示す。

本ソフトウェアに必要な動作環境を次に示す。

・対応機種： ＮＥＣ ＰＣ９８００シリーズ
　　ＩＢＭ－ＰＣ ＡＴ（近日予定）
・メ モ リ： ６４０ＫＢ以上
・Ｏ　Ｓ： MS-DOS Ｖｅｒ３.１以降

3．ファジィ制御の評価・・・ステップ１

液面制御シミュレーションを行って、ファジィ制御そのものを評価する。内蔵ルールエディタや推論方法の切り替え機能などを用いて、制御ルールや推論方法が制御結果に及ぼす影響や、ファジィ制御とＰＩ制御との差異、非線形的な制御ルールの効果等を確認することができる。それらを時系列グラフや３Ｄグラフを使い視覚的に理解する。

以下、各機能について紹介する。

①ルールエディタ機能・・・２入力１出力でファジィラベル数７の制御ルールが画面左上にテーブル表示される。そのテーブル上のルールを、簡単なキー操作で編集することができる。編集後は内蔵のコンパイラが自動的に内容を解釈する。テキストファイル入出力も可能である。

②推論方法の切替え機能・・・次に示すファジィ推論方法をサポートしている。

ｍｉｎ－ｍｉｎ－ｍａｘ－重心法
代数積－ｍｉｎ－加算－重心法
代数積－代数積－加算－重心法
代数積－シングルトン－重心法（簡略推論法）
ｍｉｎ－シングルトン－重心法（簡略推論法）
ＰＩ制御（ファジィ制御との比較などに使用）
ユーザ定義推論法（ステップ２で使用）

③液面制御シミュレーション機能・・・液面制御は、底から漏水する容器が目的の水位になるように注水量を制御する、１次遅れ系の制御である。その液面制御シミュレーションを、時系列グラフを描画することで実行するので、制御が収束していく過程を時間変化で視覚的に見る事ができる。具体的な制御数値の表示も同時に行なわれる。

発火ルールがルールテーブル上で実時間に反転表示される。この機能はルールチューニングに極めて有効である。

ステップ実行／連続実行の切り替えができる。ステップ実行の機能は制御の過程をモニターするのに極めて有効である。

時定数、無駄時間、出力ゲイン、偏差差分の倍率、初期／目標水面高の切り替え、外乱最大振幅切り替えなどの各種制御パラメータの変更ができる。

位相平面を表示する３Ｄトレース機能と入出力３Ｄグラフとを組み合わせれば、視覚的かつ動的に制御の状態変移を捉えることができる。

④入出力３Ｄグラフの描画・・・２入力１出力の制御系に限定すれば、入力と出力の関係を３次元のグラフに表現できるので、それを描画して視覚的理解に訴えることができる。

⑤デュアル独立画面の高速切替え機能・・・画面０と画面１の２画面があり、その双方において上記①～④の機能を独立して実行できる。またスペースキーを押すだけで両画面を高速に切り替えられる。例えば画面０と画面１で異なる制御ルールを編集し、各々に液面制御シミュレーションを行えば、両画面とも同じ座標位置に制御結果や入出力３Ｄグラフを描くので、画面

を切り替えれば、両者の相違点を視覚的に容易に比較することができる。

4．ユーザ作成プログラムの評価・・・・ステップ２

ユーザ自身が、Ｃ言語を使用して、推論エンジンや制御プログラムを作成する。作成したソースプログラムをコンパイルし、提供されているオブジェクトファイルとリンクすれば、以下のようなシミュレーションを行うことができる。

Ｃコンパイラには、マイクロソフト社製のＭＳＣ－Ｖｅｒ６．０／５．１が必要である。

①液面制御シミュレーション・・・・ステップ１で述べたユーザ定義推論法を選択すれば、ユーザが作成した推論エンジンを、ステップ１と同様の方法で評価することができる。

②迎撃ミサイルシミュレーション・・・・飛来する敵弾を迎撃ミサイルで撃墜するゲーム感覚のシミュレーションである。

敵弾は乱数決定された初速度で弾道を描いて飛来する。発射キーを押せば迎撃ミサイルが発射される。

迎撃ミサイルの制御モードには、

・制御ＯＦＦモード：制御を全く行わずミサイルはまっすぐのみ飛行する。

・制御ＯＮモード：ＰＩ制御を用いてミサイルが敵弾を追尾撃墜する。

・制御ＵＳＲモード：ユーザ自身が作成しリンクした制御プログラムを選択してミサイルが飛行する。

がある。この制御ＵＳＲモードを使ってユーザの制御プログラムを評価する。

獲得できる観測データは、敵弾と迎撃ミサイル双方の現在位置と迎撃ミサイルの上昇角度θである。制御の出力値は、迎撃ミサイルの上昇角度の変化量$\Delta\theta$である。

図２に制御ＯＮモードの操作画面を示す。

以上のプログラミングにおいて、ユーザは必ずしもファジィ制御を用いる必要はない。

5．ハードウェア上での評価・・・・ステップ３

以下に紹介するプログラムを用いることで、ハードウェア上での実機評価を行うことができる。

①ＲＯＭ化プログラム・・・・ＲＯＭをアドレスルックアップ方式による疑似ファジィチップ[1] として利用するためにこのプログラムを用いて、ＲＯＭライターに書き込み可能なフォーマットのファイルを作成することができる。

この方式では、採用したＲＯＭのアクセスタイムと同じ推論実行速度が得られるので、もしアクセスタイムが１００ｎｓのＲＯＭを使用すれば、毎秒１千万回の推論実行が可能となる。

図３に疑似ファジィチップの概念図を示す。

家電製品へのファジィ制御応用の多くに、この方式が用いられている。

②汎用Ｉ／Ｏボード用リアルタイム制御プログラム・・・・電算機の拡張スロットにＡ／Ｄ変換やＤ／Ａ変換などの汎用ボードを差し込んでこのプログラムを走らせると、ソフトウェア的なアドレスルックアップ方式によるリアルタイム制御を行うことができる。

つまりユーザのＰＣがファジィコントローラとして使用することができる。

この方式では、電算機のシステムクロックの２００サイクル以内で推論結果を出力するので、例えば２０ＭＨｚのシステムクロックの電算機を用いれば、毎秒１０万回以上の推論実行が可能となる。

図４にリアルタイム制御の概念図を示す。

このプログラムを用いて大阪電気通信大学水本研究室では、倒立振子の実験に成功している。

6．価格

ファジィ理論の普及を最大の目的とするため、次に示す低価格が設定されている。

ソフトパッケージ１式　１万円

ただしＮＥＣ－ＰＣ版の価格であり、ＩＢＭ－ＰＣ版は未定である。

7．おわりに

研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」を紹介した。

本ソフトウェアは、ファジィ制御の効果を、例えばＰＩ制御等と比較しながら視覚的に理解したり評価が行えるシミュレーション機能、ユーザ自身が作成した推論エンジンや制御アルゴリズムのプログラムを評価できるリンク機能、高速にファジィ推論を実行できる実際のハードウェアを簡単に構築できるエミュレーション機能、等の特長を持つ。

日本ファジィ学会やその他の実習セミナーで実際に本ソフトウェアが採用されている。

なお本ソフトウェアは２入力１出力の制御システムに限定したもので、研究実習用を主な目的とするが、多入力ファジィ推論を高速に実行[2][3]する本格的なファジィ制御ソフトウェアおよびハードウェアも開発中である。

また汎用的な制御に使用可能な推論エンジンのみのオブジェクト供給もアーク・テクノリサーチ社で行なっている。

参考文献

[1] 有川晴彦・廣田薫：　アドレスルックアップ仮想ページング方式によるファジィ推論チップ，計測自動制御学会論文集，Vol.26-No.2，pp.180-187，1990

[2] 有川晴彦・水本雅晴：　多入力ファジィ推論のためのアドレスルックアップ方式，第８回ファジィシステムシンポジウム予稿集，pp.469-472,Tokyo Japan，1992

[3] 有川晴彦・水本雅晴：　高速多入力ファジィ推論の実現，第９回ファジィシステムシンポジウム予稿集（掲載予定），Sapporo Japan，1993

○ 問い合わせ先：

〒600 京都市下京区中堂寺南町１７番地
京都高度技術研究所内　ラボ２１
アーク・テクノリサーチ 株式会社
Tel:075-322-1121 FAX:075-611-1031

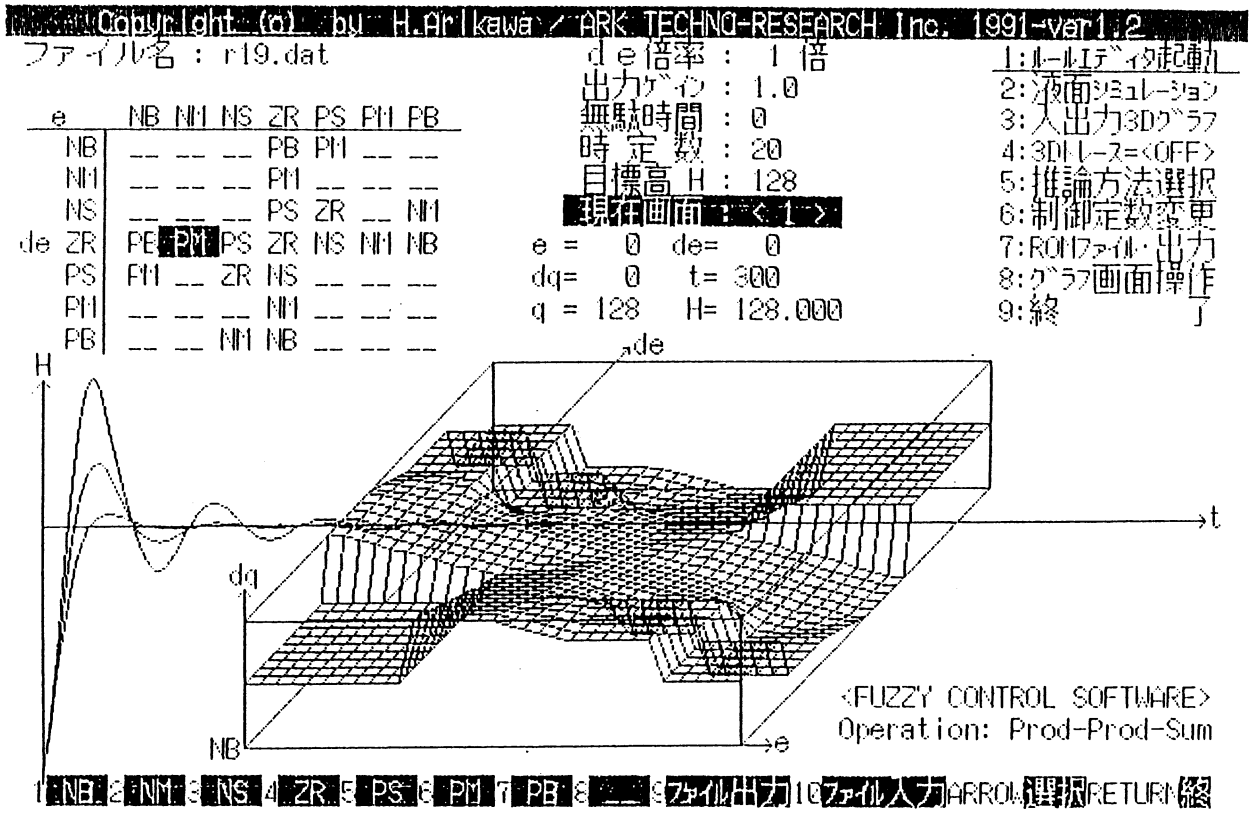


図１．研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の操作画面

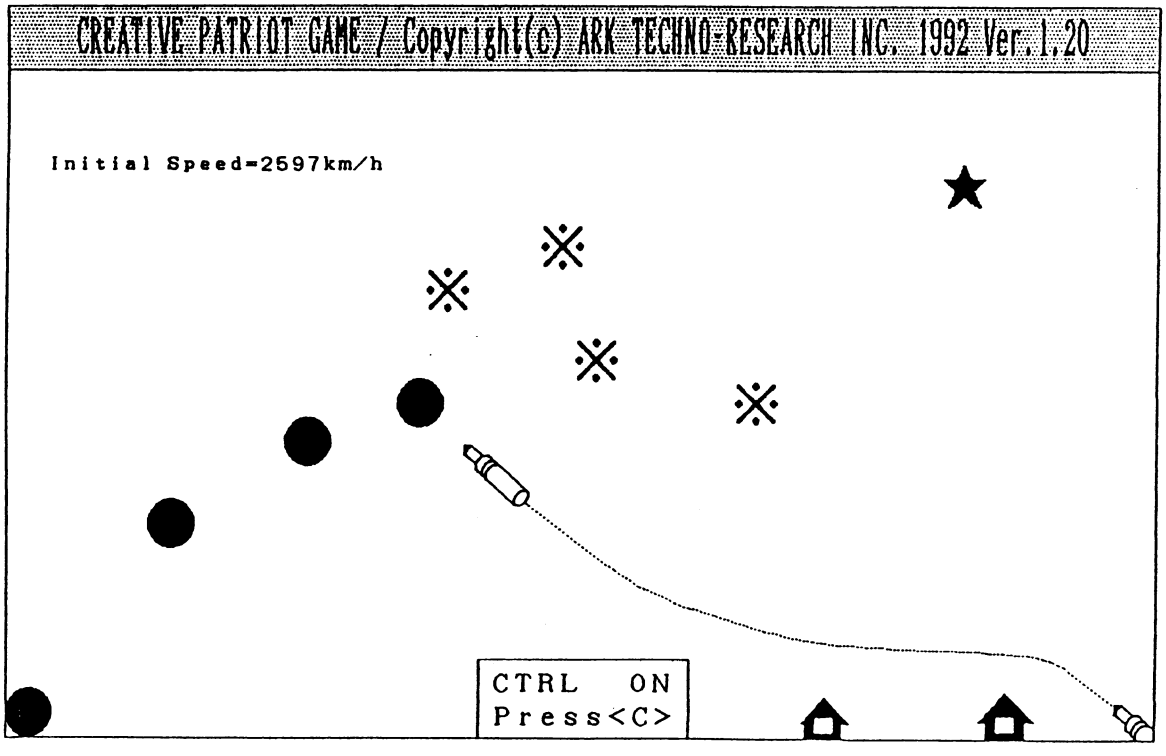


図２．迎撃ミサイル制御ＯＮモードの操作画面

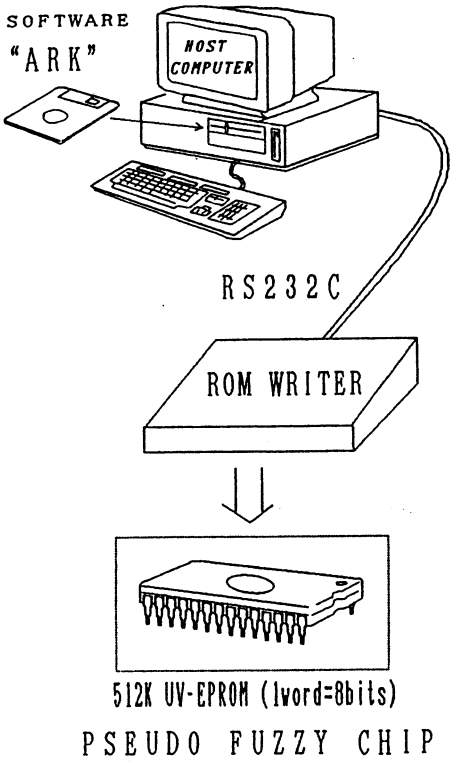


図3．疑似ファジィチップの概念図

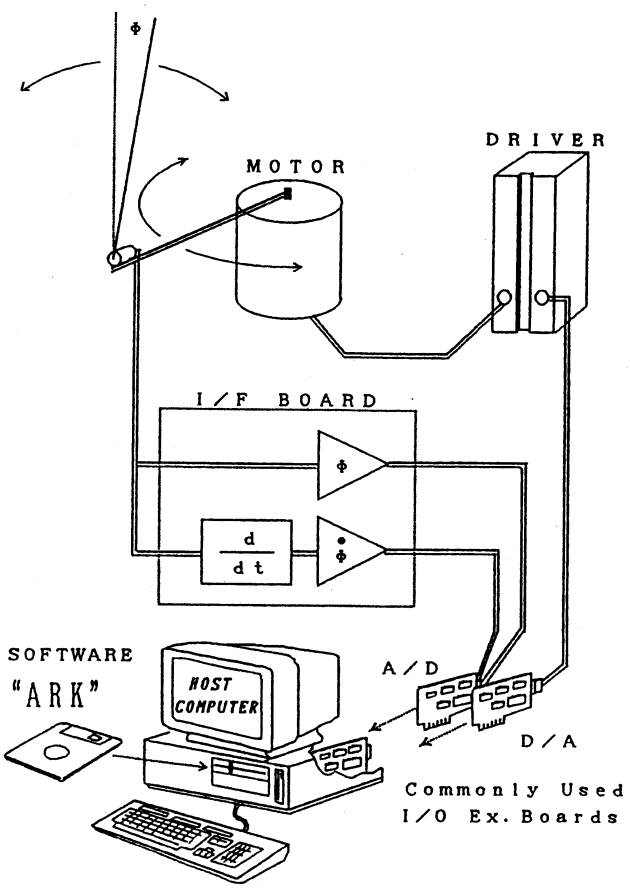


図4．リアルタイム制御の概念図

著者名索引

[A]
Thierry Arnould
TB6-3 389
FA3-1 573
FA4-2 589
FA5-2 601
FA7-1 621

上石 陽一
FD5-1 837
FD5-2 841

愛須 英之
FC7-1 781

赤間 清
WB1-2 73

安倍 次郎
TB5-1 369

新井 史人
FD6-1 845

荒井 哲三
WA5-3 49

荒木 智行
TD1-1 473
TD1-2 477

荒尾 真樹
TD7-1 533
TD7-2 537

有川 晴彦
FC6-2 773

有田 清三郎
TB2-1 345

浅居 喜代治
FD1-2 793

浅岡 伸一郎
FA6-2 613

[C]
近久 武美
TC5-1 437

[D]
醍醐 元正
TB4-2 365

伊達 惇
WC6-1 185
WC6-2 189
FC3-2 741
FC3-3 745
FD4-1 825

[E]
江口 征男
FD1-3 797

江守 一
WA6-2 57

遠藤 真一郎
WA5-1 41

遠藤 経一
TB2-2 349

江澤 義典
FA1-2 549

[F]
藤居 藤樹
TD7-1 533

藤川 英司
WA5-2 45
WA5-3 49
WA6-3 61

藤巻 俊秀
FD5-1 837
FD5-2 841

藤本 勝成
FB4-2 673

藤村 喜久郎
FC1-1 709

藤澤 隆章
FA5-3 605

藤田 敏治
WC2-4 161

藤山 晃治
WD5-2 241

藤吉 誠
WA6-4 65

葺石 安利
TB2-1 345

福田 敏男
WB5-3 117
FD6-1 845

福元 伸也
FD7-3 865

福島 欣哉
TA7-3 329

福嶋 茂信
WD1-1 201

福山 義幸
FC2-4 733

古橋 武
WA1-3 13
WA2-3 25
WB4-2 101
WB4-3 105
WD6-2 253
WD6-3 257
WD6-4 261
TB1-1 333
TB6-1 381
TB7-1 393
TB7-2 397
TC6-3 457
FD6-3 853

古川 峰飛
TA4-2 293

古川 長太
WC2-4 161

古川 力
TD5-1 513

古田 均
FA2-3 565

[G]
玄 光男
WC6-3 193
WC6-4 197
FB2-1 641
FB2-2 645
FD3-2 821

後藤 秀夫
FD4-3 833

後藤 雅雄
WA6-1 53

後藤 啓一
WB6-4 133
TB5-2 373
FC1-2 713
FC1-3 717

[H]
Don Harper
TD7-1 533

浜田 英嗣
FB6-1 689

浜谷 和彦
FD5-1 837
FD5-2 841

長谷川 貴史
WA1-3 13

韓 生廉
FC3-1 737

羽根 義
TB1-2 337

般若 裕子
TB4-2 365

原 文雄
WA1-1 5
TA5-1 297

原田 直樹
WB1-1 69
WC5-1 173

長谷川 貴史
WA1-3 13

橋山 智訓
TB1-1 333

畑田 明信
FC4-1 749

鳩野 逸生
WB1-3 77
FA6-1 609
FD7-1 857

林 秀樹
TA5-2 301

林 健一郎
TA7-1 321

林 義人
WA5-1 41

東 和雄
FC5-2 765

疋田 弘光
TA5-3 305

平賀 一郎
FD6-3 853

平川 進
FC1-1 707

平野 勲
WA4-3 37

廣田 薫
WD4-1 225
TC7-2 465
FC2-1 721
FC7-2 785

本多 中二
TC7-3 469

堀 義巳
TB2-1 345

堀川 慎一
WA1-3 13
WA2-3 25
WD6-3 257
WD6-4 261

星野 朝子
FD4-3 833

星野 勉
TA7-1 321

[I]
市橋 秀友
TC6-1 449
TC6-2 453
TC7-1 461
FB5-1 677

市村 匠
FA5-1 597

井田 憲一
FB2-1 641

猪飼 國夫
TC7-3 469

池田 武治
FC7-2 785

生駒 哲一
WD4-1 225

今井 英幸
FD4-1 825

今泉 忠
FD2-2 805

今村 佳世
WC5-3 181

井村 敦
TC5-2 441

井室 元良
FA7-2 625

稲垣 泰弘
FC7-1 781

稲川 直裕
FC5-1 761

井ノ口 美佐子
WA1-2 9

井上 英治
TA7-2 325

井上 洋
TD1-3 481

井上 紀正
FD7-2 861

井上 高宏
FC4-2 753

井上 岳史
WB5-2 113

乾口 雅弘
WB5-2 113
WC2-2 153
WD4-2 229
WD4-3 233

石部 麻紀
WA1-1 5

石渕 久生
WB6-2 125
WD5-1 237
TC1-3 413
FA4-3 593
FD1-1 789

石出 忠輝
WA4-1 29

石原 永伯
FC1-1 709

石原 成浩
WB6-3 129
TC4-1 425

石原 茂和
FB1-1 629

石井 直宏

WD2-2 217

石丸 恵一
WB1-1 69
WC5-1 173

石塚 洋一
FD7-3 865

磯部 光朗
FA1-3 553

磯本 征雄
WD2-2 217

板倉 直明
TC7-3 469

伊藤 秀美
WD2-1 213

伊藤 英則
TD6-1 525

伊藤 公紀
WC1-3 145

伊藤 正満
TA1-2 269

伊藤 修
TA1-2 269

岩井 壮介
TA2-1 273
TD5-3 521

岩切 正夫
FA4-1 585

岩村 覚三
WC2-1 149

岩谷 敏治
TD2-4 497
TD7-3 541
FA6-3 617

[K]
Yong-Mi Kim
TB5-1 369

加賀屋 誠一
WC1-2 141
FB2-4 653

影井 清一郎
FD1-3 797

甲斐沼 美紀子
FD2-4 813

梶谷 雄治
WD5-2 241
TC2-2 421

柿本 真
TB4-1 361

亀田 洋志
TA2-2 277

金子 隆臣
TB7-3 401

片井 修
TA2-1 273
TD5-3 521

片山 立
WD5-2 241
TC2-2 421

片山 朋宏
TD5-3 521

加藤 康記
TB6-3 389
FA3-1 573
FA4-2 589
FA5-2 601
FA7-1 621

加藤 裕一
FB1-1 629
FB1-2 633

河内 二三夫
FD7-1 857

河口 万由香
WC6-1 185
WC6-2 189
FC3-2 741
FC3-3 745

河口 至商
FD4-1 825

川路 茂保
TA4-2 293

河村 廣
WB2-4 93

川瀬 真
FA1-1 545

菊池 浩明
TB2-4 357

菊池 慎也
WC1-2 141

金 昌恩
FB2-2 645

金 賢哲
FB2-1 641

木村 尚博
TC6-2 453

木下 淳一
FD7-1 218

岸田 悟
FC1-1 709

北島 努
WD1-3 209

木澤 誠
TD1-1 473

古殿 幸雄
FD1-2 793

小池 仁
FA1-3 553

小西 幹彦
FD1-2 793

小坂 賢一
WC6-2 189

河野 英正
TA1-1 265

久保 祐二
WB4-1 97

熊崎 幾太郎
FA2-3 565

國藤 進
TB6-2 385

久礼 裕子
FD2-3 809

栗栖 清浩
WA4-2 33

栗田 裕
WA5-1 41

黒宮 明
WD6-4 261

黒崎 淳
WD6-1 249

黒沢 正明
WB6-4 133
TB5-2 373
FC1-2 713
FC1-3 717

桑原 強司
FC7-2 785

鍬田 海平
WD5-2 241
TC2-2 421

葛川 芳弘
FB7-2 705

權 奇澤
TC1-3 413

古波蔵 由美
TB7-3 401

[L]
李 彦
WC1-1 137

[M]
M. Mashinchi
FB2-3 649

Isaac Frimpong Mensa-Bonsu
FB2-4 653

Dennis Montgomery
TB2-2 349

間渕 重昭
FB7-1 701

前田 博
FA6-2 613
FA7-2 625

前田 幹夫
TA2-3 281
TA2-4 285

前田 陽一郎
TD4-1 501

前田 豊
FB5-1 677

牧野 宏美
FA2-2 561

増田 達也
TC4-3 433

増井 重弘
FC2-2 725

増市 博
TD5-3 521

松原 繁夫
TD5-3 521

松原 康博
WD4-2 229

松原 行宏
WB6-1 121

松本 外左
FC6-1 769

松永 信智
TA4-2 293

松尾 信正
TA7-1 321

松岡 康広
TD6-1 525

松岡 譲
FD2-4 813

松下 倫子
FB4-1 669

松下 光範
FA6-1 609

松下 聖一
WD6-4 261

松下 裕
TB1-2 337
FB5-3 685

右田 博久
TA1-2 269

神酒 勤
FC5-1 761
FC5-2 765

三田村 保
WC4-1 165
FA3-3 581

三浦 文彦
TB2-1 345

三浦 正嗣
TA1-1 265

宮島 廣美
FD7-3 865

宮島 耕治
FC2-3 729

宮島 隆司
TC7-2 465

宮川 正平
WA4-1 29

宮腰 淳一
TB1-2 337

宮腰 政明
TD2-2 489
TD2-3 493

宮本 章広
TA1-2 269

宮本 洋
TB2-1 345

宮田 仁志
TA1-1 265

宮武 直樹
WB2-2 85

宮崎 敬
TD6-2 529

三好 力
TB6-3 389
FA3-1 573
FA4-2 589
FA5-2 601
FA7-1 621

溝口 理一郎
WB1-1 69

水本 雅晴
TA6-2 313
TA6-3 317
FA4-1 585
FC6-2 773

水沼 洋人
WB5-1 109

茂木 義則
TD7-1 533

森 雄一郎

FC6-3 777

森川 幸治
WB4-2 101
WB4-3 105

森田 篤史
WA5-3 49

森田 恒幸
FD2-4 813

茂木 篤史
TC7-2 465

向殿 政男
TD1-1 473
TD1-2 477
TD2-1 485
FB2-3 649
FC6-3 777

村井 哲也
TD2-2 489
TD2-3 493

村上 譲司
WB2-1 81

村上 順
FC2-1 721

村上 周太
WA1-2 9
TA2-4 285
FA6-2 613
FA7-2 625

村野 健一
WC4-2 169

村田 忠
TB4-1 361

村山 正
TC5-1 437

室伏 俊明
FB4-2 673
FB6-1 689
FB6-2 693
FB6-3 697

牟田 一弥
TA7-1 321

武藤 憲司
TA5-2 301

[N]

Hung T. Nguyen
SA 1
FB5-1 677

長町 三生
WB6-1 121

長沼 要
TC5-1 437

長坂 一徳
TC6-1 449

長沢 伸也
WB2-3 89

長屋 敬一
TC1-1 405

中川 友紀子
FC2-1 721

中原 陽三
WC6-3 193

中嶋 宏
TD7-1 533
TD7-2 537

中島 信之
TB4-2 365

中木 謙一
FC4-3 757

中森 義輝
WD5-3 245
FD2-3 809

中村 和男
WD1-3 209

中村 健
FD5-1 837
FD5-2 841

中村 節子
WC6-1 185

中村 剛士
TD6-1 525

中村 八束
TD6-2 529

中西 祥八郎
WB6-3 129
WB6-4 133
TB5-2 373
TC4-1 425

FC1-2 713
FC1-3 717

中岡 謙
WB4-2 101

中田 典規
WD1-2 205

中谷 浩人
WD2-2 217

中谷 純
TC5-1 437

中山 正一
WD6-2 253
FD6-3 853

西田 修司
FA2-2 561

西田 行輝
WD5-2 241
TC2-2 421

西守 克己
FC1-1 709

西村 武
FB7-2 705

西野 順二
TD4-3 509

西山 高史
WC5-3 181

西崎 一郎
WC2-3 157

野口 勝久
FC2-2 725

野本 弘平
TA2-2 277

野村 淳二
WC5-3 181
FD2-3 809

野中 秀俊
WC6-2 189

則竹 茂年
TB6-1 381

能森 文人
WC1-1 137

野崎 賢
WB6-2 125

奴久妻 章
WB1-1 69
WC5-1 173

［O］
小幡賢三
TC6-3 457

小田中 敏男
WC2-1 149

小川 幸成
TB4-1 361

荻野 充弘
FB6-3 697

大北 正昭
TA1-1 265

大前 義次
TD1-2 477

大西 真一
FD4-1 825

大里 有生
WA6-2 57
TC1-2 409

太田 俊彦
TC4-3 433

大谷 正幸
TC7-2 465
FC7-2 785

大坪 昭文
TA7-1 321

大坪 亮
WA5-2 45

大内 東
WC1-3 145
WC4-1 165
FA3-2 577
FA3-3 581

及川 達也
WA6-2 57

老松 建成
FB1-1 629
FB1-2 633

岡田 真幸
WC6-4 197

岡本 渉
TD2-4 497
TD7-3 541
FA6-3 617

岡本 宏隆
FD7-1 857

岡崎 崇
TA5-2 301

奥田 徹示
FD1-2 793

奥野 勉
FA2-2 565

大町 靖高
WB2-4 93

鬼沢 武久
FD3-1 817

大野 隆広
TB7-1 393

尾崎 孝良
TB7-1 393

［R］
領家 美奈
WD5-3 245
FD2-3 809

Anca Ralescu
WD1-1 201
FC2-3 729

［S］
佐賀 聡人
FA2-2 561

斎藤 裕士
WA4-3 37

齊藤 ゆか
FC3-2 741

坂和 正敏
WB5-2 113
WC2-2 153
WC2-3 157
WD4-2 229
WD4-3 233

佐野 学
WA2-1 17
WA2-2 21
TA4-1 289
TC2-1 417
TC5-3 445

佐々木 守
FC4-2 753

佐々木 雄二
WA2-3 25

指田 律子
TB1-3 341

佐藤 正康
WA6-1 53

佐藤 美佳
FD4-2 829

佐藤 義治
FD4-2 829

澤田 一哉
WC2-2 153

椹木 哲夫
TA2-1 273
TD5-3 521

世木 博久
TD6-1 525

関口 隆
FC3-1 737

関口 俊宏
FC2-2 725

関根 智
TB2-2 349

柴垣 ゆかり
TB6-2 385

柴田 崇徳
WB5-3 117

柴山 秀男
TA5-2 301

師玉 康成
TD6-2 529

椎名 乾平
FB3-1 657

椎塚 久雄
TB1-3 341

島川 学

TA2-3 281

新保 勝
TD2-2 489
TD2-3 493

清水 弘
IA 3

清水 昭雄
FB5-2 681

清水 誠一
WB2-2 85

清水 透
TC4-2 429

下島 康嗣
WB5-3 117
FD6-1 845

新宮 清志
TA6-1 309
TA7-3 329

白井 雄二
TA7-2 325

白木 敏之
WA6-4 65

四郎丸 功
WB5-2 113
WD4-2 229

下野 雅樹
FC6-3 777

庄野 克房
FC6-1 769

十河 太治
TD7-1 533
TD7-2 537

曽根田 聖一
FB6-2 693

菅野 直敏
TB5-3 377

菅原 暢仁
FD6-2 849

菅野 道夫
WA4-3 37
TD4-3 509
TD5-1 513
TD5-2 517

FB1-3 637
FB4-2 673
FC2-4 733

杉江 弘
FC7-1 781

杉ノ原 範明
WB5-2 113
WD4-2 229

鈴木 茂人
FA2-1 557

鈴木 胖
WC1-1 137

[T]
H.-N. Teodorescu
FC5-1 761

立花 康夫
TA2-2 277

高田 英雄
FA5-3 605

高木 久弥
WD6-4 261

高木 繁則
TB2-3 353

高木 友博
TC5-2 441

高木 敏幸
WB6-3 129
WB6-4 133
TB5-2 373
TC4-1 425
FC1-2 713
FC1-3 717

高萩 栄一郎
WD2-3 221
FB4-1 669

高橋 宏
FC3-1 737

高橋 和浩
TB5-3 377

高橋 恒介
FA1-3 553

高山 博之
WD2-1 213

高柳 浩
FB1-3 637

竹間 丈浩
TA4-1 289

竹村 和久
FB3-2 661

竹中 久美子
TB7-3 401

玉野 和保
FC4-3 757

田村 坦之
WB1-3 77
FA6-1 609
FD7-1 857

田中 英夫
WB6-2 125
WD5-1 237
TC1-3 413
FA4-3 593
FD1-1 789

田中克典
TB7-2 397

田中 一男
WA2-1 17
WA2-2 21
TA4-1 289
TC2-1 417
TC5-3 445

田中 慶
FC2-1 721

谷 明勲
WB2-4 93

田野 俊一
TB6-3 389
TD2-4 497
TD7-3 541
FA3-1 573
FA4-2 589
FA5-2 601
FA6-3 617
FA7-1 621

巽 久行
TD1-1 473
TD1-2 477

辰巳 憲一
FD2-1 801

田崎 栄一郎
WC5-2 177
FA5-1 597
FD6-2 849
FD7-2 861

寺野 寿朗
FC2-2 725

寺岡 善之
TA5-1 297

蔦 敏和
TB5-1 369

戸田 正章
WA5-1 41

戸貝 正喜
FC4-1 749

土岐 康之
WA6-3 61

時松 秀男
FC1-1 709

徳丸 昭彦
WC5-2 177

徳高 平蔵
FC1-1 709

坪根 昌弘
TA2-4 285

土屋 敏夫
WB6-1 121

辻村 泰寛
FD3-2 821

鶴丸 尚之
TC7-2 465

筒井 宏明
WD6-1 249

[U]
内田 洋彰
WA4-1 29

内川 嘉樹
WA1-3 13
WA2-3 25
WB4-2 101
WB4-3 105
WD6-2 253
WD6-3 257
WD6-4 261

TB1-1 333
TB6-1 381
TB7-1 393
TB7-2 397
TC6-3 457
FD6-3 853

内野 英治
FC5-1 761
FC5-2 765

植村 芳樹
WD4-2 229

上野 文男
TA7-2 325
FC4-2 753

上野 祐豪
TA6-1 309

上杉 正人
FA2-1 557

馬野 元秀
WB1-3 77
FA6-1 609
FD7-1 857

梅津 祐久
FD7-1 857

畝見 達夫
FC7-1 781

牛田 博英
TC5-2 441

牛込 博康
FA2-4 569

宇高 淳也
WB5-2 113

[W]
若林 高明
WC4-1 165
FA3-2 577

若松 秀俊
FD1-3 797

若松 隆司
TC7-1 461

若山 晶彦
WD2-1 213

汪 暁俊
WC2-2 153

和多田 淳三
WB4-1 97
WB5-1 109
FD2-1 801

渡邊 英一
FA2-3 565

渡邊 洋
FB3-2 661

渡辺 浩之
TB5-1 369

渡辺 敬介
WA6-1 53

渡辺 正明
FD5-1 837
FD5-2 841

渡辺 雅英
TC2-2 421

渡辺 則生
FD2-2 805

渡辺 成
TC6-3 457

[Y]
William J. Yakowenko
TB5-1 369

藪内 賢之
WB5-1 109
FD2-1 801

夜久 正司
TC4-3 433

山田 耕一
WB1-1 69
WC5-1 173
TD2-1 485

山田 新一
WA5-2 45
WA5-3 49
WA6-3 61

山口 静馬
FB1-1 629
FB1-2 633

山口 亨
TB2-2 349
TC5-2 441

山川 烈
FC5-1 761
FC5-2 765

山本 和美
WB4-1 97

山本 直久
WB6-2 125

山本 茂史
TC4-2 429

山村 彰
WC5-3 181

山村 悦夫
FB2-4 653

山ノ井 高洋
FB1-3 637

山下 清美
FB3-3 665

山下 光久
TA5-3 305

山下 利之
FB3-3 665

山内 賢一
FC2-1 721

山浦 弘夫
TD6-2 529

柳原 二郎
FA1-1 545

楊 旭華
TB7-1 393

安田 隆人
WB2-2 85

安川 隆廣
TD5-2 517

横出 勝則
WD5-1 237

横川 壽彦
TD4-2 505

吉田 幸男
FD2-3 809

吉川 歩
FB7-2 705

吉村 朋朗
TC1-2 409

吉根 勝美
WD2-2 217

葉 海青
FC7-2 785

湯場崎 直養
TC7-2 465
FC7-2 785

行松 徹
TB7-2 397

[Z]
Kaiqi Zou
TD1-3 481

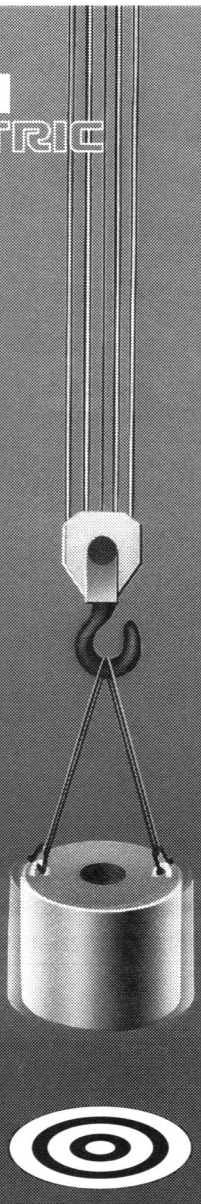
第９回ファジィシステムシンポジウム講演論文集

１９９３年５月１９日発行
発行　日本ファジィ学会（ＳＯＦＴ）
〒231 神奈川県横浜市中区山下町８９－１
シイベルヘグナービル　３階
国際ファジィ工学研究所内
電話　(045)212-8253

編集　第９回ファジィシステムシンポジウム実行委員会

FUJI ELECTRIC

ファジィ以後。

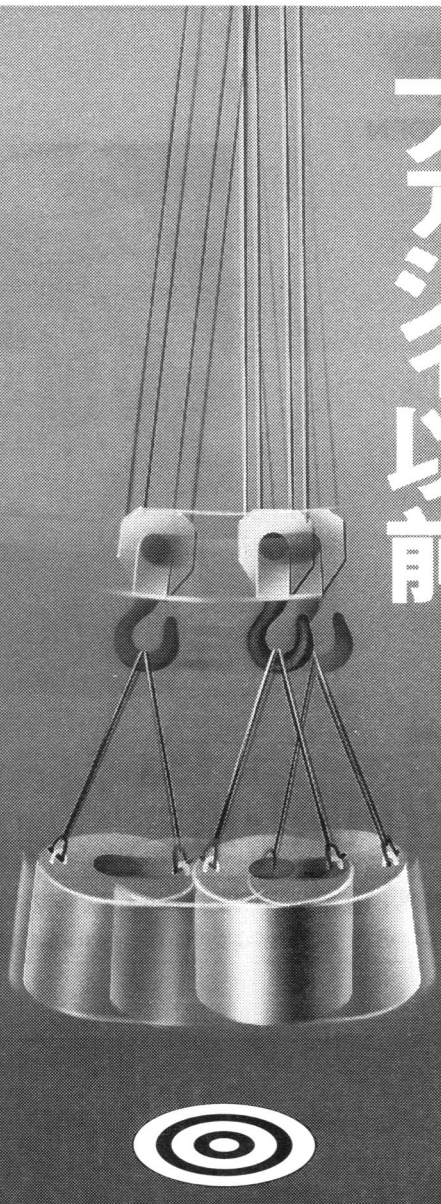


ファジィ制御時

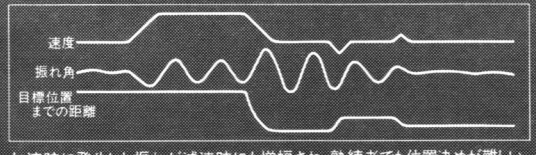


加減速時に発生した振れを速やかに止めながら、正確な位置決めを実現。

ファジィ以前。



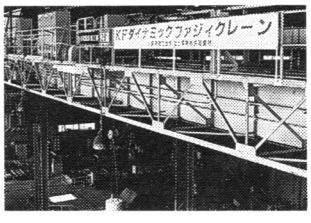
手動制御時



加速時に発生した振れが減速時にも増幅され、熟練者でも位置決めが難しい。

振れを止めながら、ピタッと着地。ファジィがクレーンの全自動化を可能にしました。

もうちょっと右かな、左かな、前かな。クレーンの操作には、高度な熟練技術が不可欠です。ところがここに、狙った位置にピタッと着地する全自動クレーンを開発。それを可能にしたのが、ファジィ制御です。吊り荷の振れを止めながら、同時に、降ろす位置をピタリとマーク。外乱にも安定したコントロール力です。もちろん、手動操作時における振れ止め、位置決めのサポートも可能です。(これは川鉄鉄構工業株式会社との共同開発品です。)



KFダイナミック・ファジィクレーンシステム

聞こえてきますか、技術の鼓動

富士電機

富士電機株式会社 〒100 東京都千代田区有楽町1-12-1(新有楽町ビル) ☎(03)3211-7111

ファジィ

超かんたん学習ツール

ベータ・アールエヌエー

β−RNA®

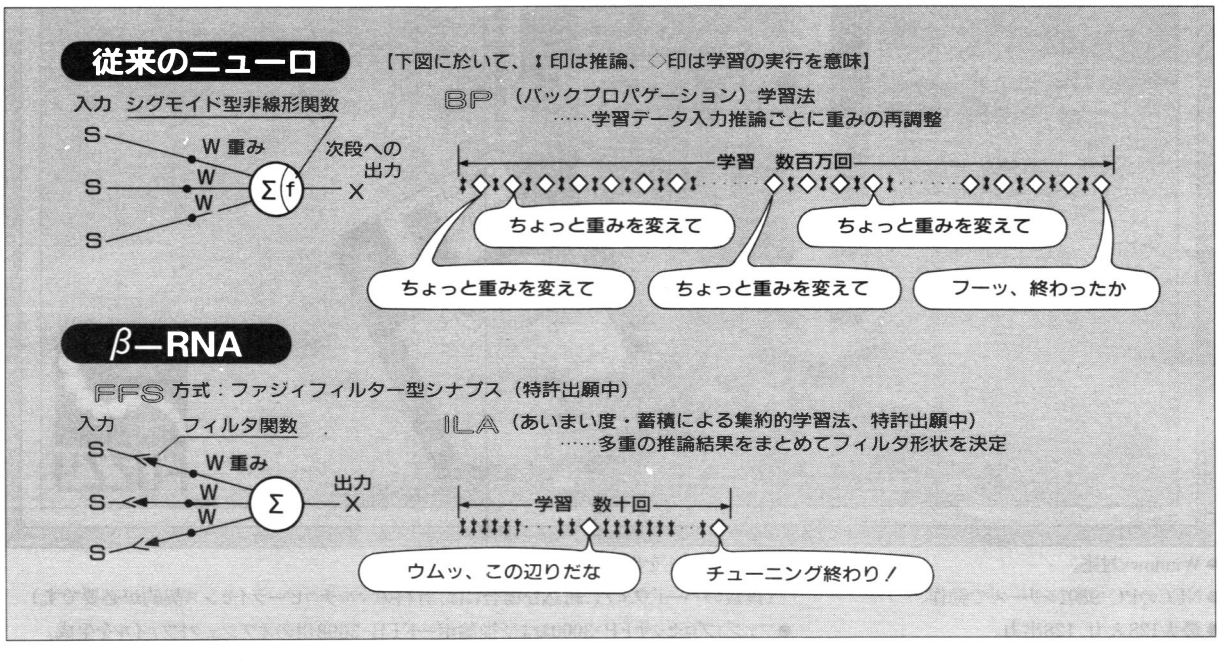
学習シミュレータ、β-RNAは、下記の特徴を持つ、新しいネットワーク型学習ツールです。

初期値を必要としない自動知識生成（学習）機能
生成された知識の自動チューンアップ機能
知識編集機能
知識及び推論結果の視覚化が可能
生成知識の既存システムへの転用が容易
処理負荷が小さく、高速な推論/学習速度を実現
広範囲の問題に対応した数種の照合演算方式をサポート

ILA（曖昧度蓄積による集約的学習：特許出願中）に基づいたFFS（ファジィフィルター型シナプス：特許出願中）より構成される複層ネットワークにより、多種の知識を柔軟かつ高速に処理することが可能です。

また、入力空間と出力空間をダイナミックに結合することにより、ニューラルネットワーク等では処理が困難であった非線形問題において特に有効性を発揮します。

β-RNAは離散値出力型と連続値出力型に代表される複数の学習機能を有するため、問題の特質に最適なアプローチを選択することが可能です。離散値出力型はカテゴリ分類/識別を、連続値型学習は出力間の連続性補償が要求される各種自動制御を強力にサポートします。



◇備　　考◇

- ユーザ側アプリケーションソフトとβ-RNAとのやり取りの為、標準関数インタフェースをオプションとして別売しております。
- 価格は、アカデミープライスでのご提供も用意しておりますので、お問い合わせ下さい。

◇対応機種◇

● SPARCstation	シリーズ（SUN）	● HP9000/700	シリーズ（HP）
● RS/6000	シリーズ（IBM）	● EWS4800	シリーズ（NEC）
● LUNA（RISC/SISC）	シリーズ（OMRON）	● NEWS（RISC/SISC）	シリーズ（SONY）
● G200/RISC	シリーズ（東芝）	● ME/R7000	シリーズ（三菱）

Advanced Intelligenceをめざす
株式会社 アドイン研究所
本　　部　〒102 東京都千代田区紀尾井町3-6（秀和紀尾井町パークビル1F）　TEL03(3288)7324　FAX03(3288)7334
札幌ラボラトリー　〒060 札幌市中央区北2条西2-1-5（服部ビル3F）　TEL011(222)4811　FAX011(222)1170

OMRON

ファジィ推論エンジンのCソースコードを出力。
あなたのシステムに、ソフトでファジィ推論を組みこめます。



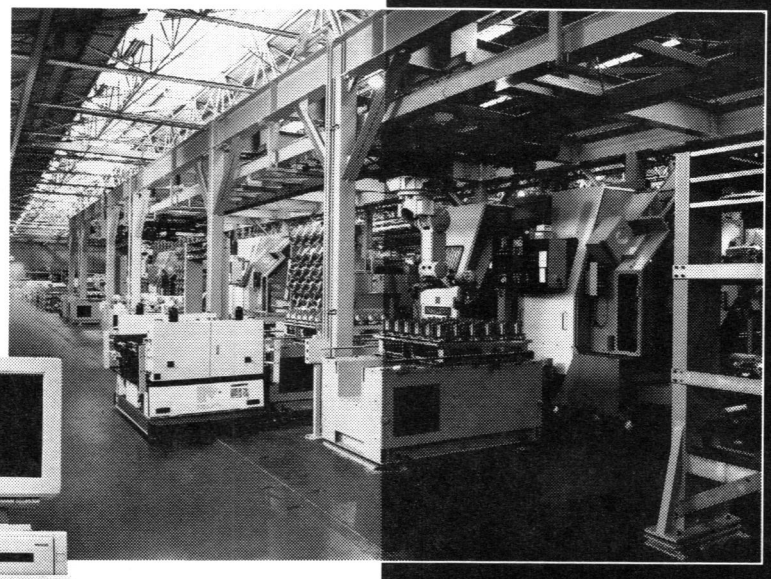
- Windows対応。
- NECのPC-9801シリーズで動作。
- 最大128入力、128出力。
- テキストエディタで、自由にルール作成可。
- ほぼ1000ルールまで処理可。
- メンバシップ関数の形状はほぼ無制限。
- 複数の推論・確定方式。
- MATLABのMATファイルに対応。
- Cソースコードを出力。
  （複数のハードウェアに組込む場合には、有料のマルチコピーライセンス契約が必要です。）
- ファジィプロセッサFP-3000および推論ボードFB-3098用のオブジェクトファイルを生成。
- 別売（予定含む）のトランスレータにより、下記チップ用にコード変換可。
  オムロン　FP-1000
  日本電気　4ビット、8ビット、16ビット ワンチップマイコンシリーズ
  三菱電機　MELPS 8ビット、16ビット ワンチップマイコンシリーズ
  ただし、仕様はチップ毎に異なります。
- 英語版（FS-30AT：IBM-PC/AT用）もあります。

※各商品名は、各社の商標および登録商標です。

オムロン株式会社
SC事業部 ファジィグループ
〒140 東京都品川区北品川4-7-35 御殿山森ビル13F TEL03(5488)3121

ファジィ推進センタ
〒617 京都府長岡京市下海印寺 TEL075(951)5117

MEIDEN



才能は、眠らない。

優れた耐環境性と充実したRAS機能で
FA工場の24時間を支える〈ミューポートIII〉

本格派
リアルタイムUNIX
ミューポート μPORT-III 明電工業用コンピュータ

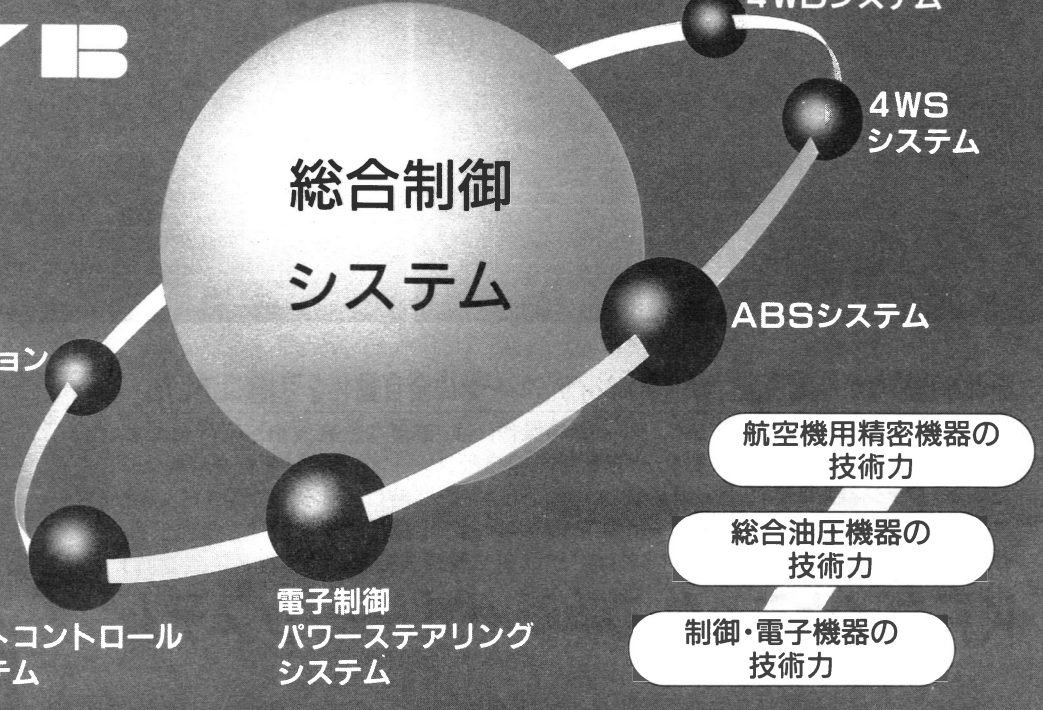
※UNIXオペレーティングシステムは、UNIX System Laboratories, Inc. が開発し、ライセンスしています。

●お問合せは 株式会社 明電舎・電子機器本部 〒103 東京都中央区日本橋大伝馬町11-8 ☎ 03-5640-8350

株式会社 明電舎 〒100東京都千代田区大手町2-2-1(新大手町ビル)☎(03)3246-7111 支社・支店●関西支社(06)203-5261●中部支社(052)231-7181
●九州支店(092)771-7041●北海道支店(011)261-5531●東北支店(022)227-3231●北陸支店(0762)61-3176●中国支店(082)221-4255 ●四国支店(0878)22-3437

お客様に快適な乗心地と操案性を提供する
総合制御システムをめざす

KYB



カヤバ工業株式会社 〒105 東京都港区浜松町二丁目4番1号 TEL(03)3435-3511 FAX(03)3436-6759