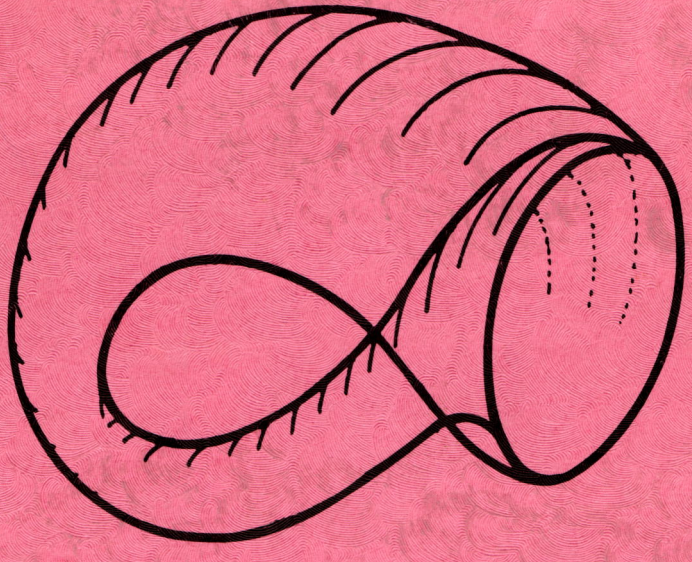
第 8 回

「ファジィ システム シンポジウム」

講 演 論 文 集

期　日　　1992年5月26日(火)・27日(水)・28日(木)

会　場　　広 島 国 際 会 議 場



SOFT

主催　日本ファジィ学会

(Japan Society for Fuzzy Theory and Systems)

第８回

ファジィ システム シンポジウム

－ 人間とファジィ理論の統合 －

講演論文集

期日： 1992年5月26日(火)、27(水)、28(木)

会場： 広島国際会議場

〒730 広島市中区中島町1－5(平和記念公園内)

ＴＥＬ(082)242－7777 ＦＡＸ(082)242－8010

主催： 日本ファジィ学会（ＳＯＦＴ）

〒231 横浜市中区山下町89－1 シイベルヘグナービル3階

国際ファジィ工学研究所内 ＴＥＬ(045)212－8253

共催： 国際ファジィシステム学会（ＩＦＳＡ）日本支部

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

後援： (財)広島県産業技術振興機構

第８回ファジィシステムシンポジウムの開催に当って

日本ファジィ学会会長
菅　野　道　夫　（東京工業大学・教授）

ファジィシステムシンポジウムも今回で８回目を迎えることになりました。このシンポジウムは、国際ファジィシステム学会日本支部が１９８５年に始めたものを、日本ファジィ学会が引継いだものです。第５回シンポジウムで日本ファジィ学会の設立が決議され、１９９０年９月の第６回より日本ファジィ学会主催、国際ファジィシステム学会日本支部共催ということになりました。

第６回までは東京と京阪神地区で開催してきましたが、昨年は名古屋、今年は広島、そして来年は札幌で開催することになりました。このように全国的に日本ファジィ学会の基盤は着実に固まってきています。

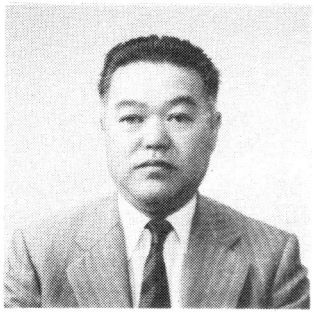
１９８９－９１年の「ファジィ」ブームも過ぎ、今年は「ファジィ」の意義を捉え直す良い時期だと思います。これは、制御を越えた「ファジィ」の展開を目指すためです。ブームの中で得られたものは２つあると思います。ひとつは、「ファジィ」には何かがあるという認識が広まったことであり、このことによって、中にはあまり効果のない応用もあるでしょうが、素晴らしいアイデアに基づく応用が数多く生みだされました。

もうひとつは、他分野との交流が積極的になされるようになったことです。従来ややもすると、「ファジィ」と対立的に捉えられていた、制御、ＡＩ、ニューロの分野と共同の講習会、パネルディスカッション、講演会も開催されるようになりました。

特筆すべきことは、「ファジィ」よりはニューロが盛んなアメリカでＩＥＥＥの中に１９９３年から Fuzzy Systems Council ができますが、今年サンディエゴで開催したファジィシステム会議の２回目をＩＥＥＥ Neural Networks Council と一緒にサンフランシスコで開催することに決まったことです。これは、「ファジィ」が今や学会の中で正当な位置を占めていく環境が整ったということを意味します。

この第８回ファジィシステムシンポジウムでは「人間とファジィ理論の統合」がテーマとして挙げられていますが、これこそ「ファジィ」の中心的課題です。工学の中では特に、「ヒューマンフレンドリィシステムの実現」として表現されているものです。どのようにして「統合」がなされ、「フレンドリィ」が実現するかといえば、それは「ファジィ」の方法論である「定性的アプローチ」によってではないでしょうか？　定性的アプローチは、「ファジィ」自身にとってのみならず、他分野との融合の点でもキーとなる方法論だと思います。このことを通じて、本シンポジウムが広範な研究分野の論文と参加者を取り込み、さらに、近い将来、国際的にもなるということが私の願いです。北米情報処理学会の年会はオープンになっていますが、本シンポジウムも国際セッションなどを設けて、アジアはもちろん、少なくとも太平洋地域のオープンなシンポジウムになることを願っています。

末尾ながら、本シンポジウム開催のために大変な努力をされた実行委員長、長町三生先生をはじめ、中国・四国支部の皆様に感謝致します。



第８回ファジィシステムシンポジウムに寄せて

実行委員長

長　町　三　生　（広島大学・教授）

第８回ファジィシステムシンポジウムを平和都市広島市にお迎えできますことを、大変嬉しく思います。７０年間草木も生えないだろうといわれるほどの大きな災難を受けた地が、その後自動車・造船・エレクトロニクスの産業都市に発展し、今や広島中央テクノポリスの最先端技術の中心地として歩んでいる当地に、先端技術のひとつとしての旗じるしを掲げるファジィシステムシンポジウムを開催することは、当地の研究者・技術者にとって最大の喜びであります。

すでに当地では、ファジィ理論を広島の名物である酒づくりや精米システムに応用するという実績をもっており、また自動車への適用も進行しつつあるところであります。中国・四国地区と範囲を広げてみますと、ファジィ理論の基礎と応用について着々と研究が進んでいる地でもあります。

本回は、昨年の発表件数よりも５％多い発表申込みを受け、実行委員会として大変喜んでおり、十分な時間で発表と討議をしていただくために、当初予定しておりましたパネルディスカッションをやむをえず中止をすることになりました。また、特別講演として、ＩＢＭ副社長三井信雄氏に「コンピュータの将来」としてお話をしていただくことでご快諾をえ、わざわざこのために帰国していただくことになりましたし、米国新進の学者で世界的にご活躍のKarwowski教授には、人間とファジィシステムについてのお話をうかがうことになりました。彼は博士論文でもファジィ理論を扱い書物も出版しております。人間の思考や判断にはもともと曖昧性がありながら、その予測性はコンピュータも及ばないほどの正確さを持っていますし、人間の動作は強さと柔らかさの両面をうまく使いこなすことでその働きはロボットも及びません。人間によって構成されている社会や経営体も同様の機能をもっています。ファジィ理論の柔軟性・大局性などの特質がこのような人間機能の数理的表現として融合性をもっており、本ファジィシステムシンポジウムにおいてこれらの内容が話題となり活発に討議のきっかけになればと期待しております。

日本では、世界のなかでもZadeh教授考案のファジィ理論がもっとも盛んに研究され応用されており、製品開発にもファジィ制御の利用がもっとも盛んでありますが、人間の特質をファジィ理論から追求するという基礎的研究がこれからもっと盛んに行われるように切望しております。

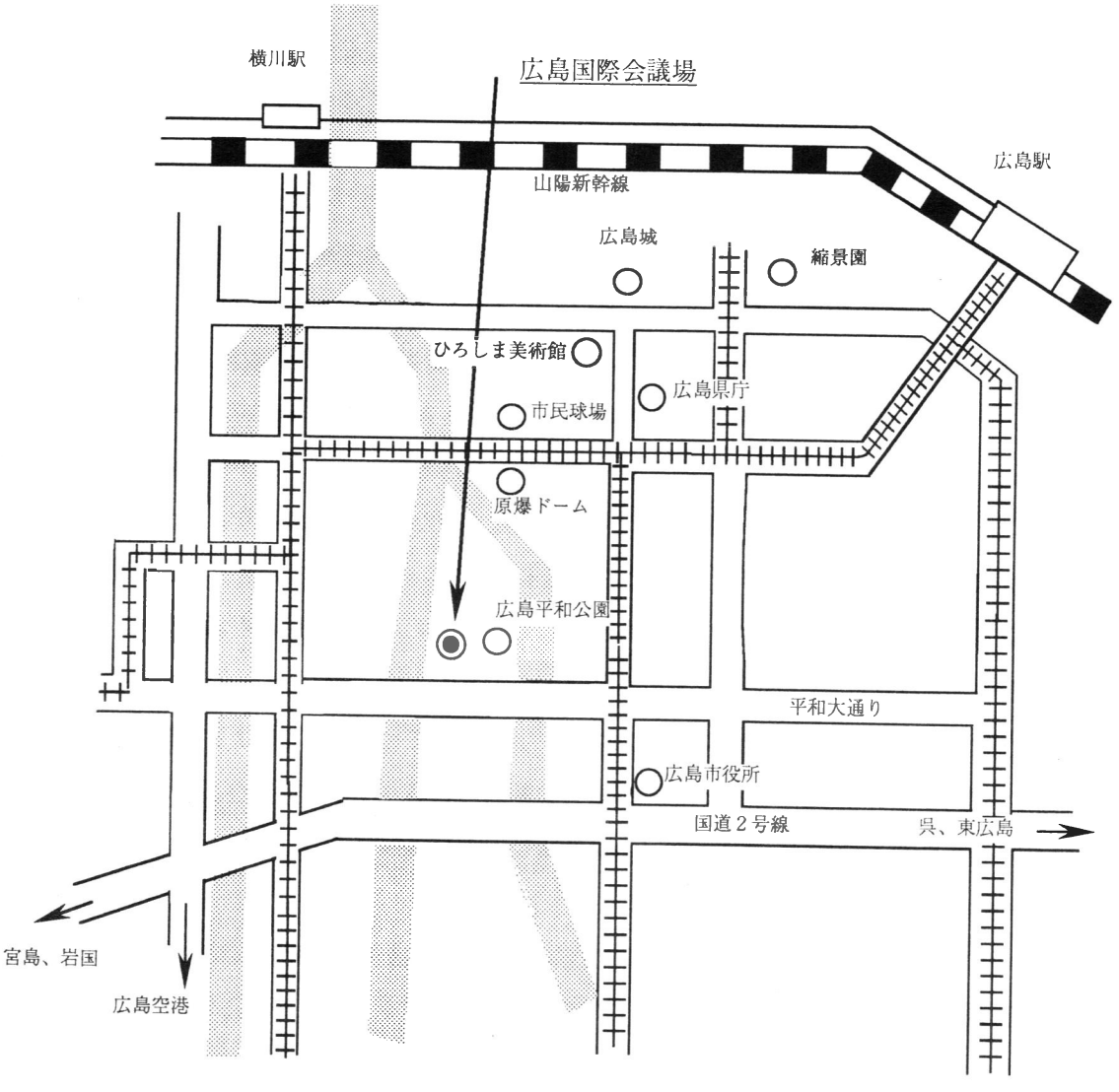
”クラインの壷”のいわれ”

ふたつのメビウスの帯の縁どうしを、貼り合わせるとクラインの壷ができます。今回のポスターレイアウト案でこのクラインの壷を採用したのは、これまで主に機械制御の方向へ走っていたファジィ理論をもう一度見つめなおし、ファジィ理論と人間との関係を再構築しよう、という今回のシンポジウムのテーマである－人間とファジィ理論の統合－からイメージして引用したものです。

交通案内図

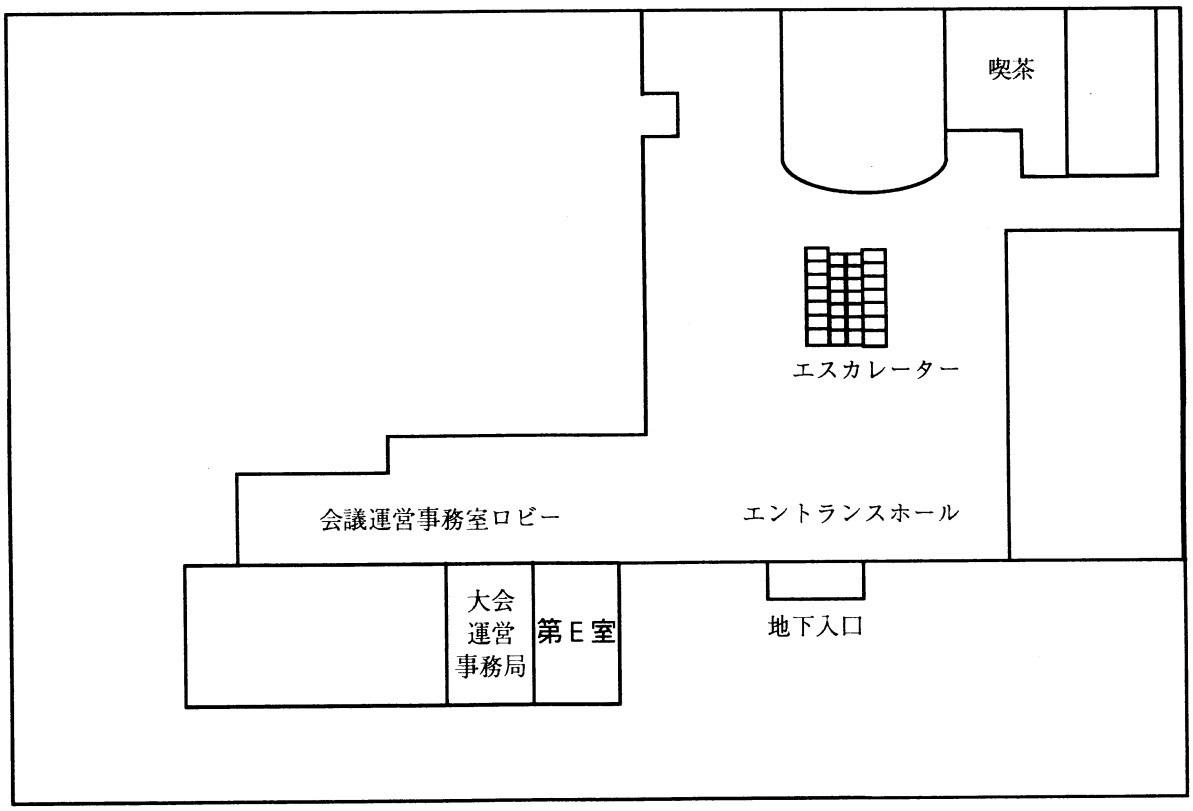
交通のご案内

電車……広島駅　①番紙屋町経由宇品行「袋町」下車　徒歩５分
　　広島駅　②⑥番己斐・宮島方面行「原爆ドーム前」下車　徒歩７分
バス……広島バス吉島行「平和公園前」下車　徒歩１分
タクシー‥広島駅から10分、広島空港から15分

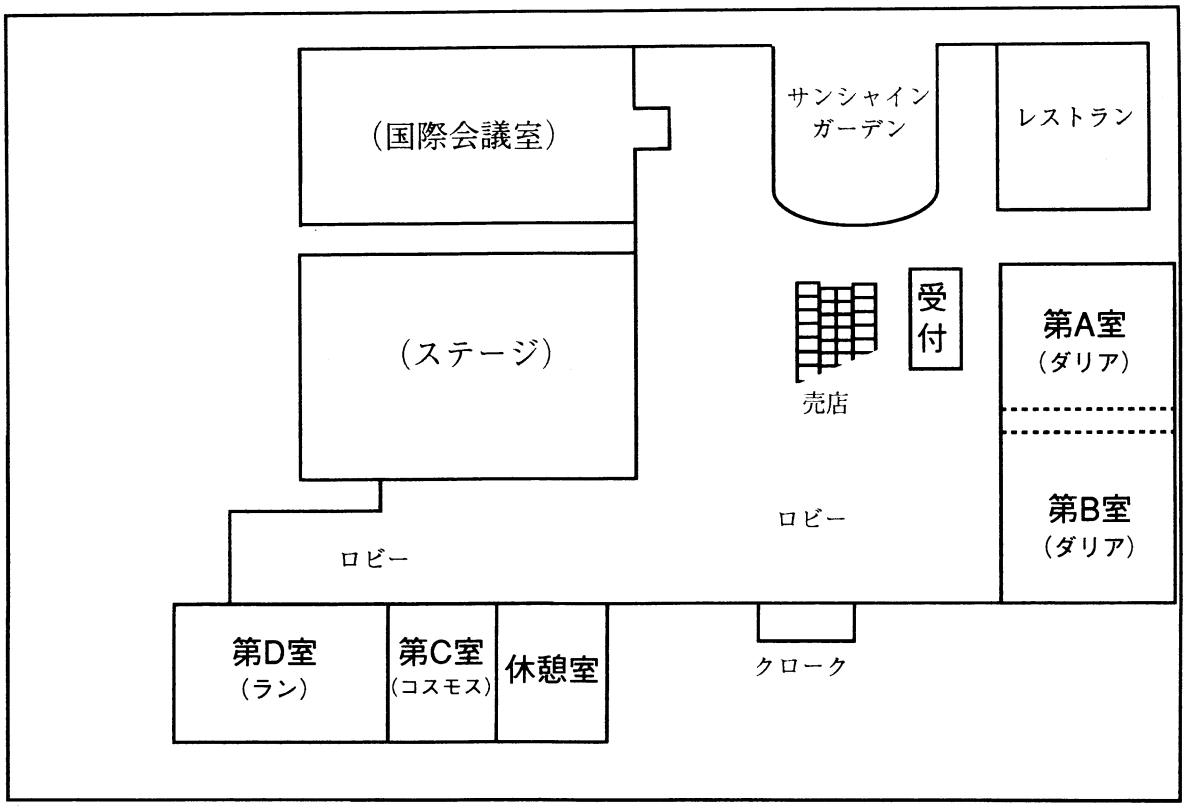


会場案内図：広島国際会議場

Ｂ１Ｆ



Ｂ２Ｆ



参加の皆様へ

1．受　付

時間・場所：第1日(5月26日),第2日(5月27日),第3日(5月28日)とも午前8時50分より会場（広島国際会議場 B2階）で行います。

大会参加費：

正会員	8,000円	（当日受付の場合	9,000円）
非会員	12,000円	（当日受付の場合	13,000円）
協賛学会員	9,000円	（当日受付の場合	10,000円）
学生会員	4,000円	（当日受付の場合	5,000円）

（共に、講演論文集を含む。また、法人会員に所属している方は、正会員扱いとします。）

2．懇親会

シンポジウム第1日〔5月26日(火)〕19:00より第A室（ダリア）で行います。当日受付も申し受けます。会費は6,000円です。懇親会場にはシンポジウム総合受付でお渡しするネームプレートを胸につけてご入場ください。

3．デモンストレーション

デモンストレーション会場はB1階第E室（会議運営事務室）でございます。

4．昼　食

会場周辺にはレストランなどが少ないため、シンポジウム総合受付にて行っている弁当予約をご利用下さい。

5．参加者への連絡

会場内の呼び出しは行いません。シンポジウム期間中、シンポジウム総合受付付近にメッセージボードを設けますので、ご利用ください。

6．駐車場

会場および周辺は駐車スペースが限られておりますので、車でのご来場はご遠慮ください。

講演集・プログラム

（1）参加者には、国際会議場B2階のシンポジウム総合受付で講演論文集をお渡しいたします。事前にはお送りいたしませんので、ご了承ください。

（2）プログラムは特に発行の予定はありません。あらかじめご了承ください。

（3）講演論文集のみを希望される方は、後日学会事務局までお問い合わせください。

司会の先生へ

司会をしていただく先生は、ご担当のセッションの始まる15分前までに会場受付にお越しください。

発表者の皆様へ

（1）発表セッションの始まる15分までに会場受付へお越しください。また、発表会場の次演者席に、発表開始20分前までにお座りください。

（2）1演題につき発表15分間、討論5分間の計20分間です。時間の合図は12分目に1鈴、15分目に2鈴（発表終了）、20分目に3鈴（討論終了）を鳴らします。

（3）発表の際のビジュアルエイドは35mmスライドとＯＨＰ、各1台を用意しております。

第8回 ファジィシステムシンポジウム実行委員会

委 員 長：長町　三生（広島大学工学部）

実行委員：岡田　三郎（通産省中国工業技術試験所）
坂和　正敏（広島大学工学部）
佐々木 博司（広島大学工学部）
玉野　和保（広島工業大学）
椿　　康和（広島大学経済学部）
中村　佳正（広島工業大学）
長岡　　満（マツダ（株）技術研究所）
西野　達夫（広島工業大学）
松原 加代子（（株）松下電器情報システム広島研究所）
松原　行宏（広島大学工学部）
山口　静馬（山口大学工学部）
吉長　元孝（広島大学医学部）

シンポジウム事務局：〒724　東広島市鏡山1-4-1　広島大学工学部第2類内
第8回ファジィシステムシンポジウム事務局
電話　0824-22-7111（内線 3481）　Fax　0824-22-7195

郵便振込口座：広島５－５０５８３
第8回ファジィシステムシンポジウム実行委員会

銀 行 口 座：広島銀行西条支店　（普）０５１－１１０３８５７
第8回ファジィシステムシンポジウム実行委員会

第８回ファジィシステムシンポジウム日程

５月２６日（火）

第1日	第A室	9:30〜10:50 挨拶 ＳＡ１ 特別講演	11:00〜12:00 司会 室伏 俊明 ＦＡ２ 測度１	13:00〜14:00 司会 椎塚 久雄 ＦＡ３ 測度２	14:10〜15:10 司会 鬼沢 武久 ＦＡ４ 測度３
	第B室			13:00〜14:00 司会 前田 幹夫 ＦＢ３ 制御（実システム１）	14:10〜15:10 司会 五百旗頭 正 ＦＢ４ 制御（実システム２）
	第C室		11:00〜12:00 司会 石渕 久生 ＦＣ２ 意思決定１	13:00〜14:00 司会 西崎 一郎 ＦＣ３ 意思決定２	14:10〜15:10 司会 中森 義輝 ＦＣ４ 意思決定３
	第D室		11:00〜12:00 司会 佐々木 博司 ＦＤ２ ニューラルネット１	13:00〜14:00 司会 市橋 秀友 ＦＤ３ ニューラルネット２	14:10〜15:10 司会 酒井 義郎 ＦＤ４ ニューラルネット３

５月２７日（水）

第2日	第A室	9:30〜10:50 ＩＡ１ 招待講演	11:00〜12:00 ＜総会＞	13:00〜14:00 司会 中西 祥八郎 ＵＡ３ ＧＡ	14:10〜15:10 司会 宮本 定明 ＵＡ４ 同定１
	第B室			13:00〜14:00 司会 西守 克己 ＵＢ３ 制御（プロセス１）	14:10〜15:10 司会 福田 敏男 ＵＢ４ 制御（プロセス２）
	第C室			13:00〜14:00 司会 田中 雅人 ＵＣ３ 知的情報処理１	14:10〜15:10 司会 十河 太治 ＵＣ４ 知的情報処理２
	第D室			13:00〜14:00 司会 高木 友博 ＵＤ３ 推論３	14:10〜15:10 司会 中村 和男 ＵＤ４ 推論４

５月２８日（木）

第3日	第A室	9:50〜10:50 司会 中村 佳正 ＹＡ１ ハードウェア１	11:00〜12:00 司会 渡辺 浩之 ＹＡ２ ハードウェア２	13:00〜14:00 司会 戸貝 正喜 ＹＡ３ ハードウェア３	14:10〜15:10 司会 鈴木 昌次 ＹＡ４ ハードウェア４
	第B室	9:50〜10:50 司会 山川 烈 ＹＢ１ 制御（安定性１）	11:00〜12:00 司会 田中 一男 ＹＢ２ 制御（安定性２）	13:00〜14:00 司会 黒須 顕二 ＹＢ３ 制御（理論１）	14:10〜15:10 司会 安信 誠二 ＹＢ４ 制御（理論２）
	第C室	9:50〜10:50 司会 小倉 久和 ＹＣ１ 言語１	11:00〜12:00 司会 馬野 元秀 ＹＣ２ 言語２	13:00〜14:00 司会 但馬 文昭 ＹＣ３ 評価１	14:10〜15:10 司会 山口 静馬 ＹＣ４ 評価２
	第D室	9:50〜10:50 司会 山中 猛 ＹＤ１ 画像１	11:00〜12:00 司会 玉野 和保 ＹＤ２ 画像２	13:00〜14:00 司会 永井 豊 ＹＤ３ 画像３	14:10〜15:10 司会 増井 重弘 ＹＤ４ 画像４

			19:00〜 懇親会
15:20〜16:20 司会　村上　周太 ＦＢ５ 制御（実システム３）	16:30〜17:30 司会　長岡　満 ＦＢ６ 制御（実システム４）	17:40〜18:40 司会　奥田　徹示 ＦＢ７ 制御（実システム５）	
15:20〜16:20 司会　澤田　一哉 ＦＣ５ 意思決定４	16:30〜17:30 司会　矢野　均 ＦＣ６ 意思決定５	17:40〜18:40 司会　坂和　正敏 ＦＣ７ 意思決定６	
15:20〜16:20 司会　内川　嘉樹 ＦＤ５ ニューラルネット４	16:30〜17:30 司会　大里　有生 ＦＤ６ 推論１	17:40〜18:40 司会　前田　博 ＦＤ７ 推論２	

15:20〜16:20 司会　廣田　薫 ＵＡ５ 同定２	16:30〜17:30 司会　神酒　勤 ＵＡ６ 同定３
15:20〜16:20 司会　前田　陽一郎 ＵＢ５ 制御（ロボット１）	16:30〜17:30 司会　岡田　三郎 ＵＢ６ 制御（ロボット２）
15:20〜16:20 司会　西野　達夫 ＵＣ５ 環境	16:30〜17:30 司会　塚本　弥八郎 ＵＣ６ 検索
15:20〜16:20 司会　山口　亨 ＵＤ５ 推論５	16:30〜17:30 司会　片井　修 ＵＤ６ 推論６

15:20〜16:20 司会　田中　英夫 ＹＡ５ エキスパートシステム１	16:30〜17:30 司会　有田　清三郎 ＹＡ６ エキスパートシステム２
15:20〜16:20 司会　水本　雅晴 ＹＢ５ 制御（理論３）	16:30〜17:30 司会　中島　信之 ＹＢ６ 制御（学習）
15:20〜16:20 司会　和多田　淳三 ＹＣ５ 集合	16:30〜17:30 司会　甲斐沼　美紀子 ＹＣ６ グラフ
15:20〜16:20 司会　加藤　裕一 ＹＤ５ 心理	

特別講演

第1日： 5月26日（火） 9：30～10：50

【第A室】　　司会　長町　三生（広島大学）

SA1　パーソナル・コンピューティングの将来　1
三井　信雄 氏（IBMコーポレーション　副社長）

招待講演

第2日： 5月27日（水） 9：30～10：50

【第A室】　　司会　長町　三生（広島大学）

IA1　The Human World of Fuzziness, Human Entropy and the Need for General Fuzzy Set Theory　3
Dr.Waldemar Karwowski（ルイビル大学人間工学センター長）

一般講演プログラム

第1日　5月26日（火）　第A室

ＦＡ２　測度1　11:00～12:00　司会：室伏 俊明（電気通信大学）

FA2-1：ランダム集合の包含関係に関する単調性を伴う不確実性の測度　5
○前田 豊,市橋 秀友（大阪府立大学）

FA2-2：証拠理論と確率論に基づく種々の不確実性推論の比較　9
○乾口 雅弘,前川 浩二,久米 靖文（大阪府立大学）

FA2-3：キー入力された命令の誤り訂正　13
○石山 政浩,荒木 宏之,影井 清一郎（横浜国立大学）

ＦＡ３　測度2　13:00～14:00　司会：椎塚 久雄（工学院大学）

FA3-1：構造信頼性評価のためのファジィ集合とファジィ測度の定義とその応用　17
○河村 廣（神戸大学）

FA3-2：概念の積分値に対する達成度とファジィ測度との関係　21
○松下 裕,勝倉 裕（清水建設）

FA3-3：Choquet積分による階層的評価モデル　25
○藤本 勝成（東京工業大学）,土屋 隆史（ソニー㈱）,
室伏 俊明（電気通信大学）

ＦＡ４　測度3　14:10～15:10　司会：鬼沢 武久（筑波大学）

FA4-1：種々のファジィ測度の族が決定する様相論理体系　29
○村井 哲也（札幌医科大学衛生短期大学部）,
宮腰 政明,新保 勝（北海道大学）

FA4-2：階層化ファジィ積分による主観的意思決定法について　33
○椎塚 久雄,杉山 孝男（工学院大学）

FA4-3：ファジィ積分・測度と言語を用いたＰＳＦの解析手法　37
○貞徳 洋輝,松原 行宏,長町 三生（広島大学）

第1日　5月26日（火）　第B室

ＦＢ３　制御（実システム1）　13:00～14:00　司会：前田 幹夫（九州工業大学）

FB3-1：クレーン自動運転へのファジィ制御の適用　41
○右田 博久（㈱富士電機総合研究所）,伊藤 潤,乳井 直樹（富士電機㈱）,
相川 文秀,舞原 克己,入江 康文（川鉄鉄構工業㈱）

FB3-2：旋回クレーンのファジィ制御　45
○森田 篤史,山田 新一,藤川 英司,鈴木 雄三（武蔵工業大学）

FB3-3：ニューロ・ファジィ最適制御によるトレーラ・トラックの後退運転　49
○徳永 稔,市橋 秀友（大阪府立大学）

ＦＢ４　制御（実システム2）　14:10～15:10　司会：五百旗頭 正（㈱明電舎）

FB4-1：無人ヘリコプタのための階層型ファジィ制御システム　53
菅野 道夫,○西野 順二,三輪 英昭（東京工業大学）

FB4-2：地形追従／回避のファジィ飛行支援システム　57
○野本 弘平,亀田 洋志,立花 康夫（三菱電機㈱）

FB4-3：多次元メンバシップ関数による障害物回避　61
○田中 雅人（山武ハネウエル㈱）

ＦＢ５　制御（実システム3）　15:20～16:20　司会：村上 周太（九州工業大学）
FB5-1：ファジィ制御の海洋構造物の振動制御への応用　65
古田 均,○南 将行,渡邊 英一（京都大学）,金吉 正勝,田中 洋（日立造船）
FB5-2：地震力を受けるシェルのファジィ制御　69
○新宮 清志（日本大学）,福島 欣哉（日本大学大学院）
FB5-3：ファジィ制御による空調器省エネシステム　73
－合繊工場への応用－
佐竹 和雄,石黒 利美（㈱鐘紡）,○五百旗頭 正,唐鎌 敏夫,山田 哲也,
（㈱明電舎）

ＦＢ６　制御（実システム4）　16:30～17:30　司会：長岡 満（マツダ㈱）
FB6-1：ダム水位一定制御へのファジィ適用　77
大野 知彦,○熊木 国一（日本無線㈱）
FB6-2：ニューロとファジィのハイブリッド制御系の設計とそのタンクレベル制御へ　81
の適用
谷 哲次,○村越 俊二,佐藤 勉（出光興産㈱）

ＦＢ７　制御（実システム5）　17:40～18:40　司会：奥田 徹示（大阪工業大学）
FB7-1：下水汚泥溶融炉のファジィ制御　85
○塩野 俊一,臼井 高史,入山 守生,鈴木 一如,
中 洋太（荏原インフィルコ㈱）
FB7-2：ファジィ状態メモリによる倒立振子の位置制御　89
○白井 雄二（八代高等専門学校）,井上 基広,上野 文男（熊本大学）
FB7-3：制約指向型ファジィ推論による倒立振子制御システムの構成　93
片井 修（京都大学）,河野 伸一（東京大学）,片岡 哲児,○嶋本 公徳,
井田 正明,椹木 哲夫,岩井 壮介（京都大学）

第１日　５月２６日（火）　第Ｃ室

ＦＣ２　意志決定1　11:00～12:00　司会：石渕 久生（大阪府立大学）
FC2-1：ファジィ多目的行列ゲームのmax-min解　97
○西崎 一郎（京都大学経済研究所）,坂和 正敏（広島大学）
FC2-2：国際協力ゲームにおけるファジィモデル　101
○瀬尾 芙巳子（京都大学経済研究所）,坂和 正敏（広島大学）,
西崎 一郎（京都大学経済研究所）
FC2-3：ファジィシナリオ分析　105
○中森 義輝,劉 伝棟,長谷川 陽子（甲南大学）,甲斐沼 美紀子,
森田 恒幸（国立環境研究所）

ＦＣ３　意志決定2　13:00～14:00　司会：西崎 一郎（京都大学経済研究所）
FC3-1：ファジィ数の順序関係・基本演算とファジィ線形計画への応用　109
○古川 長太（九州大学）
FC3-2：Simulated Annealing法によるファジィ・スケジューリング　113
○御前 伸太,石渕 久生,田中 英夫（大阪府立大学）

FC3-3：証拠優位則について 117
○乾口 雅弘,白井 正志,久米 靖文（大阪府立大学）

ＦＣ４ 意志決定3 14:10～15:10 司会：中森 義輝（甲南大学）
FC4-1：感度分析概念による非ファジィ化法の一提案 121
○間渕 重昭（神戸商船大学）
FC4-2：知識ベースを導入した柔軟な意思決定支援システム 125
○前田 博（九州工業大学）,吉田 和明（東陶機器㈱）
FC4-3：構造化された教材に対する学習行動のファジィモデル 129
○吉根 勝美,磯本 征雄（名古屋市立大学）,石井 直宏（名古屋工業大学）

ＦＣ５ 意志決定4 15:20～16:20 司会：澤田 一哉（松下電工㈱）
FC5-1：ファジィ線形計画法による資源の最適配置 133
○水沼 洋人,田中 丈久,和多田 淳三（大阪工業大学）,乙部 秋良（鴻池組）
FC5-2：ファジィ多目的線形計画問題に対するパソコン支援対話型プログラムとその応用 137
坂和 正敏（広島大学）,○矢野 均（名古屋市立女子短期大学）
FC5-3：区間生産関数を用いた応用研究 141
○森本 正昭（電通）,秋元 武（ナブラ）,和多田 淳三（大阪工業大学）

ＦＣ６ 意志決定5 16:30～17:30 司会：矢野 均（名古屋市立女子短期大学）
FC6-1：ニューラルネットワークによるファジィ多目的組合せ最適化 145
坂和 正敏（広島大学）,○澤田 一哉（松下電工㈱）,銅木 洋治（広島大学）
FC6-2：Simulated Annealing法とファジィモデリングによる電気炉の最適運用計画 149
坂和 正敏,岩佐 元嗣,○宇高 淳也（広島大学）,五百旗頭 正（㈱明電舎）
FC6-3：ニューラルネットワークを用いたセールスプロモーション計画策定支援システム 153
○西尾 チヅル,中西 祥八郎（東海大学）

ＦＣ７ 意志決定6 17:40～18:40 司会：坂和 正敏（広島大学）
FC7-1：統計的品質管理へのファジィ理論の応用 157
○長沢 伸也（亜細亜大学）
FC7-2：財務分析へのファジィ理論の一応用 161
○塚本 弥八郎（名城大学短大部）,佐藤 靖（名城大学）
FC7-3：ファジィデータベースにおける更新 165
○中田 典規（千葉経済短期大学）

第１日 ５月２６日（火） 第Ｄ室

ＦＤ２ ニューラルネット1 11:00～12:00 司会：佐々木 博司（広島大学）
FD2-1：ニューラルネットを用いた貯水池操作に関する研究 169
小尻 利治,○榊間 繁樹（岐阜大学）
FD2-2：ファジィネットによるサイン認識の基礎的研究 173
○渡辺 成,古橋 武,内川 嘉樹（名古屋大学）
FD2-3：リカレント・ファジィモデルによるフラクタルとカオス 177
○市橋 秀友（大阪府立大学）

ＦＤ３　ニューラルネット2　13:00～14:00　司会：市橋 秀友（大阪府立大学）
FD3-1：競合型ネットワークを組込んだ誤差逆伝播学習法に関する一考察　181
○岡本 武文,高木 敏幸,中西 祥八郎（東海大学）
FD3-2：ファジィ数結合強度を持つニューラルネットの学習　185
○石渕 久生,岡田 英彦,田中 英夫（大阪府立大学）
FD3-3：生成的学習法を用いたニューラルネットワークによるファジィ制御ルールの獲得手法　189
○夜久 正司,増田 達也（大阪工業大学）

ＦＤ４　ニューラルネット3　14:10～15:10　司会：酒井 義郎（山口大学）
FD4-1：階層型ファジィモデルと多層型ニューラルネットワークの関数近似能力の比較　193
○市橋 秀友（大阪府立大学）
FD4-2：ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング（Ⅱ）　197
○堀川 慎一,古橋 武,内川 嘉樹（名古屋大学）
FD4-3：ファジィニューラルネットワークによる転炉吹錬プロセスのファジィモデリング　201
○長谷川 貴史,堀川 慎一,古橋 武,内川 嘉樹（名古屋大学）,島村 滋,
山田 稔久,國武 意智,大塚 晋（新日本製鉄㈱）

ＦＤ５　ニューラルネット4　15:20～16:20　司会：内川 嘉樹（名古屋大学）
FD5-1：ＣＭＡＣ・ファジィシステムを用いた対話型システムの一提案　205
○小澤 順,林 勲,若見 昇（松下電器産業㈱）
FD5-2：ファジィニューラルネットワークによる意思決定モデルとその応用　209
○橋山 智訓,古橋 武,内川 嘉樹（名古屋大学）
FD5-3：ニューロ•ファジィ有限要素法とシステム最適化　213
○市橋 秀友（大阪府立大学）

ＦＤ６　推論1　16:30～17:30　司会：大里 有生（長岡技術科学大学）
FD6-1：ファジィ推論法による補間（２）
－条件部が２変数の場合－　217
水本 雅晴（大阪電気通信大学）,○山田 祐司（関西女学院短期大学）
FD6-2：多重多段ファジィ推論におけるあいまいさの拡がりについて　221
○井室 元良 ,前田 博（九州工業大学）

ＦＤ７　推論2　17:40～18:40　司会：前田 博（九州工業大学）
FD7-1：モダス・ポーネンスの近似化に関する一考察　225
○市川 博信,大里 有生（長岡技術科学大学）
FD7-2：Baldwinのファジィ推論法による関数表現　229
○川瀬 眞（帝京技術科学大学）,柳原 二郎（千葉大学）
FD7-3：入出力例からのファジィ推論ルール自動生成における定性的属性の処理　233
○今中 武,若見 昇（松下電器産業㈱）

ＵＡ３　Genetic Algorithm　13:00〜14:00　司会：中西 祥八郎（東海大学）
UA3-1：遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ推論ルールの自動生成　237
○西山 太一,高木 敏幸（東海大学），
ロナルド R.イェガー（Iona College）,中西 祥八郎（東海大学）
UA3-2：遺伝アルゴリズムによるファジィ制御規則の学習　241
○高濱 徹行,宮本 誠司,小倉 久和,中村 正郎（福井大学）
UA3-3：商品発注支援システムにおける知識獲得手法　245
－Genetic Algorithmを用いたファジィIF-THENルールのパラメータ同定－
○土屋 敏夫,松原 行宏,長町 三生（広島大学）

ＵＡ４　同定1　14:10〜15:10　司会：宮本 定明（徳島大学）
UA4-1：ネオファジィニューロンによる非線形ダイナミカルシステムの同定と
その挙動予測　249
山川 烈,内野 英治,神酒 勤,○草薙 裕亮（九州工業大学）
UA4-2：自己増殖型Ｃ⁺⁺級ファジィモデルとカオス時系列同定問題への応用　253
○片山 立,鍬田 海平,梶谷 雄治,西田 行輝（三洋電機㈱）
UA4-3：ペナルティ法を用いたファジィ知識の自動獲得　257
○梶谷 雄治,片山 立,西田 行輝（三洋電機㈱）

ＵＡ５　同定2　15:20〜16:20　司会：廣田 薫（法政大学）
UA5-1：スプライン関数による確率密度推定法を用いたメンバーシップ関数の同定　261
○薮本 剛（NTTデータ通信㈱）,宮本 定明, 村上 征文（徳島大学）
UA5-2：ファジィモデル構築のための超楕円体クラスタリング法　265
中森 義輝（甲南大学）,○領家 美奈（松下電工㈱）
UA5-3：ファジィ構造モデルの構成法について　269
－一対比較削減のための推測自動生成法－
○椎塚 久雄,岩田 純（工学院大学）

ＵＡ６　同定3　16:30〜17:30　司会：神酒 勤（九州工業大学）
UA6-1：２変量正規分布モデルに対するファジィ情報量規準　273
○古殿 幸雄,小西 幹彦,奥田 徹示,浅居 喜代治（大阪工業大学）
UA6-2：ファジィ関係を用いた関数近似による非線形自己回帰モデル　277
○生駒 哲一（総合研究大学院大学）,廣田 薫（法政大学）
UA6-3：メンバーシップ関数を用いたノンパラメトリック回帰モデル　281
○生駒 哲一（総合研究大学院大学）,廣田 薫（法政大学）

ＵＢ３　制御（プロセス1）　13:00〜14:00　司会：西守 克己（鳥取大学）
UB3-1：プロセス制御におけるファジィ推論情報の視覚表現　285
○田部 章二,福田 経宣（鐘淵化学工業㈱）

UB3-2：ファジィ推論を用いた培養プロセスの状態予測 289
○福田 経宣（鐘淵化学工業㈱）
UB3-3：時間表現の導入によるプロセス運転支援システムにおける推論の効率化 293
○恒川 裕史,米田 稔（国際ファジィ工学研究所）

ＵＢ４　制御（プロセス2）　14:10〜15:10　司会：福田 敏男（名古屋大学）
UB4-1：ファジィ理論を用いた制御操作タイミングの表現とその応用 297
○平川 進,西守 克己,徳高 平蔵,岸田 悟,石原 永伯（鳥取大学）
UB4-2：ファジィ推論を用いた手の移動軌道の制御 301
○内田 洋彰,石出 忠輝,宮川 正平（木更津工業高等専門学校）
UB4-3：オペレータの操作軽減システム 305
寺野 寿郎（国際ファジィ工学研究所）,○増井 重弘（法政大学）,
大島 一彦（レオン自動機㈱）

ＵＢ５　制御（ロボット1）　15:20〜16:20　司会：前田 陽一郎
（国際ファジィ工学研究所）
UB5-1：移動中の部品の識別とロボットアームによる把握の自動化 309
岡田 三郎,○今出 政明,宮内 秀和,住本 哲宏（中国工業技術試験所）
UB5-2：ファジィ推論を応用したセンサ•インテグレーション•システム 313
○下島 康嗣,福田 敏男,新井 史人,松浦 英雄（名古屋大学）,
武石 明,大岡 俊之（日本航空技術研究所）
UB5-3：ファジィニューラルネットワークを用いた階層的知的制御のためのスキルに基づく制御 317
○柴田 崇徳,福田 敏男,小菅 一弘,新井 史人（名古屋大学）

ＵＢ６　制御（ロボット2）　16:30〜17:30　司会：岡田 三郎
（中国工業技術試験所）
UB6-1：あいまい状況判断が可能な自律移動ロボットシステムの一構成法 321
○前田 陽一郎（国際ファジィ工学研究所）,田鍋 実（日本鋼管㈱）,
湯田 盛和（山武ハネウエル㈱）,高木 友博（国際ファジィ工学研究所）
UB6-2：ファジィ搬送システム 325
○木村 孝,五百旗頭 正,佐々木 久雄（㈱明電舎）
UB6-3：連結車輌型ロボットの移動制御とその学習の一方法について 329
○安井 一広,伊藤 英則（名古屋工業大学）

第２日　５月２７日（水）　第Ｃ室

ＵＣ３　知的情報処理1　13:00〜14:00　司会：田中 雅人（山武ハネウエル㈱）
UC3-1：ファジィデータベースライブラリ 333
○中嶋 宏,十河 太治（オムロン㈱）
UC3-2：ファジィデータベースを利用した顧客管理システム 337
○林 太志,工藤 敏巳（オムロン㈱）
UC3-3：満足度を考慮したデータ検索システム 341
○般若 裕子,中島 信之（富山大学）

UC4　知的情報処理2　14:10〜15:10　司会：十河 太治（オムロン㈱）
UC4-1：多次元メンバシップ関数によるデータスムージング　345
○田中 雅人（山武ハネウエル ㈱）
UC4-2：ファジィアルゴリズムにおける知識を用いたあいまいさの管理方法　349
○北島 充（ヤマハ ㈱）,菅野 道夫（東京工業大学）
UC4-3：C＋＋言語によるファジィ集合処理　353
○井上 由文（花王㈱）

UC5　環境　15:20〜16:20　司会：西野 達夫（広島工業大学）
UC5-1：温室効果ガス発生量推定モデルにおける不確実性に関する一考察　357
○甲斐沼 美紀子（国立環境研究所）,松岡 譲（京都大学）,森田 恒幸（国立環境研究所）
UC5-2：ニューロ学習則を用いた都市ゴミ焼却炉のファジィモデリング　361
○田中 一男,佐野 学（金沢大学）,鈴木 一如（荏原インフィルコ ㈱）
UC5-3：ファジィ多変量解析を用いた都市高速道路イメージの分析　365
○秋山 孝正,佐藤 亮,田名部 淳（京都大学）

UC6　検索　16:30〜17:30　司会：塚本 弥八郎（名城大学短大部）
UC6-1：ファジィ・フレーム検索用簡易言語の作成　369
馬野 元秀,○森 勝之,鳩野 逸生,田村 坦之（大阪大学）
UC6-2：地震学におけるファジィ検索Ⅱ　373
○伊藤 秀美,若山 晶彦,高山 博之（気象研究所）
UC6-3：ファジィ情報検索のための核酸配列の類似度　377
○三宅 輝久（筑波技術短期大学）,宮本 定明（徳島大学）

第2日　5月27日（水）　第D室

UD3　推論3　13:00〜14:00　司会：高木 友博（国際ファジィ工学研究所）
UD3-1：ファジィモデリングにおけるルールの階層化手法の一提案　381
○中山 正一（富士通ＶＬＳＩ㈱）,古橋 武,内川 嘉樹（名古屋大学）
UD3-2：タイプ2ファジィ関係に基づくファジィ推論システム　385
馬野 元秀,○岡本 宏隆,鳩野 逸生,田村 坦之（大阪大学）
UD3-3：ファジィエントロピー理論に基づいたファジィ推論方式の試み（第二報）　389
－言語ヘッヂエントロピーと様相ヘッヂエントロピーについて－
○清水 昭雄（宇部興産㈱）

UD4　推論4　14:10〜15:10　司会：中村 和男（製品科学研究所）
UD4-1：ファジィ連想推論システムとその応用　393
○井村 敦（国際ファジィ工学研究所）,山本 創造（松下電器産業㈱）,
山口 享,高木 友博（国際ファジィ工学研究所）
UD4-2：主観処理系構築理論に基づく感情処理システム　397
○矢鳴 虎夫,廣田 豊彦（九州工業大学）
UD4-3：優先度決定問題におけるファジィ推論による提案誘導型知識獲得支援システム　401
○則竹 茂年,古橋 武,内川 嘉樹（名古屋大学）

ＵＤ５　推論5　15:20〜16:20　司会：山口 亨（国際ファジィ工学研究所）
UD5-1：曲線の近似におけるファジィ推論の応用　405
○高 侖山（㈱富士通ビー・エス・シー）
UD5-2：ファジィ推論による曲線の補間と近似　409
○上田 傑（近畿大学病院）,浜田 辰巳（近畿大学）
UD5-3：電子部品の信頼性試験のファジィ推論による検討例　413
○村田 忠（琉球大学）

ＵＤ６　推論6　16:30〜17:30　司会：片井 修（京都大学）
UD6-1：確信度によるファジィif-thenルールの抽出　417
○田中 英夫,横出 勝則（大阪府立大学）,林 勲（松下電器産業㈱）
UD6-2：手書文字認識へのFSM法の適用　421
○小池 仁,磯部 光朗（日本電気㈱）
UD6-3：ファジィ論理関数のあてはめ問題　425
－わからないことからわかること－
○菊池 浩明（㈱富士通研究所）

第3日　5月28日（木）　第A室

ＹＡ１　ハードウエア1　9:50〜10:50　司会：中村 佳正（広島工業大学）

YA1-1：Evaluation of a RISC Processor for Fuzzy Inference　429
○渡辺 浩之,David Chen（North Carolina Univ.）

YA1-2：各種ファジィ制御法評価用シミュレータの開発　433
林 健一郎,○大坪 昭文（佐賀県工業試験場）,
松尾 信正（㈱中村電機製作所）,牟田 一弥（佐賀大学）

YA1-3：αレベル集合演算によるファジィ制御器のハードウェア構成　437
○永井 豊,竹内 倶佳（電気通信大学）

ＹＡ２　ハードウエア2　11:00〜12:00　司会：渡辺 浩之（North Carolina Univ.）

YA2-1：1パラメータメンバシップ関数方式によるファジィ推論回路　441
功刀 和正,○草崎 至雅,宮沢 東（オリンパス光学工業㈱）

YA2-2：インテリジェントセンサのためのファジィメンバーシップ関数発生回路　445
○松本 外左（東京ガス㈱）,庄野 克房（上智大学）

YA2-3：電流モードMIN-NORM回路の特性について　449
石塚 興彦,淡野 公一,○益田 勉,唐 政,松本 寛樹（宮崎大学）

ＹＡ３　ハードウエア3　13:00〜14:00　司会：戸貝 正喜（日本インフラロジック㈱）

YA3-1：微視的道路交通シミュレーションの高速化のための専用ファジィプロセッサの作成　453
○猪飼 國夫（㈱エム・アイ・ベンチャー）,本多 中二（電気通信大学）

YA3-2：屋内照明制御に用いる階層型ファジィ制御プロセッサシステム　457
○猪飼 國夫（㈱エム・アイ・ベンチャー）,本多 中二,
上田 久幸（電気通信大学）

YA3-3：光学自動調整へのファジィ理論の応用　461
○加藤 信之,清水 正,山田 真樹,牧野 弘（富士ゼロックス㈱）

ＹＡ４　ハードウエア4　14:10〜15:10　司会：鈴木 昌次（㈱大本組）

YA4-1：ファジィメモリモジュールのＶＬＳＩ化　465
○小沢 和浩,廣田 薫,村上 順,（法政大学）

YA4-2：多入力ファジィ推論のためのアドレスルックアップ方式　469
○有川 晴彦（アーク・テクノリサーチ㈱）,水本 雅晴（大阪電気通信大学）

YA4-3：論理式で表現可能なFuzzyFlipFlopとその性質について　473
○森 雄一郎,向殿 政男（明治大学）

ＹＡ５　エキスパート1　15:20〜16:20　司会：田中 英夫（大阪府立大学）

YA5-1：ファジィ理論による自然言語を用いた問診支援システム　477
○有田 清三郎,米田 正也（川崎医科大学）,中村 雄介（九州大学）,
山下 朗（金沢大学）,堀 義巳（川崎医療福祉大学）

YA5-2：感性工学におけるファジィエキスパートシステムの構築　481
○真鍋 浩二,松原 行宏,長町 三生（広島大学）

YA5-3：ファジィ理論を用いた商品発注支援システムの開発　485
○国狭 亜輝臣,松原 行宏,土屋 敏夫,長町 三生（広島大学）

ＹＡ６　エキスパート2　16:30〜17:30　司会：有田 清三郎（川崎医科大学）
YA6-1：ラフ集合によるエキスパートシステムにおけるファジィ推論とその判別問題への応用　489
○重永 岳雄,石渕 久生,田中 英夫（大阪府立大学）
YA6-2：ファジィ•プロダクション•システムにおける前向き推論と後向き推論の結合　493
○馬野 元秀（大阪大学）,江澤 義典（関西大学）
YA6-3：ファジィエキスパートシステムを利用したカーナビゲーションシステム　497
○熊本 浩,林 太志（オムロン㈱）

第３日　５月２８日（木）　第Ｂ室

ＹＢ１　制御（安定性1）　9:50〜10:50　司会：山川 烈（九州工業大学）
YB1-1：ファジィシステム表現に基づくサーボ系の実用的設計法　501
○田中 一男,佐野 学（金沢大学）
YB1-2：不安定点近傍におけるファジィ制御系の安定性　505
○山口 秀樹（㈱ニコン）
YB1-3：ファジィ制御系のマクロ安定化　509
○北條 達也（山武ハネウエル㈱）,寺野 寿郎,増井 重弘（法政大学）

ＹＢ２　制御（安定性2）　11:00〜12:00　司会：田中 一男（金沢大学）
YB2-1：非線形ダイナミカルシステムにおけるファジィ情報の変遷　513
山川 烈,内野 英治,神酒 勤,○中村 友一（九州工業大学）
YB2-2：非線形システムの厳密なファジィシステム構成と安定性解析　517
○川本 俊治,多田 憲正,尾上 典央,石亀 篤司,谷口 經雄（大阪府立大学）
YB2-3：超電導アクチュエータのファジィ制御系の安定性解析　521
○喜多村 直,小森 望充（九州工業大学）

ＹＢ３　制御（理論1）　13:00〜14:00　司会：黒須 顕二（九州工業大学）
YB3-1：周波数特性に着目したファジィ制御器の構成とその自己調整　525
田中 一男,佐野 学,○竹間 丈浩（金沢大学）
YB3-2：ファジィ制御の改善法（Ⅵ）　529
－シングルトン型ファジィ推論法による場合－
○水本 雅晴（大阪電気通信大学）
YB3-3：システムモデルに基づく定性的制御ルールの設計　533
○安川 隆廣,菅野 道夫（東京工業大学）

ＹＢ４　制御（理論2）　14:10〜15:10　司会：安信 誠二（筑波大学）
YB4-1：分布定系数系におけるファジィ制御の応用　537
○高 侖山（富士通ビー・エス・シー）
YB4-2：ＬＭＳ適応制御におけるファジィの応用　541
○柴山 秀雄（芝浦工業大学）
YB4-3：個体群のダイナミクスとファジィ制御　545
○宇都宮 浩（旭化成工業㈱）,中村 雅紀（東陶機器㈱）,
黒須 顕二（九州工業大学）

ＹＢ５　制御（理論3）　15:20〜16:20　司会：水本 雅晴（大阪電気通信大学）　549
YB5-1：非線形スケーリングファクタとそのファジィ制御への応用
前田 幹夫,○福宮 英二,坪根 昌弘（九州工業大学）
YB5-2：ファジィ制御系（一時遅れ＋無駄時間系,積分系）におけるスケーリング
ファクタの最適調整　553
○藤本 浩二,村上 周太（九州工業大学）
YB5-3：Fuzzy Rules Generation Method using Process Operation Data　557
○Gancho VACHKOV（九州大学）

ＹＢ６　制御（学習）　16:30〜17:30　司会：中島 信之（富山大学）
YB6-1：ファジィ理論を用いた言語指示による学習　561
○朴 桂珏,菅野 道夫（東京工業大学）
YB6-2：ファジィ制御のためのメンバーシップ関数の学習方法（第２報）　565
○久保 祐二,山本 和美,和多田 淳三（大阪工業大学）
YB6-3：学習型ファジィ知能システム　569
前田 幹夫,○桑村 竜太郎,村上 周太（九州工業大学）

第３日　５月２８日（木）　第Ｃ室

ＹＣ１　言語1　9:50〜10:50　司会：小倉 久和（福井大学）
YC1-1：ファジィ理論に基づく英語質問応答システムの試作　573
馬野 元秀,○榎本 俊文,鳩野 逸生,田村 坦之（大阪大学）
YC1-2：言語使用におけるあいまい性の取り扱いに関する考察　577
○横川 壽彦（国際ファジィ工学研究所）
YC1-3：ファジィ言語真理値の数学的構造について　581
○新井 雅晴,高 元伸,向殿 政男（明治大学）

ＹＣ２　言語2　11:00〜12:00　司会：馬野 元秀（大阪大学）
YC2-1：ファジィ論理による量的属性の表現と言語ヘッジ　585
○小倉 久和,高濱 徹行,加藤 直樹（福井大学）
YC2-2：機能言語理論による言語モデルの意味解釈へのアプローチ　589
○小林 一郎 ,菅野 道夫（東京工業大学）
YC2-3：選択体系機能文法を用いた文章の要約に関する研究　593
○竹田 幸史（富士ゼロックス㈱）,菅野 道夫（東京工業大学）

ＹＣ３　評価1　13:00〜14:00　司会：但馬 文昭（横浜国立大学）
YC3-1：騒音のスペクトル情報に基づく心理的応答の一予測手法　597
○山口 静馬（山口大学）,加藤 裕一（呉工業高等専門学校）,老松 建成
（海上保安大学校）
YC3-2：ファジィ推論による騒音の心理評価法　601
○加藤 裕一（呉工業高等専門学校）,山口 静馬（山口大学）
YC3-3：ファジィ減衰係数をもつ強制振動と減衰能の評価方法　605
久米 靖文,乾口 雅弘,○妹尾 吉紳（大阪府立大学）

ＹＣ４　評価2　14:10〜15:10　司会：山口 静馬（山口大学）
YC4-1：教材用ソフトウェアの評価へのファジィ理論の適用 609
○但馬 文昭,市川 泉,武澤 隆（横浜国立大学）
YC4-2：ファジィ理論を応用した授業分析とその評価 613
○宮武 直樹（法政大学）,清水 誠一（中川小学校）,
安田 隆人（星小学校）
YC4-3：二輪自動車の被視認性の評価値に関するファジィ解析 617
○森田 和元,益子 仁一,岡田 竹雄,伊藤 紳一郎（交通安全公害研究所）

ＹＣ５　集合　15:20〜16:20　司会：和多田 淳三　（大阪工業大学）
YC5-1：区間表現法によるファジィ数のｔ-ノルム演算の一般化（Ⅰ） 621
－Minファジィ演算の場合－
○中村 佳正（広島工業大学）
YC5-2：区間表現法によるファジィ数のｔ-ノルム演算の一般化（Ⅱ） 625
－T-ノルムファジィ演算の場合－
○中村 佳正（広島工業大学）
YC5-3：ファジィ集合と2項演算 629
○佐々木 守寿（愛知教育大学）

ＹＣ６　グラフ　16:30〜17:30　司会：甲斐沼 美紀子（国立環境研究所）
YC6-1：ファジィ理論を応用したソシオメトリー分析Ⅳ 633
○清水 誠一（中川小学校）,山下 元（早稲田大学）,
西村 和子（川村女子大学）,伊藤 良彦（城西大学）,
津田 栄（国学院高校）,勝又 保雄（目黒高校）
YC6-2：近似グラフを用いたファジィ評定構造分析 637
○西村 和子（川村女子大学）,山下 元（早稲田大学）,
伊藤 良彦（城西大学）,勝又 保雄（目黒高校）,津田 栄（国学院高校）
YC6-3：あいまいなカテゴリ反応データのファジィ構造化分析 641
○中村 和男（製品科学研究所）

第３日　５月２８日（木）　第Ｄ室

ＹＤ１　画像1　9:50〜10:50　司会：山中 猛（オムロン㈱）
YD1-1：光学ファジィ演算による顔表情の類別法 645
○玉野 和保（広島工業大学）
YD1-2：口形の多角形近似とファジィ類似度を用いた読唇 649
○平井 浩司（九州工業大学）,張 偉京（東京工業大学）,添田 満,
古谷 忠義（北九州高等専門学校）,黒須 顕二（九州工業大学）
YD1-3：画像中の対象物に注目した類似画検索システム 653
○山崎 久代,赤堀 裕志,若見 昇（松下電器産業㈱）

ＹＤ２　画像2　11:00〜12:00　司会：玉野 和保（広島工業大学）
YD2-1：ファジィ・ニューラルネット技術を用いた両眼立体視による画像認識 657
廣田 薫（法政大学）,○山内 賢一,村上 順（法政大学大学院）

YD2-2：ファジィ論理を用いた人間のイメージに合った風景画の自動着色 661
○増井 重弘（法政大学）,寺野 寿郎（国際ファジィ工学研究所）,
渡辺 博明（法政大学）
YD2-3：ファジィ推論を用いた画像データ二値化手法 665
○堤 康弘,奥村 肇,前田 匡（オムロン㈱）

ＹＤ３ 画像3 13:00〜14:00 司会：永井 豊（電気通信大学）
YD3-1：印象言語を用いた顔画像検索システム（Ⅰ） 669
－概要と顔画像処理－
○宮島 耕治,岩本 啓,中山 万希志,福島 茂信,糊田 寿夫,
Anca RALESCU（国際ファジィ工学研究所）
YD3-2：印象言語を用いた顔画像検索システム（Ⅱ） 673
－印象言語の生成－
○岩本 啓,宮島 耕治,中山 万希志,福島 茂信,糊田 寿夫,
Anca RALESCU（国際ファジィ工学研究所）
YD3-3：印象言語を用いた顔画像検索システム（Ⅲ） 677
－ファジィマッチングによる検索－
○中山 万希志,福島 茂信,宮島 耕治,岩本 啓,糊田 寿夫,
Anca RALESCU（国際ファジィ工学研究所）

ＹＤ４ 画像4 14:10〜15:10 司会：増井 重弘（法政大学）
YD4-1：多次元メンバシップ関数によるパターン認識 681
○田中 雅人（山武ハネウエル㈱）
YD4-2：カラー画像を用いた視覚的質感判断 685
○石原 成浩,高木 敏幸,中西 祥八郎（東海大学）
YD4-3：ファジィ学習ベクトル量子化を用いた未学習カテゴリの識別について 689
○市村 直幸（電気通信大学大学院）,竹内 倶佳,永井 豊（電気通信大学）

ＹＤ５ 心理 15:20〜16:20 司会：加藤 裕一（呉工業高等専門学校）
YD5-1：ファジィIf-Thenルールによる米食味解析
－ファジィルールの学習と過学習－ 693
○石渕 久生,野崎 賢,田中 英夫（大阪府立大学）,保坂 幸男,松田 真典
（㈱佐竹製作所）
YD5-2：ファジィ推論を応用した思考過程分析 697
○山下 元（早稲田大学）,清水 誠一（中川小学校）
YD5-3：人間のファジィ信頼性解析における演算について 701
○鬼沢 武久（筑波大学）

デモンストレーション

【第E室】

DM-1：Fuzzy LUNA 705
工藤 敏巳,中嶋 宏,十河 太治（オムロン㈱）
DM-2：ファジィ情報検索メモリシステム 707
山川 烈,矢野 和昭（九州工業大学）
DM-3：研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の概要 709
有川 晴彦（アーク・テクノリサーチ㈱）
DM-4：機器分析により味覚の予測を行なうシステム（食味計）へのファジィ測度、ファジィ積分、ニューラルネットワークの応用 711
亀岡 孝治（三重大学）,松田 真典（㈱佐竹製作所）

特　別　講　演　論　文

5月26日（火）

セッション　SA1　　[特別講演]　　司会：長町 三生　（広島大学）

演題：　パーソナル・コンピューティングの将来

講師：　三井 信雄 氏　（IBMコーポレーション副社長）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

パーソナル・コンピューティングの将来

The Future of Personal Computing

三井信雄
Nobuo Mii
IBMコーポレーション　副社長
IBM Vice President

1. ファジー／ニューロ・コンピューティングとの相互補完関係

ファジー・コンピューティング／ニューロ・コンピューティングは既存のコンピューターの計算方法とは違っているが、将来今のコンピューターに取って代わろうというものではなく、互いの得意分野を補完し合う形で実現されていくであろうと考えられている。

2. 夢のパソコン

イヤホンのように耳に入れられ、音声認識で作動し、無線通信機とクライアント・サーバー機能を駆使して、各地のデータ・ベースから必要なデータをとりだし、音声合成機能で回答する。このような夢の実現のためには、ファジー理論に基づいた機能が重要になってくる。

3. コンピューターの使い方の歴史（将来を考察するために）

1960年代
ホスト・コンピューター登場以前…シングル・タスク
物理的構成＝論理的構成（1：1）

1970年代
ホスト・コンピューターの発展…マルチタスク／データベースの共用
物理的構成≠論理的構成（1：N）

1980年代
PCの登場…シングル・ユーザー
物理的構成＝論理的構成（1：1）
WSの登場…パフォーマンスが向上
PC LANシステム…シングル・ユーザー
ANY TO ANY

1990年代
超大型システムとPC LANシステムの統合システム
－プログラム・コールとデータ・アクセスのシステム管理
－PCからはシングル・システム・イメージ
－クライアント・サーバーを中心としたコンピューター環境へ

4. エントリー・システムの発展

テクノロジーの進歩　　主記憶容量／ストレージ容量
システム全体の性能も著しく向上

PCソフトウェアの発展　　単純なワープロ、BASICから、
グラフィックス・ユーザー・インターフェース普及へ

5. PCアーキテクチャーの発展

マルチ・バス、マルチ・プロセッサーによる性能の向上
バス幅の拡大によるスピード・アップ

6. OSのアーキテクチャー

OS／2　2.0の登場

7. ユーザー・インターフェース

人とシステムの対話を進める、ソフトウェア技術がキーポイント（ファジー）
・Human centric subsystem (technology)

8. マルチメディア環境

スタンド・アローン……アナログ・ビデオを扱う
↓
・ビデオのデジタル技術の向上
・通信機器の向上
・インフラストラクチャーの充実
により
→ネットワーク環境への移行・拡大

9. デジタル革命によるコンピューター、メディア、通信の融合

この牽引役となるのは、大衆消費財的な家電製品と見られる。

以上

招 待 講 演 論 文

5月27日（水）

セッション ＩＡ１　　[招待講演]　　司会：長町 三生　（広島大学）

演題：　The Human World of Fuzziness, Human Entropy and the Need for General Fuzzy Set Theory

講師：　Dr. Waldemar Karwowski　（ルイビル大学人間工学センター長）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

The Human World of Fuzziness, Human Entropy and the Need for General Fuzzy Set Theory

Waldemar Karwowski
Center for Industrial Ergonomics
University of Louisville
Louisville,KY 40292,USA

Abstract

The human world of fuzziness and the fuzzy world of human beings are two key concepts that seem best to describe the cultural and social states in developments of Western civilization at the last decade of XX century. As we realize today, there is no escape from the ever present fuzziness in human life and associated living conditions at home or at work. Beginning with the Prehistoric Times, people developed as fuzzy beings, thinking and communicating in fuzzy terms, using fuzzy logic, and working in fuzzy environments. Fuzziness is not just a product of human mind that can be described and comprehended only through formal mathematical theories, but rather the essence of human development and existence, a necessary condition for human learning, growth and survival.

Since the real world is in fact fuzzy, the escape from fuzziness can only come from simulated, fuzzy-free environment of virtual reality. The modeling of illusions of the fuzzy world becomes one of the main tasks that *fuzzy beings* attempt to achieve in their quest for economic prosperity and spiritual satisfaction, whether of real or virtual, i.e. computer-designed, nature. The scientific and engineering challenge before us is to treat fuzziness, or human entropy, as the natural descriptor of people and those systems that interact with people, parallel to human physical or cognitive characteristics. In order to achieve such a goal, the general fuzzy set theory needs to be developed.

Because of the human entropy phenomenon, despite technological progress of the past forty years the man-designed and man-made systems developed today are inherently incompatible with the human nature as classically defined in perceptual, physical, cognitive, or behavioral terms. According to Karwowski(1991), the ergonomic incompatibility is inherent to any technological, man-machine system. Also, since the complexity of human-machine interactions only amplifies the natural factors of fuzziness, the human and human-machine system entropies become the essence of scientific investigation in the field of human factors design and engineering. In the context, the field of human factors faces the problems of work system's complexity and related fuzziness which only increase the ever present incompatibility between the workers and the workplace. It can be postulated that in order to effectively model the intrinsic fuzziness of the human kind, the human entropy must be treated by system designers as natural design requirement.

☆☆☆ MEMO ☆☆☆

一　般　講　演　論　文

第1日：5月26日（火）

第Ａ室

セッションＦＡ２　［測度１］　司会　室伏　俊明（電気通信大学）

セッションＦＡ３　［測度２］　司会　椎塚　久雄（工学院大学）

セッションＦＡ４　［測度３］　司会　鬼沢　武久（筑波大学）

ランダム集合の包含関係に関する単調性を伴う不確実性の測度

An Uncertainty Measure with Monotonicity under the Random Set Inclusion

前田　豊　　市橋　秀友
Yutaka MAEDA, Hidetomo ICHIHASHI
大阪府立大学工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

あらまし　確率的制約を集合論内へ取り入れた証拠理論では、確率論的不確実性と集合論的不確実性、すなわち不一致性と不特定性が存在する。これらを個別に取り扱う測度はいくつか提案されたが、包括的に取り扱える測度は数少ない。本研究では、確信を与える情報のない状態から情報を得ることにより不確実性が減少する過程をモデル化するために、不特定性を考慮に入れた不一致性の測度を提案する。新たな不確実性測度は、証拠理論と同一視されるランダム集合論での包含関係に関する単調性を持ち、確率論で最も主要な不確実性の測度とみなされているシャノンエントロピーの一般形となる。

キーワード　証拠理論、ランダム集合の包含関係、単調性、不確実性測度

１．はじめに

確率論は、不確実性下の状況を表現できる唯一の数学的理論であるとみなされてきた。しかし、確率論では捕らえることのできない不確実性が存在することが議論され[1]、この観点から確率論の代替的理論が提案された（ファジィ集合論[2]、可能性理論[3]、ランダム集合論[4]）。デンプスターの上下界確率[5]を基にしてシェファーは確率論と集合論とを組み合わせた証拠理論[6]を提案した。この理論は、基本割当と呼ばれる集合関数を基に構成されていて、この集合関数は通常の確率分布を包括している。

確率論で最も著名な不確実性測度はシャノンエントロピーである[7]。この測度は確率分布の不一致性（conflict）と呼ばれる不確実性を表現している。また集合論での不確実性測度はハートレー測度がよく知られている[8]。これは集合の要素数の関数となり不特定性（nonspecificity）と呼ばれる不確実性を表現している。証拠理論は、確率論的側面と集合論的側面とを持ち合わせているので、このような２つの不確実性を表現することができる。イエーガー[9]は、シャノンエントロピーを証拠理論内へ拡張して不一致性測度を提案した。乾口ら[10]は基本割当を確率分布の集合とみなしてその中に含まれるもので、シャノンエントロピーが最大となるものを求め、その最大値を不確実性測度と定義した。デュボアとプラード[11]はハートレー測度を用いて証拠理論における不特定性測度を提案した。しかしこれらの研究では、２つの不確実性を同時に扱える測度は提案されていない。

不確実性の測度はその減少量により情報量をも測定することになるので、確信を与える証拠のない状態（完全無知）から情報を得てその不確実性が減少していく過程をモデル化することができる。本研究では、前述の２つの不確実性を包括的に取り扱う新しい不確実性測度を提案する。

２．数学的準備

２．１　証拠理論の概説

Xを考察下の有限な全体集合、P(X)をXのべき集合とする。このとき証拠理論は以下のような集合関数を基にして構成される。

$$m:P(X)\rightarrow[0,1],$$
$$m(\phi)=0,\ \sum_{A\subseteq P(X)} m(A)=1$$

この関数は基本割当と呼ばれる。$m(A)\neq 0$ となる集合Aは焦点要素と呼ばれる。mの全ての焦点要素の集合をFと表すと対(F,m)は証拠体（body of evidence）と呼ばれる。基本割当を基に次の２つの集合関数が定義される。

$$bel(A)=\sum_{B\subseteq A} m(B), \qquad (1)$$

$$pls(A)=\sum_{B\cap A\neq\phi} m(B) \qquad (2)$$

(1)式はビリーフ関数、(2)式はプローザビリティ関数と呼ばれ、これら３つの集合関数が証拠理論の核を成している。ビリーフとプローザビリティ関数には次の双対関係が成立する。

$$pls(A)=1-bel(A^c) \qquad (3)$$

ここで、A^cは集合A の補集合を表す。さらに次式が成立する。

$$bel(A)\leq pls(A)$$

全ての焦点要素が単集合のとき ビリーフ及びプロザビリティ測度は確率測度になる。例として、次のよ

うに定義される基本割当を考える。

$$m(X)=1 : m(A)=0,\ \forall A \neq X$$

このときXの真部分集合Aに対しビリーフ及びプローザビリティ測度で表現される確信区間は[0,1]となり、これは証拠の全くない状態（完全無知）を表す。

2.2 不確実性測度

確率論でのシャノンエントロピーはX上の確率分布p{x}が与えられると次式により定義される。

$$H(p\{x\} \mid x \in X) = -\sum_{x \in X} p\{x\} \cdot \log_2 p\{x\} \quad (4)$$

|X|（Xの要素数）をn とすると、この測度の最大値は一様確率分布のときlog2nとなり、最小値はp{x}=1となるxが存在するとき0となる。

集合論でのハートレー測度は次式で定義される。

$$I(A) = \log_2 |A| \quad (5)$$

対数関数が増加関数であるので、この測度は集合の包含関係に関して単調となる。

イエーガー[9] は次式のように基本割当に対してシャノンエントロピーを拡張した。

$$E(m) = -\sum_{A \in P(X)} m\{A\} \cdot \log_2 pls(A) \quad (6)$$

この測度の最大値は一様確率分布のとき log2nで、最小値はm(A)=1となるAが存在するとき0となる。これは完全無知のときもE(m)=0となることを意味する。

乾口ら[10]は証拠理論内の巨視的な測度として次式を提案した。

$$G(m) = \max_{p \in E} H(p) \quad (7)$$

ここで、Eは与えられた(F,m)に反しない確率分布の集合を表している。この測度の最大値は mが一様確率分布を含むとき log2nとなり、最小値はシャノンエントロピーの場合と同じになる。

デュボァとプラード[11]は次式でハートレー測度を証拠理論内に拡張した。

$$V(m) = \sum_{A \in P(X)} m\{A\} \cdot \log_2 |A| \quad (8)$$

基本割当が確率分布となるときV(m)は最小値 0となり、完全無知の場合に最大値log2nとなる。

ラマタとモラル[12]は証拠理論内の包括的測度として次式を提案した。

$$L(m) = E(m) + V(m) = -\sum_{A \in P(X)} m\{A\} \cdot \log_2 (pls(A)/|A|) \quad (9)$$

L(m)は完全無知と一様確率分布のとき最大値 log2nとなり、最小値はシャノンエントロピーの場合と同じになる。

このように証拠理論内の従来の不確実性測度ではその値域を[0, log2n]となるように定式化されている。これはシャノンエントロピーの最大値を超える不確実性が証拠理論内には存在しないことを意味している。本論文では分布の不特定性と不一致性を組み合わせることにより証拠理論には確率論よりも多くの不確実性が存在するという立場をとる。

2.3 ランダム集合の包含関係

証拠体(F,m) はランダム集合と同一視されるので、基本割当の包含関係としてランダム集合の包含関係を用いる。いくつかのランダム集合包含関係の定義が行われている[13]がここではイエーガー[14]及びデルガドとモラル[15]による包含関係を使用する。

［定義］（ランダム集合の包含関係）

$R_1=(F_1, m_1)=\{(A, m_1(A)) \mid m_1(A)>0, \Sigma m_1(A)=1\}$

$R_2=(F_2, m_2)=\{(B, m_2(B)) \mid m_2(B)>0, \Sigma m_2(B)=1\}$・

を２つのランダム集合とする。次の３つの条件を満たすとき、$R_1 \subseteq R_2$となる。

i)各$A \in F_1$に対して$A \subseteq B$となる$B \in F_2$が存在する。

ii)各$B \in F_2$に対して$A \subseteq B$となる$A \in F_1$が存在する。

iii)$A \in F_1$、$B \in F_2$に対してW(A,B)の値をとる次のような非負の割当行列Wが存在する。

$$\forall A \in F_1,\ m_1(A) = \sum_{B : A \subseteq B} W(A,B)$$

$$\forall B \in F_2,\ m_2(B) = \sum_{A : A \subseteq B} W(A,B)$$

ここで、$A \not\subseteq B$ならばW(A,B)=0となる。

この包含関係の構造を調べるためにこの定義から条件iii)を取り除いた集合族の包含関係を定義する。

［定義］（集合族の包含関係）

F_1とF_2を Xの非空部分集合族とする。次の２つの条件を満たすとき、$F_1 \subseteq F_2$となる。

i)各$A \in F_1$に対して$A \subseteq B$となる$B \in F_2$が存在する。

ii)各$B \in F_2$に対して$A \subseteq B$となる$A \in F_1$が存在する。

X={a,b,c} の場合についてこの集合族の包含関係を調べる。全ての部分集合族を分類すると表１のようになり、その包含関係は図１で示される。ランダム集合の包含関係はこの構造を壊さないので、その包含関係の構造は上限を伴う半順序構造となる。

3.最大エントロピー確率分布と新不確実性測度

最初に、(F,m)が与えられたときmを特徴付ける確率分布を求めるための非線形計画問題を定式化する。

目的関数

$$\max \ -\sum_{x \in X} p_m(x) \cdot \log_2 p_m(x)$$

制約条件式

$$m(A) \leq \sum_{x \in A} p_m(x) \ ; \ \forall A \in F,$$

$$\sum_{x \in X} p_m(x) = 1,\ p_m(x) \geq 0$$

これは前章で定義した包含関係の意味で与えられた基本割当に包含される確率分布の中のシャノンエントロピーを最大にするものを求めることになる。すなわち、G(m)を与える確率分布を求める式となる。一例として、全ての焦点要素が交わらないときこの計画問題は、

$$\sum_{A \in P(X)} m\{A\} = 1$$

$$\leq \sum_{A \in P(X)} \sum_{x \in A} p_m(x) = \sum_{x \in P(X)} p_m(x) = 1$$

となるので、その一番目の制約条件式は、

表１．　X={a, b, c, }の部分集合族の分類

1	{{a, b, c}}
2	{{a, b, c}, {a, b}} type
3	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}} type
4	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {b, c}}
5	{{a, b, c}, {a}} type
6	{{a, b, c}, {a, b}, {a}} type
7	{{a, b, c}, {a, b}, {c}} type
8	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {a}} type
9	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {b}} type
10	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {b, c}, {a}} type
11	{{a, b, c}, {a}, {b}} type
12	{{a, b, c}, {a, b}, {a}, {b}} type
13	{{a, b, c}, {a, b}, {a}, {c}} type
14	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {a}, {b}} type
15	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {b}, {c}} type
16	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {b, c}, {a}, {b}} type
17	{{a, b, c}, {a}, {b}, {c}}
18	{{a, b, c}, {a, b}, {a}, {b}, {c}} type
19	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {a}, {b}, {c}} type
20	{{a, b, c}, {a, b}, {a, c}, {b, c}, {a}, {b}, {c}}
21	{{a, b}, {a, c}, {b, c}}
22	{{a, b}, {a, c}, {b, c}, {a}} type
23	{{a, b}, {a, c}, {b, c}, {a}, {b}} type
24	{{a, b}, {a, c}, {b, c}, {a}, {b}, {c}}
25	{{a, b}, {a, c}} type
26	{{a, b}, {a, c}, {a}} type
27	{{a, b}, {a, c}, {b}} type
28	{{a, b}, {a, c}, {a}, {b}} type
29	{{a, b}, {a, c}, {b}, {c}} type
30	{{a, b}, {a, c}, {a}, {b}, {c}} type
31	{{a, b}} type
32	{{a, b}, {a}} type
33	{{a, b}, {c}} type
34	{{a, b}, {a}, {b}} type
35	{{a, b}, {a}, {c}} type
36	{{a, b}, {a}, {b}, {c}} type
37	{{a}, {b}, {c}}
38	{{a}, {b}} type
39	{{a}} type

$$m(A)=\sum_{x\in A} p_m(x);\ \forall A\in F,$$

となり、その解は次のように得られる。

$$p_m(x)=m(A)/|A|$$

非線形計画問題の解として得られる確率分布を用いて新たな不確実性測度を次式で定義する。

$$T(m)=-k\sum_{x\in X} p_m(x)\cdot\log_2 p_m(x) \qquad (10)$$

$$k=\sum_{A\in P(X)} m(A)\cdot|A|$$

T(m)は以下の３つの性質を持つ。

①T(m)はランダム集合の包含関係に関して単調となる。すなわち、$R(m_1)\subseteq R(m_2) \rightarrow T(m_1)\leq T(m_2)$

②完全無知のときT(m)は最大値をとる。

③mが確率分布のときT(m)はシャノンエントロピーになる。

２番目の性質からT(m)の最大値は

$$T_{max}=-n\sum_{x\in X}(1/n)\cdot\log_2(1/n)$$

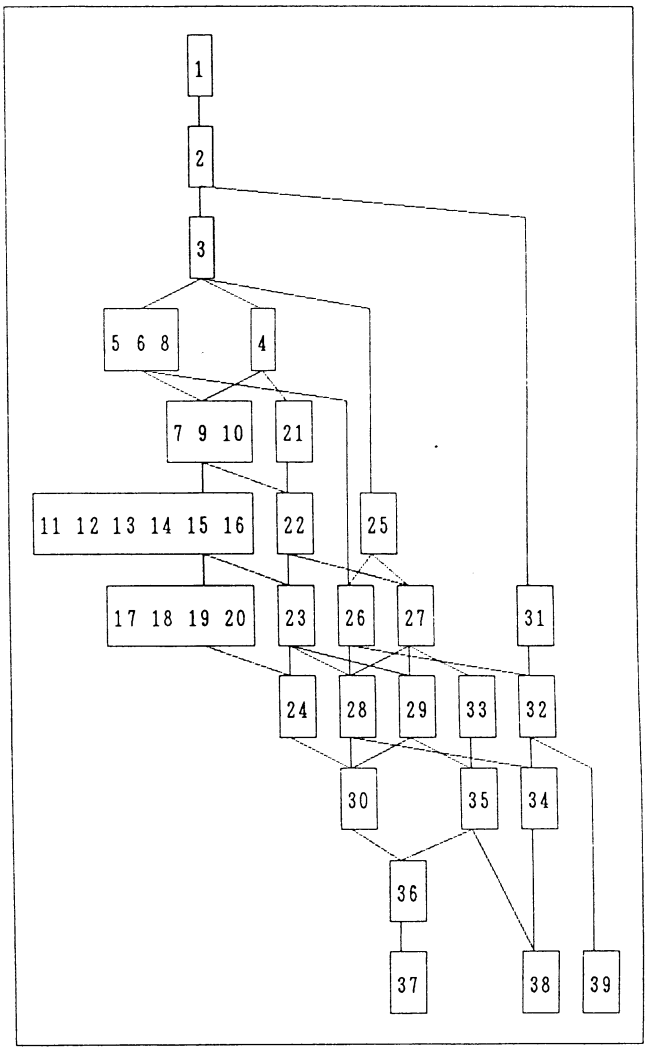


図１．　表１で与えられた集合族の包含関係

$$=n\log_2 n$$

となり最小値はシャノントロピーと同様に、p{x}=1となるxが存在するときに、

$$T_{min}=-1\cdot\log_2 1=0$$

となる。

４．数値例

選挙前の世論調査の例により、提案測度T(m)と在来型の４つの測度E(m)、G(m)、V(m)、L(m)とを比較する。

ある選挙区に６人の立候補者がいて、それをX={a, b, c, d, e, f}と表す。aとbはY党に、cとdはZ党に所属し、eとfは無所属とする。調査の対象となる有権者の支持を簡単化のため各候補者支持（{a}, ..., {f}）、政党支持（{a, b}, {c, d}, {a, b, c, d}）、政党不支持（{a, b, e, f}, {c, d, e, f}, {e, f}）、未定（X）の13の部分集合に限定する。例えば {a, b, e, f}に割り当てられた支持は ”Z党ではない人に投票する” という意見を表している。これらの包含関係を図２に示す。５回の調査により支持状況が表２のように推移したとする。このとき各測度の値は表３のようになる。表２、３での左端列の数字は調査回数を表していて、

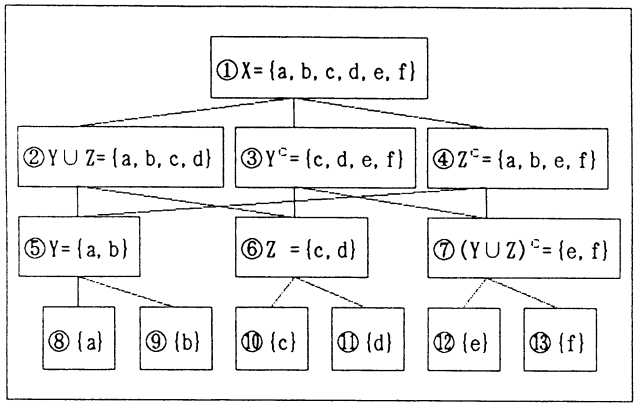


図２．　数値例で与えられた集合の包含関係

調査前は完全無知としている。このように、本提案測度は情報を入手することに伴い不確実性を減少させる過程をモデル化するのに適当である。

５．おわりに

本論文では情報のない状態から情報を得ることによって不確実性が減少していく過程をモデル化するために新たな不確実性測度を提案した。従来の測度では情報を得ても不確実性が減少しなかったり、完全無知と一様確率分布を区別できなかったりするなど、このようなモデル化を行うのに不備な点があった。提案測度は確率論では表現できない不確実性が存在するという観点から、不一致性と分布の不特定性が含まれている。簡単な数値例によりその妥当性を検証した。

表２．　支持比率の推移を表す調査結果

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩	⑪	⑫	⑬
1	.7	.1	.1	.1									
2	.3	.1	.1	.1	.1	.1	.1						
3		.2	.1	.1	.1	.1	.1	.05	.05	.05	.05	.05	.05
4					.15	.15	.1	.1	.1	.1	.1	.1	.1
5								.2	.15	.2	.15	.15	.15

表３．各測度による測度値

	E(m)	G(m)	V(m)	L(m)	T(m)
0	0	1.79176	1.79176	1.79176	10.7576
1	.06694	1.79176	1.67012	1.73706	9.6755
2	.30650	1.79176	1.16136	1.46786	6.45033
3	.73574	1.79176	.76246	1.4982	4.4794
4	1.31175	1.78921	.27726	1.58901	2.50846
5	1.78205	1.78205	0	1.78205	1.78205

＜参考文献＞

[1] G.J.Klir,"Is there more to uncertainty than some probability theorists might have us believe?" Int.J.of General Systems, Vol.45, 1989, pp.347-378.

[2] L.A.Zadeh,"Fuzzy sets." Information and Control, Vol.8, 1965, pp.338-353.

[3] L.A.Zadeh,"Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility." Fuzzy Sets and Systems, Vol.1, 1978, pp.3-28.

[4] D.G.Kendall, Foundations of Theory of Random Set, Stochastic Geometry, Wilkey, 1974, pp.322-376

[5] A.P.Dempster,"Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping." Annals of Math.Stat., 1967, Vol. 38, pp.325-339.

[6] G.Shafer, A Mathematical Theory of Evidence, Princeton Univ.Press, 1976.

[7] C.E.Shannon,"The mathematical theory of communication." The Bell System Tech.J., Vol.27, 1948, pp.379-423, 623-656.

[8] R.V.L.Hartley,"Transmission of information." The Bell System Tech.J., Vol.7, 1928, pp.535-563.

[9] R.R.Yager,"Entropy and specificity in a mathematical theory of evidence." Int.J. of General Systems, Vol.9, 1983, pp.249-260.

[10] 乾口,前川,久米:Dempster-Shafer理論における巨視的な情報測度について, システム制御情報学会誌, 4巻, 1991, pp.435-444.

[11] D.Dubois and H.Prade,"A note on measure of specificity for fuzzy sets." BUSEFAL, Vol.19, 1984, pp.83-89

[12] M.T.Lamata and S.Moral,"Measures of entropy in the theory of evidence." Int.J. of General Systems, Vol.14, 1987, pp.297-305.

[13] D.Dubois and H.Prade,"A set-theoretic view of belief function:Logical operations and approximations by fuzzy sets." Int.J.of General Systems, Vol.12, 1986, pp.193-226.

[14] R.R.Yager,"The entaiment princeple for Dempster-Shafer granules." Int.J.of Intelligent Systems, Vol.1, 1986, pp.247-263.

[15] H.Delgado and S.Moral,"On the concept of possibility-probability consistency." Fuzzy Sets and Sysrems, Vol.21, 1987, pp. 311-318.

問い合わせ先：〒593 大阪府堺市学園町1-1
大阪府立大学工学部経営工学科第３講座
前田　豊　　Tel 0722(52)1161内線2377

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

証拠理論と確率論に基づく種々の不確実性推論の比較

Comparison of Various Uncertainty Reasoning Based on Evidence and Probability Theory

乾口　雅弘,　　前川　浩二,　　久米　靖文

Masahiro INUIGUCHI,　Kouji MAEKAWA,　Yasufumi KUME

大阪府立大学工学部

College of Engineering, University of Osaka Prefecture

あらまし　本研究では，Dempster-Shaferの証拠理論に基づく不確実性推論と確率論に基づく不確実性推論との比較を行う．そのため，事実およびルールの信念度がともに閉区間として与えられた場合の肯定法（モーダスポーネンス）と否定法（モーダストーレンス）を両理論に基づき定式化する．この際，証拠理論については，ルールを含意と解釈する場合と条件付けと解釈する場合とに分け，それぞれについて，事実とルールが独立な情報源から得られたとみなすものと，同じ情報源から得られたとみなすものを考える．確率論については，様相概念を導入したものと，導入しないものとに分け，証拠理論と同様に，ルールを含意と解釈する場合と条件付けと解釈する場合を考える．定式化された17種類の肯定法と否定法を比較し，いずれが楽観的な結論を導くか，いずれが不明確な結論を導くかなどを考察する．

キーワード　不確実性推論，肯定法，否定法，最少特定の原則，Dempster-Shaferの証拠理論

１．はじめに

人間の不明確で漠然とした知識のもとでの推論を定式化するため，さまざまな提案がなされている．このような推論は，近似推論[１]と呼ばれ，あいまいな命題を扱うファジィ推論と，クリスプな命題の信念度を扱う不確実性推論に分類できる．本研究では，不確実性推論について議論する．不確実性推論とは，ルールの信念度と事実の信念度から結論の信念度を導出するもので，古くから，MYCIN[2]やPROSPECTOR[3]などのエキスパートシステムで用いられてきた．MYCINやPROSPECTORにおける信念度の計算は，経験的あるいは直観的に構成されており，理論的に厳密に導かれたものではない．

一方，確率論，可能性理論およびDempster-Shaferの証拠理論などに基づき，不確実性推論を理論的に定式化しようとする研究もある．Suppes[4]は，確率論に基づき，肯定法を定式化し，連鎖三段論法について考察している．Prade[5]は，可能性理論に基づき，肯定法および否定法を定式化し，MYCINにおける方法やSuppesの結果などと比較している．Chatalicら[6]およびHauとKashyap[7]は，証拠理論に基づき肯定法を定式化し，連鎖三段論法について議論している．また，DuboisとPrade[8]は証拠理論における情報測度の一つである不特定の測度に基づく原理として，“最少特定の原則”を提案し，肯定法に適用している．さらに，BlockleyとBaldwin[9]は，証拠理論と同様に，確率論に無知量を導入し，証拠理論とは異なった方法で肯定法に適用している．このBlockleyとBaldwinの方法は，事象に可能性と必然性の様相概念を導入したものとみなすことができる．

これらの理論に基づく不確実性推論では，結論の信念度の下限値あるいは上限値という形でしか求められないことや，ルールを含意ばかりでなく条件付けとして解釈できることが特徴である．確率論と可能性理論に基づく場合の比較，可能性理論と証拠理論に基づく場合の比較は，それぞれ，DuboisとPrade[5,10]（文献[1]にも述べられている）およびChatalicら[６]により簡単に述べられている．しかし，証拠理論と確率論に基づく場合の比較は未だなされていない．

本研究では，証拠理論に基づく不確実性推論と確率論に基づく不確実性推論が比較される．そのため，事実とルールの信念度がともに閉区間として与えられた場合の肯定法および否定法が両理論に基づき定式化される．この際，証拠理論については，ルールを含意と解釈する場合と条件付けと解釈する場合とに分け，それぞれについて，事実とルールが独立な情報源から得られたとみなすものと，同じ情報源から得られたとみなすものが考察される．また，確率論については，事象に様相概念を導入したものと，導入しないものとに分け，証拠理論の場合と同じく，ルールを含意と解釈する場合と条件付けと解釈する場合が考察される．このようにして，証拠理論の場合には，５種類の肯定法と否定法が定式化され，確率論の場合には，12種類の肯定法と否定法が定式化されることが示される．次に，定式化された17種類の肯定法と否定法が比較検討される．

２．肯定法の定式化

本章では，命題Ａが成立する信念区間が[a,b]，命題Ａが成立する場合の命題Ｂが成立する信念区間が[c,d]と与えられたときに，命題Ｂが成立する信念区間[x,y]

を導く推論を定式化する．すなわち，

事　実：　Aである　　；信念区間[a,b]
ルール：　Aである場合にBである；信念区間[c,d]
結　論：　Bである；信念区間[x,y]

なる推論パターンを考える(x,yをa,b,c,dを使って表す)．

2.1 証拠理論

証拠理論に基づく場合には，信念区間の下限値をその命題（事象に対応）のCredibility (Belief)測度の値と解釈し，上限値をPlausibility測度の値と解釈することにより推論パターンが定式化される．

2.1.1 ルールを含意と解釈する場合

この場合，次の推論パターンを考えることになる．

事　実：　$Cr(A)=a$,　　$Pl(A)=b$
ルール：　$Cr(A\rightarrow B)=c$,　$Pl(A\rightarrow B)=d$
結　論：　$Cr(B)\geqq x$,　　$Pl(B)\leqq y$

(a) 事実とルールの情報源が独立である場合(ﾊﾟﾀｰﾝ①②)

事実から，最少特定の原則より，

$m_1(A)=a$,　$m_1(\sim A)=1-b$,　$m_1(\mathbb{1})=b-a$　(1)

なる基本割当m_1が得られ，ルールから，同様に，

$m_2(A\rightarrow B)=c$,　$m_2(A\wedge\sim B)=1-d$,　$m_2(\mathbb{1})=d-c$

なる基本割当m_2が得られる．但し，$\mathbb{1}$は恒真命題を表す．二つの基本割当m_1，m_2を正規化しないDempsterの結合規則により結合すると，次の基本割当mが得られる．

$m(A\wedge B)=ac$,　$m(A\wedge\sim B)=b(1-d)$,
$m(A)=a(d-c)$,　$m(\sim A)=d(1-b)$,
$m(A\rightarrow B)=c(b-a)$,　$m(\mathbb{1})=(b-a)(d-c)$,
$m(\mathbf{0})=(1-b)(1-d)$

このmについて$Cr(B)$，$Pl(B)$をとることにより，

$$x=Cr(B)=\sum_{\substack{C_i\rightarrow B\\ C_i\neq\mathbf{0}}} m(C_i)=m(A\wedge B)=ac$$

$y=Pl(B)=1-Cr(\sim B)-m(\mathbf{0})=d$

とx，yが得られ，肯定式が定式化される(パターン①)．また，Yager[11]基づき，$\mathbf{0}$への基本割当は無知であることを表すと解釈し，$m(\mathbf{0})=0$，$m(\mathbb{1})=(b-a)(d-c)+(1-b)(1-d)$と変えると，$x=ac$，$y=1-b(1-d)$となる（パターン②）．後者の推論パターンはHauとKashyap[7]により定式化されている．Chatalicら[6]は，$Cr(B)=ac$，$Cr(\sim B)=b(1-d)$を用いて定式化している．

(b) 事実とルールの情報源が同じ場合（パターン③）

最少特定の原則より，$Cr(A)=a$，$Pl(A)=b$，$Cr(A\rightarrow B)=c$，$Pl(A\rightarrow B)=d$を同時に満たす基本割当mを構成し，$Cr(B)$，$Pl(B)$を計算すればよい．ただし，この場合，$\sim A\vdash A\rightarrow B$，$Cr(C)=1-Pl(\sim C)$，CrとPlの単調性より，$c\geqq 1-b$，$d\geqq 1-a$が成立しなければならない．不特定の測度Vを

$$V(m)=\Sigma_i m(C_i)f([C_i])\qquad(2)$$

とする．ただし，[C]は命題Cを真とする世界の数，つまり，$[C]=Card(\{w\mid w\vdash C\})$を表すものとする．また，fは単調増加関数である．したがって，$\vdash C_1\rightarrow C_2$であるとき，$f([C_1])\leqq f([C_2])$が成立する．

$\max\ (f([\mathbb{1}])-f([A])-f([A\rightarrow B])+f([A\wedge B]))z$
s.t. $\max(0,a+c-1)\leqq z\leqq\min(a+d-1,b+c-1)$

なる線形計画問題を解くことにより，基本割当mは，

$m(A\wedge B)=z$,　$m(A\wedge\sim B)=1-d$,
$m(\sim A)=1-b$,　$m(A)=a+d-1-z$,
$m(A\rightarrow B)=b+c-1-z$,　$m(\mathbb{1})=1-a-c+z$

と定められる．任意の関数fについて，常に

$\max(0,a+c-1)\leqq Cr(B)\leqq\min(a+d-1,b+c-1)$,
$Pl(B)=d$

が成立するので，$x=\max(0,a+c-1)$，$y=d$となる．

2.1.2 ルールを条件付けと解釈する場合

この場合，次の推論パターンを考えることになる．

事　実：　$Cr(A)=a$,　　$Pl(A)=b$
ルール：　$Cr(B\mid A)=c$,　$Pl(B\mid A)=d$
結　論：　$Cr(B)\geqq x$,　　$Pl(B)\leqq y$

(a) 事実とルールの情報源が独立である場合(ﾊﾟﾀｰﾝ④)

2.1.1(a)と同じく事実から(1)式の基本割当m_1が得られ，ルールから，最少特定の原則により，

$m_2(A\rightarrow B)=c$,　$m_2(A\rightarrow\sim B)=1-d$,　$m_2(\mathbb{1})=d-c$

なる基本割当m_2が得られる．m_1とm_2をDempsterの結合規則により結合した基本割当mについて$Cr(B)$，$Pl(B)$をとることにより，x，yは次式で定められる．

$x=Cr(B)=ac$,　$y=Pl(B)=1-a(1-d)$

この推論パターンは，HauとKashyap[7]により別の観点から定式化されている．

(b) 事実とルールの情報源が同じ場合（パターン⑤）

最少特定の原則より，$Cr(A)=a$，$Pl(A)=b$，$Cr(B\mid A)=c$，$Pl(B\mid A)=d$を同時に満たす基本割当mを構成し，$Cr(B)$，$Pl(B)$を計算すればよい．この場合，２変数の線形計画問題

$\max\ (f([\mathbb{1}])-f([A\rightarrow B])-f([A])+f([A\wedge B]))z_1$
$+(f([\mathbb{1}])-f([A\rightarrow\sim B])-f([A])+f([A\wedge\sim B]))z_2$
s.t. $0\leqq z_1\leqq bc$,　$0\leqq z_2\leqq b(1-d)$,　$a-b(d-c)\leqq z_1+z_2\leqq a$

を解くことにより，基本割当は次のように定められる．

$m(A\wedge B)=z_1$,　$m(A\wedge\sim B)=z_2$,　$m(\sim A)=1-b$,
$m(A)=a-z_1-z_2$,　$m(A\rightarrow B)=bc-z_1$,
$m(A\rightarrow\sim B)=b(1-d)-z_2$,　$m(\mathbb{1})=b(d-c)-a+z_1+z_2$

不特定の測度を定める任意の関数fについて，常に次式が成立し，$x=\max(0,a-b+bc)$，$y=\min(1,1-a+bd)$となる．

$\max(0,a-b+bc))\leqq Cr(B)\leqq\min(a,bc)$,
$\max(1-a,1-b+bd)\leqq Pl(B)\leqq\min(1,1-a+bd)$

2.2 確率論

2.2.1 通常の（様相概念を導入しない）場合

命題の確率(Probability)測度の値がが信念区間内にあると考えることにより定式化される．

(a) ルールを含意と解釈する場合（パターン⑥）

この場合，次の推論パターンを考えることになる．

事　実:　a≦　Pr(A)　≦b
ルール:　c≦Pr(A→B)≦d
結　論:　x≦　Pr(B)　≦y

～A⊢A→B，Pr(C)=1-Pr(～C)，Prの単調性より，少なくともd≧1-bが成立しなければならない．

Pr(A→B)=Pr(～A∨B)
=1-Pr(A)+Pr(B)-Pr(～A∧B)
≦1-Pr(A)+Pr(B)

より，Pr(B)≧a+c-1となる．Pr(B)≧0であることより，x=max(0,a+c-1)と定められる．また，Pr(B)≦Pr(A→B)≦dより，y=dと定められる．

(b) ルールを条件付けと解釈する場合（パターン⑦）

この場合，次の推論パターンを考えることになる．

事　実:　a≦　Pr(A)　≦b
ルール:　c≦Pr(B｜A)≦d
結　論:　x≦　Pr(B)　≦y

明らかに，次式が成立する．

Pr(B)=Pr(B｜A)Pr(A)+Pr(B｜～A)Pr(～A)

情報がないPr(B｜～A)を 0，1とおくことにより，

ac≦Pr(B｜A)Pr(A)≦Pr(B)
≦Pr(B｜A)Pr(A)+Pr(～A)≦1-a(1-d)

が成立する．したがって，x=ac，y=1-a(1-d)となる．

2.2.2 A，Bのいずれか一方に様相概念を導入する場合

(a) ルールを含意と解釈する場合（パターン⑧⑨）

⑧ 事　実:　a≦Pr(A)≦b
ルール:　Pr(A→□B)=c，Pr(A→◇B)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

なるパターンを考えることにより，x=max(0,a+c-1)，y=dとなる．ただし，c≧1-bが成立しなければならない．

⑨ 事　実:　Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール:　Pr(◇A→B)=c，Pr(□A→B)=d
結　論:　x≦Pr(B)≦y

なるパターンを考えることにより，x=max(a+d-1,b+c-1)，y=cとなる．ただし，d≧1-a，c≧1-b，a+d-1≦cが成立しなければならない．

(b) ルールを条件付けと解釈する場合（パターン⑩）

事　実:　a≦Pr(A)≦b
ルール:　Pr(□B｜A)=c，Pr(◇B｜A)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることにより，x=ac，y=1-a(1-d)となる．

2.2.3 A，Bの両方に様相概念を導入する場合

(a) ルールを含意と解釈する場合（パターン⑪～⑮）

⑪ 事　実: Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール: Pr(□A→□B)=c，Pr(□A→◇B)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることより，x=a+c-1，y=dとなる．ただし，c≧1-aが成立しなければならない．

⑫ 事　実: Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール: Pr(◇A→□B)=c，Pr(◇A→◇B)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることより，x=b+c-1，y=dとなる．ただし，c≧1-bが成立しなければならない．

⑬ 事　実: Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール: Pr(◇A→□B)=c，Pr(□A→◇B)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることより，x=b+c-1，y=dとなる．ただし，c≧1-b，d≧1-aが成立しなければならない．

⑭ 事　実: Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール: Pr(◇A→□B)=c，Pr(□A→□B)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることより，x=max(a+d-1,b+c-1)，y=1となる．ただし，d≧1-a，c≧1-b，a+d-1≦cが成立しなければならない．

⑮ 事　実: Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール: Pr(◇A→◇B)=c，Pr(□A→◇B)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることより，x=0，y=cとなる．ただし，d≧1-a，c≧1-b，a+d-1≦cが成立しなければならない．

(b) ルールを含意と解釈する場合（パターン⑯⑰）

⑯ 事　実: Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール: Pr(□B｜□A)=c，Pr(◇B｜□A)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることより，x=ac，y=1-a(1-d)となる．

⑰ 事　実: Pr(□A)=a，Pr(◇A)=b
ルール: Pr(□B｜◇A)=c，Pr(◇B｜◇A)=d
結　論:　x≦Pr(□B)≦Pr(◇B)≦y

を考えることより，x=bc，y=1-b(1-d)となる．

3．否定法の定式化 … 紙数の都合により省略する．

表1．肯定式の結論の信念区間の下限，上限と条件

No	x(下限)	y(上限)	条　件
①	ac	d	——
②	ac	1-b(1-d)	——
③	max(0,a+c-1)	d	c≧1-b，d≧1-a
④	ac	1-a(1-d)	——
⑤	max(0,a-b+bc)	min(1,1-a+bd)	——
⑥	max(0,a+c-1)	d	d≧1-b
⑦	ac	1-a(1-d)	——
⑧	max(0,a+c-1)	d	c≧1-b
⑨	max(a+d,b+c)-1	c	d≧1-a，c≧1-b，a+d-1≦c
⑩	ac	1-a(1-d)	——
⑪	a+c-1	d	c≧1-a
⑫	b+c-1	d	c≧1-b
⑬	b+c-1	d	c≧1-b，d≧1-a
⑭	max(a+d,b+c)-1	1	d≧1-a，c≧1-b，a+d-1≦c
⑮	0	c	d≧1-a，c≧1-b，a+d-1≦c
⑯	ac	1-a(1-d)	——
⑰	bc	1-b(1-d)	——

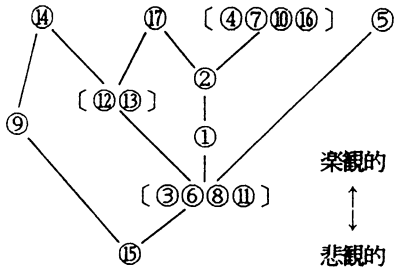


図1．楽観－悲観性に基づく比較

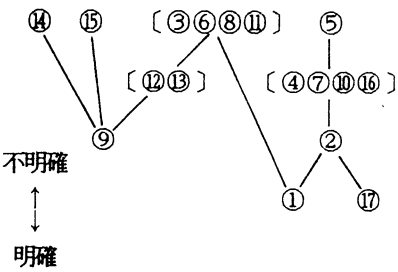


図2．不明確さに基づく比較

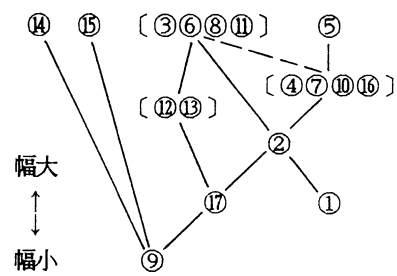


図3．信念区間の幅に基づく比較

4．定式化された推論パターンの考察

以上，定式化された肯定法を表1にまとめる．①を除き，ルールを含意と解釈する場合は，推論パターンを適用するためには，何等かの条件を満たす必要がある．a＝b＝c＝d＝1のとき，⑮を除きx＝y＝1となり，通常の肯定法になることがわかる．c＝0，d＝1の事実が無知の場合を考えれば，⑨，⑮を除きx＝0，y＝1となり，結論も無知になる．⑨，⑮では，x＝0，y＝0，すなわち，Bが成立しないという結論が得られる．これは，ルールの解釈による．a＝b＝0の事実が成立しないとき，すべてx＝0，y＝1となり，結論は無知になることがわかる．c＝d＝0の場合を考えると，②を除き，ルールを含意と解釈すれば，x＝0，y＝0となる．これは，～（A→B）＝A∧～Bとなり，～Bが成立することを意味するためである．一方，条件付けと解釈すれば，x＝0，y＝1-aあるいは1-bとなる．これは，条件付けでは，AのときBであるといえないことが，AのときBでないことを意味し，Aの信念度に応じてBの信念度が減じることを表している．また，このことより，②を除き，含意と解釈する場合，信念区間の上限値はルールの信念区間の上，下限値で表されるが，条件付けと解釈する場合には，結論の信念区間の上限値は，事実の信念区間の上，下限値に依存し，単調増加にならない．

いま，二つの推論パターンⅠ，Ⅱの結論の信念区間をそれぞれ，[x,y]と[z,w]とする．このとき，[x,y]≧[z,w]，すなわち，x≧zかつy≧wが成立すれば，推論パターンⅠが推論パターンⅡより結論の成立を強く主張する．したがって，推論パターンⅠは推論パターンⅡより楽観的である，逆にいえば，推論パターンⅡは推論パターンⅠより悲観的であるといえる．この観点から，各推論パターンを比較すると図1のようになる．図1では，上に位置するものが楽観的であることを示している．図1より，⑮が最も悲観的であり，〔③⑥⑧⑪〕が比較的悲観的である．〔④⑦⑩⑯〕，⑤，⑭，⑰は楽観的である．また，ルールを条件付けとして解釈する方が，楽観的な結論が得られることがわかる．

[x,y]⊆[z,w]，すなわち，x≧zかつy≦wが成立すれば，推論パターンⅡが推論パターンⅠより不明確な結論を導く．この観点から，各推論パターンを比較すると図2のようになる．また，結論の信念区間の幅（y－x）の観点からの比較結果を図3に示す．図2，3では，上に位置するものが不明確であることを表している．図3の破線は，③と⑪の条件のもとでは成立するが，⑥と⑧の条件のもとでは成立しないことを示している．図2，3より，⑨が明確な結論を導き，幅が最も小さいことがわかる．〔③⑥⑧⑪〕，⑤が不明確な結論を導いている．また，①～⑤に着目すると，証拠理論では，事実とルールの情報源が同じと考える場合が，独立な情報源と考える場合より不明確な結論を導くことがわかる．④，⑤，⑦，⑩，⑯，⑰に着目すると，ルールを条件付けと解釈する場合は，証拠理論に基づく推論パターンが確率論に基づくものより不明確な結論を導くこともわかる．

参考文献

[1] R.L. de Mántaras: Approximate Reasoning Models, Ellis Horwood (1990).
[2] E.H. Shortliffe and B.G. Buchanan: A Model of Inexact Reasoning in Medicine; Mathematical Biosciences, Vol.23, pp.351-379 (1975).
[3] R.O. Duda, P.E. Hart and N.J. Nilsson: Subjective Bayesian Methods for Rule-Based Inference Systems; Proceedings of the AFIPS National Computer Conference, Vol.47, pp.1075-1082 (1976).
[4] P. Suppes: Probabilistic Inference and the Concept of Total Evidence; Aspects of Inductive Logic (J. Hintikka and P. Suppes Eds.), North-Holland, pp.49-65 (1966).
[5] H. Prade: A Computational Approach to Approximate and Plausible Reasoning with Applications to Expert Systems; IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.PAMI-7, No.3, pp.260-283 (1985).
[6] P. Chatalic, D. Dubois and H. Prade: An Approach to Approximate Reasoning Based on the Dempster Rule of Combination; Int. J. Expert Systems, Vol.1, No.1, pp.67-85 (1987).
[7] H. Hau and R.L. Kashyap: Belief Combination and Propagation in a Lattice-Structured Inference Network; IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Vol.20, No.1, pp.45-58 (1990).
[8] D. Dubois and H. Prade: The Principle of Minimum Specificity as a Basis for Evidential Reasoning; Uncertainty in Knowledge-Based Systems (B. Bouchon and R.R. Yager Eds.), Springer-Verlag, pp.75-84 (1987).
[9] D.I. Blockley and J.F. Baldwin: Uncertain Inference in Knowledge-Based System; J. Engineering Mechanics, Vol.2, pp.467-481 (1987).
[10] D. Dubois and H. Prade: Possibility Theory: An Approach to Computerized Processing of Uncertainty, Plenum Press (1988).
[11] R.R. Yager: On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules; Information Sci., Vol.41, pp.93-137 (1987).

問い合わせ先：〒593 堺市学園町1番1号
大阪府立大学工学部経営工学科
乾口雅弘
TEL.(0722)52-1161（内線2374）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

キー入力された命令の誤り訂正

Error Correction of Key-Inputted Instructions

石山 政浩　荒木 宏之　影井 清一郎
Masahiro ISHIYAMA　Hiroyuki ARAKI　Seiichiro KAGUEI
横浜国立大学 工学部
Faculty of Engineering, Yokohama National University

あらまし　キーボードから入力される文字列の誤りはキーの配置や指の動きなどに依存するものと考えられる. 本研究ではファジィ測度を用いて, これらを考慮した誤り訂正の方法を提案している.

キーワード　誤り訂正, ファジィ測度, ファジィ積分, 類似度.

1　はじめに

キーボードから文字列を入力するときの誤打鍵の要因として, 次のようなものが考えられる.

(1) キーボード上の文字の配置によるもの

(2) 指使いによるもの

誤りを訂正するには, キー入力された命令と最も類似する命令を予めコンピュータ内に用意された辞書の中から捜し出す. 上記の要因を考慮するため, 本研究では (1) を評価関数, (2) をファジィ測度とするファジィ積分を用いて類似度を求める. (図1参照)

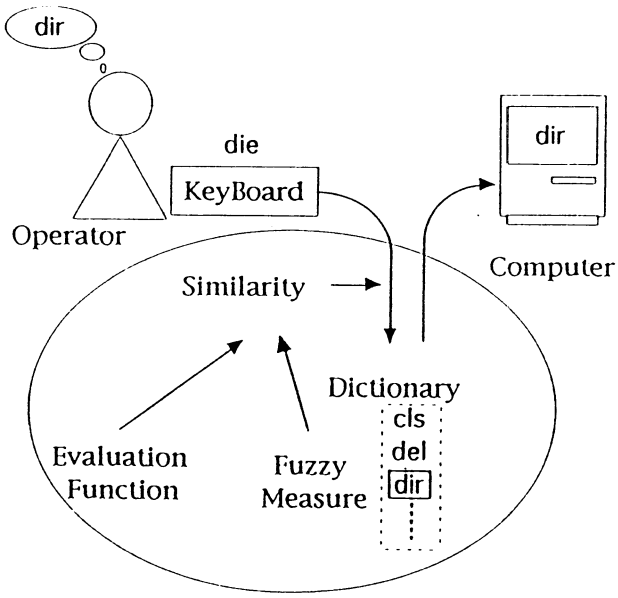


図 1: 概念図

2　ファジィ積分による類似度の評価

2.1　キー配置のモデル化

キーボード上の物理的距離を用いて二つのキーの近さを [0,1] のメンバーシップ値で定義する (図2参照).

例として,'d' に対するメンバーシップ値を

$$\begin{aligned}\mu_{\mathrm{d}}(\mathrm{d}) &= 1 \\ \mu_{\mathrm{f}}(\mathrm{d}) &= 0.9 \cdots \text{Very similar} \\ \mu_{\mathrm{w}}(\mathrm{d}) &= 0.8 \cdots \text{Similar} \\ \mu_{\mathrm{i}}(\mathrm{d}) &= 0.2 \cdots \text{Not similar}\end{aligned}$$

のように与える.

これに誤打鍵の頻度を考慮して 2 つの文字列 $x_1x_2\cdots x_n$ と $\chi_1\chi_2\cdots\chi_n$ の近さを定義する (3.1 節参照).

2.2　指使いのモデル化

1 つの文字列に対する誤りにくさを [0,1] の数値で評価する. 例えば,

$$\begin{aligned}g(\{copy\}) &= 1 \\ g(\{co\}) &= 0.7 \\ g(\{py\}) &= 0.6\end{aligned}$$

この例のように文字列全体の誤りにくさは,1 つの部分文字列の誤りにくさより大きく, また一般に文字列を構成する部分文字列の誤りにくさの和になっていないので, ファジィ測度と考えられる.

2.3　類似度

キー入力された文字列 $x_1x_2\cdots x_n$ と辞書中の文字列 $\chi_1\chi_2\cdots\chi_n$ の類似度をファジィ積分を用いて以下のよ

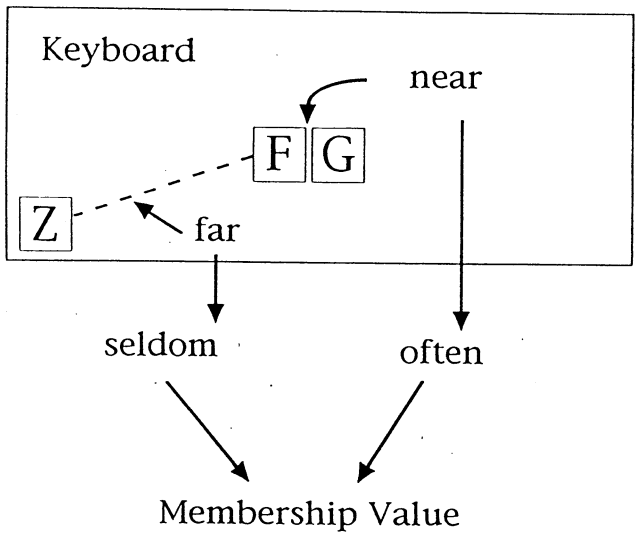


図 2: キーの配置

うに求める (図3参照).

$$\int h_x(\chi) \circ g_{\chi_1\chi_2\cdots\chi_n} \qquad (1)$$

ここで,x,χはそれぞれ入力された文字列の部分文字列, 辞書中の参照する部分文字列を表す. 入力された文字列は辞書中の文字列の中の類似度の一番高い文字列に訂正される.

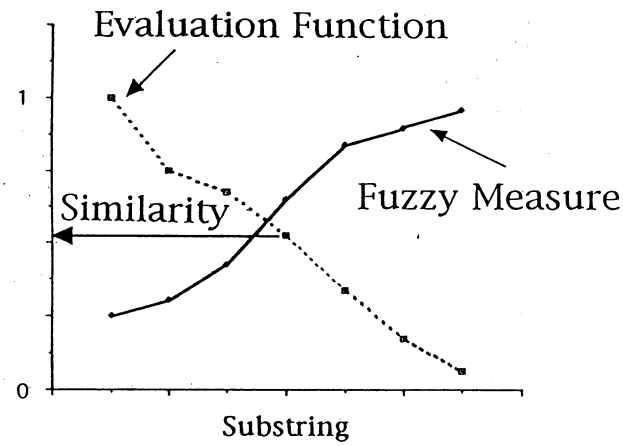


図 3: 類似度

3 具体例

3.1 評価関数

まず, 文字 x の文字χに対する類似度を定義するメンバーシップ関数を用意する.

$$\mu_x(\chi), \quad \chi, x \in X$$

ただし,Xは扱う文字 (1 文字) の集合.

メンバーシップ値はキーボード上の各キーの物理的近さに実際の誤打鍵の状況を加味して決定する.

入力された文字列

$$x_1x_2\cdots x_n$$

を「入力文字列」と呼び, 比較する辞書中の命令である文字列

$$\chi_1\chi_2\cdots\chi_n$$

を「参照文字列」と呼ぶことにする.

また, これらの文字列の m 文字からなる部分, すなわち

$$x_ix_{i+1}\cdots x_{i+m-1}, \quad \chi_i\chi_{i+1}\cdots\chi_{i+m-1}$$
$$(1 \le i \le n, \quad 1 \le m \le n-i+1 \le n)$$

をそれぞれ,「入力部分文字列」,「参照部分文字列」と呼ぶことにする.

入力部分文字列が参照部分文字列とどれぐらい近いかを示す関数を評価関数と呼び

$$h_{x_i\cdots x_{i+m-1}}(\chi_i\cdots\chi_{i+m-1})$$

で表す. これはメンバーシップ関数を用いて次のように定める.

入力部分文字列の順列からなる文字列を次のようにおく.

$$x_{\theta_{j,i}}\cdots x_{\theta_{j,i+m-1}} \quad 1 \le j \le m!$$

ここで,$\theta_{j,i},\cdots,\theta_{j,i+m-1}$は本来の添字の番号であり j は便宜上付けられるある順列に対する番号である.

すると

$$h_{x_i\cdots x_{i+m-1}}(\chi_i\cdots\chi_{i+m-1}) = \bigvee_{j=1}^{m!}[\xi^{\tau_j}\frac{1}{m}\sum_{k=i}^{i+m-1}\mu_{x_{\theta_{j,k}}}(\chi_k)] \quad (2)$$

ここで,ξは文字の交換による類似度の低下を表す定数で,

$$0 \le \xi \le 1$$

である. またτ_jは

$$\tau_j = \sum_{k=1}^{i+m-1}\frac{1}{2}(|k-\theta_{j,k}|) \qquad (3)$$

で与えられ, その順列において, 隣り合う文字と何回交換すれば元の文字列に戻るかを示している.

ξ^{τ_j}は, 複数回の文字の交換による類似度の低下を意味している. すなわち, 文字の'入れ替わり'による間違いを示す. ただし, 入れ替わりを認める代わりに基本的な類似度の評価である順列を個々の文字列に分解して得られる単純なメンバーシップ値の算術平均を起こった交換回数回ξを乗じたもの, すなわちτとの積によって低下させ, その類似度に対する評価を下げる.

もし, 文字の交換は全く起こらないとするのであれば,$\xi = 0$ とすることが出来る.

例えば, 参照文字列 'abcba' と入力文字列 'abfda' について考えてみる. 以後, 話をわかりやすくするため, 参照文字列 '$a_1b_2c_3b_4a_5$' 入力文字列 '$A_1B_2F_3D_4A_5$' の様に入力文字列を大文字で表し各文字に添字を付けて書く.

実際に $h_{B_2F_3D_4}(b_2c_3b_4)$ を計算してみる. まず, 入力部分文字列 '$B_2F_3D_4$' の全順列を考えると, 便宜上各順列を区別するために変数 j を与えれば

$$\begin{aligned} &B_2F_3D_4, \quad j=1\\ &B_2D_4F_3, \quad j=2\\ &F_3B_2D_4, \quad j=3\\ &F_3D_4B_2, \quad j=4\\ &D_4B_2F_3, \quad j=5\\ &D_4F_3B_2, \quad j=6 \end{aligned}$$

となる. jへの値の付け方は自由なのでこの順番にこだわる必要はない.

$j=1$ のとき

$$\theta_{1,2}=2, \quad \theta_{1,3}=3, \quad \theta_{1,4}=4$$

となり,(3) 式より,

$$\tau_1 = \frac{1}{2}(|2-2|+|3-3|+|4-4|) = 0 \qquad (4)$$

であるので,(2) から,

$$h_{B_2F_3D_4}(b_2c_3b_4) = \xi^0\frac{1}{3}(\mu_{b_2}(B_2)+\mu_{c_3}(F_3)+\mu_{d_4}(D_4)) \quad (5)$$

以後, 同様に $j=6$ まで計算し, その中で最大の値になったものが $h_{B_2F_3D_4}(b_2c_3b_4)$ の値となる.

3.2 ファジィ測度

ある参照文字列$\chi_1\cdots\chi_n$中の 1 文字χが, 同じ参照文字列中の他の文字に対してどれくらい間違えにくいのかを表す基本確率割当

$$P_{\chi_1\cdots\chi_n}(\chi) \quad \chi\in\{\chi_1,\chi_2,\cdots,\chi_n\}$$

を用意する. ここで基本確率割当は 1 に正規化されている

$$\sum_{i=1}^{n} P_{\chi_1\cdots\chi_n}(\chi_i) = 1 \qquad (6)$$

この基本確率割当の決定は実際の誤打鍵の状況に基づいて行う.

参照文字列$\chi_1\cdots\chi_n$の部分文字列から成る集合を R とするとき,Rを定義域とする集合関数$g_{x_1\cdots x_n}$を基本確率割当 Pを用いて以下のように定義する.

$$g_{x_1\cdots x_n}(\{\chi_i\cdots\chi_{i+m-1}\}) = \sum_{k=i}^{i+m-1}\frac{1}{k\wedge m\wedge(n-k+1)}P_{\chi_1\cdots\chi_n}(\chi_k) \quad (7)$$

$$g_{x_1\cdots x_n}(A\cup B) = \sum_{i=1}^{n}((1\wedge\delta_i)g_{x_1\cdots x_n}(\{\chi_i\})) \quad (8)$$

ここで,δ_iは$g_{x_1\cdots x_n}(A)+g_{x_1\cdots x_n}(B)$ によって得られる基本確率割当 $P_{\chi_1\cdots\chi_n}(\chi_i)$ の各係数を表す.

このように定義されるファジィ測度$g_{x_1\cdots x_n}$は

$$g_{x_1\cdots x_n}(\emptyset) = 0, \qquad (9)$$

$$g_{x_1\cdots x_n}(R) = 1, \qquad (10)$$

$$E\subset F\rightarrow g(E)\le g(F) \qquad E,F\subset R. \qquad (11)$$

であるので$g_{x_1\cdots x_n}$はファジィ測度である.

前述した参照文字列 '$a_1b_2c_3b_4a_5$' について実際に$g_{a_1b_2c_3b_4a_5}$を計算してみる.

$g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\})$ の場合,

$$g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\}) = 1P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\})$$

となる.

また, $g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2c_3\})$ の場合,

$$g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2c_3\}) = \frac{1}{2}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\})+\frac{1}{2}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{c_3\}).$$

同様に, $g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2c_3b_4a_5\})$ の場合,

$$\begin{aligned} g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2c_3b_4a_5\}) &= \frac{1}{2}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\})+\frac{1}{3}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{c_3\})\\ &+\frac{1}{2}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_4\})+\frac{1}{1}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{a_5\}). \end{aligned}$$

よって, これらの和集合に対する測度すなわち$g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\}\cup\{b_2c_3\}\cup\{b_2c_3b_4a_5\})$ は, その各々の集合の測度の和が

$$\begin{aligned} &g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\})+g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2c_3\})\\ &+g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2c_3b_4a_5\})\\ &=0P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{a_1\})+2P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\})\\ &+\frac{5}{6}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{c_3\})+\frac{1}{2}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_4\})\\ &+1P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{a_5\}) \end{aligned}$$

であるから,(8) 式より,

$$\begin{aligned} &g_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\}\cup\{b_2c_3\}\cup\{b_2c_3b_4a_5\})\\ &=0P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{a_1\})+1P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_2\})\\ &+\frac{5}{6}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{c_3\})+\frac{1}{2}P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{b_4\})\\ &+1P_{a_1b_2c_3b_4a_5}(\{a_5\}) \end{aligned}$$

となる.

3.3 メンバーシップ値と基本確率割当

実際の評価にあたって, 各メンバーシップ値は実際のキーボード上の文字の近さによって決定した. また, 基本確率割当については, 実際に入力した文字列のデータをもとにある文字χの誤打率$\Gamma(\chi)$を

$$\Gamma(\chi) = \frac{\chi\text{を間違った回数}}{\chi\text{の出現数}}$$

として算出した.

このΓを用いて$\chi_1\chi_2\cdots\chi_n$に対する各基本確率割当$P_{\chi_1\chi_2\cdots\chi_n}$を以下のように定めた.

$$P_{\chi_1\chi_2\cdots\chi_n}(\chi_i) = \Lambda\frac{1}{\Gamma(\chi_i)} \tag{12}$$

ただし,Λは

$$\Lambda\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{\Gamma(\chi_i)} = 1$$

より求まる.

3.4 誤りの解析の実例

実際の解析に用いた辞書はMS-DOSの内部コマンドである. 辞書に登録してある文字列の全てを表1に示す.

交換に対する信頼性の低下を表す定数ξについては,$\xi = 0.8$とした.

実際に評価する上で部分文字列の最大長mが問題となる. 参照文字列の全順列を問題とするため, 計算速度のオーダーは$O(m!)$となりmの増加に伴い計算測度は飛躍的に遅くなるからである. ここでは$1 \leq m \leq 2$または$1 \leq m \leq 3$とした.

例として'cle'という入力に対する結果を表2に示す. これより, 入力文字列'cle'は'cls'に訂正される.

結果は十分誤りを解析できているといえる.

表 1: 実際に使用した辞書の文字列群

break,	cd,	chdir,	cls,
copy,	ctty,	date,	del,
dir,	echo,	erase,	exit,
for,	goto,	if,	md,
mkdir,	pause,	path,	prompt,
rd,	rem,	ren,	rename,
rmdir,	set,	shift,	time,
type,	ver,	verify,	vol

表 2: 入力文字列'cls'の評価結果 .

参照文字列	類似度
cls	0.850
del	0.800
dir	0.750
for	0.750
rem	0.639
ren	0.585
set	0.600
ver	0.706

4 まとめ

人間に依存した誤りの訂正の一手法として, ファジィ測度とファジィ積分を用いる方法を本研究で提案した. この方法の特徴は, 人間に依存する誤りを考慮していることである。実際, 基本確率割当をファジィ測度に用いることにより誤り訂正が可能になることが示された. チューニングを工夫すれば, 主観的, すなわちより個人の特徴を反映させた評価にすることも可能である. また, 本手法の応用としてキーボードになれない人がオンライン処理などで決った命令などを打つときのassistance toolとしての応用やキーボードをうまく扱うことが出来ない人のためのassistance toolとしての応用も考えられる.

参考文献

[1] 菅野 道夫, ファジィ測度とファジィ積分, 計測自動制御学会論文集 8 (1972) 218-226.

[2] P.R.Halmos, Measure Theory, Van Nostrand, (1950).

[3] D.Dubois and H.Prade, Possibility Theory : An Approch to Computerized Processing, Plenum Press, New York, (1988).

[4] 寺野 寿郎, 浅井 喜代治, 菅野 道夫, ファジィシステム入門, オーム社, (1987).

[5] 菅野 道夫, 室伏 俊明, ファジィ測度論入門 I-V, 日本ファジィ学会誌, (1990-1991).

問い合わせ先

〒240 横浜市保土ケ谷区常盤台 156
横浜国立大学 工学部 電子情報工学科
石山 政浩
TEL:045-335-1451 EXT.2925
FAX:045-334-3215

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

構造信頼性評価のためのファジィ集合とファジィ測度の定義とその応用

Definition and Application of Fuzzy Sets and Fuzzy Measures for Structural Reliability Evaluation

河　村　　広

Hiroshi KAWAMURA

神　戸　大　学

Kobe University

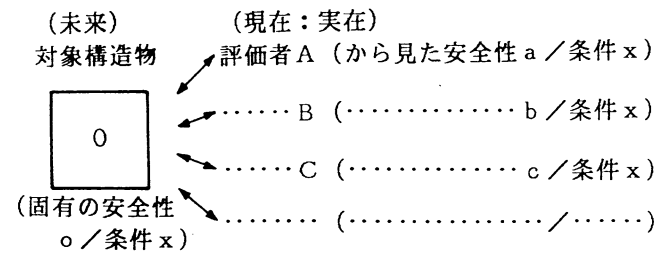
あらまし：本研究では、評価分布をファジィ集合の帰属度関数が可重複相対頻度で表されたものと定義し、可能性分布と確率関数の和より成るものとする。　従って、ファジィ測度即ち、評価測度は可能性測度と確率測度の和で与えられる。　この前提に基づき、直列・並列構造システムにおける強度評価の統合演算、生存及び破壊可能性演算手法を導出することにより、構造システムの信頼性評価の為のファジィ理論の基礎とその応用例を示す。

キーワード：構造信頼性、可能性測度、確率測度、評価測度、評価分布

１．序

従来の科学においては、真理は必ず唯一絶対的に存在し、不完全な人間が如何にその認識に至るかが課題とされている。　しかしこのアプローチは万能ではない。　例えば、未来における唯一的な生起事象又は存在事物に関する推定又は評価への応用は仲々困難である。　何故ならば、未来のことは虚像であるし、唯一性から反復が効かず再現性は望めないからである。

美は対象物にあるのではなく観る者の心の中に在ると言われるが、真理についても同様のことが言えることがある。　上記の科学万能論への反証の具体例であるが、ある未経験の他に類を見ない構造システムを計画するものとしよう。　設計者の頭の中や設計図等に描かれる構造物に関しては、その安全性そのものは何人たりとも知り得ない（実在しないから）が、設計者の頭の中に描かれる安全性の評価はその後の意思決定に大きな影響を有している。　図－１はこの関係を示すものであるが、要するに、対象構造そのものの未来の安全性ｏよりも、実在しているのは、現在の評価側の認識による安全性（ａ，ｂ，ｃ，…）だということである。　ｘは評価に際して設定される条件を示す。



図－１　複数の視座からの評価－実在－

Zadeh の発想したファジィ集合（１）の帰属度関数は、評価側の認識した価値を羅列したものと見ることができる。　本研究は、このような見方を原点として、ファジィ理論を構造システムの信頼性評価へ応用しようとするものである。

一方、ファジィ理論に関しては、帰属度関数や演算規則の意味や定義があいまいであるとの批判もあり（２）、本研究ではこのような批判も留意しつつファジィ信頼性理論の構築を目指すこととする。

２．理論

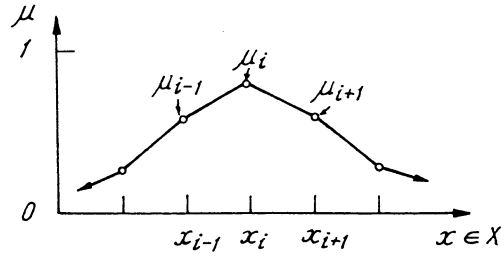
２－１　評価分布及び評価測度の定義

図－１のような状態において、対象Ｏに関し条件ｘの下である評価（図－１では〝安全か？〟）が問われた際、評価者はYes 又はNoと答える（図－１ではa,b,c,…＝Yes or No)ものとしよう。　条件ｘは離散的に$x_1, x_2, \cdots, x_i, \cdots, x_n$が全領域として設定されたものとする。　又評価者数はｍとし、各評価者は条件$x_1, \cdots, x_n$において一回又はそれ以上Yes と答えるものとする。

条件x_iにおいてYes と答えた評価者の数をl_iとし、

$$\mu_i = l_i / m \qquad (1)$$

なるμ_iをx_iに対してプロットすると図－２の如くなり、ここでは評価分布と名付ける。



図－２　可重複相対頻度としての評価分布

確率論に相対頻度分布が存在するが、重複を許容すると総和は１以上となり、確率論の範ちゅうから外れ、ファジィ集合の帰属度関数に属するようになる。

ｘの全集合Ｘ＝（x_1，…，x_n）にわたって、Yesの（異なった）回答者の数は（重複者を除外して）ｍとなるから測度としてはｍ／ｍ＝１となる。　又、ｘの集合要素が多いものほど（重複者を除外しても）Yesの（異なった）回答者の数は多くなる。　従って、評価測度として回答者数のＭを考えると、明らかに

$$M(\phi)=0,\quad M(X)=1, \qquad (2)$$

$$X_1 \subset X_2 \Rightarrow M(X_1) \leqq M(X_2) \qquad (3)$$

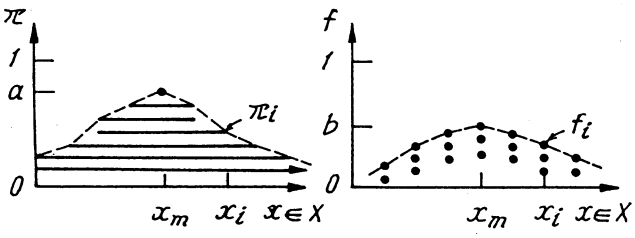
を満たすから、ファジィ測度(3)に属する。

２－２　評価分布の可能・確率合成仮定

評価分布μ_iはZadeh(4)の可能性分布π_iと従来の確率関数f_iの和で以下の如く表されるものと仮定しよう、

$$\mu_i = \pi_i + f_i \qquad (4)$$

各々は図－３、４の如く単峰性を有し、ピーク値でのｘはx_mを共有するものとする。　（π_iとf_iへの分離方法についてはAppendix Aにて論じる。）



図－３　可能性分布π_i　　図－４　確率関数f_i

前節のアンケート形式によれば、π分布は回答者別にYesと考えたｘの範囲が階段状に減少し、x_mではa･m人がYesと答えたことを意味する。　従って、π分布についてはZadeh(4)の可能性測度が当てはまることになる。　ｆ分布の方は、各回答者が１回だけ回答したことを意味する。　従って、ｆ分布については確率測度が当てはまることは言うをまたない。

従って、今、評価測度Ｍ（$x_i \in X_0$）を考えるならば、次式の如く可能性測度と確率測度の和で与えられる。

$$M(x_i \in X_0) = \max_{x_i \in X_0}(\pi_i) + \sum_{x_i \in X_0} f_i \qquad (5)$$

式５が式２，３を満たすファジィ測度となることも明らかである。

ここで、ａ，α，ｂ，βを以下のように与えると、８式が成立することも明らかである。

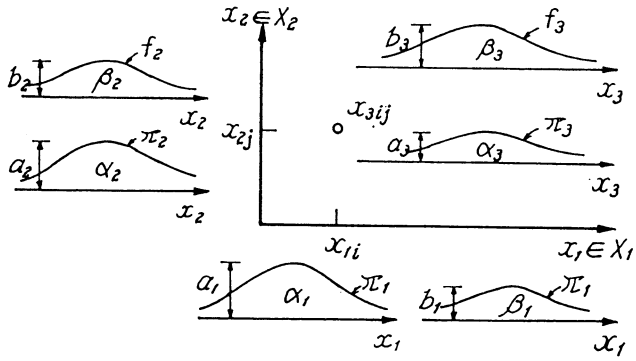
$$\max_{x_i \in X}(\pi_i) = a,\quad \sum_{x_i \in X} \pi_i = \alpha \qquad (6)$$

$$\max_{x_i \in X}(f_i) = b,\quad \sum_{x_i \in X} f_i = \beta \qquad (7)$$

$$a+\beta=1,\qquad a+b \leqq 1 \qquad (8)$$

２－３　同時評価分布

同時確率関数と同様に、評価分布においても別々の対象とその評価に関し同時的に結合する必要が生じる。　図－５は、条件x_{1i}における評価μ_{1i}と条件x_{2j}における評価μ_{2j}とにおいて、条件$x_{3ij}=g(x_{1i}, x_{2j})$における同時評価が$\mu_{3ij}$となることを示す。（ｉ，ｊは省略してある。）



図－５　同時評価分布

但し、$\mu_1=\pi_1+f_1$，$\mu_2=\pi_2+f_2$，

$$\mu_3=\pi_3+f_3, \qquad (9)$$

である。

μ_1，μ_2とμ_3の関係については種々の考え方があろうが、ここでは、各評価集団は全く別個のものであり、Yesの回答者の固有名詞も不明として、次式の如く与えることとする。

$$\mu_3=\mu_1 \cdot \mu_2 \qquad (10)$$

式９と10を結び付けるために、以下のような補間係数γを導入する。

$$\pi_3=\pi_1\cdot\pi_2+\gamma(\pi_1\cdot f_2+\pi_2\cdot f_1), \qquad (11)$$

$$f_3=f_1\cdot f_2+(1-\gamma)(\pi_1\cdot f_2+\pi_2\cdot f_1)$$

但し、γは次式を満たさなければならない。　X_3はx_3の全体集合である。

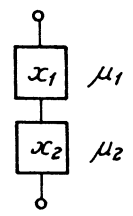
$$a_3=\max_{x_3 \in X_3}(\pi_3),\quad \beta_3=\sum_{x_3 \in X_3} f_3,\quad a_3+\beta_3=1 \qquad (12)$$

πとｆが単峰性で、極値を与えるｘがx_mを共有するならば、γが０と１の間に存在することを証明できるが、それはAppendix Bに譲る。

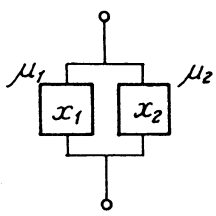
３．応用

３－１　対象構造システム

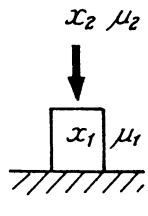
本章では、図－６の直列システム、図－７の並列システムにおいて、各要素の強度に関するμ_1，μ_2から全体システムとしての強度のμ_tを求める手法及び、図－８のように抵抗力と荷重がμ_1，μ_2で与えられるシステムの生存及び破壊可能性Ｓ及びＢを求める手法について計算例を示す。



図－６
直列システム



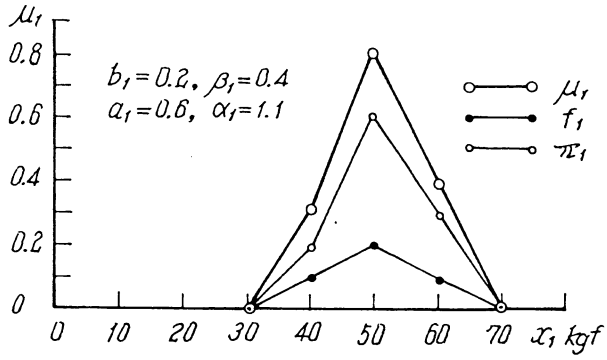
図－７
並列システム



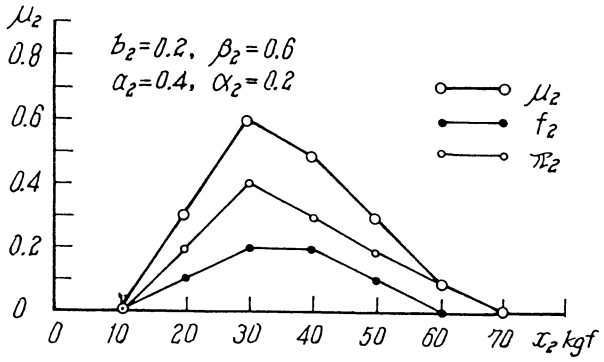
図－８
荷重・抵抗システム

3－2　同時評価分布

$\mu_1 = \pi_1 + f_1$ と $\mu_2 = \pi_2 + f_2$ を図－9，10の如く与える。



図－9　$\mu_1 = \pi_1 + f_1$ 分布（仮定）



図－10　$\mu_2 = \pi_2 + f_2$ 分布（仮定）

π_1 と f_1，π_2 と f_2 は単峰性で、極値を与える x_1、x_2 を共有するので、式11と6，7より、

$$a_3 = a_1 \cdot a_2 + \gamma\,(a_1 \cdot b_2 + a_2 \cdot b_1) \qquad (12)$$
$$\beta_3 = \beta_1 \cdot \beta_2 + (1-\gamma)(\alpha_1 \cdot \beta_2 + \alpha_2 \cdot \beta_1)$$

又、式12より $a_3 + \beta_3 = 1$ であるから、γ は次式で与えられる。

$$\gamma = \frac{1 - a_1 \cdot a_2 - \alpha_1 \cdot \beta_2 - \alpha_2 \cdot \beta_1 - \beta_1 \cdot \beta_2}{a_1 \cdot b_2 + a_2 \cdot b_1 - \alpha_1 \cdot \beta_2 - \alpha_2 \cdot \beta_1} \qquad (13)$$

図－9，10の a_1，a_2，b_1，b_2，α_1，α_2，β_1，β_2 を代入して γ は

$$\gamma = 0.660 \qquad (14)$$

となる。

$\gamma = 0.660$ と式10,11,図－9，10より、μ_3，π_3，f_3 は表－1のように求まる。

表－1より、$\max_{x_3 \in X_3}(\pi_3) = 0.3720$，$\sum_{x_3 \in X_3} f_3 = 0.6276$ で両者の和は0.9996≒1である。

3－3　評価測度

図－6の直列システムの強度 x_s は次式で与えられる。

$$x_s = g(x_1, x_2) = \min(x_1, x_2) \qquad (15)$$

式5により、表－1において、同一の x_s に関して Σ と max を行い、表－2の如く各 x_s の評価測度Mを得る。

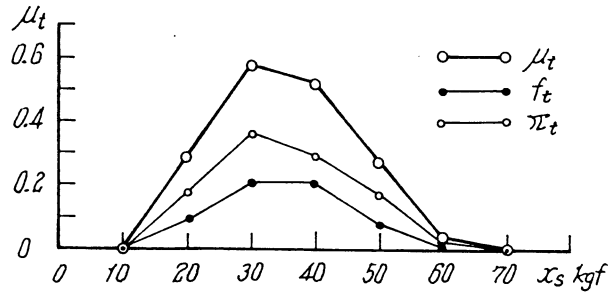
上段 μ_3
表－1　$\mu_3 = \pi_3 + f_3$ 分布　中段 f_3
下段 π_3

70	0 0 0	0 0 0	0 0 0	0 0 0	0 0 0
	g(30,70)	g(40,70)	g(50,70)	g(60,70)	g(70,70)
60	0 0 0	0.03 0.0034 0.0266	0.08 0.0068 0.0732	0.04 0.034 0.0466	0 0 0
	g(30,60)	g(40,60)	g(50,60)	g(60,60)	g(70,60)
50	0 0 0	0.09 0.0236 0.0664	0.24 0.0540 0.1860	0.12 0.0270 0.0930	0 0 0
	g(30,50)	g(40,50)	g(50,50)	g(60,50)	g(70,50)
40	0 0 0	0.15 0.0438 0.1062	0.40 0.1012 0.2988	0.20 0.0506 0.1498	0 0 0
	g(30,40)	g(40,40)	g(50,40)	g(60,40)	g(70,40)
30	0 0 0	0.18 0.0472 0.1328	0.48 0.1080 0.3720	0.24 0.0540 0.1860	0 0 0
	g(30,30)	g(40,30)	g(50,30)	g(60,30)	g(70,30)
20	0 0 0	0.09 0.0236 0.0664	0.24 0.0540 0.1860	0.12 0.0270 0.0930	0 0 0
	g(30,20)	g(40,20)	g(50,20)	g(60,20)	g(70,20)
10	0 0 0	0 0 0	0 0 0	0 0 0	0 0 0
	g(30,10)	g(40,10)	g(50,10)	g(60,10)	g(70,10)
x_2 kgf / x_1 kgf	30	40	50	60	70

表－2　直列システムの強度の評価測度→評価分布

x_s kgf	$\Sigma f_3 = f_t$	$\max(\pi_3) = \pi_t$	$M = \mu_t$
10	0	0	0
20	0.1046	0.1860	0.2906
30	0.2092	0.3720	0.5812
40	0.2226	0.2988	0.5214
50	0.0878	0.1860	0.2738
60	0.0034	0.0366	0.0400
70	0	0	0

Σf_3，max (π_3)，Mは各々 x_s の f_t，π_t，μ_t に対応し、図－11の分布で示される。



図－11　直列システムの強度の $\mu_t = \pi_t + f_t$ 分布

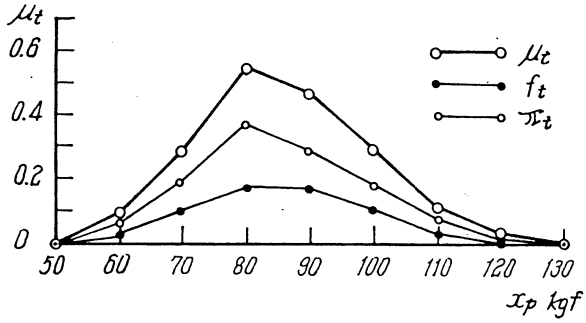
図－7の並列システムの強度 x_p は次式で与えられる。

$$x_p = g(x_1, x_2) = x_1 + x_2 \qquad (16)$$

表－2と同様に、並列システムの強度の評価測度即ち x_p の評価分布を表－3の如く得る。

表－３　並列システムの強度の評価測度→評価分布

x_p kgf	$\Sigma f_3 = f_t$	$\max(\pi_3) = \pi_t$	$M = \mu_t$
50	0	0	0
60	0.0236	0.0664	0.0900
70	0.1012	0.1860	0.2872
80	0.1788	0.3720	0.5508
90	0.1788	0.2988	0.4776
100	0.1080	0.1860	0.2940
110	0.0338	0.0930	0.1268
120	0.0034	0.0366	0.0400
130	0	0	0



図－12　並列システムの強度の $\mu_t = \pi_t + f_t$ 分布

表－４　生存、破壊の評価測度→可能性評価

SorB	Σf_3	$\max(\pi_3)$	s or b
S	0.5938	0.3720	0.9658
B	0.0338	0.0732	0.1070

表－３の f_t , π_t , μ_t を図－12に示す。

図－８の荷重の抵抗システムに関する生存Ｓと破壊Ｂ領域は、表－１において、次式で与えられる。

$$\begin{aligned} &\text{for } x_1 \geqq x_2 , \quad S = g(x_1, x_2) \\ &\text{for } x_1 < x_2 , \quad B = g(x_1, x_2) \end{aligned} \tag{17}$$

各領域において、Σとmax を行うと表－４の如くＳ，Ｂの評価測度、即ち生存及び破壊の可能性評価ｓ，ｂを得る。

４．考察及び結

本報では、帰属度関数を可重複相対頻度として定量化し、演算は可能性測度と確率測度の和で定義することによりファジィ理論と確率論の融合を図り、構造システムの信頼性評価への応用が可能なことを示した。

確率演算と同様にシステマティックな演算の可能なことが大きな特色であるが、式12の補間係数γが未だアイデアの段階にあることと、表－１の x_1 , x_2 方向への測度をとると図－９，10の原形と若干誤差が生じること、等に理論的な厳密さを欠くが、今後更に検討を続けたい。　又、連続化や多変数への一般化そしてその検証等も今後の課題となる。

文献

(1) Zadeh, L. A. : Fuzzy Sets, Information and Control, 8, 3, pp. 338 ～353, 1965.

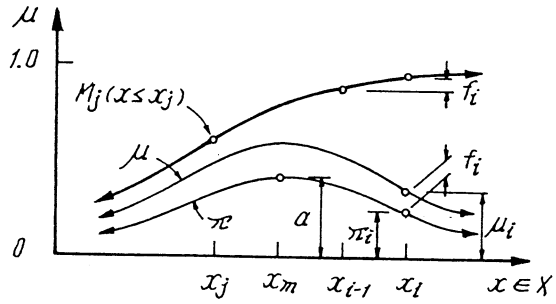
(2) 仁木直人：確率の立場から見たファジィ理論、日本ファジィ学会誌、Vol. 3, No. 4, pp. 15～37, 1991.

(3) 菅野道夫：Fuzzy 測度とFuzzy 積分、計測自動制御学会論文集、第 8巻、第 2号、pp. 218～226, 1972.

(4) Zadeh, L. A. : Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility, Fuzzy Sets and Systems, 1, pp. 3～28, 1978.

Appendix A

πとｆは実際には明確に分かれていないが、その分離法の一例を述べる。



付図－Ａ　πとｆの分離法

アンケート等の然るべき方法で付図－Ａのμ及び M_j を求める。M_j は $x \leqq x_j$ にYes と回答した者の相対度数である。　Ｍについては式18が成立するので、式19となる。

$$M_i \equiv a + \sum_{k=m}^{i} f_k , \quad M_{i-1} = a + \sum_{k=m}^{i-1} f_k \tag{18}$$

$$M_i - M_{i-1} = f_i = \mu_i - \pi_i \tag{19}$$

従って、Ｍの差をμから差し引けばπとなる。

$x \leqq x_m$ については、M_j （$x \geqq x_j$）を用いる必要がある。

尚、単峰性と極値の x_m の共有性に加えて、πとｆのμに対する比例配分性を以下のように仮定すれば、

$$\pi_i = r \cdot \mu_i , \quad f_i = (1-r) \cdot \mu_i \tag{20}$$

式 6,7,8 より、ｒは次式で与えられる。

$$r = (\Sigma \mu_i - 1) / (\Sigma \mu_i - \max \mu_i) \tag{21}$$

但し、Σ、max は x_i の全領域にてとることとする。当然、ｒは０と１の間に存在する。

又、同時可能性分布において次式が成立すれば、

$$\pi_1 = r_1 \cdot \mu_1 , \quad f_1 = (1-r_1) \cdot \mu_1 \tag{22}$$

$$\pi_2 = r_2 \cdot \mu_2 , \quad f_2 = (1-r_2) \cdot \mu_2 \tag{23}$$

次式も成立し、比例配分性も保存される。

$$\pi_3 = r_3 \cdot \mu_3 , \quad f_3 = (1-r_3) \cdot \mu_3 \tag{24}$$

此の r_3 は式21で、又、その時の式13の補間係数γは次式で与えられる。

$$\gamma = (r_3 - r_1 \cdot r_2) / (r_1 + r_2 - 2 r_1 \cdot r_2) \tag{25}$$

本法は付図－Ａの M_j が与えられない場合に有効なものとなろう。

Appendix B

図－５より $a_1 + \beta_1 = 1$, $a_2 + \beta_2 = 1$, $a_1 \leqq \alpha_1$, $a_2 \leqq \alpha_2$, $b_1 \leqq \beta_1$, $b_2 \leqq \beta_2$ であり、これらを用いると式13のγの式の分子、分母共に非正なること、及び、（－分子）－（－分母）も非正なることが導かれる。　以上より $0 \leqq \gamma \leqq 1$ となる。

問い合わせ先
〒657　神戸市灘区六甲台町
神戸大学工学部建築学科　河村　広
Tel 078-881-1212,　Fax 078-881-3921

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

概念の積分値に対する達成度とファジィ測度との関係

Relationship between achievement and fuzzy measure to integral value of a category

松下　裕　　勝倉　裕
Yutaka Matsushita　　Hiroshi Katukura
清水建設　大崎研究室
Ohsaki Research Institute of Shimizu Corporation

あらまし　ファジィ積分は意思決定問題などに適用した場合、高い表現力を持つ。しかし、ファジィ積分は、ルベーグ積分を拡張したものであり、評価項目の達成度が測度に作用する場合については考慮されていない。本稿では、更に多種の意思決定問題に適用することを前提に、達成度がファジィ測度に作用する場合の積分をできるだけ簡単な形で表すことを目的とする。このとき、測度を線型空間の元として、ルベーグ積分を内積で表示し、作用を線型変換と考える。このもとに、作用後の積分を簡単な形で記述するためには、線型空間がどうであれば良いかを考察する。更に、測度にどのような代数構造を与えれば良いかの考察も行う。

キーワード　ファジィ測度、ファジィ積分、意思決定、線型空間

1. はじめに

ファジィ積分を意思決定問題などに適用した場合、ファジィ測度によって評価項目間の相互作用が捉えられ、主観的な評価合成過程のモデル化を行うことができる。ところで、現実の意思決定問題では、評価項目の達成度がファジィ測度に作用して、過大評価や過小評価を起こす場合が考えられる。しかし、この現象を考慮したファジィ積分は少なく、今後、多くの種類の意思決定問題にファジィ積分を適用しようとすれば、この現象のモデル化も行う必要がある。本稿では、達成度のファジィ測度への作用を捉えた上で、作用を受けた後のファジィ積分をできるだけ簡単な形で表すことを目的にする。

2. ファジィ積分

以下本稿では、評価項目が2個の場合に限定し、項目の集合を$X=\{1,2\}$とする。達成度は、X上の可測関数と考え、$h=h_1\chi(\{1\})+h_2\chi(\{2\})$の単純関数で表す。測度は、$2^X$上の集合関数で、$g$で表記する。

2.1 Weberのt-conorm積分[1]

まず、ファジィ測度の非加法性に注目して通常の＋算を拡張したt-conormという演算子$\perp$により、ファジィ測度は、

$$\{1\}\cap\{2\}=\varnothing \quad \Rightarrow \quad g(\{1,2\})=g(\{1\})\perp g(\{2\})$$

で定義される。更に、$\perp$が幾つかの条件を満たすとき、生成関数tが存在して、

$$g(\{1,2\})=t^{(-1)}(\,t(g(\{1\}))+t(g(\{2\}))\,) \qquad (1)$$

ここに、$t^{(-1)}$は擬逆関数である。

と表される。ファジィ積分は、(1)に従い、

$$\int h\circ g=t^{(-1)}(\,h_1t(g(\{1\}))+h_2t(g\{2\})\,) \qquad (2)$$

で定義される。これは、測度の非加法性により項目間の相互作用を考慮に入れた積分である。

2.2 Choquet積分[2]

室伏は、ファジィ測度の本来の定義,、すなわち単調性に立ち戻って、ファジィ測度を加法的な測度で表現し、これによる積分を

$$(c)\int h\circ g=h_1(g(\{1,2\})-g(\{2\}))+h_2g(\{2\}) \qquad (3)$$

というChoquet積分で表した。この積分は、意思決定など主観的評価の問題に適用したとき、ファジィ測度を単調性のみの制約条件で設定できるので、意識構造のモデル化に究めて高い表現力を持つ[3]。

2.3 問題提起

(2),(3)のファジィ積分は、項目間の相互作用を扱っているが、ルベーグ積分の拡張であり、可測関数の面積を各項目の測度で求めていることになる。(2)では$t\circ g$を、(3)では$g(\{1,2\})-g(\{2\})$を$\{1\}$の測度と考えれば、図1のように面積を求めたことになる。

しかし、現実の意思決定問題では、図2に示すように、可測関数が測度に作用することも考えられる。例えば、非常に重視している項目では、関数の僅かな増加でも測度を大きくして過大に評価するで

あろうし、逆に関数が極端に小さくなり許容レベルを下回った場合は、過小評価することもあるであろう。以下では、可測関数の測度への作用を問題にし、その仕組みを捉えた上で、なるべく簡単な形の積分、すなわち図1のように可測関数の面積を項目別の測度で計量する形の積分で表すことを考える。

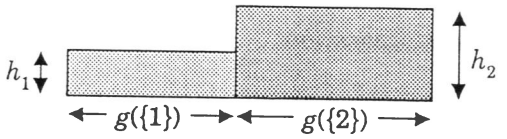


図1　関数の作用がない場合

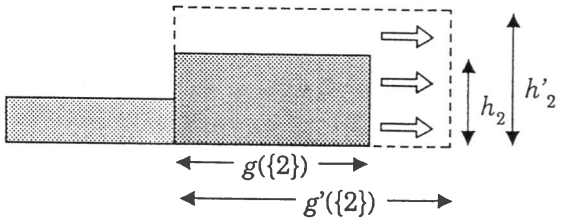


図2　関数の作用がある場合

3. 積　分　の　表　示

3.1　効用関数[4]

多重線型の効用関数は、2変数のとき、

$$u(x_1,x_2)=g_1u_1(x_1)+g_2u_2(x_2)+g_{12}u_1(x_1)u_2(x_2) \quad (4)$$

ここに、$u_1(x_1), u_2(x_2)$は1変数の関数であり、g_1, g_2, g_{12}は定数である。

と表され、最後の項は相互作用を表している。ここで、g_1, g_2を項目$\{1\}, \{2\}$の測度(重み)とみなし、(4)を積分と解釈してみる。すると、右辺の最後の項は、ルベーグ積分$g_1u_1(x_1)+g_2u_2(x_2)$で表せない剰余を示していると考えられる。以下では、この剰余の項Rがどのように作用を受けるか、仕組みを考察する。

3.2　積分の内積表示

可測関数hに対するルベーグ積分を内積で表すことを考える。一般に、Xから体Kへの関数全体の集合$K(X)$は、列ベクトル空間K^2と同一視できる。また、ルベーグ積分を関数に積分値を対応させる写像と考えれば、線型性を有しているので$K^2 \to K$の線型写像と考えられる。いま、関数の元として$h={}^t(h_1, h_2)\in K^2$を取り出し、g_1, g_2を$\{1\}, \{2\}$に対する測度とすれば、ルベーグ積分は

$$\int h\,dg = (g_1, g_2)\begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

という列ベクトルの内積で表される。

この表示を一般の線形空間で考える。Vを2次元の線型空間とし、その基底をe_1, e_2とすれば、可測関数$h\in V$は、$h=h_1e_1+h_2e_2$と表される。ここで、Vの双対空間$V^*(=L(V;K))$を考え、その基底をe_1^*, e_2^*とすれば、測度$g\in V^*$は$g=g_1e_1^*+g_2e_2^*$と表すことができる。これより、(5)のルベーグ積分は、

$$\begin{aligned}\int h\,dg &= h_1g_1 + h_2g_2 \\ &= \langle g_1e_1^*+g_2e_2^*, h_1e_1+h_2e_2\rangle \end{aligned} \quad (6)$$

ここに、$e_i^*(e_j)=\delta_{ij}$である。

と書ける。以下では、ルベーグ積分を(6)のVとV^*の元の内積と考えて議論を進める。

4. 測　度　へ　の　作　用

4.1　作用の行列表示

可測関数の測度への作用を考察する。ここで用いる線型空間の記号は、3.2と同様とする。いま、V^*(2次元)が、部分空間W_1^*, W_2^*(各1次元)に

$$V^*=W_1^*\oplus W_2^*,\ W_2^*\simeq V^*/W_1^*(\text{商空間}) \quad (7)$$

と直和分解されており、それぞれが$\{1\}, \{2\}$に対する測度を含むものとする。すなわち、$W_1^*\ni g_1e_1^*$, $W_2^*\ni g_2e_2^*$とする。ここで、作用TはV^*上の線型変換として考察を進める。

まず、W_1^*, W_2^*がどちらもT不変部分空間

$$TW_1^*\subset W_1^*,\quad TW_2^*\subset W_2^* \quad (8)$$

である場合を考える。このとき、(8)の条件から、

$$Te_1^*=\gamma e_1^*,\ Te_2^*=\beta e_2^* \quad (\gamma, \beta\in K)$$

となる。従って、容易にわかるように、作用Tは基底(e_1^*, e_2^*)に関して、

$$T(e_1^*, e_2^*)=(e_1^*, e_2^*)\begin{bmatrix} \gamma & 0 \\ 0 & \beta \end{bmatrix}$$

という対角型の行列で表示される。これは、測度のそれぞれの成分が$g_1\to\gamma g_1, g_2\to\beta g_2$と比例的に拡大または縮小されている場合であり、剰余Rは

$$R=(\gamma-1)h_1g_1+(\beta-1)h_2g_2 \quad (9)$$

となるが、作用後の積分は、図1の場合と同様にγg_1, βg_2と可測関数の成分h_1, h_2の内積を取れば求まる。

次に、W_1^*のみがT不変部分空間

$$TW_1^*\subset W_1^*$$

である場合を考える。このときの作用Tの行列表示については、以下の命題が成り立つ。

[命題4.1]　V^*の部分空間W_1^*, W_2^*が(7)を満たしており、W_1^*がT不変部分空間ならば、作用Tの基底(e_1^*, e_2^*)に関する行列は、次のようになる。

$$T(e_1^*, e_2^*)=(e_1^*, e_2^*)\begin{bmatrix} \gamma & \alpha \\ 0 & \beta \end{bmatrix}$$

(証明)　W_2^*は、T不変部分空間とは限らないが、(7)の直和分解に従って、

$$Te_2^* = \alpha e_1^* + \beta e_2^* \quad (\alpha, \beta \in K) \tag{10}$$

と一意的に分解される。また、W_1^*はT不変部分空間だから、$Te_1^* = \gamma e_1^*$ $(\gamma \in K)$となる。この2つを行列で表示すれば結論を得る。

この場合の作用Tの仕組みを捉えるため、(10)のαe_1^*とβe_2^*に対応する作用をTを分解して表示する。そのために幾つかの写像を準備する。まず、射影$\pi : V^* \to V^*/W_1^*$を考えれば、

$$\tilde{T} \circ \pi = \pi \circ T$$

により、商空間上の線型変換$\tilde{T}: V^*/W_1^* \to V^*/W_1^*$を定義できる。また(7)が成り立つということは、

$$\pi \circ \sigma = \mathrm{id}_{V^*/W_1^*} (V^*/W_1^* \text{上の恒等変換})$$

を満たす線型同型写像$\sigma : V^*/W_1^* \to W_2^*$が存在するということと同値である。これらは、以下の図式を可換にする。

$$\begin{array}{ccc} & T & \\ W_2^* & \to & V^* \\ \sigma \uparrow & \swarrow & \pi \\ & V^*/W_1^* & \end{array}$$

$$\begin{array}{ccc} & W_2^* & \\ \swarrow \pi & \uparrow & \sigma \\ V^*/W_1^* & \to & V^*/W_1^* \\ & \tilde{T} & \end{array}$$

以上の写像を(10)に用いれば、

$$\pi(\beta e_2^*) = \pi(\alpha e_1^* + \beta e_2^*) = \pi(Te_2^*) = \tilde{T}(\bar{e}_2^*)$$

ここに、$\pi(e_2^*) = \bar{e}_2^*$である。

より、σの同型性を用いて、

$$\sigma\tilde{T}(\bar{e}_2^*) = \beta e_2^* \tag{11}$$

が成り立つ。また、$\sigma(\bar{e}_2^*) = e_2^*$より、$\alpha e_1^* = \sigma_T(\bar{e}_2^*)$とおけば、(10)から

$$\sigma_T = T \circ \sigma - \sigma \circ \tilde{T} : V^*/W_1^* \to W_1^* \tag{12}$$

が定義される。ここで、更に線型写像$T': W_2^* \to W_2^*$, $s_T: W_2^* \to W_1^*$を

$$T' \circ \sigma = \sigma \circ \tilde{T},\ s_T \circ \sigma = \sigma_T$$

で定義すると、(10),(11),(12)を用いて、

$$\begin{aligned} T\sigma(\bar{e}_2^*) &= \sigma\tilde{T}(\bar{e}_2^*) + \sigma_T(\bar{e}_2^*) \\ &= T' \circ \sigma(\bar{e}_2^*) + s_T \circ \sigma(\bar{e}_2^*) \end{aligned}$$

が成り立ち、TのW_2^*への制限$T|_{W2^*}$を考えて、

$$T|_{W2^*}(e_2^*) = T'(e_2^*) + s_T(e_2^*) \tag{13}$$

となる。従ってs_Tがαe_1^*に、T'がβe_2^*に対応する。これより、(6)を用いて、作用後の積分を書くと

$$\begin{aligned} \int h\, dg &= \langle T(g_1 e_1^* + g_2 e_2^*), h_1 e_1 + h_2 e_2 \rangle \\ &= \langle \gamma g_1 e_1^* + g_2 T'(e_2^*) + g_2 s_T(e_2^*), h_1 e_1 + h_2 e_2 \rangle \end{aligned}$$

となり、剰余は(9)のRに$g_2 s_T(e_2^*)$による成分が付加された形、$R' = \alpha h_1 g_2 + R$になる。

4.2　T不変直和因子

命題4.1の作用Tでは、W_2^*がT不変部分空間でないために、W_2^*へのTの作用が$s_T(e_2^*) = \alpha e_1^*$という形で$W_1^*$にも影響を及ぼした。以下では、命題4.1の場合について、一方の部分空間が作用を受けても、もう一方に作用を与えないように部分空間を構成することを考える。すなわち、V^*の部分空間がそれぞれT不変になる直和分解を考える。このとき、命題4.1のTはJordan標準形で言う所の対角型成分のみなので、この問題はV^*の適当な基底を選ぶことにより、Tを対角型の行列に表示することと同値になる。

[問題4.2]　命題4.1の行列

$$A = \begin{bmatrix} \gamma & \alpha \\ 0 & \beta \end{bmatrix}$$

を、適当な基底により対角型にする。

(解)　行列Aの固有多項式は、

$$\phi(A) = \det(tI - A) = (t-\gamma)(t-\beta)$$

であるから、固有値はγとβである。それぞれに対する固有ベクトルは、代数方程式の解として、

$$V^*(\gamma) \ni f_1^* = {}^t(1,0),\ V^*(\beta) \ni f_2^* = {}^t(\alpha, \beta - \gamma)$$

と求まる。ここに、$V^*(\gamma), V^*(\beta)$は固有値γ, βに対する固有空間を意味する。従って、

$$P = \begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & \beta-\gamma \end{bmatrix},\ P^{-1} = \frac{1}{\beta-\gamma}\begin{bmatrix} \beta-\gamma & -\alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

の行列により、

$$J = P^{-1}AP = \begin{bmatrix} \gamma & 0 \\ 0 & \beta \end{bmatrix}$$

となる。

以上、対角化は固有空間の基底(f_1^*, f_2^*)を用いて行われたが、このことは、V^*の新たな直和分解が

$$V^* = V^*(\gamma) \oplus V^*(\beta) \tag{14}$$

となることを意味する。これらは確かに、

$$JV^*(\gamma) \subset V^*(\gamma),\ JV^*(\beta) \subset V^*(\beta)$$

を満たしており、T不変部分空間である。すなわち、(14)はT不変部分空間となるように分解できたことになる。これらをT不変直和因子という。

T不変直和因子の構成は、基底でみると、

$$(f_1^*, f_2^*) = (e_1^*, e_2^*)P$$

という底の変換を行ったことになる。また、各基底

に対する成分を、作用Tの前と後で$y={}^t(y_1, y_2)$, $g={}^t(g_1, g_2)$および$y'={}^t(y'_1, y'_2)$, $g'={}^t(g'_1, g'_2)$とすると

$$g = Py,\ g' = Py' \qquad (15)$$

という成分の変換則が成り立つ。(15)により、作用後の積分を(6)で表せば、

$$\begin{aligned}\int h\,dg' &= \langle T(g_1e_1^*+g_2e_2^*), h_1e_1+h_2e_2\rangle\\ &= \langle (g_1+\alpha g_2)e_1^*+\beta g_2e_2^*, h_1e_1+h_2e_2\rangle\\ &= {}^t(Ag)\,h = {}^tg'\,h\\ &= {}^t(Py')\,h = {}^ty'({}^tPh)\end{aligned} \qquad (16)$$

となる。これより、T不変直和因子となるように部分空間を分解すれば、図1の意味の簡単な形で積分を行える。(16)の右辺の最後は、測度ではなく可測関数の成分を変換しても積分できるということである。

5. K 多 元 環

次に、e_1^*, e_2^*をある集合の元と考え、それらに乗法を与えることにより積分の表示を簡単にすることを考える。すなわち、(16)の作用後の積分を、

$$\begin{aligned}\int h\,dg' &= \langle Tg_1e_1^*+Tg_2e_2^*, h_1e_1+h_2e_2\rangle\\ &= \langle g_1e_1^*e_1^*+g_2e_2^*e_2^*, h_1e_1+h_2e_2\rangle\end{aligned} \qquad (17)$$

と書き表すことを目的にする。

もともとe_1^*, e_2^*は線型空間の基底であったから、e_1^*, e_2^*の生成する空間をK^2とすれば、K^2は線型空間(V^*と同型な列ベクトル空間)となる。このもとに、K^2に更に乗法を考えれば、乗法には、加法およびスカラー積と両立することが要請される。すなわち、

$$a^*(x^*+y^*)=a^*x^*+a^*y^*$$

$$(x^*+y^*)a^*=x^*a^*+y^*a^*$$

$$(\lambda x^*)y^*=x^*(\lambda y^*)=\lambda(x^*y^*)\quad(\lambda\in K)$$

を仮定する。この仮定から、表現$f: K^2\to \mathrm{End}(K^2)$となる写像を定め、$a^*$の左乗法を左$_{a^*}=f(a^*)$として表す。例えば、$e_2^*e_2^*$の乗法は、

$$e_2^*e_2^*=f(e_2^*)e_2^*$$

と定義される。ここで、(17)のように表すために乗法を定めたのであるから、

$$e_2^*e_2^*=Te_2^*=\alpha e_1^*+\beta e_2^*$$

とする。また、fは表現であるから、乗法についても準同型写像である必要があり、K^2が乗法に関して単位的半群であることを要請する。いま、e_1^*を単位元であるとすれば、

$$e_1^*e_1^*=e_1^*=Te_1^*=\gamma e_1^*$$

となるので、$\gamma=1$ということになる。

これより、e_1^*, e_2^*の乗法は、

$$e_1^*e_1^*=e_1^*,\ e_1^*e_2^*=e_2^*$$

$$e_2^*e_1^*=e_2^*,\ e_2^*e_2^*=\alpha e_1^*+\beta e_2^*\quad(\alpha,\beta\in K)$$

となり、K^2は可換環となる。これを(α,β)型の2次多元環という。ところで、Kを実数体Reとすると2次多元環は、$(-1,0)$型, $(0,1)$型, $(0,0)$型のどれか一つに同型になることが知られており、任意の$\alpha,\beta\in Re$について、2次多元環を用いて積分を(17)のように表すことはできない。以上の議論をまとめると、次の命題が成り立つ。

[命題5.1] 測度の基底e_1^*, e_2^*が、命題4.1において$\gamma=1$となる作用Tを受けるときとき、e_1^*, e_2^*の生成する空間を(α,β)型の2次多元環とすれば、作用後の積分は(17)で表される。ただし、Kが実数体ならば、これは$(-1,0)$型, $(0,1)$型, $(0,0)$型の場合にしか成り立たない。

6. ま と め

本稿では、項目の達成度がファジィ測度に作用を与える場合のファジィ積分を問題にし、達成度の測度への作用を考察した上で、作用後の積分をなるべく簡単な形で記述することを試みた。このとき、測度を線型空間の元と考え、ルベーグ積分を内積で表示した。また、作用を線型変換と考えて考察を行った。この結果、まず、測度の線型空間を固有空間で直和分解すれば、作用後の積分も可測関数と測度の内積という簡単な形で記述できることが確かめられた。次に、2次多元環を考えることにより、同種の記述ができることも確かめられた。ただし、このときは制約条件が付加される。今後の課題としては、作用にべき零成分を含む場合の考察や、2次多元環の場合の制約条件の緩和などがある。

【参 考 文 献】

[1] S.Weber : ⊥-Decomposable measures and integrals for Archimedean t-conorms ⊥, J. Math. Anal. Appl. Vol.101, pp.114-138 (1984)

[2] T.Murofushi, M.Sugeno : An interpretation of fuzzy measure and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure , Fuzzy Sets and SystemsVol.29 , pp.201-227 (1989)

[3] 田中, 菅野:カラー印刷画像の主観評価について 第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.229-234(1988)

[4] 市川編:多目的決定の理論と方法,計測自動制御学会(1980)

問合せ先

〒100 千代田区内幸町2−2−2フコク生命ビル

清水建設大崎研究室 松下 裕

Tel 3508−8101 Fax 3508−2196

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

Choquet積分による階層的評価モデル

A Hierarchical Evaluation Model Using Choquet Integral

藤本　勝成*　　土屋　隆史**　　室伏　俊明***
Katsushige FUJIMOTO　　Takashi TSUCHIYA　　Toshiaki MUROFUSHI

*東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

**ソニー株式会社
SONY

***電気通信大学
The University of Electro-Communications

あらまし　本論文では評価の問題における通常のChoquet積分モデルと等価な階層的Choquet積分モデルを提案する。そしてそのモデルの存在のための必要十分条件を与える。また、この条件によって現実の評価値データから実際に評価過程の階層構造の同定を試みる。また、ここで行われる階層化の手法は従来の相関係数を用いる多変量解析的手法にみられる属性間の独立性，中間階層の背反性の仮定を必要としないため、より複雑な構造に対応できる。

キーワード　Fuzzy測度，Choquet積分，階層構造，半原子元，包除被覆

１．はじめに

Fuzzy測度とChoquet積分を用いた、多属性の対象に関する主観的評価のモデルが提案、応用されてきており、よい結果を得ている[1,2]。Fuzzy測度は加法性を持たない集合関数であるため、評価対象の属性間の相互作用を表現でき、このことがモデルを優れたものにしていると考えられる。

しかし、このような評価モデルの場合、その属性の数が多くなるほど評価の過程は複雑になり、そのため各属性と総合評価との関わり方は不透明なものになりやすい。これに対して評価における階層構造を明らかにする手段としては、従来より因子分析法などの相関係数をもとにした多変量解析の手法［4］が広く用いられている。しかし相関係数をもとにしたこのような手法を適用する場合、①各中間層は互いに独立である。②１つの属性は１つの中間層に属する。ということが前提となっている。

これに対して、本論文では、相関係数を用いずに、上の①，②の制約を受けない階層構造をFuzzy測度の値に内在する情報を抽出することによって同定する手法の提案を行う。

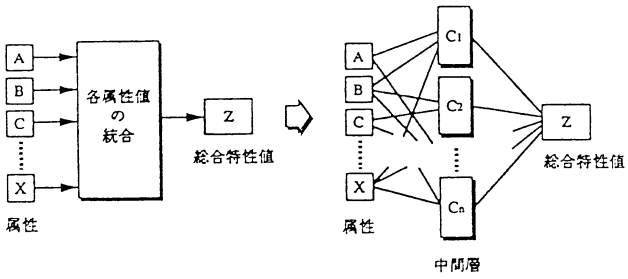


図１－１

２．準備

2.1. Fuzzy測度とChoquet積分

［定義2-1-1］　Fuzzy測度

（Ｘ，$\mathcal{X}$）を可測空間とするときμが$\mathcal{X}$上のFuzzy測度であるとは、μが$\mathcal{X}$から［０，∞）への関数で次の２条件を満たすものである

(1) $\mu(\emptyset)=0$,

(2) $A, B\in\mathcal{X}$, $A\subset B \Rightarrow \mu(A)\leqq\mu(B)$

また、（Ｘ，$\mathcal{X}$，μ）をFuzzy測度空間と呼ぶ。

［定義2-1-2］　$\mathcal{X}$－可測関数

（Ｘ，$\mathcal{X}$）を可測空間とするとき、ｆが$\mathcal{X}$－可測関数であるとは、ｆがＸから［０，∞］への関数で、任意の実数ｒに対して $\{x\in X \mid f(x)>r\}\in\mathcal{X}$ をみたすものである。

［定義2-1-3］　Choquet積分

（Ｘ，$\mathcal{X}$，μ）をFuzzy測度空間、ｆを$\mathcal{X}$－可測関数とするとき、ｆのμに関するChoquet積分は次式で定義される。

$$(C)\int f\,d\mu=\int_0^\infty \mu(\{x\in X\mid f(x)>r\})\,dr$$

＜定理2-1-4＞［8］

（Ｘ，$\mathcal{X}$，μ）をFuzzy測度空間、ｆ，ｇを$\mathcal{X}$－可測関数とするとき、以下が成り立つ

(1) $f\leqq g \Rightarrow (C)\int f\,d\mu\leqq(C)\int g\,d\mu$

(2) $a\geqq 0 \Rightarrow (C)\int a\cdot f\,d\mu=a\cdot(C)\int f\,d\mu$

(3) $(c)\int 1_A\,d\mu=\mu(A)$

［定義2-1-5］　零集合

（μに関する）零集合とは、次の条件をみたすＮ$\in\mathcal{X}$をいう。

任意のＡ$\in\mathcal{X}$に対して

$$\mu(A\cup N)=\mu(A)$$

＜定理2-1-6＞［8］
任意の$\mathcal{X}$－可測関数f，gに対してf＝g a.e. ならば

$$(C)\int f\ d\mu=(C)\int g\ d\mu$$

3．*Choquet*積分モデルの階層化

3.1. 諸定義

［定義 3-1-1］ 半原子元
（μに関する）半原子元とは、次の条件をみたす非零集合$S\in\mathcal{X}$をいう。
「Sの任意の可測部分集合Aが次の(a)，(b)のいずれか一方を満足する。
(a) $S\cap B=\varnothing$なる任意の$B\in S$に対して，$\mu(A\cup B)=\mu(B)$
(b) $S\cap B=\varnothing$なる任意の$B\in S$に対して，$\mu(A\cup B)=\mu(S\cup B)$」

［定義3-1-2］ 相互加法的分割
（μに関する）Xの相互加法的分割とは、次の条件をみたすXの有限可測分割
$\{P_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ (i.e., $P_i\in\mathcal{X}\ \forall i$, $\cup_{i\in\{1,\cdots,n\}}P_i=X$, $P_i\cap P_j=\varnothing$ for $i\neq j$) をいう。
任意の$A\in\mathcal{X}$に対して

$$\mu(A)=\sum_{i\in\{1,\cdots,n\}}\mu(A\cap P_i)$$

［定義3-1-3］ 包除被覆
（μに関する）Xの包除被覆とは、次の条件をみたすXの有限被覆 $\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$ (i.e., $C_i\in\mathcal{X}\ \forall i$, $\cup_{i\in\{1,\cdots,n\}}C_i=X$) をいう。
任意の$A\in\mathcal{X}$に対して

$$\mu(A)=\sum_{J\subset\{1,\cdots,n\}}(-1)^{|J|+1}\mu\left(\bigcap_{j\in J}(A\cap C_j)\right)$$
$$J\neq\varnothing$$

［定義3-1-4］ n－極小被覆
Xのn－極小被覆とは、つぎの条件をみたすXの有限被覆$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$をいう。
任意の$i\in\{1,\cdots,n\}$に対して

$$C_i-\bigcup_{\substack{j\in\{1,\cdots,n\}\\ j\neq i}}C_j\neq\varnothing$$

また、$P_i\triangleq C_i-\bigcup_{\substack{j\in\{1,\cdots,n\}\\ j\neq i}}C_j$ をC_iの軸という。

（命題3-1-5）［6］
$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$をXの有限被覆とするとき、A，$B\in\mathcal{X}$に対して、ある$\{D_m\}_{m\in M}\subset\mathcal{X}$(Mは有限添数集合)とmに依存する$\{C_{mi}(\in\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}})\}$が存在して、$A\cap C_{1i}=D_1\cap C_{1i}$，$D_1\cap C_{2i}=D_2\cap C_{2i}$，…，$D_{m-1}\cap C_{mi}=B\cap C_{mi}$が成り立つとき、$A\sim B$と定義すると、～は同値関係である。

［定義3-1-6］ 半原子元的被覆
（μに関する）Xの半原子元的被覆とは、次の２条件をみたすXの有限被覆$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$をいう。
① $\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$はn－極小被覆である。
② $\mathcal{A}\triangleq\{A\in X\mid\exists i\in\{1,\cdots,n\}:A\cap P_i\neq\varnothing\}$，命題3-1-5における同値関係による$\mathcal{B}\triangleq\mathcal{X}-\mathcal{A}$の直和分割に対して、これを便宜上$\{\mathcal{P}_j\}_{j\in J}$（Jは添数集合）とおくと、
任意の$A\in\mathcal{P}_j$に対して、jに依存する実数$a_j<b_j$とAに依存するK_A，L_A（$K_A\subset L_A\subset\{i\mid A\cap C_i\neq\varnothing\}$，$A\subset B\Rightarrow K_A\subset K_B$，$L_A\subset L_B$）が存在して

$$\mu(A)=(b_j-a_j)\mu\left(\bigcup_{k\in K_A}P_k\right)+a_j\mu\left(\bigcup_{l\in L_A}P_l\right)$$

が成り立つ。（P_iはC_iの軸）
また、任意の$D\in\mathcal{A}$と$I=\{i\mid D\cap P_i\neq\varnothing\}$と$D'=D-\bigcup_{i\in I}P_i$に対して

$$\mu(D)=(b_j-a_j)\mu\left(\bigcup_{k\in K_{D'}\cup I}P_k\right)+a_j\mu\left(\bigcup_{l\in L_{D'}\cup I}P_l\right)$$

が成り立つ。

3.2. 階層化条件

＜定理3-2-1＞［6］
（X，$\mathcal{X}$、μ）をFuzzy測度空間とし、$A\in\mathcal{X}$，A（$\neq\varnothing$）$\subsetneq$Xにたいして
$XA\triangleq(X-A)\cup\{A\}$，$\mathcal{B}\triangleq\{B\in\mathcal{X}\mid A\cap B=\varnothing\}$，$\mathcal{X}A\triangleq\{B\cup\{A\}\mid B\in\mathcal{B}\}\cup\mathcal{B}$，$\mathcal{A}\triangleq\{B\in\mathcal{X}\mid B\subset A\}$とする。X上の任意の$\mathcal{X}$－可測関数fに対して、XA上の関数fAを次式で定める。

$$fA(\theta)=\begin{cases}\int_A f\ d\lambda & \text{if}\quad\theta=A\\ f(\theta) & \text{otherwise}\end{cases}$$

（XA，$\mathcal{X}A$）上のFuzzy測度νと、（A，$\mathcal{A}$）上のFuzzy測度λが存在して、X上の任意の$\mathcal{X}$－可測関数fに対して

$$(C)\int f\ d\mu=(C)\int fA\ d\lambda$$

となるための必要十分条件は、Aが半原子元であるか、または、$\{A,A^c\}$が相互加法的分割であることである。

＜定理3-2-2＞［6］
$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$をXの有限被覆、$Y=\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$、$\mathcal{Y}\triangleq 2^Y$とする。X上の任意の可測関数fに対して、Y上の関数Fを

$$F(Ci)=(C)\int f\ d\mu(\cdot\mid C_i)$$

と定める。このとき、$\mathcal{X}\times\{C_i\mid i\in\{1,\cdots,n\}\}$上の次の２条件をみたす集合関数の集合$\{\mu(\cdot\mid C_i)\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$
①$\mu(A\mid C_i)=\mu(A\cap C_i\mid C_i)$

②$\mu(\varnothing \mid C_i) = 0$

と（Y，$\mathcal{Y}$）上の測度λが存在して、

$$(C)\int f \, d\mu = (L)\int F \, d\lambda$$

となるための必要十分条件は、$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$が包除被覆であることである。

＜定理3-2-3＞[6]

$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$をXの軸が$\mu$に対して正であるn－極小被覆、$Y=\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$、$\mathcal{Y}\triangleq 2^Y$とする。

X上の任意の$\mathcal{X}$－可測関数fに対して、Y上の関数Fを

$$F(Ci)=(C)\int f \, d\mu(\cdot \mid C_i)$$

定める。

このとき（X，$\mathcal{X}$）上の任意のi∈{1，…，n}に対してFuzzy測度の集合$\{\mu(\cdot \mid C_i)\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$と、（Y，$\mathcal{Y}$）上のすべての要素に対してに非加法的なFuzzy測度λが存在して、

$$(C)\int f \, d\mu = (C)\int F \, d\lambda$$

が成り立つときための必要十分条件は、$\{C_i\}_{i\in\{1,\cdots,n\}}$が半原子元的被覆であることである。

4．*Fuzzy*測度とシステムの構造

ここでは、3．で定義されたFuzzy測度に関する性質の中から零集合、半原子元、相互包除被覆とChoquet積分によって記述されたシステムとの関わりについて述べる。（その他については紙面の都合上省略する。詳しくは[5,6]参照）

4.1. システムと零集合

零集合とは、Choquet積分で表わされる総合評価値に対し何の影響も与えない属性のことである。今、属性Nを零集合とすると定理2-1-6よりこの零集合Nを含めた全属性に対する積分値と、Nを除いた残りの属性の同じFuzzy測度による積分値は一致する。

即ち、図4-1における左のシステムと右のシステムとは等価であり、属性中に零集合が存在するときはこれを属性中より削除してよいということになる。

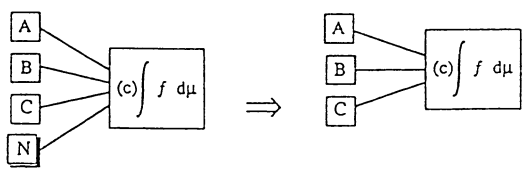


図４－１

4.2. システムと半原子元

半原子元とはChoquet積分で表わされる総合評価値に対してそのどれをとっても全く影響を及ぼさないか、全く同じ影響しか及ぼさないかのどちらかであり、総合評価値を与える上で単一の属性と見なせる属性の集合である。命題3-2-1より半原子元S∈$\mathcal{X}$とA∈$\{C\in\mathcal{X} \mid S\cap C=\varnothing\}$，B∈Sに対してFuzzy測度λ，νをν（A）＝μ（A），ν（A∪{S}）＝μ（A∪S），λ（B）＝1［μ（B）＝μ（S）］，＝0［o.w.］と定めると図4-2の左のシステムと右のシステムは等価となり、半原子元は１つの属性に置き換えられる。

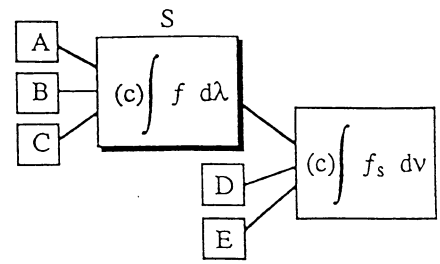


図４－２

4.3. 包除被覆と階層構造

包除被覆とは各属性の被覆のうち、その被覆間に加法性を成り立たせるもののことであり、システムを階層化するうえで最も基本となるものである命題3-2-2は図4-3のように１段のChoquet積分モデルが、Choquet積分とLebesgue積分モデルによる階層的なモデルに分解できることを示している。また、被覆が分割になっていれば包除被覆は相互加法的分割となる。

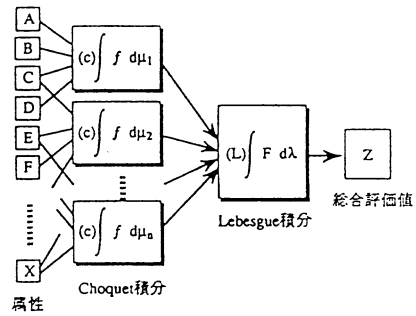


図４－３

このときこれらの各被覆間に加法性が成り立つことから、包除被覆は通常のChoquet積分モデルに対して独立な中間層（マクロ属性）、即ち評価システムにおいては最も基本的となる評価基準であるということができる。その際、２つ以上の中間層（マクロ属性）に属する属性はそれらの基本となる独立な評価基準に対し、２つ以上の評価基準に適合する属性として観測されたものということになる。以上により図4-3のシステムは図4-4のように表わされる構造として同定できることがわかる。

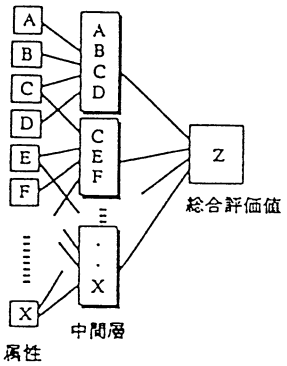


図４－４

５．階層構造同定の手順

ここでは４．を受け、図4-4のような階層構造を同定する手順を図5-1に図示する。これに関してのアルゴリズム等、詳細については[5]参照。

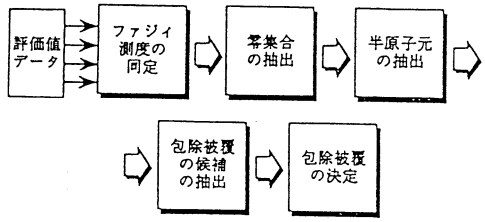


図５－１

６．適用例[5]

ここでは本論文で提案した手法を用いて、現実の評価値データから実際にその階層構造の同定を行った例を示す。

6.1.適用例１－自動車の評価

6.1.1.使用したデータ

ここで使用したデータの内容を以下に示す。

【適用例】内外の乗用車の人間による主観評価

【属性】A:スピード性能，B:加速性能，C:燃費，D:ハンドリング，E:乗り心地，F:スタイル

【対象数】505車種，【評価値】６つの属性及び総合評価値とも、10点満点の0.5点刻みの評点。

6.1.2.結果

以下のような中間層が得られた。そして、それらに解釈を付けてみた。

[A]：　　スピード性能

[C,E,F]：　　経済性，扱いやすさ

[B,D,E,F]：　　走行性能，特に機敏性

6.2.適用例２－米の味の官能検査

6.2.1.使用したデータ

ここで使用したデータの内容を以下に示す。

【適用例】米の味の官能検査

【属性】A:香り，B:外観，C:味，D:粘り，E:硬さ

【評価値】５つの属性及び総合評価値とも、－５から５点の１点刻みの評点。

6.1.2.結果

以下のような中間層が得られた。そして、それらに解釈を付けてみた。

[A,C]：　　臭覚的要素

[B,C,D]：　　視覚的要素

[D,E]：　　物理的要素

７．おわりに

本論文では、評価の問題におけるChoquet積分モデルの評価過程の構造を明らかにするための幾らかの条件とその手法を与えた。また、実データをもとにこの手法の有効性を示した。

今後の研究課題としては、①中間層の独立性に対して何ら制約のない場合の階層構造の同定法を与える。②中間層が独立であるときのμ（・｜C_i）がFuzzy測度となるための条件とその同定法を与える。③n-極小被覆の条件をなくす。などが挙げられる。

８．参考文献

[１] 田中，菅野，カラー印刷画像の主観的評価について，第４回ファジィシステムシンポジウム講演論文集（1988），229-234

[２] 森，室伏，ファジィ測度・Choquet積分を用いた評価モデルの解析，第５回ファジィシステムシンポジウム講演論文集（1989），207-212

[３] 室伏，菅野，ファジィ測度の非加法性と選好独立性の関係，－Choquet積分で表される多属性効用関数の一性質－，第Ⅰ回ファジィワークショップ講演論文集，p25（1991）

[４] 奥野忠一，久米均，芳賀敏郎，吉澤正，多変量解析法，日科技連（1981）

[５] 土屋，ファジィ測度を用いた評価システムの階層構造の同定，東京工業大学制御工学専攻修士論文（1992）

[６] 藤本，Choquet積分モデルの階層化に関する研究，東京工業大学システム科学専攻修士論文（1992）

[７] Shafer,G,A Mathematical Theory of Evidence,Princeton Univ.Press （1976）

[８] T.Murofushi,M.Sugeno,A Theory of fuzzy Measures-representations,Choquet Integral,and null sets,J.Math.Anal.Appl.,vol.95,No.2.p532（1991）

謝辞

本研究に関して熱心なご指導を賜わりました東京工業大学の菅野　道夫教授、快くデータを提供して下さったTHOMSON SINTRAの Michel GRABISCH氏、本論文作成にあたって数々のご協力を頂きました菅野研究室の權　純學氏に心から感謝致します。

お問合せ先

〒227 神奈川県横浜市緑区長津田町4259

東京工業大学システム科学専攻菅野研究室 藤本勝成

phone 045-922-1111(ext.2645)　fax 045-921-1485e

mail fujimoto@sys.titech.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

種々のファジィ測度の族が決定する様相論理体系

Systems of Modal Logic Determined by Various Classes of Fuzzy Measures

村井哲也[1)] T.Murai　宮腰政明[2)] M.Miyakoshi　新保勝[2)] M.Shimbo

1）札幌医科大学衛生短期大学部 一般教育科
School of Allied Health Professions, Sapporo Medical College
2）北海道大学 工学部
Hokkaido University

あらまし： 様相論理言語における各文の命題,すなわちその文を真とする可能世界の集合に対して,ファジィ測度の値が1であるとき,その文が必然であると定義することによって様相論理のモデルを構成できる．本稿の目的は,Dempster-Shafer測度，可能性-必然性測度,確率測度等のファジィ測度の部分族が構成するモデルのクラスが決定する，すなわち，健全かつ完全な様相論理体系を示すことにある．

索引語：ファジィ測度，様相論理，ミニマル・モデル

1．まえがき

人工知能の分野において知識ベースを柔軟に取り扱うために，信念をどのように定式化するかについて様々な議論があり，大きく分けて様相論理など論理に基く方法と確率やDempster－Shafer理論など測度に基く方法がある(cf.[2])．しかし,両者の関係を論じた研究はあまりみられない．本稿では測度に基く様相論理のモデルを構成し，健全かつ完全な体系を示すことで,二つの方法の関係を探究するための基礎とする．

2．様相論理に対する有限ファジィ測度モデル

様相命題論理の言語$\mathcal{L}$の元，すなわち文を可算個の原子文の集合$P=\{p_1,p_2,p_3,\cdots\}$,および0項演算子$\top$(恒真),単項演算子$\neg$(否定),$\Box_m$(必然),2項演算子$\vee$(選言)によって形成する．他の演算子$\bot$(恒偽)および$\Diamond_m$(可能),$\wedge$(連言),$\rightarrow$(含意),$\leftrightarrow$(同値)は通常通り定義する．尚,メタ言語における否定,連言,選言,含意,同値,全称,存在に対して，それぞれ'not','and','or','⇒','⇔','∀','∃'を使用する．

【定義1】様相論理に対する有限ファジィ測度モデルとは

$$\mathcal{M}_m=\langle W,\{m_\alpha\}_{\alpha\in W},v\rangle$$

である．ただし

$W(\neq\phi)$：可能世界の有限集合
v：原子文に対する付値
$m_\alpha:\mathfrak{P}(W)\rightarrow[0,1]$　ファジィ測度
(fm_p)　$m_\alpha(\phi)=0$
(fm_n)　$m_\alpha(W)=1$
(fm_m)　$X\subseteq Y \Rightarrow m_\alpha(X)\leqq m_\alpha(Y)$

である．■

【注】本稿ではDempster－Shafer測度の特別な場合を多く扱うため，通常のDempster-Shafer理論[4]に従い，台集合Wを有限とした．■

一般に，モデル$\mathcal{M}$において，原子文pに対し

$$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha} p \Leftrightarrow v(p,\alpha)=1$$

とする．'$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}$'は命題論理の複合文に対して通常通り拡張される.文pの命題を$\|p\|^{\mathcal{M}}$で表し，pを真とする世界の集合として定義する：

$$\|p\|^{\mathcal{M}}\cong\{\alpha\mid\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}p\}.$$

記号の右肩に$\mathcal{M}$を付したのは，文の命題はモデルごとに定まるからであり，誤解の生じない限り省略する．

文の命題に関して，次の性質が成り立つ(cf.[1])：

$$\|\top\|=W,\quad \|\bot\|=\phi,\quad \|\neg p\|=\|p\|^c$$
$$\|p\wedge q\|=\|p\|\cap\|q\|,\quad \|p\vee q\|=\|p\|\cup\|q\|$$
$$\|p\rightarrow q\|=\|p\|^c\cup\|q\|$$
$$\|p\leftrightarrow q\|=(\|p\|^c\cup\|q\|)\cap(\|p\|\cup\|q\|^c)$$

ファジィ測度モデル$\mathcal{M}_m$では様相演算子$\Box_m$をファジィ測度m_αによって，$\Diamond_m$は$\Box_m$の双対として定義する．

【定義2】

(1) $\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\Box_m p \Leftrightarrow m_\alpha(\|p\|)=1$
(2) $\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\Diamond_m p \Leftrightarrow \vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\neg\Box_m\neg p$．■

m_αに対して

$$m_\alpha^*(A)\cong 1-m_\alpha(A^c)$$

とおくと，m_α^*もW上のファジィ測度になる．m_αとm_α^*を互いに双対であるという．次の補題はm_αの双対測度が可能演算子を規定することを示す．

【補題3】$\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\Diamond_m p \Leftrightarrow m_\alpha^*(P)>0$

[証明] $\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\Diamond_m p \Leftrightarrow \vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\neg\Box_m\neg p$
$\Leftrightarrow$ not $\vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}\Box_m\neg p \Leftrightarrow$ not $m_\alpha(\|\neg p\|)=1$
$\Leftrightarrow m_\alpha(\|p\|^c)<1 \Leftrightarrow m_\alpha^*(\|p\|)>0$．■

【注】以下,特別なファジィ測度に対応して，記号$\mathcal{M}$,$\Box$などの添え字を適宜変更する.例えば,確率測度が構成するモデルおよび必然演算子は$\mathcal{M}_{Pr}$,$\Box_{Pr}$で表す．■

3．Determination定理の証明手順

本章では有限ファジィ測度モデルのクラスおよびそのいくつかの部分クラスに関する様相論理体系の健全性および完全性,すなわちdetermination定理の証明手順について述べる．一般に$\mathcal{M}$をモデル，Cをモデルのクラスとするとき，次の記号を使用する(cf.[1])：

$\vDash^{\mathcal{M}}p$（pは$\mathcal{M}$で真である）$\Leftrightarrow \forall\alpha\in W, \vDash^{\mathcal{M}}_{\alpha}p$
$\vDash_c p$（pはCで妥当である）$\Leftrightarrow \forall\mathcal{M}\in C, \vDash^{\mathcal{M}}p$

また，様相論理体系Σに対して,'$\vdash_\Sigma p$'は文pが体系Σの定理であることを表す．

体系ΣがモデルのクラスCに関して健全(sound)であるとは，すべての文pに対して

$$\vdash_\Sigma p \Rightarrow \vDash_c p$$

が成り立つことである．また，体系ΣがモデルのクラスCに関して完全(complete)であるとは，すべての文pに対して

$$\vDash_c p \Rightarrow \vdash_\Sigma p$$

が成り立つことである．体系ΣがモデルのクラスCに関して健全かつ完全である，すなわち

$$\vDash_c p \Leftrightarrow \vdash_\Sigma p$$

のとき，CはΣを決定する(determine)という．

健全性の証明は比較的容易である．すなわち，体系Σの各公理がCで妥当であり，推論規則が妥当性を保存することを示せばよい．

本稿における有限ファジィ測度モデルに関する完全性の証明は有限ミニマル・モデルの種々のクラスに関する完全性定理(cf.[1])を援用して行なう．

様相論理のミニマル(または近傍，Scott-Montague)モデル[1]とは

$$\mathcal{M}_N=\langle W,N,v\rangle$$

のことである．ただし

$W(\neq\phi)$：可能世界の集合
v：原子文に対する付値

$N : W \to \mathfrak{P}(\mathfrak{P}(W))$

である．各$\alpha \in W$に対して，$N(\alpha) \subseteq \mathfrak{P}(W)$であり，以下，$N(\alpha)$を$N_\alpha$と書く．ミニマル・モデルでは関数Nが必然演算子$\Box_N$を規定する：

$$\models^{\mathcal{M}_N} \Box_N p \Leftrightarrow \|p\| \in N_\alpha$$

したがって，$W \notin N_\alpha$ならば恒真文さえ必然とならない．可能演算子$\Diamond_N$は$\Box_N$の双対として定義する．

関数Nに付す条件により，$\mathcal{M}_N$は種々の様相論理体系のモデルとなり，条件を満たすモデルのクラスに関する完全性が証明されている[1]．特に，いくつかの様相論理体系について，有限ミニマル・モデルのあるクラスに関する完全性が証明されており，その結果を援用して，有限ファジィ測度モデルのあるクラスに関する完全性を証明できる．

【定理４】 C'をある性質を持つファジィ測度が構成する有限モデルのクラスとし，様相論理体系Σは有限ミニマル・モデルのあるクラスCに関して完全であるとする．このとき，Cに属する任意の有限ミニマル・モデル$\mathcal{M}_N$に対して，すべての文の真偽が一致するC'に属する有限ファジィ測度モデル$\mathcal{M}_m{}^N$が存在するならば，体系ΣはクラスC'に関して完全である．

［証明］仮定から，すべての文pに対して

$$\models_C p \Rightarrow \vdash_\Sigma p$$

であるから，ΣのC'に関する完全性

$$\models_{C'} p \Rightarrow \vdash_\Sigma p$$

を証明するためには

$$\models_{C'} p \Rightarrow \models_C p$$

を示せばよい．そのためには，各$\mathcal{M}_N = <W, N, v> \in C$に対して

$$\models^{\mathcal{M}_N} p \Leftrightarrow \models^{\mathcal{M}_m{}^N} p$$

となるファジィ測度モデル$\mathcal{M}_m{}^N = <W, \{m_\alpha\}_{\alpha \in W}, v> \in C'$が存在すればよい．なぜならば，$\models_{C'} p$を仮定すると，各$\mathcal{M}_N \in C$に対して，$\mathcal{M}_m{}^N \in C'$より$\models^{\mathcal{M}_m{}^N} p$．$\mathcal{M}_N$と$\mathcal{M}_m{}^N$は真偽が一致するから$\models^{\mathcal{M}_N} p$．したがって

$$\forall \mathcal{M}_N \in C, \models^{\mathcal{M}_N} p$$

すなわち，$\models_C p$が結論できる．■

ミニマル・モデル$\mathcal{M}_N$と対応するファジィ測度モデル$\mathcal{M}_m{}^N$は命題論理の部分は同一であるから，様相演算子を含む文の真偽を一致するように$\mathcal{M}_m{}^N$を構成すればよい．すなわち

$$X \in N_\alpha \Leftrightarrow m_\alpha(X) = 1$$

となるW上のファジィ測度m_αを構成すれば十分であり，これが以下における本稿の課題となる．

尚，次章以降では，ある性質を持つファジィ測度が構成するモデルのクラスがある体系Σを決定するとき，その性質を持つファジィ測度がΣを決定するという．

４．ファジィ測度が決定する様相論理体系

本章では，すべての有限ファジィ測度モデルがなすクラスC_mに関するdetermination定理を示す．まず，任意のファジィ測度モデル$\mathcal{M}_m$で成り立つ式を述べる．

【補題５】

（１）$\models^{\mathcal{M}_m} p \leftrightarrow q \Rightarrow \models^{\mathcal{M}_m} \Box_m p \leftrightarrow \Box_m q$ （RE）

（２）$\models^{\mathcal{M}_m} \Box_m(p \wedge q) \to \Box_m p \wedge \Box_m q$ （M）

（３）$\models^{\mathcal{M}_m} \Box_m \top$ （N）

（４）$\models^{\mathcal{M}_m} \neg \Box_m \bot$ （P）．

［証明］$\mathcal{M}_m = <W, \{m_\alpha\}_{\alpha \in W}, v>$とする．

（１）$\models^{\mathcal{M}_m} p \leftrightarrow q \Leftrightarrow \|p\| = \|q\|$

$\Rightarrow \forall \alpha \in W,\ m_\alpha(\|p\|) = m_\alpha(\|q\|)$

$\Rightarrow \forall \alpha \in W,\ \models^{\mathcal{M}_m}_\alpha \Box_m p \leftrightarrow \Box_m q$．

（２）$\forall \alpha \in W$に対して，$\models^{\mathcal{M}_m}_\alpha \Box_m(p \wedge q)$のとき

$m_\alpha(\|p\| \cap \|q\|) = 1$

よって，条件$(f_{\mathcal{M}_m})$より

$m_\alpha(\|p\|) = m_\alpha(\|q\|) = 1$．

（３）条件$(f_{\mathcal{M}_n})$より，$m_\alpha(\|\top\|) = m_\alpha(W) = 1$．

（４）条件$(f_{\mathcal{M}_p})$より，$m_\alpha(\|\bot\|) = m_\alpha(\phi) = 0 < 1$．■

命題論理の推論規則，公理に加え，規則RE，公理M，N，Pで特徴付けられる体系は$EMNP$であるから，次の定理を得る．

【定理６】体系$EMNP$はクラスC_mに関して健全である．■

体系$EMNP$のC_mに関する完全性を示すために，三つの条件

（m） $X \in N_\alpha$ and $X \subseteq Y \Rightarrow Y \in N_\alpha$

（n） $W \in N_\alpha$

（p） $\phi \notin N_\alpha$

を満たす有限ミニマル・モデルのクラスC_{EMNP}を考える．C_{EMNP}に関して体系$EMNP$が完全である[1]：

$$\models_{C_{EMNP}} p \Rightarrow \vdash_{EMNP} p$$

したがって，前章で論じたように，次の補題を証明すればよい．

【補題７】任意の$\mathcal{M}_N = <W, N, v> \in C_{EMNP}$に対して

$$X \in N_\alpha \Leftrightarrow m_\alpha(X) = 1$$

となるW上のファジィ測度m_αが存在する．

［証明］任意の$A \in \mathfrak{P}(W)$に対して，m_αを

$$m_\alpha(X) \equiv \begin{cases} 1 & (X \in N_\alpha) \\ 0 & (X \notin N_\alpha) \end{cases}$$

で定義する．$X \subseteq Y (\subseteq W)$のとき，$m_\alpha(X) = 1$ならば$X \in N_\alpha$であるから，条件(m)より$Y \in N_\alpha$．すなわち，$m_\alpha(Y) = 1$．したがって，$m_\alpha(X) = 0$の場合も含めて

$$m_\alpha(X) \leq m_\alpha(Y)$$

が成り立つ．また，N_αに関する条件(n)と(p)より

$$m_\alpha(W) = 1, \quad m_\alpha(\phi) = 0$$

である．以上から，m_αはファジィ測度である．m_αの定義から明らかに題意を満たす．■

【定理８】体系$EMNP$はクラスC_mに関して完全である．■

定理６および８から，次のdetermination定理を得る．

【定理９】ファジィ測度は体系$EMNP$を決定する．■

５．種々のbelief関数が決定する様相論理体系

本章では，belief関数[4]が構成する有限Belモデルから成るクラスC_{Bel}およびその部分クラスが決定する様相論理体系を示す．本章で扱う部分クラスを規定するbelief関数を挙げる：

$$\mathrm{Nec} : \min(\mathrm{Nec}(X), \mathrm{Nec}(Y)) = \mathrm{Nec}(X \cup Y)$$

$$S : \exists_1 A \subseteq W,\ S(X) = \begin{cases} 1 & (X = W) \\ s & (A \subseteq X) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases}$$

$$\mathrm{Pr} : X \cap Y = \phi \Rightarrow \mathrm{Pr}(X) + \mathrm{Pr}(Y) = \mathrm{Pr}(X \cup Y)$$

ここで，Necは必然性測度(cf.[5]，文献[4]ではconsonant belief関数)である．また，SおよびPrはそれぞれ単純支持関数[4]および確率測度である．尚，本章第１節で述べるC_{Bel}に関するdetermination定理の証明は既に文献[3]において報告済みであり，C_{Bel}の部分クラスに関する証明に必要であるため再録する．

５．１．Belief関数が決定する様相論理体系

有限Belモデル$\mathcal{M}_{Bel} = <W, \{Bel_\alpha\}_{\alpha \in W}, v>$がなす部分クラス$C_{Bel}$に関するdetermination定理を示す．まず，任意の有限Belモデルの性質を述べる．

【補題10】

（１）$\models^{\mathcal{M}_{Bel}} p \Rightarrow \models^{\mathcal{M}_{Bel}} \Box_{Bel} p$ （RN）

（２）$\models^{\mathcal{M}_{Bel}} \Box_{Bel}(p \to q) \to (\Box_{Bel} p \to \Box_{Bel} q)$ （K）

（３）$\models^{\mathcal{M}_{Bel}} \Box_{Bel} p \to \neg \Box_{Bel} \neg p$ （D）．

［証明］$\mathcal{M}_{Bel} = <W, \{Bel_\alpha\}_{\alpha \in W}, v>$とする．

（１）$\models^{\mathcal{M}_{Bel}} p \Leftrightarrow \|p\| = W$

$\Rightarrow \forall \alpha \in W,\ Bel_\alpha(\|p\|) = Bel_\alpha(W) = 1$．

（２）$A = \|p\|$，$B = \|q\|$とする．各$\alpha \in W$に対して

$\models^{\mathcal{M}_{Bel}}_\alpha \Box(p \to q)$，$\models^{\mathcal{M}_{Bel}}_\alpha \Box p$

とすると

$$Bel_\alpha(A^c \cup B) = Bel_\alpha(A) = 1$$

であるから，belief関数の性質から

$$\begin{aligned} Bel_\alpha(B) &= Bel_\alpha((A \cup B) \cap (A^c \cup B)) \\ &\geq Bel_\alpha(A \cup B) + Bel_\alpha(A^c \cup B) \\ &\quad - Bel_\alpha((A \cup B) \cup (A^c \cup B)) \\ &= 1 + 1 - 1 = 1. \end{aligned}$$

（３）Pl_αをBel_αに双対なplausibility関数とするとき，補題３より，$Pl_\alpha(\|p\|)>0$が云えればよい．
$\vdash^{M}_{\alpha Bel}\Box_{Bel}p$のとき，$Bel_\alpha(\|p\|)=1$だから
$$Pl_\alpha(\|p\|)\geq 1-Pl_\alpha(\|p\|^c)$$
$$=1-(1-Bel_\alpha(\|p\|))$$
$$=1>0.\ \blacksquare$$
推論規則ＲＮ，公理Ｋ，Ｄで特徴付けられる体系はKDであるから，補題10より次の定理を得る．
【定理11】体系KDはC_{Bel}に対して健全である．■
【注】体系KDは$EMCNP$と同一である(cf.[1])から，定理11は公理型Ｃ
$$(\Box p\wedge\Box q)\rightarrow\Box(p\wedge q)$$
の成立によって示すこともできる．尚，体系Kを包含する体系では公理型ＰとＤとは互いに同値である．■
次に，体系KDのC_{Bel}に関する完全性を示すために，条件(m)に加えて
（ａ）$X\in N_\alpha\Leftrightarrow\cap N_\alpha\subseteq X$
（ｄ）$X\in N_\alpha\Rightarrow X^c\notin N_\alpha$
を満たす有限ミニマル・モデルのクラスC_{KD}を考える．C_{KD}に関して体系KDが完全である[1]：
$$\vdash_{CKD}p\ \Rightarrow\ \vdash_{KD}p$$
したがって，次の補題を証明すればよい．
【補題12】任意の$\mathcal{M}_N=<W,N,v>\in C_{KD}$に対して
$$X\in N_\alpha\Leftrightarrow Bel_\alpha(X)=1$$
となるＷ上のbelief関数Bel_αが存在する．
［証明］条件(ａ)から$\cap N_\alpha\in N_\alpha$．一方，条件(m)と(ａ)よりＷ$\in N_\alpha$だから，(ｄ)より$\phi\notin N_\alpha$．従って，$\cap N_\alpha\neq\phi$．そこで，基本確率割当を
$$bpa_\alpha(X)\triangleq\begin{cases}1 & (X=\cap N_\alpha)\\ 0 & (\text{その他})\end{cases}$$
で定義すると，対応するbelief関数Bel_αが題意を満たすのは明らかである．■
【定理13】体系KDはクラスC_{Bel}に関して完全である．■
定理11および13から，次のdeterminaiton定理を得る．
【定理14】Belief関数は体系KDを決定する．■

５．２．必然性測度が決定する様相論理体系

必然性測度(consonant belief関数)が構成する部分クラスC_{Nec}に関するdeterminaiton定理は補題12から明らかである．すなわち，補題12で構成したBel_αはconsonant belief関数であるから，直ちに完全性が得られる．健全性も明らかであり，次の定理を得る．
【定理15】必然性測度は体系KDを決定する．■

５．３．単純支持関数が決定する様相論理体系

単純支持関数Ｓが構成する部分クラスC_Sに関するdetermination定理も前節と同様に明らかである．すなわち，補題12で構成したBel_αは単純支持関数でもあるから，次の定理が成り立つ．
【定理16】単純支持関数は体系KDを決定する．■

５．４．確率測度

確率測度Prが構成する部分クラスC_{Pr}に関するdetermination定理は補題12における基本確率割当を修正すれば得られる．すなわち
$$bpa_\alpha(X)\triangleq\begin{cases}1/|\cap N_\alpha| & (X=\{\alpha\},\alpha\in\cap N_\alpha)\\ 0 & (\text{その他})\end{cases}$$
と定義すると，対応するbelief関数Bel_αは明らかに確率測度である．ここで，$|\cdot|$は集合の要素数を表す．
【定理17】確率測度は体系KDを決定する．■

６．種々のplausibility関数が決定する様相論理体系

本章では，plausibility関数[4]が構成する有限モデルから成るクラスC_{Pl}が決定する様相論理体系を示し，次いでC_{Pl}のいくつかの部分クラスに対して健全かつ完全な様相論理体系を示す．ここで扱う部分クラスを規定するplausibility関数を挙げる：
Pos：$\max(Pos(X),Pos(Y))=Pos(X\cup Y)$
Pr：$X\cap Y=\phi\ \Rightarrow\ Pr(X)+Pr(Y)=Pr(X\cup Y)$
δ：$\exists_1\alpha\in W$, $\delta(X)=\begin{cases}1 & (\alpha\in X)\\ 0 & (\alpha\notin X)\end{cases}$
このうち，Posはザデーの可能性関数(cf.[5])であり，consonant belief関数の双対測度でもある．Prおよびδはそれぞれ確率測度およびDirac測度である．尚，本章第１節で述べるC_{Pl}に関する determination定理の証明もC_{Bel}と同様，既に文献[3]にて報告済みであり，C_{Pl}の部分クラスに関する証明に必要なため再録する．

６．１．Plausibility関数が決定する様相論理体系

C_{Pl}が決定する様相論理体系は$EMNP$であることを示す．Plausibility関数はファジィ測度であるから，補題５から健全性は明らかである．
【定理18】体系$EMNP$はC_{Pl}に関して健全である．■
体系$EMNP$のC_{Pl}に関する完全性を示すには，第４章と同様に条件(m)および(ｎ)，(ｐ)を満たす有限ミニマル・モデル$\mathcal{M}_N$に対して，次の補題を示せばよい．
【補題19】任意の$\mathcal{M}_N=<W,N,v>\in C_{EMNP}$に対して
$$X\in N_\alpha\Leftrightarrow Pl_\alpha(X)=1$$
となるW上のplausibility関数Pl_αが存在する．
［証明］有限Plモデルにおいて
$$\vdash^{M}_{\alpha Pl}\neg\Box_{Pl}\neg p\ \Leftrightarrow\ Bel_\alpha(\|p\|)>0$$
$$\Leftrightarrow\ \exists X,X\subseteq\|p\|\text{ and }bpa_\alpha(X)>0$$
が成り立つことに着目し，可能性を規定する有限集合
$$P_\alpha=\{X\mid X^c\notin N_\alpha\}$$
の包含関係に関する極小元に基本確率を割り当てれば求めるplausibility関数を得る．
まず，P_αにそのような極小元が存在することを示す．条件(ｐ)より，$W^c=\phi\notin N_\alpha$だから，W$\in P_\alpha$．また，条件(ｎ)より，$\phi^c=W\in P_\alpha$だから，$\phi\notin P_\alpha$．一方，$X\in P_\alpha$かつ$X\subseteq Y$のとき，$X^c\notin N_\alpha$かつ$Y^c\subseteq X^c$だから，条件(m)より$Y^c\notin N_\alpha$．すなわち
$$X\in P_\alpha\text{ and }X\subseteq Y\ \Rightarrow\ Y\in P_\alpha.$$
したがって，P_αは有限であるから包含関係に関する極小元$V_1,\cdots,V_k(k\geq1)$が存在し，各$i(1\leq i\leq k)$に対し，$V_i\neq\phi$である．したがって，各極小元V_iに基本確率を割り当てることが可能であり
$$bpa_\alpha(X)\triangleq\begin{cases}1/k & (X=V_i(1\leq i\leq k))\\ 0 & (\text{その他})\end{cases}$$
によって基本確率割当を定義する．このとき，bpa_αが導くplausibility関数Pl_αに対して，題意が成立することを示す．
まず，$Pl_\alpha(X)<1$となる$X\in N_\alpha$が存在するとき，P_αのある極小元V_iに対し，$X\cap V_i=\phi$，すなわち，$X\subseteq V_i{}^c$である．よって，条件(m)より，$V_i{}^c\in N_\alpha$となる．ところがV_iはP_αの元だから，$V_i{}^c\notin N_\alpha$であり矛盾である．ゆえに$Pl_\alpha(X)=1$．逆に，任意の$X\notin N_\alpha$に対し，$X^c\in P_\alpha$である．よって，ある極小元V_iが存在して$V_i\subseteq X^c$，すなわち，$X\cap V_i=\phi$となる．ゆえに，$Pl_\alpha(X)<1$．■
【定理20】体系$EMNP$はクラスC_{Pl}に関して完全である．■
定理18および20をあわせて，次を得る．
【定理21】Plausibility関数は体系$EMNP$を決定する．■

６．２．可能性測度が決定する様相論理体系

本節では，可能性測度Posが構成するC_{Pl}の部分クラスC_{Pos}に対して，様相論理体系$EMFNP$が健全かつ完全であることを証明する．健全性は次の補題から明らかである．
【補題22】$\vdash^{M}_{\alpha Pos}\Box_{Pos}(p\vee q)\rightarrow\Box_{Pos}p\vee\Box_{Pos}q$ (F).
［証明］任意の$\alpha\in W$に対して
$$\vdash^{M}_{\alpha Pos}\Box_{Pos}(p\vee q)\ \Leftrightarrow\ Pos_\alpha(\|p\|\cup\|q\|)=1$$
$$\Leftrightarrow\ \max(Pos_\alpha(\|p\|),Pos_\alpha(\|q\|))=1$$
$$\Leftrightarrow\ Pos_\alpha(\|p\|)=1\text{ or }Pos_\alpha(\|q\|)=1$$
$$\Leftrightarrow\ \vdash^{M}_{\alpha Pos}\Box_{Pos}p\vee\Box_{Pos}q$$

から成り立つ．■
【定理23】体系$EMFNP$はC_{Po*}に対して健全である．■
特徴ある性質として次が成り立つ．
【補題24】$\vdash^{\mu}_{Po*}\neg\Box_{Po*}\neg p\rightarrow\Box_{Po*}p$　　(D_c).
［証明］$Pos_\alpha(\|p\vee\neg p\|)=Pos_\alpha(W)=1$より
$\vdash^{\mu}_{Po*}\Box_{Po*}(p\vee\neg p)$
よって，補題22より
$\vdash^{\mu}_{Po*}\Box_{Po*}p\vee\Box_{Po*}\neg p$．■
完全性を示すにはC_{P1}の場合と同様に，有限ミニマル・モデルに対する結果を利用する．条件(m)および(n),(p)に加えて
(f)　$X\cup Y\in N_\alpha\Rightarrow X\in N_\alpha$ or $Y\in N_\alpha$
を満たす有限ミニマル・モデルのクラスをC_{EMFNP}と書くとき，次の完全性が成り立つ[1]：
$\vdash_{CEMFNP}p\Rightarrow\vdash_{EMFNP}p$
したがって，C_{EMFNP}の任意のモデルに対し
$X\in N_\alpha\Leftrightarrow Pos_\alpha(X)=1$
となる可能性測度Pos_αを構成すればよい．可能性測度は正の基本確率を割り当てた集合，すなわち焦点要素が入れ子になるという特徴付けができる．したがって，前節で定義した基本確率割当がこの特徴付けを満たすことを示せばよい．条件(f)の対偶を取ると
$X\in P_\alpha$ and $Y\in P_\alpha\Rightarrow X\cap Y\in P_\alpha$
であるから，P_αの極小元は一つでなければならず，P_αの最小元$V(\neq\phi)$が存在する．すなわち
$$bpa_\alpha(X)\triangleq\begin{cases}1 & (X=V)\\ 0 & (\text{その他})\end{cases}$$
は焦点要素が入れ子であるから対応するplausibility関数は求める可能性測度Pos_αである．以上から
$\vdash_{CPo*}p\Rightarrow\vdash_{CEMFNP}p$
が云えるので，次の定理が成り立つ．
【定理25】体系$EMFNP$はC_{Po*}に対して完全である．■
定理23および25をあわせて，次を得る．
【定理26】可能性測度は体系$EMFNP$を決定する．■

6.3．確率測度が決定する様相論理体系

確率測度に関しては既にC_{Be1}の部分クラスとしてdetermination定理を証明した．ここでは，C_{P1}の部分クラスとしてplausibility関数の観点から再証明する．第5.4節で述べたように，体系KDは体系$EMCNP$と同一であるから，健全性を示すには公理型Cが成立することを示せばよい．
【補題27】$\vdash^{\mu}_{Pr}\Box_{Pr}p\wedge\Box_{Pr}q\rightarrow\Box_{Pr}(p\wedge q)$　(C).
［証明］$Pr_\alpha(\|p\|)=Pr_\alpha(\|q\|)=1$のとき
$Pr_\alpha(\|p\|\cap\|q\|)$
$=Pr_\alpha(\|\ \|)+Pr_\alpha(\|q\|)-Pr_\alpha(\|p\|\cup\|q\|)$
$=1+1-1=1$．■
【定理28】体系KDはC_{Pr}に対して健全である．■
完全性は今までと同様に，有限ミニマル・モデルに対する結果を援用する．すなわち，条件(m)および(n),(p)に加えて
(c)　$X\in N_\alpha$ and $Y\in N_\alpha\Rightarrow X\cap Y\in N_\alpha$
を満足する有限ミニマル・モデルのクラスをC_{KD}(これはC_{EMCNP}と同一である)と書くとき，次の完全性が成り立つ[1]：
$\vdash_{CKD}p\Rightarrow\vdash_{KD}p$
したがって，C_{KD}の任意のモデルに対し
$X\in N_\alpha\Leftrightarrow Pr_\alpha(X)=1$
となる確率測度を構成すればよい．確率測度は焦点要素が1元集合であるという特徴付けができるので，補題19で定義した基本確率割当がその特徴付けを満たすことを示せばよい．条件(c)の対偶を取ると
$X\cup Y\in P_\alpha\Rightarrow X\in P_\alpha$ or $Y\in P_\alpha$
であるから，P_αの極小元V_iは1元集合$\{\beta_i\}$でなければならない．したがって，基本確率割当
$$bpa_\alpha(X)\triangleq\begin{cases}1/k & (X=\{\beta_i\},\ 1\leq i\leq k)\\ 0 & (\text{その他})\end{cases}$$
に対応するplausibility関数は求める確率測度Pr_αである．以上から
$\vdash_{CPr}p\Rightarrow\vdash_{CKD}p$
が云えるので，次の定理が成り立つ．
【定理29】体系KDはC_{Pr}に対して完全である．■
定理28および29をあわせて次を得る．
【定理30】確率測度は体系KDを決定する．■

6.4．Dirac測度が決定する様相論理体系

最後に，Dirac測度δが構成するC_{P1}の部分クラスC_δに対して体系$KD!$が健全かつ完全であることを証明する．ここで，公理型D!は
$\Box p\leftrightarrow\Diamond p$
であり，DとD$_c$が同時に成立する，すなわち必然性と可能性が同値になる．Dirac測度は可能性測度であり，同時に確率測度である．体系KD_cが体系KFと，したがって体系$EMCFNP$と同一である(cf.[1])ことに注意すれば，Dirac測度が構成するモデルでは前2節の結果が同時に成り立つことが分かる．まず，次の補題から健全性が成立する．
【補題31】$\vdash^{\mu}_{\delta}\Box_{\delta}p\leftrightarrow\neg\Box_{\delta}\neg p$　　$(D!)$. ■
【定理32】体系$KD!$はC_δに対して健全である．■
完全性に関しても，条件(m)および(c),(f),(n),(p)を満たす有限ミニマル・モデルのクラス$C_{KD!}$(これはC_{EMCFNP}と同一である)に対して完全性
$\vdash_{CKD!}p\Rightarrow\vdash_{KD!}p$
が成り立つ[1]ので，任意の$C_{KD!}$のモデルに対し
$X\in N_\alpha\Leftrightarrow\delta_\alpha(X)=1$
となるDirac測度を構成すればよい．前2節の結果をあわせると，P_αの極小元は唯一つであり，かつ1元集合でなければならないから，対応するplausibility関数は求めるDirac測度δ_αである．以上から
$\vdash_{C\delta}p\Rightarrow\vdash_{CKD!}p$
が結論でき，次の定理が成り立つ．
【定理33】体系$KD!$はC_δに対して完全である．■
定理32および33をあわせて次を得る．
【定理34】Dirac測度は体系$KD!$を決定する．■

7．あとがき

本稿では，測度の値が1であることに着目して必然演算子を定義し，有限ミニマル・モデルの結果を援用して，種々のファジィ測度が決定する様相論理体系を示した．特に，本稿で頻繁に登場した体系KDに内省公理を追加した$KD45$，および体系$EMNP$は信念論理に基くアプローチでも扱われており，両アプローチ間の潜在的関連を示すと考えられる．尚，本研究の一部は平成三年度文部省科学研究費（重点領域研究(1) 03251101）の援助を受けて行ったものである．

文　献

[1] B.F.Chellas, Modal Logic: An Introduction. Cambridge University Press, 1980.
[2] P.Smets, E.H.Mamdani, D,Dubois, and H.Prade (eds.), Non-Standard Logics for Automated Reasoning. Academic Press, 1988.
[3] 村井哲也,宮腰政明,新保 勝, Dempster-Shafer理論に基く知識と信念の論理．第44回情報処理学会(平成4年前期)全国大会講演論文集(3), 1992, 67-68.
[4] G.Shafer, A Mathematical Theory of Evidence. Princeton University Press, 1976.
[5] 菅野道夫,室伏俊明，ファジィ測度論入門[1]. 日本ファジィ学会誌, 2(1990), 174-181.

連絡先：060 札幌市中央区南3条西17丁目
札幌医科大学衛生短期大学部一般教育科
村井 哲也
Tel.011-611-2111 Ext.2836, Fax 011-613-7134

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

階層化ファジィ積分による主観的意思決定法について

ON DECISIONMAKING BY HIERARCHICAL FUZZY INTEGRALS

椎塚久雄　　杉山孝男
Hisao SHIIZUKA　　Takao SUGIYAMA

工学院大学電子工学科，東京都
Department of Electronic Engineering, Kogakuin University, Shinjuku, Tokyo 163-91
E-mail shiizuka@sin.cc.kogakuin.ac.jp

あらまし　本論文は，ファジィ積分を階層的に用いて意思決定に関する新しい視点について述べている．従来，階層化意思決定法（ＡＨＰ）として知られている方法は，各評価項目の重要度を，加法性が成り立つ比率尺度で与え，単純加重法により重要度の統合を行っているために，加法性が成り立たない主観的な評価を行うことが不可能である．本論文で提案する階層化ファジィ積分は，評価基準となる項目の重要度をファジィ測度で考え，各評価項目における評価対象の評価値をファジィ積分することにより，評価値を統合し総合評価値を求める方法である．これは従来のＡＨＰを特別な場合として含む，より柔軟性を伴った一般的な評価法であることが示される．

キーワード　評価，ＡＨＰ，ファジィ積分

１．まえがき

階層化意思決定法（ＡＨＰ）は，階層化することにより，問題を分析し，意思決定を行う方法である．しかし，ＡＨＰは各評価項目の重要度を，加法性が成り立つ比率尺度で与え，単純加重法により重要度の統合を行っているために，加法性が成り立たない主観的な評価を行うことが不可能である．言い換えれば，ＡＨＰでは重要度を加法性が成り立つ比率尺度で考え，単純加重法によってそれらの重要度の統合を行っているため，主観が伴った評価を行うとき，重要度が加法性に縛られていては，評価できない問題もある．

本論文では，このような問題に対する評価法として，階層化ファジィ積分（hierarchical fuzzy integral；以後本論文では“ＨＦＩ”と記す）を提案し，意思決定法の新しい視点について考察している．ここで提案するＨＦＩは評価基準となる項目の重要度をファジィ測度で考え，各評価項目における評価対象の評価値をファジィ積分することにより，評価値を統合し，総合評価値を求める方法である．これは従来のＡＨＰを特別な場合として含む，より柔軟性を伴った一般的な評価法であることが示される．

本手法の有用性を示すために，ワープロの選定問題について評価した具体的事例も紹介する．

２．階層化ファジィ積分（ＨＦＩ）

階層化ファジィ積分（ＨＦＩ）とは，評価基準を階層的に考え，各評価基準の重要度をファジィ測度で表し，ファジィ積分によって重要度の統合を行う方法である．ＨＦＩは，より複雑な評価基準の基で主観的な評価を行うことができる．

まず，ＡＨＰは次のような特徴をもっている．

（１）一対比較により重要度を求める．
（２）重要度は比率尺度（相対尺度）である．
（３）項目間で重要度は加法性が成立．
（４）重要度の統合は単純加重法で行う．

上の(３)の重要度の付け方が“加法性に縛られている”部分は，特徴というよりは大きな問題点である．これら４項目はファジィ測度，ファジィ積分の概念を使ったＨＦＩでは次のように書き換えられる．

（ａ）重要度の求め方は自由．一対比較でもよい．
（ｂ）重要度はファジィ測度である．
（ｃ）項目間で重要度は単調性が成立．
（ｄ）重要度の統合はファジィ積分で行う．

評価に主観性が含まれる場合，評価項目間で重要度は加法性が成り立つことは少ない．しかし，単調性は成り立っている．したがって，重要度はファジィ測度で表すことができるから，ファジィ積分により重要度の統合ができる．

表１はＡＨＰとＨＦＩを比較したものである．

表１　ＡＨＰとＨＦＩの比較

	ＡＨＰ	ＨＦＩ
重要度	確率測度 （加法性）	ファジィ測度 （単調性）
項目の評価値	比率尺度	不定
評価値の統合	単純加重法 $\Sigma \omega_i f(x_i)$	菅野積分 (max-min演算) Choquet積分
総合評価値	比率尺度	不定

この場合，まず問題（目標）を明確にし，この代替案として複数の評価対象を考える．そして問題を解決するための代替案の評価基準として評価項目を考える必要がある．しかし，このような評価基準を考えると，評価項目の数が多くなったり，各項目間でその関係が複雑になったりして，重要度すなわちファジィ測度の値を決めることが難しくなることがある．

ＨＦＩではまず，問題とその問題を解決するための代替案となる評価対象を設定する．そして，評価対象を評価するための評価基準を設定する．評価基準は問題が複雑になると，評価基準となる各評価項目が複雑に絡み合って理解が困難なものとなる．このようなとき，階層的に考えるこ

とにより分析することができる．また，ＡＨＰでは問題，評価基準，代替案を階層構造としてとらえたが，ＨＦＩでは代替案となる評価対象は階層構造には含まず，問題と評価基準で階層構造を考える．なぜならば，ＡＨＰはすべての要素に対して重要度という扱いをしたが，ＨＦＩでは評価対象には重要度ではなく，達成度のようなファジィ値で与えるために，評価対象だけは異なる扱いをすることになるからである．そして，評価基準の重要度をファジィ測度で与えるが，ファジィ測度は部分集合を引数とする関数なので，簡単には求めることができない．そのために，重要度はまず，ＡＨＰのような比率尺度で考え，これからファジィ測度を作り上げるという方法をとる．最後に，ファジィ積分により評価値の統合を行い，評価対象の総合的な評価値を求める．図１は，ＡＨＰとＨＦＩによる問題解決の基本構造をそれぞれ示したものである．

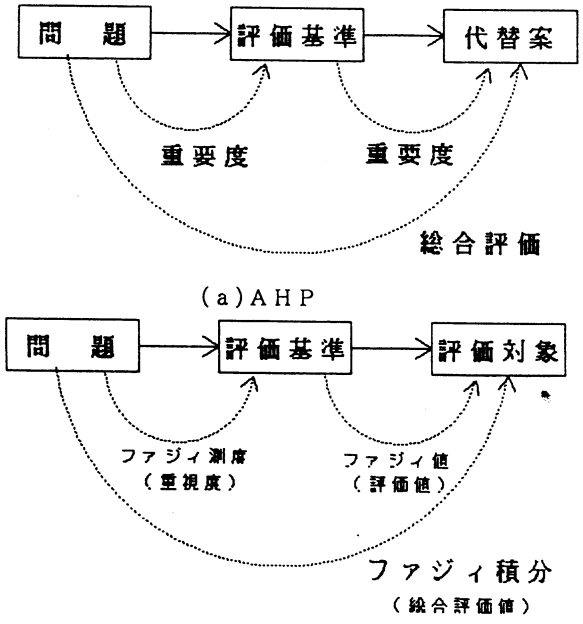


図１　ＡＨＰとＨＦＩの問題解決の基本構造．

３．ＨＦＩにおける評価値の意味

ＨＦＩでは，ファジィ測度に可能性測度や，必然性測度，確率測度，λ-ファジィ測度などを用いることにより，モデルを「可能性モデル」，「評価モデル」などとしてらえることができる．ここでは，どのファジィ測度を用いるかによって，評価値はどのような性質を持つのかを示す．

ファジィ測度に可能性測度，必然性測度を用いた場合，「可能性モデル」となる．可能性測度は部分集合のmaxをとる関数なので，その名のとおり能性を考えた値となる．つまり，積極的な評価を下すことになる．また，必然性測度は，可能性測度と双対的な測度として定義されるので，評価は消極的なものとなる．

λ-ファジィ測度を用いた場合，「評価モデル」となる．λ-ファジィ測度はパラメータλを適当に定めることにより，その性質を次のようにかえる．

$$g_\lambda(E\cup F)<g_\lambda(E)+g_\lambda(F)\quad(-1\leqq\lambda<0)\qquad(1)$$

$$g_\lambda(E\cup F)>g_\lambda(E)+g_\lambda(F)\quad(0<\lambda<\infty)\qquad(2)$$

式(1)，式(2)はそれぞれ減殺効果，相乗効果を表している．すなわち，$-1\leqq\lambda<0$のときPlausibility測度となり，$0<\lambda<\infty$のときBelief測度となる．そして，$\lambda=0$のときは確率測度Ｐと一致する．また，λ-ファジィ測度はλを連続的にかえることにより，これらの性質を連続的にかえることができる．つまり，楽観的な評価から悲観的な評価へと，連続的に考えることができる．さらに，ＨＦＩはファジィ積分にどの積分を用いるかによってもその評価値の性質は異なる．

４．ＨＦＩのアルゴリズム

ファジィ積分にChoquet積分を用いた場合のＨＦＩのアルゴリズムについて述べる．ＨＦＩは次のステップ１～ステップ５の手順で行われる．

ステップ１：問題及び，評価対象の定義

ＨＦＩによる意思決定で最初に行うことは，問題と評価対象の定義である．まず，何を意思決定するのか，問題（目標）を明確にする．そして，その問題を解決するための代替案となる「評価対象」を考える．

ステップ２：階層図の作成

次に，いくつかある評価対象のうちの，どれを選択すべきか決める評価基準を考える．ＨＦＩでは評価基準を問題を根に持つ木構造にとらえることにより分析し，階層図を作成する．

階層図の作成法は，まず，階層図の根にあたる部分に問題となる項目を置く．次に，大まかな評価基準を考え，各評価項目を問題の下に並べ，線で結ぶ．次に評価基準を徐々に細かくしていくために，それををいくつかの項目に分けていく．このとき，上位ランクの項目を分析し，細かな複数の項目に分けられるときは，その下位ランクに並べて線で結ぶ．また，１つのランクの中で，各評価項目がまとめられるときは，１つの項目にまとめ，これらを代表する項目を置き，その下位ランクにまとめられた項目を並べて線で結ぶ．これらの操作は，次のステップで行う評価対象の評価をなるべく客観的に行えるようになるまで繰り返す．さらに階層図の根にあたる部分，つまり，問題（目標）をランク０とし，ランク１以降を「評価基準」とする．

図２はランクが４までの評価基準を持つ階層構造の例である．ここで，木構造のランク０の部分を‘根’と呼び，末端の部分，つまり，その項目の下にさらに項目をもたない部分を‘葉’と呼ぶ．

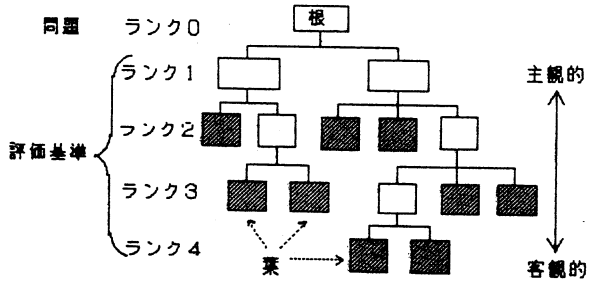


図２　階層構造の例．

ステップ３：各評価項目における評価対象の評価

階層図における葉に当たる項目，つまり図２の印の付いている項目で，評価対象をそれぞれ評価し，評価値を付ける．ＡＨＰでは評価対象に当たる代替案の評価も重要度という値で比率尺度にしたが，ＨＦＩでは評価対象の評価値

は比率尺度ではなく，１を満点とする０～１のなるべく客観的な評価値で表す．つまり，ファジィ集合のメンバシップ関数［０，１］の値で表す．

ステップ４：評価項目の重要度

各ランクの評価項目について，その上位ランクの線で結ばれた項目に関する重要度を求める．ＨＦＩにおける評価項目の重要度はファジィ測度で表すことになるが，ファジィ測度は集合を引数に持つ関数なので，単純に考えることはできない．そこで仮に，ＡＨＰのような比率尺度で求めておく．ＨＦＩでは，各評価項目に対する重要度をファジィ測度で表現することを考えると，主観的に，思うままに考えてもよいことになる．しかし，各項目の重要度を「思うままに」といわれても，考えにくい場合はＡＨＰのように一対比較を行って求めてもよい．

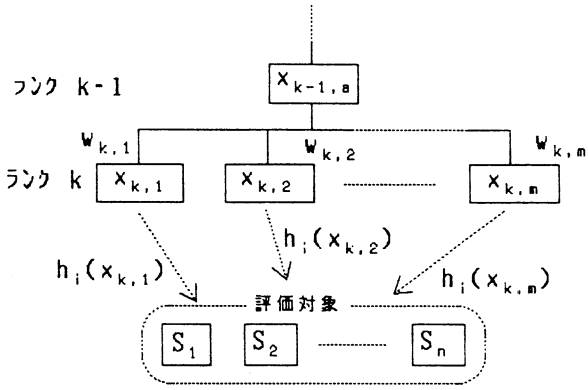


図３　階層図の末端の例

ステップ５：評価値の統合

最後にファジィ積分により評価値の統合を行う．ｎ個の評価対象S_i（i=1,…,n）と，ランクの数がＬ個の評価基準をもつ階層図があるとき，総合評価値は次のようにして求められる．

図３は，この階層図の末端のある一部分である．ランクｋ－１のある１つの評価項目とつながるランクｋの評価項目（ただし，これらの項目はすべて‘葉’である）からみた評価対象S_iの評価値は，ステップ３により与えられている．このとき評価値が，

$$h_i(x_{k,1}) \geqq h_i(x_{k,2}) \geqq \cdots \geqq h_i(x_{k,m})$$

となるように，$x_{k,j}$にランクｋの各評価項目を割り当てる．また，評価項目$x_{k,j}$の重要度はステップ４により与えられているが，この値を$w_{k,j}$とする．この$w_{k,j}$からファジィ測度$g(X_{k,j})$（ただし，$X_{k,j}=\{x_{k,1},\cdots,x_{k,j}\}$）を構成し，$h_i(x_{k,j})$をファジィ積分すると，その値はランクｋ－１の項目$x_{k-1,j}$における$S_i$の評価値$h_i(x_{k-1,j})$となる．すなわち，

$$h_i(x_{k-1,j}) = (C)\int h_i \, dg$$

$$= \sum_{j=1}^{m} \left(h_i(x_{k,j}) - h_i(x_{k,j+1})\right) g(X_{k,j})$$

$$(X_{k,j}=\{x_{k,1},\cdots,x_{k,j}\},\ h_i(x_{k,m+1})=0) \quad (3)$$

となる．これらの操作を，すべての評価対象について行う．すなわち，ｉを１からｎまで繰り返せば，ランクｋ－１の項目$x_{k-1,j}$におけるすべての評価対象の評価値を求めることができる．また，ランクｋ－１のすべての評価項目について，その項目につながるランクｋの評価項目についても同様の操作を行うと，ランクｋ－１の各項目における評価対象の評価値を求めることができる．

このＬ個のランクを持つ階層構造では，以上の操作をｋについてＬから１まで繰り返し行うことにより，最終的に，総合評価値は$h_i(x_{0,1})$として求めることができる．

５．ＨＦＩを用いた事例

ここでは，ワープロの選定について考える．

《ステップ１》問題及び評価項目の定義：問題と評価対象を次のように定める．

問題　　：ワープロの選定

評価対象：ゆり，バラ，菊

《ステップ２》階層図の作成：評価項目にはまず，印字能力，操作性，価格，機能の４つが考えられ，さらに操作性は，キー操作，フロッピィ操作，簡易度の３つの項目に分けられるとすると，階層図は図４のようにランク２までの階層構造となる．

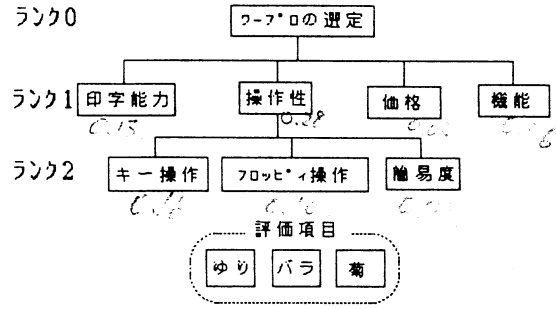


図４　ワープロの選定の階層図

《ステップ３》各評価項目における代替案の評価：図４の葉にあたる評価項目における評価対象の評価値ｈは，ワープロについて詳しい人に質問したり，ワープロのカタログを参照したりして決める．その結果表２のようになった．

表２　各評価項目における評価値

	印字	キー	フロッピィ	簡易度	価格	機能
ゆり	0.80	0.50	0.50	0.40	0.60	0.70
バラ	0.85	0.60	0.40	0.60	0.70	0.55
菊	0.75	0.70	0.50	0.75	0.45	0.80

《ステップ４》評価項目の重要度：次に，各ランクの評価項目について，その上位ランクの線で結ばれた項目に関する重要度を求めると，次の表３のようになった．

表３　ランク０からみたランク１の重要度

	印　字	操作性	価　格	機　能
ワープロ	0.13	0.28	0.04	0.56

表４　ランク１からみたランク２の重要度

	キー操作	フロッピィ操作	簡易度
操作性	0.16	0.10	0.75

《ステップ５》評価値の統合：最後に評価値の統合を行う．このモデルは，３個の評価対象と２個のランクからなる階層構造を持つ．ここで評価対象S_iを，

S_1 ＝「ゆり」，

S_2 ＝「バラ」，

S_3 ＝「菊」

とする．

まず，ランク１の「操作性」とつながるランク２の各評価項目についてのファジィ積分を行う．S_1について，ランク２の各評価項目を，

$x_{2,1}$＝「キー操作」
$x_{2,2}$＝「フロッピー操作」
$x_{2,3}$＝「簡易度」

とすると，評価値は表２より，

$$h_1(x_{2,1}) \geqq h_1(x_{2,2}) \geqq h_1(x_{2,3})$$

となる．このとき，$x_{2,j}$ (j=1,…,3) に対応する重要度は表４より，$w_{2,j}$として与えると，ファジィ測度$g(X_{2,t})$はそれぞれ表５のように求められる．ただし，λ-ファジィ測度におけるλは，各項目間の関係を考え$\lambda=-0.5$とする．

表５　ランク２の重要度(ファジィ測度$g(X_{k,t})$)

測度	1	2	3
可能性測度	0.2133	0.2133	1.0000
必然性測度	0.0000	0.0000	1.0000
確率測度	0.1584	0.2574	1.0000
λ-ファジィ測度	0.1786	0.2802	1.0000

ここでは，λ-ファジィ測度の値を使うことにして，ファジィ積分を行うと，ランク１の評価項目$x_{1,j}$＝「操作性」におけるS_1＝「ゆり」の評価値は，

$$h_1(x_{1,j}) = (C)\int h_1 \, dg$$
$$= \sum_{j=1}^{3} \left(h_1(x_{2,j}) - h_i(x_{2,j+1})\right) g(X_{2,j})$$
$$(X_{2,j} = \{x_{2,1},\cdots,x_{2,j}\},\ h_i(x_{2,4}) = 0)$$
$$=(0.50 - 0.50)\times 0.1786+(0.50 - 0.40)\times 0.2802$$
$$+0.40 \times 1.0000$$
$$=0.4280$$

となる．

S_2＝「バラ」，S_3＝「菊」についても，同様の手順で計算を行うと，表２において「キー」，「フロッピィ」，「簡易度」の評価項目が，１つの「操作性」という評価項目で置き換えられることになる．その結果表６のようになる．

表６　ランク２を統合したときの評価値

機種	印　字	操作性	価　格	機　能
ゆり	0.80	0.43	0.60	0.70
バラ	0.85	0.59	0.70	0.55
菊	0.75	0.73	0.45	0.80

以上の操作をランク１についても同様に行うと，ランク０からみた評価値，つまり総合評価値を求めることができる．その結果を表７に示す．ただし，ファジィ測度には，λ＝０のλ-ファジィ測度を用いた．

表７　総合評価値

機種	ワープロの選定
ゆり	0.63
バラ	0.61
菊	0.76

以上のようにＨＦＩによるワープロの選定の意思決定は，総合評価値で最大値0.76の「菊」を選ぶべきであるという結果となる．

６．考察とむすび

評価基準が複雑で，かつ，評価に主観が含まれる問題に対しての意思決定法として，階層化ファジィ積分を提案した．この方法は，測度に確率測度を用いれば従来のＡＨＰに一致することから，ＡＨＰを特別な場合として含むより一般化された意思決定法という見方もできる．例えば，表８に示すように就職先の選定問題を考えてみよう．

表８　AHPとHFIによる就職先の選定

	Ａ　社	Ｂ　社	Ｃ　社
ＡＨＰ	0.4139	0.3985	0.1876
可能性測度	0.3844	0.4165	0.1991
必然性測度	0.4615	0.3751	0.1634
確率測度	0.4139	0.3985	0.1876

表８から評価値の順位を考えると，ＡＨＰ，必然性測度，確率測度は，Ａ社，Ｂ社，Ｃ社の順であるが，可能性測度では，Ｂ社，Ａ社，Ｃ社の順となる．特に，必然性測度はＡ社を他の測度よりも，よい評価値を算出した．これは測度の性質から，積極的な意思決定を行う場合は，可能性測度を用いた評価値からＢ社に選択し，消極的な意思決定を行う場合は，必然性測度を用いた評価値からＡ社を選択すべきであることを示している．

ここで，ＡＨＰによる評価値と確率測度を用いたＨＦＩによる評価値が，一致していることに気がつく．これは，このＨＦＩではファジィ積分にChoquet積分を用いているので，ファジィ測度に確率測度を用いると単純加重法と同じ演算となることから，ＡＨＰとまったく同じ演算を行ったことになるからである．つまり，ＨＦＩは，評価値に比率尺度を，重要度に確率測度を用いれば，ＡＨＰにもなるのである．

ＨＦＩでは，λ-ファジィ測度のλの値を連続的にかえることにより，楽観的な評価値から悲観的な評価値へと連続的に考えることができる（表９）*．

表９　λを変化させたときの総合評価値

λ	ゆり	バラ	菊
-1.00	0.7232	0.6421	0.8000
-0.75	0.6794	0.6235	0.7813
-0.50	0.6585	0.6151	0.7719
-0.25	0.6445	0.6096	0.7654
0.00	0.6341	0.6056	0.7603
0.25	0.6257	0.6025	0.7561
0.50	0.6187	0.6000	0.7526
0.75	0.6128	0.5978	0.7495
1.00	0.6077	0.5960	0.7467
1.25	0.6031	0.5943	0.7442
1.50	0.5991	0.5929	0.7420
1.75	0.5954	0.5916	0.7399
2.00	0.5920	0.5905	0.7380
2.25	0.5890	0.5894	0.7363
2.50	0.5862	0.5885	0.7346
2.75	0.5836	0.5876	0.7330
3.00	0.5811	0.5868	0.7316

既に示したように，λ-ファジィ測度は，λが小さい値のときは，楽観的な評価をし，λが大きいときは悲観的な評価をする．よって，表９から，比較的楽観的な評価を必要とするならば，評価値の順位は，「菊」→「ゆり」→「バラ」となり，悲観的な評価を必要とするならば，「菊」→「バラ」→「ゆり」となる．

本論文で提案したＨＦＩの長所や問題点および事例等については，さらに別の機会に報告する予定である．

ファジィ積分・測度と言語を用いたＰＳＦの解析手法

Analysis of the Causes of Error using a Fuzzy Integral Model and Natural Language

貞徳 洋輝　　松原 行宏　　長町 三生
Hiroki SADATOKU　Yukihiro MATSUBARA　Mitsuo NAGAMACHI
広島大学工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

あらまし　ヒューマンエラーの要因（PSF:Performance Shaping Factor）を解析することは、エラーによる事故・災害を減少させるために重要である。ＰＳＦは相互に依存しながらエラーに影響を与えているため、ファジィ積分・測度モデルによる解析手法が有効とされている。このモデルでは要因評価を数値で行っているが、要因の中には言葉で評価されるものがある。そこで本稿では、ファジィ積分・測度モデルに言葉による評価・処理を加えたＰＳＦ解析手法について提案する。また、この解析手法を用いて高所作業のＰＳＦ解析を行い、ＰＳＦの重要性や従属性について考察した。

キーワード　積分、測度、言語、ヒューマンエラー、ＰＳＦ

１．はじめに

近年、急速な技術進歩は機械の信頼性を高度に改善させたが、人間側の信頼性をほとんど改善しないまま取り残してきている。そのため、人間のちょっとしたエラーが大きな事故や災害を引き起こす可能性が増えてきたのである[1]。つまり、人間が含まれるシステムの信頼性・安全性を向上させるためには、ヒューマンエラーを少なくすることが必要になってきた。

ヒューマンエラーは、その時の精神状態、身体的状態、環境などさまざまな要因（ＰＳＦ：Performance Shaping Factor）[2]が複雑にからみあい引き起こされると考えられる。これらのＰＳＦを解析することによって、エラーを減少させる対策を立てることができる。しかし、ＰＳＦがエラーに対して独立には作用していない（加法的な働きをしていない）ことや各ＰＳＦ間の相互関係が複雑であることからＰＳＦとエラーとの関係やＰＳＦ間の関係のモデル化が非常に困難である。そこで、ＰＳＦ間の相互関係を表すことができるファジィ積分・測度モデル[3]を用いてＰＳＦ解析を行なう方法が有効とされている。このモデルでは各ＰＳＦのエラーに対する尺度を数値で扱っているが、ＰＳＦの中には定量的に扱いにくく言葉で表現した方が的確であるものがある。

そこで本稿ではファジィ積分・測度モデルに言葉による評価・処理を加えた解析手法について提案する。また、この解析手法を用いて高所作業時のエラーによる事故事例を解析し、その結果を基にＰＳＦの重要性や従属性について検討を行う。

２．ファジィ積分・測度とそのモデル

2.1 ファジィ測度

測度は一般にある全体集合Ｅの任意の部分集合Ａを正の実数値（≧０）に対応付ける関数であり、加法性を満たしている。一方、ファジィ測度はあいまいな対象を測る尺度であり、ある全体集合Ｅの部分集合をＡ、Ｂとすると、

$g(\phi)=0$、$g(E)=1$　　（有界性）(1)

$A \in B \in E \rightarrow g(A) \leq g(B)$　（単調性）(2)

といった２つの性質が仮定されているが、加法性は仮定されていない。したがって、$A \cap B=\phi$のときの$g(A \cup B)$と$g(A)+g(B)$の間の大小関係については一意に定まらず、以下の３通りの場合が存在する[4]。

優加法的・・ＡとＢの間に相乗作用がある。

$$g(A \cup B) > g(A)+g(B) \quad (3)$$

加法的・・ＡとＢは独立で相互作用なし。

$$g(A \cup B) = g(A)+g(B) \quad (4)$$

劣加法的・・ＡとＢはその属性の中に重複をもつ。（同じ特徴をもつ）または、ＡとＢの間に相殺作用がある。

$$g(A \cup B) < g(A)+g(B) \quad (5)$$

このようにファジィ測度はその非加法性によって部分集合間の相互作用（項目の組み合せによる効果）を表しているといえる。

2.2 ファジィ積分

ファジィ積分は、いくつかの項目をもつ評価対象をファジィ測度を用いて総合的に評価するための方法である。項目評価 $h(x_i)$ のファジィ測度 $g()$ によるファジィ積分は(6)式のようになる。

$$Z = \int h() g() = \max_{A \in E} \left[\min_{x_i \in A} \left[\{ h(x_i) \} \wedge g(A) \right] \right] \quad (6)$$

E：全体集合

A：部分集合

ファジィ積分は全体集合Eが有限であるとき、任意の関数hを

$$h(x_1) \geqq h(x_2) \geqq \cdots \geqq h(x)$$

のように大きさの順に並びかえ、それに応じてEの項目番号をつけ直すことによって、

$$Z = \int h() g() = \max[h(x_i) \wedge g(H_i)] \quad (7)$$

ただし、$H_i = \{x_1, \cdots x_n\}$

と表せる。

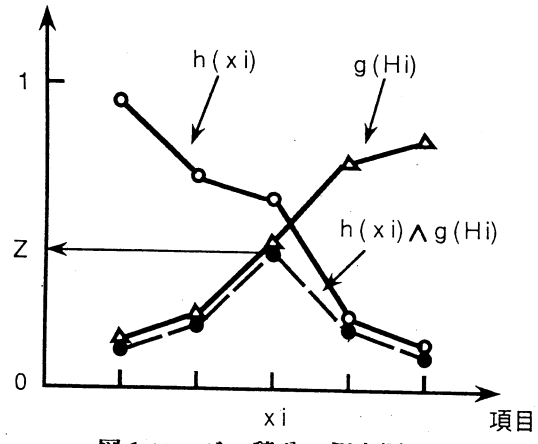


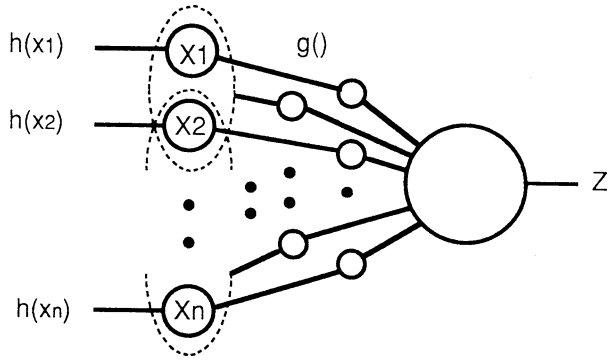
図1 ファジィ積分の概念図

このファジィ積分を計算するには、大きい順に並べ換えられた項目評価 $h(x_i)$ の順番に対応して作られるXのn個の部分集合を H_1、H_2、・・、H_n とすると、H_1、H_2、・・、H_n に対する重み $g(H_i)$ の値が分かればよい。図1のように項目評価 $h(x_i)$ は大きい順に並べ換えてあり、ファジィ測度 $g(H_i)$ は単調性があるために小さい順になる。その結果、積分値はzとなる。

2.3 ファジィ積分・測度モデル

ファジィ積分・測度モデル[3]は図2のような概念図で示すことができる。このモデルはある評価対象をいくつかの項目に分けて評価し、この項目評価 $h(x_i)$ から総合評価Zを得るモデルである。各項目の重み $g()$ はファジィ測度で表され、いくつかの項目の組合せに対しても重み（ファジィ測度）を与えることによって項目間の相互作用を表現することができる。

ファジィ積分は項目評価 $h(x_i)$ と各項目の重み $g()$ から総合評価Zを推定することである。また逆に、項目評価 $h(x_i)$ と総合評価Zのデータセットからファジィ測度学習同定アルゴリズム[5]（Fuzzy Measure Learning Identification Algorithm:FLIA）を用いて各項目の重み $g()$ を同定し、その対象の評価構造を解析することもできる。



x_i ：項目 $(i=1,2,\cdots,n)$

$h(x_i)$ ：項目の評価

E ：全体集合

$g()$ ：重み {ファジィ測度}

z ：総合評価

図2 ファジィ積分・測度モデル

3．言葉を用いたＰＳＦ解析手法

3.1 ファジィ積分・測度モデルの構築

ＰＳＦはエラーに独立に作用しているのではなくＰＳＦ間で相互作用しており、またその作用が複雑であることからファジィ積分・測度モデルは有効であると考えられる。そこで、このモデルを用いてヒューマンエラーの発生に影響を与えるＰＳＦのモデル化を行う。

図2において、項目評価 $h(x_i)$ をＰＳＦ評価とし、全体評価Zをエラー発生時の状態の悪さとする。この $h(x_i)$ とZのデータセットを数件収集し、これを基に各ＰＳＦとＰＳＦの組合せに対する重みである影響度 $g()$ をＦＩＬＡを用いて同定する。このようにしてモデルを構築することができる。

ＰＳＦ評価 $h(x_i)$ と全体評価Zは定量的に扱いにくく、言葉で表現した方が的確であるといったことから、本稿では言葉で評価する方法を提案する。言葉で評価された $h(x_i)$ やZは、図3のようなメンバーシップ関

数に変換し（h(xi)やZはすべて同じ形にする。）、次のような処理を行う。

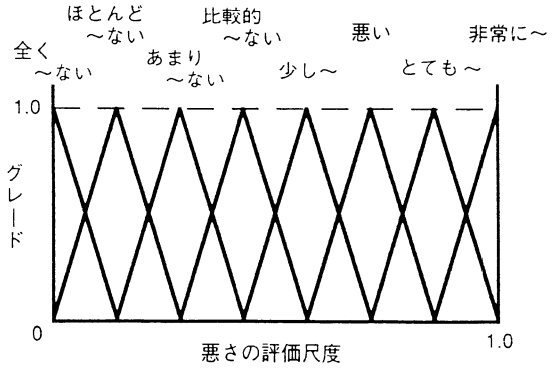


図3 ＰＳＦ評価のメンバーシップ関数

まず、評価値h(xi)やZのメンバーシップ関数をαカットし、影響度g()をαレベルごとに同定していく。そして、このようにして得られた影響度g()の重心値g'()を(8)式の重心法を用いて求め、これを代表値とする。

重心法

$$g'() = \frac{\sum_i (g_i() \times w_i)}{\sum_i w_i} \qquad (8)$$

3.2 ＰＳＦの重要性・従属性についての解析

同定した影響度g'()とg'()から求められる次のような係数をもとにＰＳＦの重要性や従属性を考察する。

影響度g'()は、他のＰＳＦの影響度との相対的な大小関係を表現している。この値が極端に小さいＰＳＦはその場の作業状態ではエラーに関して重要視されていないことを意味する。

また、次に示す係数は「ファジィ測度の非加法性は項目間の相互作用を表現することができる。」という解釈の基に、ＰＳＦ間の相互作用を示すことができる。

①結合係数：区間[-1, ∞]で２つのＰＳＦ間の相互関係を表現

$$\mu_{ij} = \frac{g'(x_i \cup x_j) - (g'(x_i) + g'(x_j))}{g'(x_i) \wedge g'(x_j)} \qquad (i \neq j) \quad (9)$$

$$\mu_{ij} = 0 \qquad (i = j) \quad (10)$$

$\mu_{ij} > 0$ の場合、x_iとx_jは優加法的である

$\mu_{ij} = 0$ の場合、x_iとx_jは加法的である

$\mu_{ij} < 0$ の場合、x_iとx_jは劣加法的である

②重複係数：μ_{ij}を区間[-1,1]の間に規格化した値

$$m_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{\mu_{ij} + 1} \qquad (\mu_{ij} > 0) \qquad (11)$$

$$m_{ij} = \mu_{ij} \qquad (\mu_{ij} \leqq 0) \qquad (12)$$

③重 複 度：x_jについて重複係数を平均した係数

$$\eta_j = (\sum_{i=1}^{n} m_{ij}^3) / n \qquad (j=1,2,\cdots n) \qquad (13)$$

$\eta_j > 0$ の場合、x_jは優加法的に働くＰＳＦ

$\eta_j = 0$ の場合、x_jは加法的に働くＰＳＦ

$\eta_j < 0$ の場合、x_jは劣加法的に働くＰＳＦ

④必要係数：ξ_jが1に近いほどx_jは必要であり、0に近ければx_jは必要でない。

$$\xi_J = 1 + \eta_J [1 - g(x_j)] \qquad (14)$$

$\eta_J = \eta_j \quad (\eta_j \leqq 0)$

$\eta_J = 0 \quad (\eta_j > 0) \qquad (j=1,2,\cdots n)$

4．ｹｰｽｽﾀﾃﾞｨ：高所作業時におけるＰＳＦ解析

4.1 高所作業時の事故解析の問題点

高所作業とは位置ポテンシャルが周囲と相対的に高い所での作業のことである[6]。この高所作業の特徴から次のようなエラー要因が考えられる。

・作業環境－仮設足場、階段、自動車の荷台、屋根などの上、作業床の開口部の周辺など、またはその環境とはしご、脚立などの道具との安全な関係
・不安、緊張－ちょっとバランスを崩すだけで墜落し、死亡や重傷にいたる危険があることによるもの
・作業意識レベル－比較的低い場所での作業は安全対策や行動が軽視されている
・経験・知識－現場の状況判断能力、現場教育
・感情－いらいら、怒り、怠惰
・ストレス、疲労など

高所作業では、短時間の作業が多いため安全が作業者の注意力、慎重さに依存されやすい。そのためＰＳＦも人間の内面的なものが多く、エラーとの因果関係やＰＳＦ間の相互作用が分かりにくい。また、これらのＰＳＦは定量的には扱いにくいものが多く、言葉による評価が的確である場合が多くある。よって、ファジィ積分・測度モデルや言語によるＰＳＦ評価が有効と考えられる。

4.2 解析対象及び解析方法

解析対象は、高所作業時のエラー事故事例（脚立、はしご、階段、やねなどから墜落、転倒した事例）57件である。

解析方法は、まず高所作業の状態の悪さに影響すると思われるＰＳＦを６つ選び、それぞれの事例における各ＰＳＦ評価と作業状態の悪さの評価（全体評価）を１人の解析者にしてもらう。このときＰＳＦ評価は“全く悪くない”から“非常に悪い”まで８段階（全

く悪くない、ほとんど悪くない、あまり悪くない、比較的悪くない、少し悪い、悪い、とても悪い、非常に悪い）の言葉を用いて評価する。

高所作業に影響を与えるＰＳＦ

a．作業環境の悪さ
b．道具の適合レベル
c．作業場面・状況の把握、判断の能力
d．知識・経験レベル
e．作業の意識レベル
d．作業に対するストレス・感情

総合評価：　エラー発生時の状態の悪さ

そして、このようにして得られた57件のｈ(x_i)とＺのデータセットをもとに影響度ｇ'()を同定する。同定した影響度ｇ'()と各係数から、ＰＳＦの従属性や重要性について考察する。

4.3 結果と考察

表１は評価データから同定した影響度ｇ'()とｇ'()から算出した重複度η、必要係数ξを示す。これらは相対的な尺度で、値が大きいものほど重要なＰＳＦであることを示す。

影響度ｇ'()では、ＰＳＦ-ｃ（状況把握の能力）が0.482と最も大きく、作業内容の把握が悪いとエラーにつながる可能性が最も大きいといえる。重複度ηは、０に近いほど加法的に影響することを意味する。最も０に近いのはＰＳＦ-ｆ（ストレス・感情）の-0.081で、平均的に他のＰＳＦと加法的な関係であることを示し、重要なＰＳＦであることが分かる。逆に-1に最も近いのは、ＰＳＦ-ｅ（作業の意識レベル）の-0.631で、他のＰＳＦと劣加法的な関係であることを示し、作業への意識は、潜在的に他のＰＳＦの悪さに影響を及ぼしている（他のＰＳＦの悪さと重複している部分がある）と考えられる。

表１　同定した影響度と各係数

PSF	影響度	重複度	必要係数
a	0.250	-0.513	0.615
b	0.353	-0.253	0.836
c	0.482	-0.269	0.861
d	0.100	-0.417	0.624
e	0.242	-0.631	0.521
f	0.195	-0.081	0.935

この影響度ｇ'()と重複度ηの係数を合わせて、このモデルに対してのＰＳＦの必要性を示したのが必要係数ξである。ＰＳＦ-ｆ（ストレス・感情）、Ｃ（状況把握の能力）、Ｂ（道具の適合レベル）は0.935、0.861、0.835と相対的に値の高くなっており、高所作業の状態の悪さには重要なＰＳＦとなっていると考えられる。

５．まとめと今後の課題

本稿では、エラー要因（ＰＳＦ）解析の手法としてファジィ積分モデルを用い、さらに言葉による評価・処理について提案した。また、この手法を用いて高所作業時のＰＳＦ解析を行い、ＰＳＦの重要性や従属性を考察した。その結果、高所作業においては作業状況の把握能力が最も影響するＰＳＦであり、またストレス・感情は他のＰＳＦよりも加法的な関係であるため重要なＰＳＦであることなどが定量的に表現できた。

しかし、同定した影響度などの数値はそれほど正確なものではなく、各係数の大小関係でＰＳＦの従属性や重要性は解析できる。また、言葉による解釈を加えることは解析者側にも理解しやすいと思われる。今後の課題として、各係数の評価尺度を設け、これに対応した言葉による解釈を用いた解析手法について考えていきたい。

参考文献

[1]A.D.Swain and H.E.Guttman, Handbook of Human Reliablity with Emphasis on Nuclear Power Plant Applications, NUREG/CR-1278(2nd draft), October, 1980

[2]林善男, 人間信頼性工学－人間エラーの防止技術－, 海文堂, 191/200, 1984

[3]鬼沢武久, 人的過誤の起こりやすさとFuzzy積分を用いたPerformance Shaping Factorのモデリング, 人間工学, Vol.22, No.2, 82/89, 1986

[4]室伏俊明, 菅野道夫, ファジィ測度論入門[Ｖ], 日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.4, 49/58, 1991

[5]K.Ishii and M.Sugeno, A Model of Human Evaluation Process Using Fuzzy Measures, Int.Journal of Man-Machine studies, Vol.22, No.1, 19/38, 1985

[6]西島茂和, 墜落・転倒事故の防止対策, 労働の科学, Vol.44, No.7, 17/21, 1989

問い合わせ先：〒724　東広島市鏡山1-4-1
広島大学工学部第二類管理工学研究室
貞徳洋輝
TEL.0824-22-7111(EXE.3481)
FAX.0824-22-7195

一　般　講　演　論　文

第1日：5月26日（火）

第 B 室

セッションＦＢ３　[制－実システム１]　司会　前田　幹夫（九州工業大学）

セッションＦＢ４　[制－実システム２]　司会　五百旗頭　正（㈱明電舎）

セッションＦＢ５　[制－実システム３]　司会　村上　周太（九州工業大学）

セッションＦＢ６　[制－実システム４]　司会　長岡　満（マツダ㈱）

セッションＦＢ７　[制－実システム５]　司会　奥田　徹示（大阪工業大学

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

クレーン自動運転へのファジィ制御の適用

Application of fuzzy control to automatic crane operation

右田　博久*　伊藤　潤**　乳井　直樹**　相川　文秀***　舞原　克己***　入江　康文***
Hirohisa Migita　Jyun Ito　Naoki Nyuui　Fumihide Aikawa　Katsumi Maihara　Yasufumi Irie

㈱富士電機総合研究所*
Fuji Electric Corporate Research and Development ,LTD

富士電機㈱**
Fuji Electric Co.,LTD.

川鉄鉄構工業㈱***
KAWADEN CO.,LTD.

あらまし：港湾、製鉄所、各種工場等の荷役作業に使用する天井クレーンの自動化において、目的位置に正確に且つ吊り荷の振れがないように到達させることが求められている。クレーンの自動化としては走行パターンを予め設定し、加減速時には吊り荷の振れ周期に合わせる等の手法が用いられている。しかし、運転初期及び搬送中の外乱による荷振れを止める手法、つまり外乱が加わった際の位置決めと振れ止めを両立させながらの搬送についての数学モデルによる解法には問題点も多い。今回、ファジィ制御をこの振れ止め、位置決め制御に適用し実機等によりその動作を確認したので報告する。

キーワード：クレーン、制御、位置決め、振れ止め

1．はじめに

港湾、製鉄所、各種工場等の荷役作業に使用する天井クレーンは高度な操作を要求されるものであり、経験ゆたかな熟練オペレータの手動操作により行われているのが現状である。さらに、３Ｋで代表される労働環境、熟練オペレータの高齢化等から人手不足の問題が挙げられ、自動化への要求が高まって来ている。しかし、その為には吊り荷を目的地に正確に且つ振れがないように如何に運ぶかが問題となる。クレーンの運転時、熟練オペレータは長年の経験により移動させる方向、速度をタイミングを見計らいながらうまく定位置に振れを出さないように移動させている。今回、この熟練オペレータ操作の中でクレーンを目的地近辺にきた際の位置決め、振れ止め部分にファジィ制御を導入し、シミュレーション及び実機によりその効果を確認したのでここに報告する。

2．クレーンの概要

今回用いた天井クレーンの概略図を図１に示す。

Ａ点から移動を開始し、Ｂ点までの移動を行う。この際、クレーン台車から目的地までの距離Ｘ、トロリーの現在速度Ｖ₀からクレーンの走行（横行）パターンを決定する。さらに吊り荷の振れ角θ、ワイヤーロープ長ℓの情報を加え、走行（横行）パターン別の速度指令値（又は加減速度）を求め、位置決め及び振れ止め制御を行なう。

また、振れ角検出器の構成を図２に示す。吊り荷のフック部分にトロリーから振れ角検出用のワイヤーロープを垂直に下ろし、カメラによりワイヤーロープの振れ幅を検出することにより振れ角を算出する。この振れ角検出器は横行、走行共に設定している。

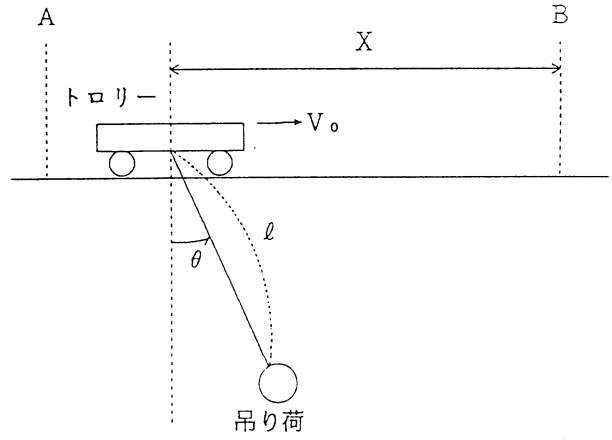


図１　クレーンモデル

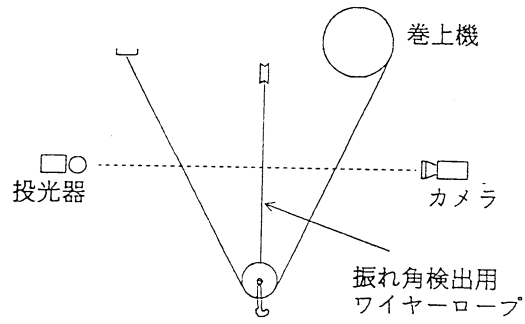


図２　振れ角検出器

3．制御方法

(1)基本制御パターン

図3に従来のクレーンの基本走行パターンを示す。

大きく分けて加速、定速、減速パターン部から構成されている。加速、減速パターン時にはワイヤーロープの振れ周期に合わせた制御を行い、初期振れ及び移動途中の外乱がないと仮定すれば、目的位置に到達した際に吊り荷の振れは無くなっているはずである。しかし、現実には初期振れ、機器のガタ、遅れ、摩擦等の要因があり、理想的な精密なモデルを作り、制御することは非常に困難である。仮にモデルを作成することができたとしても突風等の外乱に対しては何ら対応がなされないという欠点がある。

上記の問題を解決するためには、熟練オペレータが行っているように振れ角、目的地までの距離等の情報を用いた制御を行う必要がある。今回用いたクレーンの走行パターンを図4に示す。加速、定速振れ止め、減速、位置決め・振れ止めパターン部から構成されている。初期振れがある場合には定速走行時に抑え、それ以降に加わった外乱に対する振れは振れ止め・位置決めパターンにより制御を行なう。

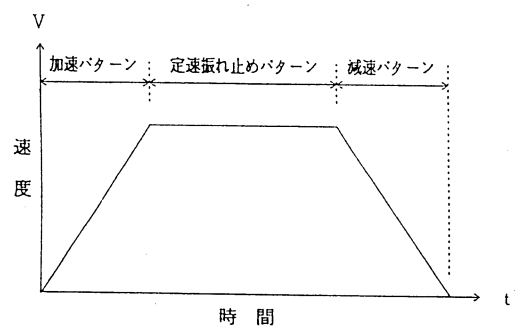


図3　従来の制御パターン

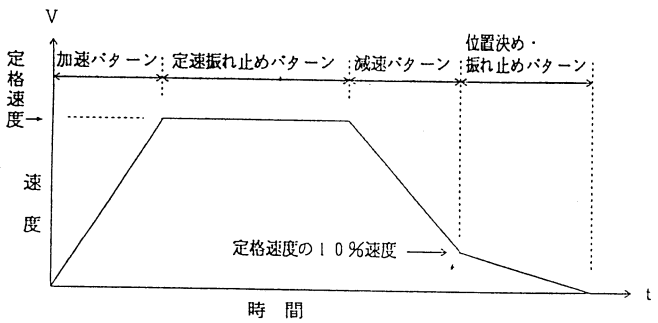


図4　本手法による制御パターン

(2)制御方式

図5に制御ブロック図を示す。目標位置、トロリー速度、トロリー位置、ワイヤーロープ長により制御モードが選択され、加速、高速振れ止め、減速、位置決め・振れ止めパターンが決定される。加速、高速振れ止め、減速パターンは設定速度演算部により演算され、位置決め・振れ止めパターンはデータ前処理部、ファジィ推論部により演算される。位置決め・振れ止め制御に関しては、ファジィ推論の入力としてデータ前処理部により算出された現在の振れを止めるのに必要な加速度と目標位置までの距離を入力としている。コントローラ部に対しては設定速度を出力する。

(3)ファジィ推論

位置決め・振れ止めを行う制御が最も難しく通常熟練者の知識を要する部分である。振れを抑えながら目的位置に近づけるという操作を必要とし、位置決めに適した操作と振れ止めに適した操作は一般的に一致するとは限らず、反対の操作を必要とする場合も多い。このような相反する操作を熟練オペレータは状況に応じて両制御を行っている。この熟練オペレータの操作を制御規則として表現する場合、加減速度を用いると制御規則のチューニング時にデータの解析に膨大な時間がかかることが予想された。このため、今回用いた手法はオペレータの操作出力である速度を制御規則として表現し、多少強制的に位置と振れを収束させるようにしたものである。これに用いたメンバーシップ関数、制御規則の一例を図6、図7に示す。

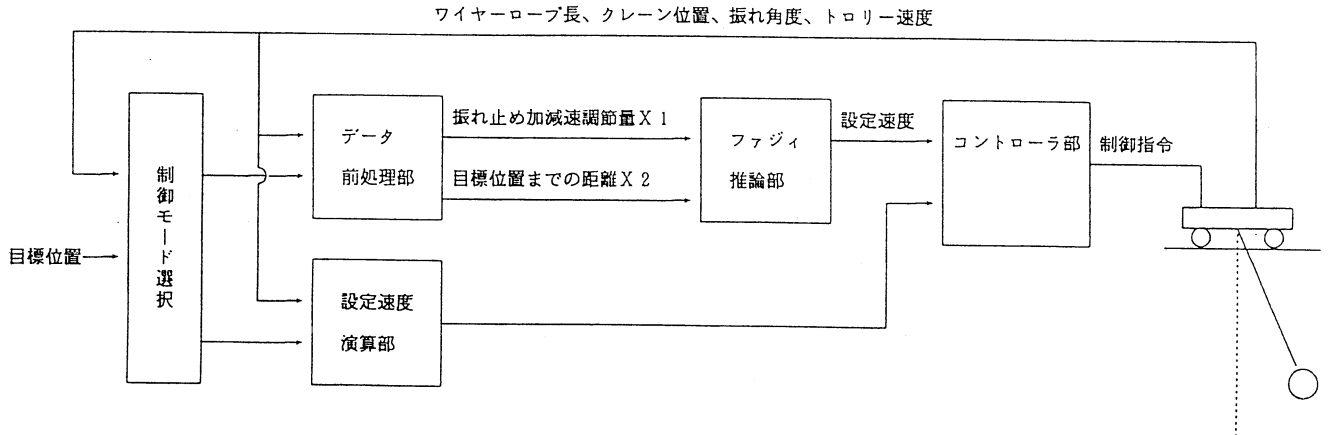


図5　制御ブロック図

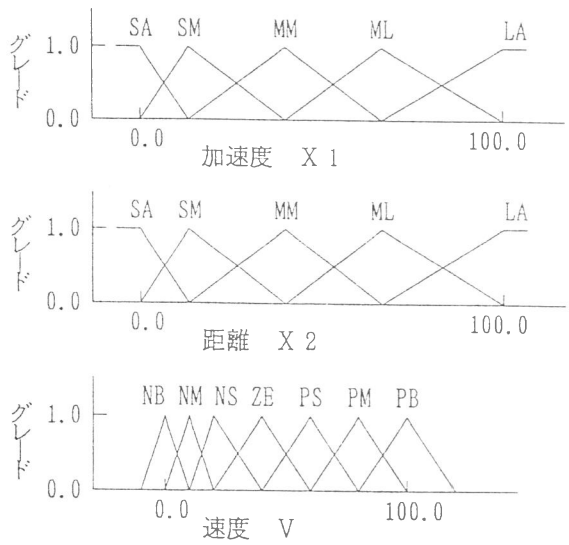


図6 メンバーシップ関数の一例

表1 制御規則の一例

1	IF X1=SA, X2=SA	THEN V=NB
2	IF X1=SM, X2=MM	THEN V=NS
・ ・	・ ・	・ ・
31	IF X1=LA, X2=ML	THEN V=PB

4．シミュレーションによる解析

以下に述べるクレーンのモデルは位置決め・振れ止めパターン時のみについて行い、制御周期0．1sec、最大加速度0．25m/sec²、モータの速度制御は一次遅れで近似した。

シミュレーションの条件として初期振れ角を2度、目的地までの距離を0．2mとし、ワイヤーロープ長を3m、6m、12mの各々について行った。ワイヤーロープ長の違いにより周期が異なるため短い方が収束は早いが、ワイヤーロープ長による固有周期の約2～2．5倍で収束した。また、初期振れ角を変動させても同様に収束することが分かった。図7、図8にワイヤーロープ長を6mとした際の例を示す。目的地近辺をふらつきながらも約2．5周期で収束している。

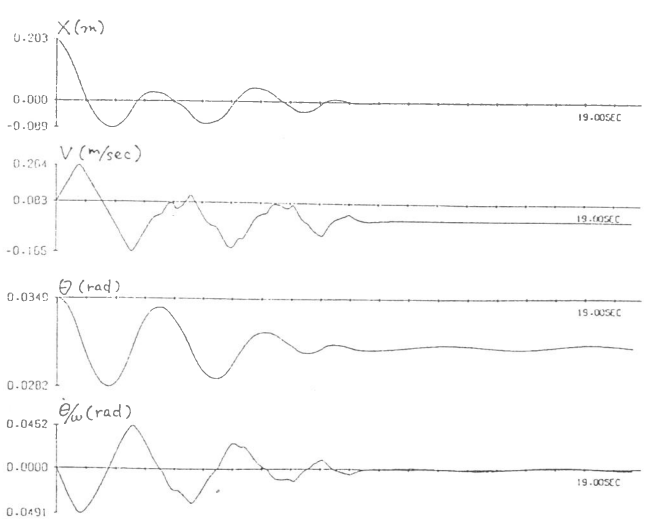


図7 位置決め・振れ止めシミュレーション結果

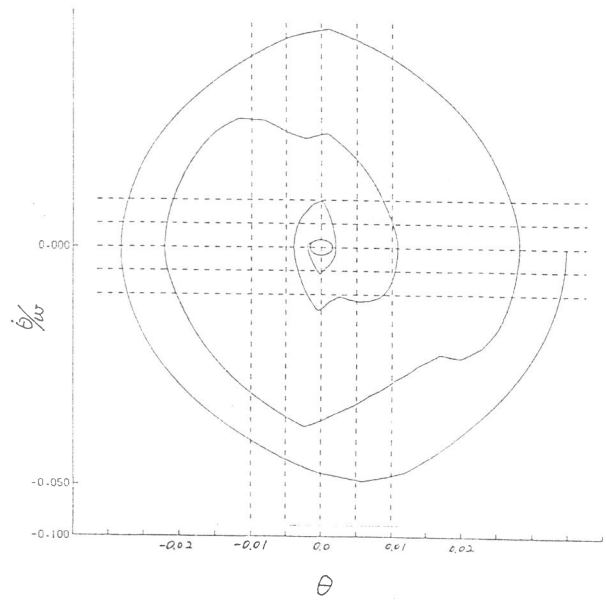


図8 振れ角に対する位相線図

5．実機運転結果

(1)設備仕様

今回用いたクレーンの写真を図9に示す。

クレーンの横行、走行の仕様は表2の通りである。

表2 クレーンの諸元

	横行	走行
移動距離（m）	25.0	150.0
定格速度（m/sec）	50.0	120.0
重量（t）	3.6	25.1

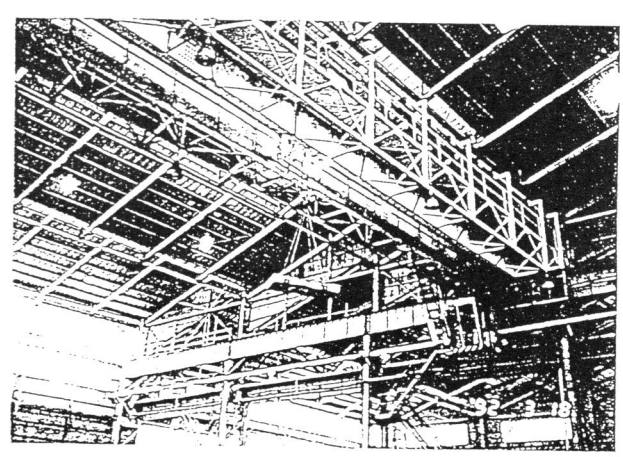


図9 クレーン外形図

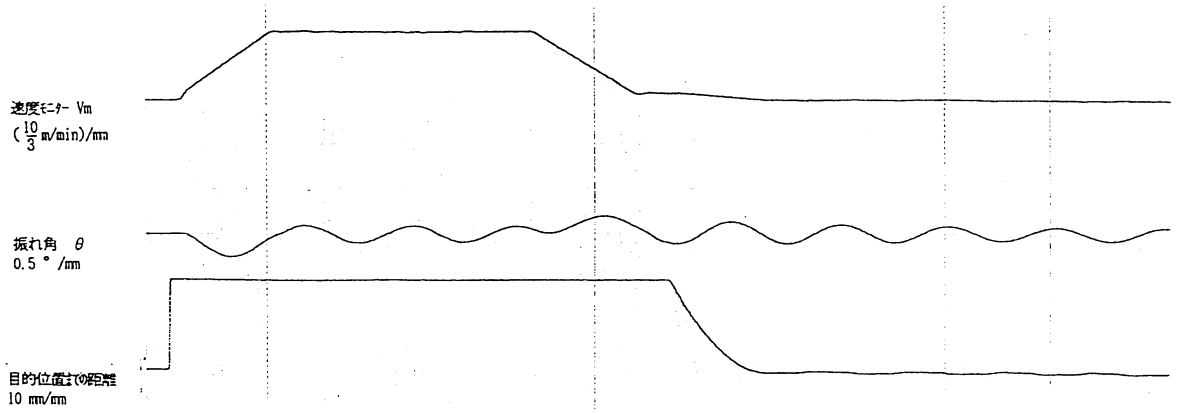


図１０　パターン制御による結果

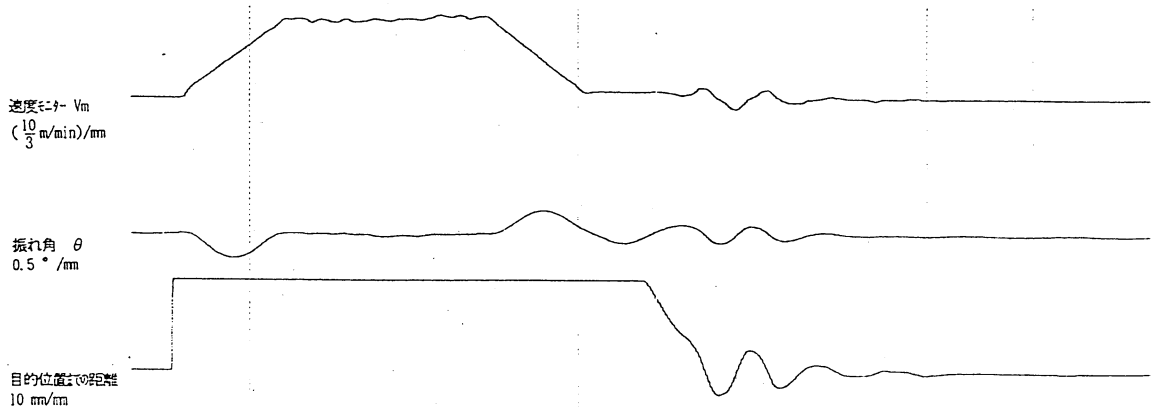


図１１　本方式を付加した結果

(2)運転チャート

図１０、図１１に実験結果の例を示す。ワイヤーロープ長６ｍ、減速パターンにより定速速度（定速振れ止めパターンに入る際の速度）の１０％に減速してから位置決め・振れ止めパターンに入ったものである。図中には上から順にクレーン速度、ワイヤーロープの振れ角、目標位置までの距離を示した。初期振れはなく、加速パターン、減速パターン時に振れを強制的に発生させるために加減速の時間をワイヤーロープ長３ｍの周期で行ったものである。図１０は定速振れ止め、位置決め・振れ止めの制御を行わず、全て事前に演算されたパターンにのみ従って制御したものであり、図１１は定速振れ止め、位置決め・振れ止めの制御を図１０のパターンに加えたものである。図１０では定速走行時に約±1.0度の振れが発生し最終的にも約±1.0度の振れが残っている。図１１では定速走行時に約±0.1度、最終的に約±0.1度以下の残留振れとなった。

(3)効果

クレーンのモデルを単純に作成し、パターンにそって制御しても機械の遅れや摩擦等の要因により残留振れが発生することも多い。今回の実験結果では強制的に振れを発生させ、位置決め・振れ止めの効果を確認した。位置決め・振れ止め制御時には目標位置、目標振れ角（0.0度）の前後でふらつき、振れも最大±1.0度発生しているが、固有周期（4.9秒）の約2.3倍程度で収束させることができた。

６．おわりに

クレーンの移動時における位置決め・振れ止めという熟練オペレータの操作にファジィ制御の適用を行った。位置決め・振れ止めという相反するような操作をファジィ制御により実現することを実機により確認することができた。

今後、さらに機器の能力に応じたクレーンシステムとしていきたい。

参考文献

(1) 菅野：「ファジィ制御」、日刊工業新聞社、東京（昭６３）

(2) 古川、川路、美多、原：「メカニカルシステム制御」オーム社、pp.189-212（昭５９）

(3) 菅野、伊藤、柳下、鬼塚：「汎用ファジィコントロールシステム」、富士時報、58、4（昭５９）

(4) 中島、村中、島田：「MICREX-F250ファジィ制御機能」、富士時報、63、10（平２）

旋回クレーンのファジィ制御

Fuzzy Control of Rotary Crane

森田 篤史　山田 新一　藤川 英司　鈴木 雄三
Atsushi Morita Shinichi Yamada Hideji Fujikawa Yuuzou Suzuki
武蔵工業大学 工学部
Fculity of Engineering, Musashi Institute Of Technology

あらまし　旋回クレーンの荷の運搬は，荷をロープで吊り下げ，ロープの支点を移動させて目標位置に運搬させるものである．そのため，移動終了後もロープ支点を中心とする荷の振れが残り，その振幅はクレーンの回転速度が速いほど大きくなってしまう．この荷の振れは作業の安全性や能率面からも望ましくないものであり，操縦者に頼らざるを得ないのが現状である．このため安全性や能率面の向上や旋回クレーン操縦者の負担の軽減といった点で旋回クレーンの自動化が望まれている．そこで，旋回クレーン自動化の手段として非線形性かつ複雑なシステムを制御するにあたって人間の経験や知識などを表現することのできるファジィ制御を導入し荷の振れ止めについてその有効性を発表する．

キーワード　制御，論理，推論，応用

1．はじめに

現在までに，荷の運搬制御方式は二段階加減速パターンが最適であることが知られている[1)]．しかし，実用的には動作中に速度，加速度（減速度）の変更ができない場合があり，そのような場合の旋回方向の振れ止めについてファジィ理論を用いた制御方法を考察する．

2．原理

旋回クレーンのモデル図をFig. 1に示す．また旋回クレーンにおける各パラメータを以下に示す．

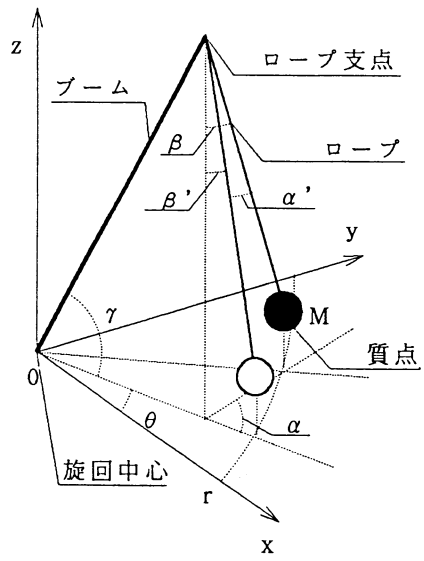


Fig. 1　旋回クレーンモデル図

（x，y，z）：質点座標

θ：旋回角	γ：起伏角
α：進み角	β：振れ角
α'：旋回方向の振れ角	
β'：半径方向の振れ角	
B：ブーム長	L：ロープ長
h：ブーム先端の高さ	r：ブームの旋回半径
F：ロープの張力	M：荷の質量
g：重力加速度	

また，Fig. 1の旋回クレーンの概略図に基づく運動方程式は，ロープを剛体，荷を質点と考えると，質点に働く力の各成分は次式で示される．

$$M\ddot{x} = -F\sin\beta\cdot\cos(\theta+\alpha) \quad (1)$$

$$M\ddot{y} = -F\sin\beta\cdot\sin(\theta+\alpha) \quad (2)$$

$$M\ddot{z} = -Mg + F\cdot\cos\beta \quad (3)$$

さらに，質点での各座標と角度の関係式は次式で示される．

$$x = r\cdot\cos\theta + L\cdot\sin\beta\cos(\theta+\alpha) \quad (4)$$

$$y = r\cdot\sin\theta + L\cdot\sin\beta\sin(\theta+\alpha) \quad (5)$$

$$z = h - L\cdot\cos\beta \quad (6)$$

ここで，振れ角βは非常に小さいものとすると，$\cos\beta \fallingdotseq 1$と線形近似することができる．よって(3),(6)式より，F＝Mgとなり質点の運動方程式は次式となる．

$$\ddot{x} = -(g/L)(x - r\cdot\cos\theta) \quad (7)$$

$$\ddot{y} = -(g/L)(y - r\cdot\sin\theta) \quad (8)$$

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

３．　旋回速度制御方式

天井走行クレーンの場合，振れ角αにおける荷の運動方程式はａを加速度とすると，

$$\ddot{\alpha} + (g/L)\,\alpha = a/L \qquad (9)$$

となる．また，αに関する一般解より次式が得られる．

$$(\dot{\alpha}/\omega)^2 + (\alpha - a/g)^2 = R^2 \qquad (10)$$

Ｒは初期条件できまる定数，$\omega = \mathrm{sqr}(g/l)$は荷の固有振動数である．(10)式で示される軌跡は，$(\dot{\alpha}/\omega, \alpha)$からなる位相面上で，加速時には（０，ａ／ｇ），減速時には（０，－ａ／ｇ）を中心とする円を，また定速時には原点を中心とする円を描く．旋回クレーンの場合，加速度はブーム先端の加速度$a = r\ddot{\theta}$となる．また，軌跡が円を描くのに要する時間は荷の固有周期に等しく，軌跡は左回りに移動する．

ここで，旋回クレーンの自動化を検討するにあたって，旋回中あるいは旋回終了後に荷の振れを抑え，かつ最短時間で荷役作業を終えることが望ましい．この旋回クレーン自動化の手段としては旋回動作により対処できるものとしFig.２に示す速度制御パターンを用いる．

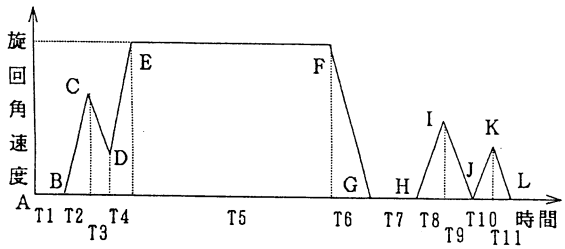


Fig.２　　旋回速度制御パターン

３．１　旋回開始時

旋回開始時に加速－減速－加速の区間を設け，最終的に最高速度まで旋回速度をあげる（Ｔ１～Ｔ４）．この区間によって旋回時間の短縮，かつ荷の振れを抑えることができる．

初期振れに関しては荷の状態をＴ１区間の直前でフィードバックしＴ２～Ｔ４の各区間を変えることにより対応できる．また，その位相面軌跡をFig.３に示す．

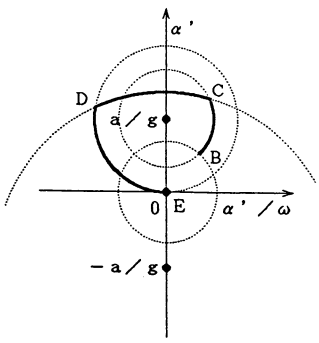


Fig.３　　位相面軌跡（旋回開始時）

３．２　旋回停止時

停止位置での荷の残留振れをおさえるために，加速－減速の区間を２回行う．また，荷の状態をＴ８区間の直前でフィードバックしＴ８～Ｔ１１の各区間を決定する．

ここでは旋回中の任意の時に停止することができない場合を想定し，Ｔ６区間での荷の振れに関係なく旋回角を一定にした．その位相面軌跡をFig.４に示す．

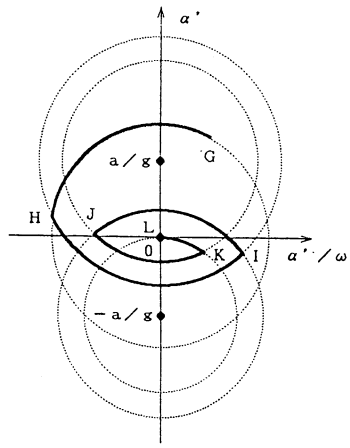


Fig.４　　位相面軌跡（旋回終了時）

４．　起伏角制御方式

初期振れに関して旋回動作停止時に半径動作を補助的に行うことによって起伏方向の振れを抑えることにする．この動作はロープ支点の上下の動作で，最終的には起伏角度を変えないように行う．その起伏速度制御パターンをFig.５に示す．

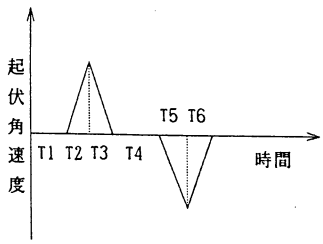


Fig.５　　起伏速度制御パターン

５．　ファジィ制御

制御パターンへのファジィ理論の適応を考える．振れ止め制御パターンは初期振れ，外乱がある場合にその振れに応じて変化する．つまり，荷の振れの状態により制御パターンを変えなければならないが，その状況ごとに計算し求めるのは荷の挙動の非線形性，時間的制限のため困難とされる．そこで，前もって制御パターンを定めておき，その場の状況に応じた制御パターンをファジィ推論により求めることにする．

振れの状況は位相面上の各点であらわすことが可能である．そこで，位相面をいくつかに分割し，それぞれの部分を代表する制御パターンを求める．位相面の分割はFig.６のように行い，この分割された各部分が，それぞれ一つの制御則を持つ．

振れ角速度＼振れ角	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	1	2	3	4	5
NS	6	7	8	9	10
ZE	11	12	13	14	15
PS	16	17	18	19	20
PB	21	22	23	24	25

Fig.６　位相面分割図

ファジィ制御では，制御則をＩＦ（前件部）ＴＨＥＮ（後件部）形式であらわす．前件部，後件部ともに言語ラベルを用いることにより，あいまいさを表現する．この言語ラベルとはＰＢ，ＰＳ，ＺＥ，ＮＳ，ＮＢで，ここでは振れ角および振れ角速度をこのラベルにてあらわす．また，後件部は旋回および起伏速度制御パターンにて示された各区間の時間となり実数値をとる．このことにより，Fig.５で示された各部分の制御則は

ＩＦ（振れ角　ＡＮＤ　振れ角速度）
ＴＨＥＮ（各区間の時間）

となる．

ファジィ理論では，普通のクリスプ集合と異なりファジィ集合が用いられる．このファジィ集合に含まれる程度はメンバシップ関数によりあらわされる．先に述べた言語ラベルとはファジィ集合のことである．各言語ラベルを定義するメンバシップ関数をFig.７に示す．ここでは制御出力が実数値であるので，振れの大きさに応じて連続的に制御パターンを変化させることが望ましいために連続型のメンバシップ関数を用いる．

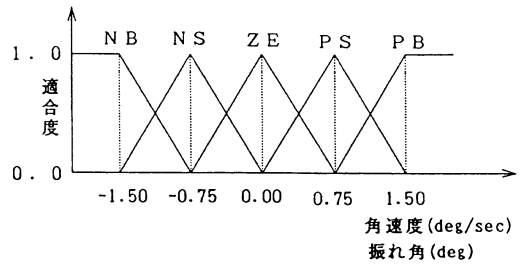


Fig.７　メンバシップ関数

また制御パターンの決定は荷の振れの状態（振れ角，振れ角速度）をフィードバックすることにより，そのときの位相面上の位置を求めることから始まる．次に各制御則に対する適合度を求める．これは，各制御則の前件部（振れ角，振れ角速度）の言語ラベルに対する適合度のうち，一番小さい値をとる．この前件部の適合度はメンバシップ関数から求める．そして，最終出力は，各出力にこの適合度の重みをつけ，重加平均をとることにより求める．またメンバシップ関数をμとすると各制御則に対する適合度は，

$$\mu 1(e) \wedge \mu 2(ec) \qquad (11)$$

（e：振れ角，ec：振れ角速度）と表せる．
よって，最終出力は次式で表せる．

$$OUTPUT = \Sigma(\mu_n \times O_n) / \Sigma \mu_n \qquad (12)$$

ここで，O_nは各制御出力，つまり，各区間の時間を示す．

６．　シミュレーション結果

本研究で用いるパラメータを以下に示す．

ブーム長　：　0.540　[m]
ロープ長　：　0.585　[m]
旋回速度　：　11.3　[deg/sec]
旋回加速度：　22.6　[deg/sec^2]
旋回減速度：　18.8　[deg/sec^2]
旋回速度　：　6.8　[deg/sec]
起伏加速度：　13.6　[deg/sec^2]
起伏減速度：　11.3　[deg/sec^2]
荷の自由振動周期：　1.535[sec]

また，制御結果の評価指標として以下の評価値を取り入れる．

$$E = 10 \times \int_a^b (\alpha'^2 + \beta'^2)\, dt \qquad (13)$$

a：旋回開始時間
b：旋回終了時間

６．１　初期振れなし

初期振れがない場合での目標旋回角１２０(deg)，起伏角４５(deg)一定とした場合における荷の振れ角特性をFig.８に示す．

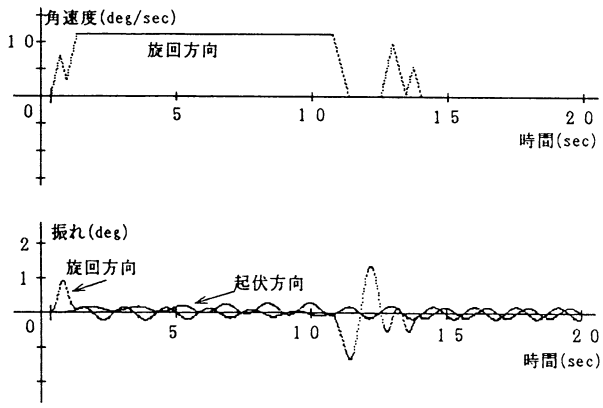
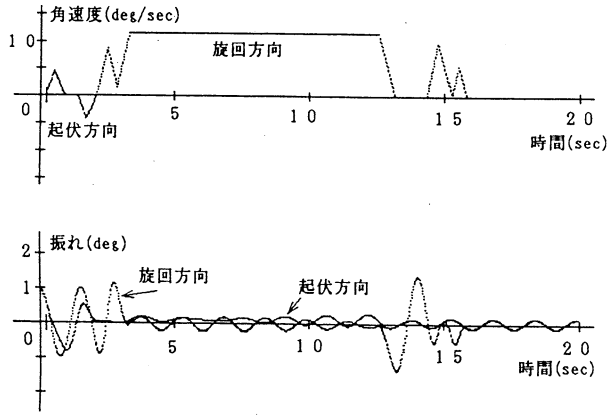


Fig.８　　振れ角特性　初期振れなし

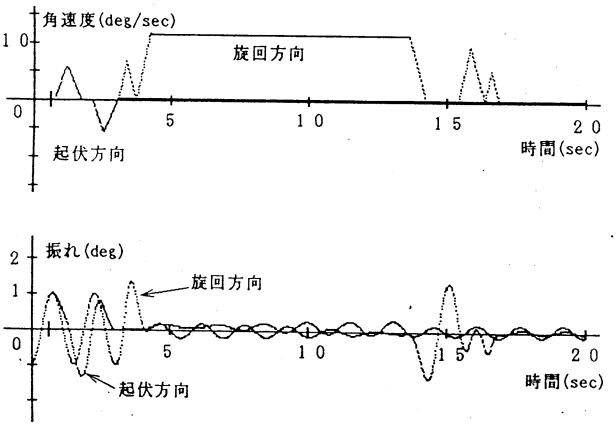
6．2　初期振れあり

初期振れがある場合（旋回方向，起伏方向にともに１．０(deg)，および－１．０(deg)の振れ）での目標旋回角１２０(deg)，起伏角４５(deg)一定とした場合における荷の振れ角特性をFig.９に示す．

また，目標旋回角６０(deg)，１２０(deg)について，二段階速度制御とファジィ制御における荷の残留振れ角および振れ角特性の比較をTable １に示す．



（ａ）初期振れ　旋回方向　　１．０(deg)
　　起伏方向　　１．０(deg)



（ｂ）初期振れ　旋回方向　－１．０(deg)
　　起伏方向　－１．０(deg)

Fig.９　　振れ角特性　初期振れあり

Table １　　荷の振れ角特性の比較

旋回角(deg)	初期振れ(deg)	二段階速度制御			ファジィ制御		
		残留振れ角		評価値	残留振れ角		評価値
		旋回方向(deg)	半径方向(deg)		旋回方向(deg)	半径方向(deg)	
60	0.00	0.07	0.09	13.5	0.08	0.10	38.0
120	0.00	0.06	0.08	19.5	0.15	0.17	46.3
60	1.00	1.43	0.37	60.8	0.09	0.10	58.0
120	1.00	0.42	1.36	108.0	0.14	0.17	64.5
60	-1.00	1.30	0.39	61.2	0.12	0.15	70.6
120	-1.00	0.31	1.37	111.9	0.06	0.17	74.1

7．　おわりに

今回示した速度制御パターンは，速度，加速度，減速度が限定され，リアルタイムでの制御ができない場合を想定している．旋回開始時および旋回停止時に荷の振れ状態をフィードバックしファジィ推論することによって旋回中あるいは旋回停止後の荷の振れを抑えることができる．

旋回開始時に加速－減速－加速の動作を設けることによって荷に与える慣性モーメントは大きく，初期振れがある場合においても荷の自由振動周期に関係なく荷の振れ止めが成され，加速－定速－加速の動作より短時間で最高速度まで達することができる．

旋回停止時では旋回中に外乱などが生じた場合に減速中に荷の振れを抑え，目標位置に正確に運搬するのは困難である．そのため本研究では加速－減速の動作を設け，この動作の直前に荷の振れの状態をフィードバックし評価することによって荷の振れを抑えかつ目標位置まで正確に運搬することができた．

本研究での制御方法は本研究で用いたパラメータのもとで二段階速度制御では初期振れあるいは外乱に対し対応できないのに対して，本研究での速度制御パターンにおいて，ある一点で荷の振れの状態をフィードバックしファジィ推論することによって各区間の時間を出力し，旋回中あるいは旋回終了後に荷の振れを抑え，目標位置に最短時間で正確に運搬できることがシミュレーションにて確認された．

また，本研究での速度制御方法について，実際の旋回クレーンの荷役作業に取り入れ検討し，旋回クレーンの自動化に向けて推進したい．

参考文献

１）井上　俊男，中住　晃，福島　弘一：クレーンの旋回制御シミュレーション，第三十回自動制御連合講演会，p65/68，(1987)

２）菅野　道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)

３）孟　洋，山田　新一，藤川　英司：旋回クレーン振れ止め制御へのファジィ制御方式の導入，平成二年電気学会全国大会講演論文集，13，p17，(1989)

問い合わせ先：〒１５８　東京都世田谷区玉堤
１－２８－１
武蔵工業大学　工学部　電気電子工学科
自動制御研究室
森田　篤史
ＴＥＬ　０３（３７０３）３１１１　ｅｘｔ３９１

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ニューロ・ファジィ最適制御による トレーラ・トラックの後退運転

Backer-Upper Control of a Trailer Truck by Neuro-Fuzzy Optimal Control

徳永　稔、　市橋秀友
Minoru TOKUNAGA,　Hidetomo ICHIHASHI
大阪府立大学工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

あらまし　与えられた評価関数を学習により最適化するファジィ最適制御を提案する。トレーラ・トラックの後退運転は、その非線形性と不安定性のために自動制御が困難であるとされてきた。本研究では、トレーラ・トラックの後退運転における軌道を、メンバシップ関数にガウス基底を用いたファジィモデルで表現し、ニューラルネットの学習法（最急降下法）によって近似的に評価関数を最小化する最適制御が実現できることを示す。

キーワード　ファジィ制御、トレーラ・トラック、ニューラルネットワーク、最適制御

1．はじめに

一般にファジィ制御[1]では、数式で表現された評価関数によらずに、人間の主観に頼って制御結果を評価する場合が多い。そのため、試行錯誤によりファジィルールの調整が行われる。ルールの調整をメタルールによって行う場合もやはり試行錯誤となる。現代制御ではなんらかの評価関数に照らして最適である制御が実現できるが、制御対象が線形システムの場合以外は、複雑なアルゴリズムや難解な理論を必要とする。非線形システムの状態方程式を平衡点のまわりでテーラー展開することによって線形化し、線形制御理論を適用する方法は、ほとんどのシステムに適用できるためよく用いられるが、あまり精度が良くない。また強い非線形性がある場合は適用が困難である。非線形システム理論の分野では、非線形システムを幾何学的アプローチによって線形化し、線形制御理論を適用する方法がある[2]。これは座標変換と非線形フィードバックを用いて厳密に線形化を行うもので、平衡点まわりで一次近似する従来の方法に比べて精度がよい。しかし、システムのモデリングの際に時間軸変換を用いるなどの工夫が必要であるとされている。

本研究では、ファジィ制御のルール調整を自動化するために、ニューラルネットと類似した学習法を取り入れたニューロ・ファジィによる最適制御を提案する。まず、簡単な線形システムに適用して、ほぼ理論解どおりの最適制御が得られることを示す。つぎに、非線形な不安定システムであり、従来から自動化が困難であるとされていたトレーラ・トラック[3]の後退運転に応用する。

D.H.Nguyenらによって、トレーラ・トラックの後退運転による車庫入れがニューラルネットにより自動化できることが報告されている[4]。これは、まずトレーラのモデルをエミュレータと呼ばれる多層型ニューラルネットに学習させ、つぎにコントローラのニューラルネットに状態フィードバック則を学習させるものである。この方法の利点は運動方程式などの数学モデルを必要とせずに、与えられた評価関数を最適化し、かつ終端条件を満たすフィードバック制御が可能なことである。しかし、実際に用いられている評価関数は終端条件と操作量だけに対する簡単なもので、最終的な車庫入れ状態での精度も悪い。

トレーラの後退制御に言語指示によるファジィ学習制御を応用した研究もある[5]が、スーパバイザを必要とする半自動化システムであり、評価関数を最適化する方式とは異なっている。さらに、非線形システム理論を応用して、トレーラの後退時の状態フィードバックによる直線軌道追従制御が実現されている[2]が、一回転して車庫入れさせるような強い非線形性の場合までは示されていない。

本研究では、最適軌道をガウス基底を用いたファジィモデル[6,7]で表現し、ニューラルネットの学習法（最急降下法）により、運動方程式に基づく近似的な最適制御を実現する。提案法は、トレーラの場合のように強い非線形性があるが、運動方程式が簡単でかつ既知である問題には有効である。

2．ニューロ・ファジィ最適制御

最適制御問題における状態ベクトルを$\mathbf{x}=(x_1, x_2, \cdots, x_n)'$とし、入力ベクトルを$\mathbf{u}=(u_1, u_2, \cdots, u_R)'$とすると、状態方程式は

$$\dot{\mathbf{x}}=\mathbf{f}(t, \mathbf{x}, \mathbf{u}) \qquad (1)$$

のように表される。′は転置を表す。制御開始時刻をt_1とし、そのときの状態$\mathbf{x}(t_1)$を初期状態、制御終了時刻

をt₂とし、そのときの状態 $\mathbf{x}(t_2)$を終端状態と呼ぶ。評価関数は制御されている間の$\mathbf{x}(t)$と$\mathbf{u}(t)$の時間経過を制御目的に照らして評価する積分部分と、初期状態や終端状態を評価する部分との和として、一般に

$$J=\int_{t_1}^{t_2}F(t,\mathbf{x}(t),\mathbf{u}(t))dt+G(t_1,\mathbf{x}(t_1),t_2,\mathbf{x}(t_2)) \quad (2)$$

のように表される。

最適制御問題は、状態方程式や境界条件を満たし、さらに他の拘束条件を満たす状態量$\mathbf{x}(t)$と操作量$\mathbf{u}(t)$のなかで、(2)式の評価関数Jを最小とするものを求めることとして定式化される。

本提案法では、制御対象における状態量 $x_1, x_2, \cdots, x_Q$ および操作量 $u_1, u_2, \cdots, u_R$のうちから、独立な M個の変数を選択し、この M個の独立変数それぞれについてファジィモデルを構築する。ただし、このときのファジィモデルの入力変数は時刻tのみであり、第m番目の独立変数$y_m(t)$に対する第k番目のファジィルールの条件部メンバシップ関数を

$$\mu_{mk}(t)=\exp\left(-\frac{(t-a_{mk})^2}{b_{mk}}\right) \quad (3)$$

とする。ここで、ルールの数を Kとし、第m変数第kルールの結論部実数値をw_{mk}として、第m番目の独立変数を次式のようにファジィモデルの出力として表す。

$$y_m(t)=\sum_{k=1}^{K}\mu_{mk}(t)w_{mk} \quad (m=1,2,\cdots,M) \quad (4)$$

このような独立変数のベクトルを $\mathbf{y}=(y_1,y_2,\cdots,y_M)'$ とする。つぎに、独立変数以外の状態量、および操作量を $y_1, y_2, \cdots, y_M$のみで表し、評価関数や状態方程式、さらに拘束条件式に代入して、 $y_1, y_2, \cdots, y_M$以外の変数を消去する。こうして得られる状態方程式や拘束条件を

$$\dot{\mathbf{y}}=\mathbf{f}(t,\mathbf{y}) \quad (5)$$

$$\mathbf{g}(t,\mathbf{y})=\mathbf{0} \quad (6)$$

$$\mathbf{h}(t,\mathbf{y})\leq\mathbf{0} \quad (7)$$

とすれば、ニューロ・ファジィ最適制御における評価関数Jは次式のように表すことができる。

$$\begin{aligned}J=&\int_{t_1}^{t_2}F(t,\mathbf{y}(t),\dot{\mathbf{y}}(t))dt\\&+\alpha\int_{t_1}^{t_2}\|\dot{\mathbf{y}}(t)-\mathbf{f}(t,\mathbf{y}(t))\|^2dt\\&+\beta\int_{t_1}^{t_2}\|\mathbf{g}(t,\mathbf{y}(t))\|^2dt\\&+\int_{t_1}^{t_2}H(\mathbf{h}(t,\mathbf{y}(t)))dt\\&+G(t_1,\mathbf{y}(t_1),t_2,\mathbf{y}(t_2))\end{aligned} \quad (8)$$

ただし、α, βはそれぞれ、評価区間 $[t_1,t_2]$における状態方程式および等式拘束条件に対する誤差が評価関数に寄与する重みづけを表している。また、 Hは不等式拘束条件が満たされているかどうかを評価するためのペナルティ関数である。

最急降下法に基づく学習則は

$$w_{mk}^{new}=w_{mk}^{old}-\tau\frac{\partial J}{\partial w_{mk}} \quad (9)$$

$$a_{mk}^{new}=a_{mk}^{old}-\tau\frac{\partial J}{\partial a_{mk}} \quad (10)$$

$$b_{mk}^{new}=b_{mk}^{old}-\tau\frac{\partial J}{\partial b_{mk}} \quad (11)$$

となる。ただし、τは正の学習係数で、試行錯誤的に決定する。

このパラメータ更新式を用いて、(8)式の評価関数Jの値が収束するまで学習を行うことにより、 (3),(4)式における $y_m(t)$を表すファジィモデルの未知パラメータを決定すれば、近似的に Jを最小にする解を求めることができる。

以上の手法で求めた最適解は、満足すべき拘束条件に対して必ず誤差を含んでいる。また、実際のシステムではモデルの近似や外乱の影響のため、フィードフォワード制御では最適軌道に追従するとは限らない。そこで、得られた最適軌道に対するフィードバック制御を用いる。

$\mathbf{x}^*(t)$, $\mathbf{u}^*(t)$を最適軌道と最適操作量、$\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{u}(t)$を実際の軌道と操作量とする。$\delta\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(t)-\mathbf{x}^*(t)$ が微小であるとして

$$\mathbf{u}(t)=\mathbf{u}^*(t)+P\delta\mathbf{x}(t) \quad (12)$$

なる線形制御則により、状態の最適軌道へ追従させる。ここで、Pはフィードバックゲイン行列である。

3．一次遅れ系の最適制御問題への応用

まず、簡単な線形システムの最適制御問題に前述のニューロ・ファジィ最適制御を適用する。

つぎのような加熱器を考える[8] 。一定の流量で液がタンクに流入し、同じ流量で流出していく。この間、ヒータによって熱が与えられているものとする。定常的な値からの流体温度のずれをx(t)、ヒータ入熱量をu(t)とする。このタンク内の液が完全に撹拌されているようなシステムに対する最適制御問題として、境界条件

$$x(0)=x_0, \quad x(T)=0 \quad (13)$$

を満足する関数x(t)のなかで

$$J(x(t))=\int_0^T\left\{x^2(t)+\left(\frac{dx(t)}{dt}+cx(t)\right)^2\right\}dt \quad (14)$$

を最小にする解を求める問題を考える。

この最適制御問題は、システムが線形で、評価関数が二次形式のいわゆるＬＱ問題であるため、解析的にその最適解を求めることができる[8] 。

この最適制御問題に対して、提案法では、まず

$$x(t)=\sum_{k=1}^{K}\mu_k(t)w_k \quad (15)$$

$$\mu_k(t)=\exp\left(-\frac{(t-a_k)^2}{b_k}\right) \quad (16)$$

とし、評価関数を

$$J=\int_0^T\{x^2(t)+(\dot{x}(t)+cx(t))^2\}dt$$
$$+s_0(x(0)-x_0)^2+s_Tx^2(T) \qquad (17)$$

と設定する。ただし、 s_0, s_Tはそれぞれ初期条件と終端条件に対するファジィモデルの誤差を評価するために用いる係数である。また

$$\dot{x}(t)=\sum_{k=1}^{K}\left(-\frac{2(t-a_k)}{b_k}\right)\mu_k(t)w_k \qquad (18)$$

となる。

学習則は(9)～(11)式に従い、c=1, x_0=10, T=4, K=10, s_0=100, s_T=100 として学習を行った。評価関数の計算にはシンプソンの数値積分公式を用いた。

シミュレーション結果を図1(a) の破線で示している。また、このときの操作量u(t)は u(t)=$\dot{x}$(t)+cx(t)より計算でき、それを図1(b) に破線で示す。どちらも実線で表した理論解（c=1, x_0=10, T=4）とほぼ一致している。

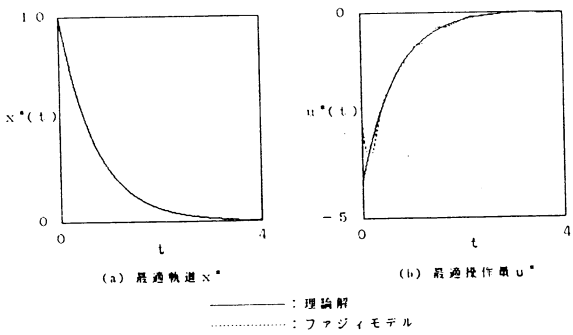


図1　理論解と提案法によるシミュレーション結果との比較

4．トレーラ・トラックの後退運転への応用

トレーラ・トラックの後退運転は、あらゆる初期状態から後退のみを許容して、トレーラを等速度で直線軌道に追従させる非線形で不安定な制御問題である。しかし、与える初期状態によっては有限時間内では追従できない場合がある。また、追従できる状態の中にも、早めに追従すべき状態や、回転して追従すべき状態も存在する。

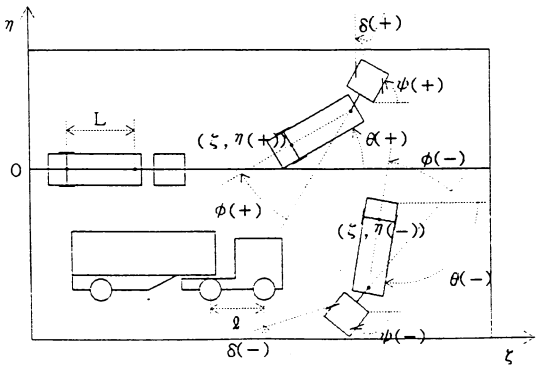


図2　トレーラ・トラックシステム

トレーラ・トラックのモデルと座標系を図2に示す。

トラックは前輪操舵後輪駆動型とし、一定の極低速度 v で後退するものとする。このとき、トレーラ・トラックの運動方程式は、ステップ時間 Δtを微小であるとして幾何学的につぎのような差分形で与えられる。

$$\phi[i+1]=\phi[i]+\frac{v\Delta t\cdot\tan\delta[i]}{\ell} \qquad (19)$$

$$\theta[i+1]=\theta[i]+\frac{v\Delta t\cdot\sin\phi[i]}{L} \qquad (20)$$

$$\zeta[i+1]=\zeta[i]+v\Delta t\cdot\cos\phi[i]\cdot\cos\frac{\theta[i+1]+\theta[i]}{2} \qquad (21)$$

$$\eta[i+1]=\eta[i]+v\Delta t\cdot\cos\phi[i]\cdot\sin\frac{\theta[i+1]+\theta[i]}{2} \qquad (22)$$

$$\phi[i]=\phi[i]-\theta[i] \qquad (23)$$

ここでは、状態量としてϕ, θ, ηを考え、操作量をδとする。この四つの変数は、上記の差分方程式からすべてϕのみで表すことができる。すなわち

$$\theta[i]=\theta_0+\sum_{n=0}^{i-1}\left(\frac{v\Delta t\cdot\sin\phi[i-1-n]}{L}\right) \qquad (24)$$

$$\eta[i]=\eta_0+\sum_{n=0}^{i-1}\left(v\Delta t\cdot\cos\phi[i-1-n]\cdot\sin\frac{\theta[i-n]+\theta[i-1-n]}{2}\right) \qquad (25)$$

$$\delta[i]=\tan^{-1}\left(\frac{\ell\cdot(\phi[i+1]-\phi[i]+\theta[i+1]-\theta[i])}{v\Delta t}\right) \qquad (26)$$

ここで、θ_0, η_0はそれぞれθ, ηの初期状態であり、(25), (26)式における$\theta[i]$は(24)式で表される。

したがって、トラックの向きとトレーラの向きとの相対角度ϕのみを

$$\phi[i]=\sum_{k=1}^{K}\mu_k[i]w_k \qquad (27)$$

$$\mu_k[i]=\exp\left(-\frac{(i\Delta t-a_k)^2}{b_k}\right) \qquad (28)$$

とファジィモデルで表し、これを(24)～(26)式に代入すると、有限時間区間[0, NΔt]における二次形式評価関数Jは未知変数がw_k, a_k, b_kだけの次式のような関数となる。

$$J=\sum_{i=0}^{N-1}(q_1\phi^2[i]+q_2\theta^2[i]+q_3\eta^2[i]+r\delta^2[i])$$
$$+s_0(\phi[0]-\phi_0)^2+s_1\phi^2[N]+s_2\theta^2[N]+s_3\eta^2[N] \qquad (29)$$

ただし、ϕ_0はϕの与えられた初期状態である。また、q_1, q_2, q_3, rはそれぞれ$\phi[i]$, $\theta[i]$, $\eta[i]$, $\delta[i]$が評価関数Jに寄与する重みづけを表しており、s_0, s_1, s_2, s_3はそれぞれ初期条件と終端条件に対する誤差を評価するために用いる定数係数である。

学習則は (9)～(11)式に従い、各パラメータを表1のように与えて学習を行った。なお、時間軸に関しては制御開始時刻を0とし制御終了時刻が1となるように規準化した。図3にシミュレーション結果を示す。

表1　学習における各パラメータの値

τ	0.000001	K	15
q_1	0.01	ℓ	2.8〔m〕
q_2	0.1	L	5.5〔m〕
q_3	0.0001	v	-1.0〔m／s〕
r	0.01	Δt	2.0〔s〕
s_0	1000.0	N	50
s_1	100.0	ϕ_0	0.0〔°〕
s_2	100.0	θ_0	-135.0〔°〕
s_3	0.01	η_0	10.0〔m〕

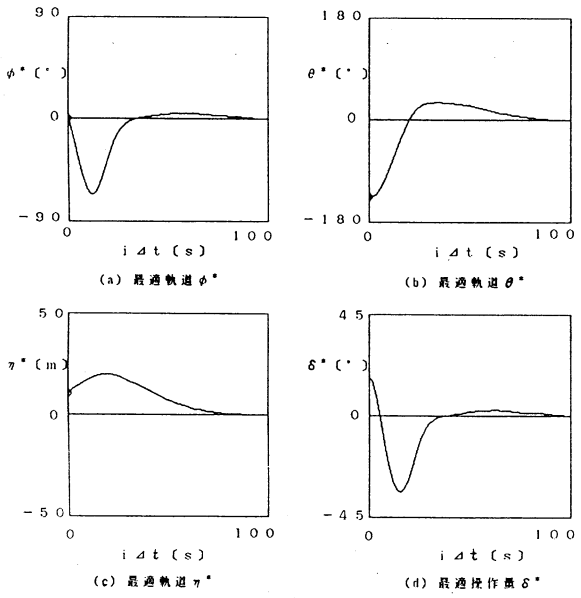


図3　表1のパラメータ値でのシミュレーション結果

つぎに、得られた軌道に追従させるフィードバック制御によって、トレーラが目標軌道に近づいていく様子（シミュレーション）を図4に示す。

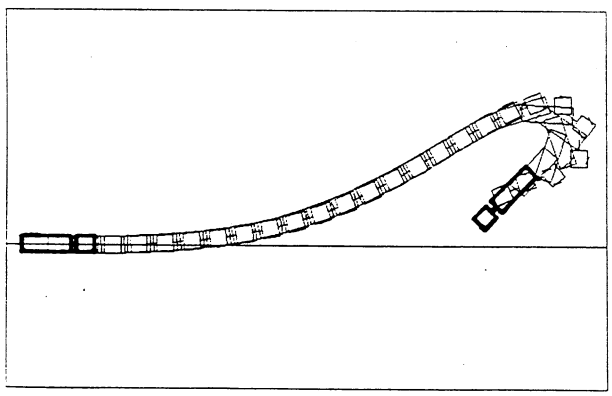


図4　得られた最適軌道に追従するトレーラ・トラックの制御軌跡

また、表1の評価関数の重みを $q_1=r=0.001$, $q_2=0.01$, $q_3=0.0001$, $s_0=s_1=s_2=1000.0$, $s_3=1.0$と変更して学習を行った結果を図5に示す。

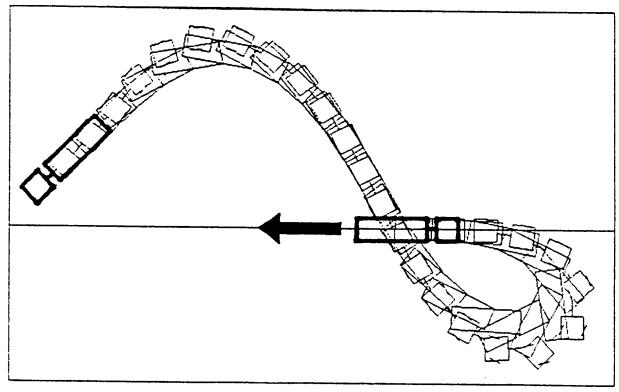


図5　評価関数の重みを変更した場合

本手法により、これまで実現が困難と考えられていたトレーラ後退時の最適制御（車庫入れ制御に応用可能）が比較的容易に実現できた。

5．おわりに

本研究では、ガウス基底をメンバシップ関数として用いたニューロ・ファジィモデルを最適制御問題に適用し、その有効性を一次遅れ系およびトレーラ・トラックシステムにより検討した。提案法はニューラルネットワークモデルを用いた方法のような実機による学習や、非線形システム理論（幾何学的アプローチ）におけるような解析的手法を必要としない、モデルに基づくファジィ制御である。

本手法によって求められる軌道や操作量の最適性はあくまでも近似的なものであるが、種々の最適制御問題に対して、比較的簡単なアルゴリズムでかなり良好な結果が得られるものと思われる。

本研究では、積分形式の評価関数を直接的に最小化する定式化を行ったが、変分法に基づく最適化も可能であり、種々の非線形最適制御問題に適用し、その有効性を検討することが今後の課題である。

参考文献

[1] 菅野：ﾌｧｼﾞｨ制御，日刊工業新聞社（1988）

[2] M. Sampei, T. Tamura, T. Itoh and M. Nakamichi : Path Tracking Control of Trailer-Like Mobile Robot ; Proc. of IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Osaka, 193/198 (1991)

[3] 景山，景山：自動車力学，理工図書（1984）

[4] D. H. Nguyen and B. Widrow : Neural Networks for Self-Learning Control Systems ; IEEE Control Systems Magazine, April 1990, 18/23 (1990)

[5] 朴，菅野：言語指示によるﾌｧｼﾞｨ学習制御；第7回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集，619/622（1991）

[6] 市橋，中田：階層的ﾌｧｼﾞｨﾓﾃﾞﾙによる誤差逆伝播学習；SICE関西支部ｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集，131/136(1990)

[7] H. Ichihashi : Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network ; International Fuzzy System Association Fourth World Congress, Brussels, Belgium, vol. Eng., 49/52 (1991)

[8] 嘉納：ｼｽﾃﾑの最適理論と最適化，ｺﾛﾅ社（1987）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

無人ヘリコプタのための階層型ファジィ制御システム*
A hierarchical structured Fuzzy controller for unmanned helicopter.

菅野道夫 Michio Sugeno
西野 順二 Junji Nishino
三輪 英昭 Hideaki Miwa

東京工業大学 システム科学専攻 菅野研究室
Tokyo Institute of Technology, Dept of Systems Science

あらまし：本システムの目的は、無人ヘリコプタの制御である。非線形性、不安定性、軸間干渉などをもつヘリコプタに対し、パイロットの巧妙な操縦方法をファジィ制御を用いて自動化し、無人ヘリコプタを制御することを試みた。そのために制御系を階層化し、シミュレータ上で良好な結果を得た。また、実機実験系にも適用しその結果をデモ飛行を通じて検証した。
キーワード：制御、不安定系、階層構造

1 はじめに

無人ヘリコプタはその機動性の高さのため、山間部での調査や海難救助活動など広く使われている。しかし、その操縦の難しさのためパイロットを確保するのが困難である。そこで、パイロットの負担を軽減するため、ヘリコプタの自動制御の研究がなされてきた。

ヘリコプタは特徴ある形状を持ち、特徴ある飛行が可能である。一方で、非線形性や不安定性、軸間干渉といった特徴を持ち数理的な解析、制御が困難となっている。とくに、状態変数・操作変数が多い点、及び飛行形態が多岐に渡り動特性が大きく変化する点が大きな問題となっている。

本研究では、ファジィ制御を用いて無人ヘリコプタの制御を行なった。制御系の構造として階層型構造化ファジィ制御システムを提案した[4]。これは、飛行形態で変わるヘリコプタの動特性に応じて、上位側のモジュールと下位側のモジュールが有機的に作用し合うようになっている。モジュール化しているため、すっきりした多入力多出力の制御系となっている。制御実験の結果、巧妙な飛行制御を行なうことができ、大胆な飛行ができるようになった。実験システムには、産業用無人ヘリコプタを用いて各種のセンサを搭載し、制御実験を行なった。

*本研究は科学技術振興調整費「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」による

2 ヘリコプタ

ヘリコプタについて

本論文で対象とするヘリコプタはシングルロータヘリコプタと呼ばれる構造のものである。これはメインロータで推力を発生し、テールロータでバランスをとっている。機体は3軸6自由度を持ち、自由な運動をすることができる。このとき、ヘリコプタを一定の状態に保ち操縦するためには飛行状態や風、機体重量などの数多くの要因を考慮した上で平衡状態(トリム)を見つけなければならない。このような平衡状態などに関して、ヘリコプタの解析については文献[1]に詳しい。

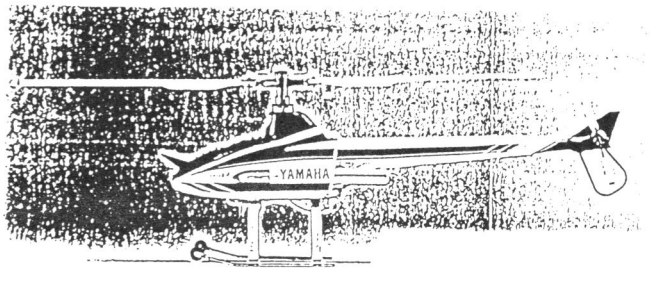


図 1: YAMAHA:R-50

多自由度で変数が多く、平衡状態も大きく変わるため、制御のための数理モデルを構成するのが難しい。また、飛行体という対象のため空力特性を求めなければならず、これも数理モデルを作る上での問題点となっている。

各種の飛行

ヘリコプタは以下のようなさまざまな飛行状態 (飛行モード) をもっている。

- ホバリング
- ホバリング前進、側進、後進
- ホバリングターン
- フレアによる急停止 …など、、

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

また、飛行状態を切替えると、その時に予想されなかった挙動が現れることがあり機体の動きがスムーズとなるような飛行状態の切替が必要である。

3 無人ヘリコプタのための階層型構造化ファジィ制御

無人ヘリコプタの制御系として、階層型構造化ファジィ制御システムを提案する。階層型なのはヘリコプタの持つ動特性と平衡状態が変化するという性質に対応するためである。また、ファジィ制御を用いたのは、ヘリコプタの数理モデルが変動的でかつ複雑で求めにくいからである。

制御規則はヘリコプタの操縦マニュアル [2] と実際に操縦した経験をもとにプロトタイプを構成した。これをシミュレータ上で検証しつつ、構造の決定を行なった。この構造の構成過程でもっとも重要な点が飛行モードであった。

ファジィ制御器の構造

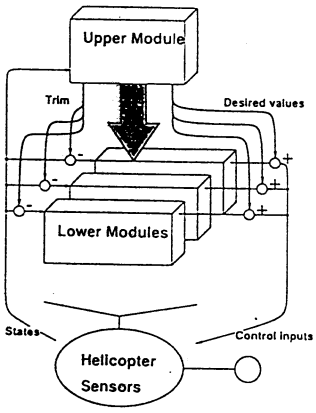


図 2: 階層型構造化ファジィ制御システム

制御器の概要を図 2に示す。制御器は階層構造をなしている。階層は二段階であり、上位モジュールと下位モジュール群に分けられる。

上位モジュール　上位モジュールは、命令と現在の機体状態から適切な下位モジュールを選択する管理のためのモジュールである。その他には、下位モジュールの働きだけでは実現が難しいフィードフォワード的な制御、シーケンシャルな制御も受け持つ。下位モジュールの管理だけではなく、操作量や制御量の補正を加えることも行なう。

下位モジュール　下位モジュールは、目標とする飛行モードの動作をさせるための制御器である。各モジュールはそれぞれ一つの飛行モードを受け持つ。そこで、飛行モードの名をつけて呼ぶ。例えば、ホバリング・モジュール、ストップ・モジュールなどがある。ホバリング・モジュールの場合、機体の姿勢ずれと速度をゼロにして位置を一定に保つ制御を行なっている。

下位モジュールの構造

この制御システムの特徴は飛行モードに応じたたくさんの下位モジュールからなる点にある。下位モジュール群のうちもっとも基本となるホバリング・モジュールを例に説明する。ホバリング・モジュールを図 3に示す。ホバリングは、4 つの操作量の制御で行なわれる。

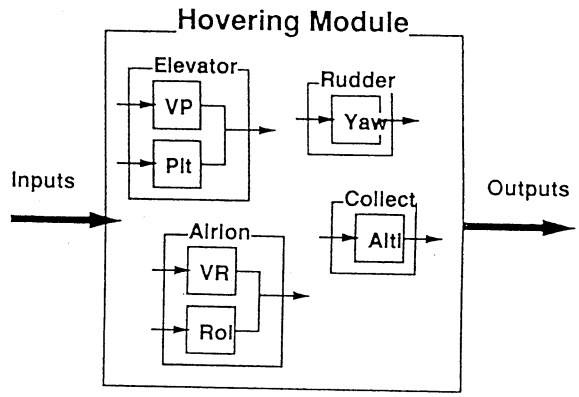


図 3: モードモジュールの例

る。そこで、それぞれに対応した 4 つのモジュールから構成されている。また、操作量はそれぞれいくつかの状態量を入力として決められる。そこで、その入力に応じたサブモジュールに分けられている。たとえば、前後の傾きの操作である ELEVATOR は P-ANGLE と P-VELOCITY (姿勢角と速度) によって定められるので 2 つのサブモジュールからなり、方位の操作である RUDDER モジュールは HEAD-ANGLE 1 つのサブモジュールでできている。

サブモジュール　下位モジュールを構成するサブモジュールはそれぞれファジィ制御規則の集まりである。

たとえば、前後の姿勢角を制御する P-ANGLE サブモジュールは以下のような 9 つの規則からなっている。

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

ここで、Pは姿勢角、ΔPはその変化分 (各速度) であり、スケーリング・ファクタにより正規化されている。後件部 E_i はシングルトンで推論法は簡略化法を用いている。

動的なモジュールの管理

モードに応じた制御モジュールを構成していくと、ルール数の増大、実行プログラムの膨張という問題がおこる。この問題に対処するため、モジュールの再利用と動的なモジュールの管理を行なった。

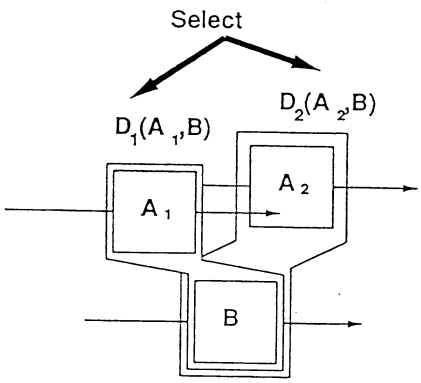


図 4: 動的なモジュール管理

図 4は動的に管理されるモジュール D について説明したものである。サブモジュールとして、A_1, A_2, B があり、モジュール D_i は A_i と B の組合せでなり立っている。この時、サブモジュール B は D_1, D_2 のどちらにも含まれている。図のように時によって選択・共有することによって、システム全体の大きさを減少させることができる。

設計面でも利点がある。すでにモジュール D_1 がある時に、D_2 を作ることを考える。このときモジュール D_1, D_2は共通部分 B を持っているので、設計するのは A_2だけで良い。特に A_2, A_1が互いに類似している場合には、この A_2 も A_1 との違いだけを考慮すれば良いので設計の工程が減少する。たとえば、ホバリングのモジュールを作成した後に前進のモジュールを作る場合を考える。このときは前後方向に関するモジュールだけが互いに異なり、左右や方位、上下のモジュールはそのままで良いことになる。この様子を図 5に示す。

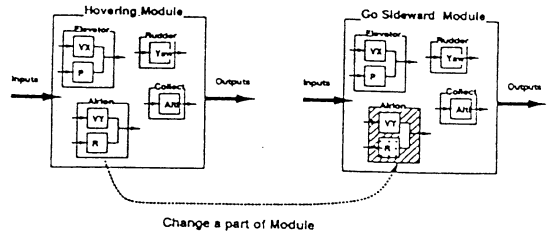


図 5: モジュール作成の省力化

フィードフォワード動作について

フィードフォワード動作もヘリコプタ操縦の上で重要である。たとえば、無人ヘリコプタ特有の運動としてフレアによる停止がある。この操作は停止時に大きく機体を傾けて減速し、揺り返しが起こらないように素早く姿勢を戻して停止する動作である。特に姿勢を戻す操作は、制御対象に関する知識をもとにしたフィードフォワード的制御といえる。図 6のフレア停止の状態遷移を示す。

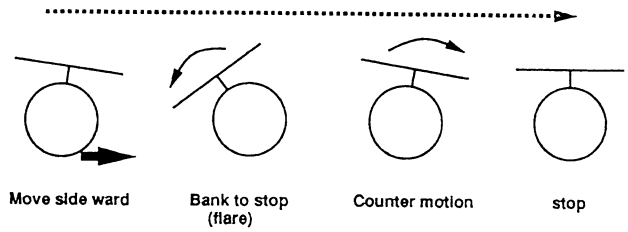


図 6: フレア停止の状態遷移

4 実験

作成した階層型構造化ファジィ制御系を、シミュレータと実機実験系を用いて行なった実験で検証した。

シミュレータ実験

実験系の概要

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

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

実験:結果

シミュレータ実験では、ホバリング、前後左右移動、フレア停止、ホバリングターンを行なった。すべてに

ついて良好な制御結果が得られた [4], [3]。

ここでは初期外乱を与えた状態からのホバリング・モードの制御結果を 7に示す。

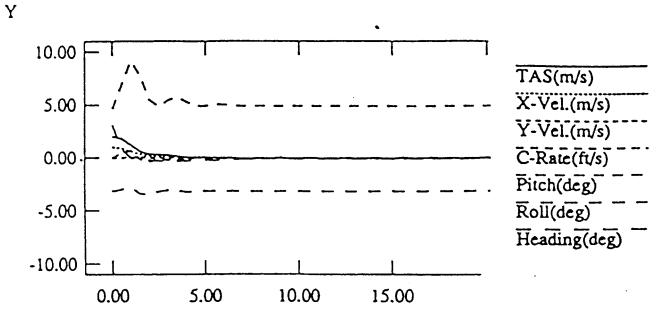


図 7: ホバリング：初速度 1m/sec

実機実験

階層型構造化ファジィ制御系をマイクロコンピュータを用いて実現し、無人ヘリコプタを用いて制御系の有効性を確認する実験を行なった。

実験系の概要

実験系のシステム構成を図 8に示す。使用した機体はヤマハ発動機製の産業用無人ヘリコプタ R-50 である。全長は 3580 mm でペイロードは 20 Kg ある。

センサー信号は有線で送られる。高度、上昇速度を除く 10 の信号を計測し、3 つの操作量を出力する。

実験場は屋外で、やや強めの風が吹く状態であった。制御には NEC PC-9801 を使用した。

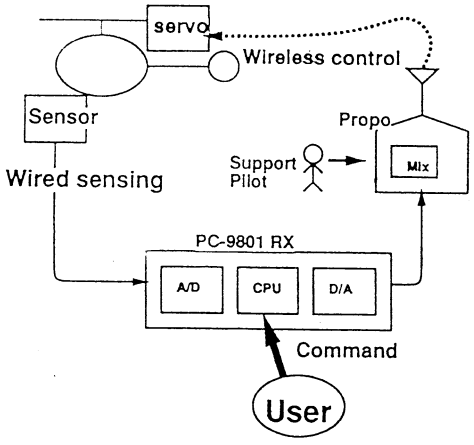


図 8: 実験システム

実験：結果

実機に対しても、シミュレータと同様な飛行について実験を行なった。実機においても良好な制御結果が得られた。

ここでは、フィードフォワード的な制御を採り入れて急停止をさせた結果を示す。始め側進を行ない、その後にフレア停止、ホバリングを行なっている。

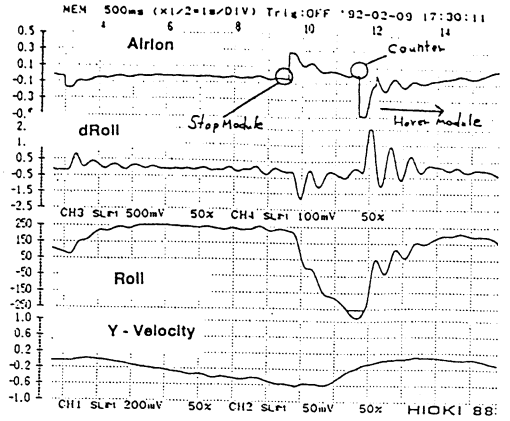


図 9: 実験結果

5 結論

無人ヘリコプタに対して、階層型構造化ファジィ制御を用いた制御システムを構築した。これは、ヘリコプタの変化する平衡状態に対応した飛行モードモジュールからなっている。この時、モードモジュールの増加に伴うルールの増大を防ぐモジュールの動的管理を用いた。

この制御システムをシミュレータと実機実験系に適用し、デモンストレーション飛行を行なって制御系の有効性を示した。

謝辞

本研究を進めるに当たり同研究室の斉藤裕士君、吉田和正君らには共同研究者として実験の補佐をしてもらった。また、機体、センサ、シミュレータに関して、それぞれヤマハ発動機 (株)、(株)TOKIMEC、川崎重工業 (株) の御協力をいただいた。ここに記し謝意を表す。

参考文献

[1] 加藤, 今永. ヘリコプタ入門. 東京大学出版会, 1985.

[2] 笹倉新蔵. ラジコンヘリコプター入門. RC FOR BEGINNERS. 電波実験社, 1984.

[3] 三輪英昭. ファジィ理論を用いたヘリコプタの操縦支援システムの構築. 東京工業大学 制御工学科 卒業論文, 1991.

[4] 西野順二. 無人ヘリコプタのための階層型構造化ファジィ制御システム. Master's thesis, 東京工業大学 システム科学専攻, 1992.

問い合わせ先：〒２２７
横浜市 緑区 長津田町 ４２５９
東京工業大学システム科学専攻
菅野研究室内 西野順二
Tel 045-922-1111 (内 2645)
Email: nishino@sys.titech.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

地形追従／回避のファジィ飛行支援システム

Fuzzy Flight Support System for Terrain Following / Avoidance

野本 弘平 Kohei NOMOTO　亀田 洋志 Hiroshi KAMEDA　立花 康夫 Yasuo TACHIBANA

三菱電機株式会社
Mitsubishi Electric Corporation

あらまし　低空飛行を行う航空機の飛行支援を行うために、地形に衝突しないように目的地に向かう飛行経路を推論するシステムを示す。この飛行経路推論問題は、これまで、セルに分割した空間の探索法として解いた例はあるが、この手法では自然な飛行経路にはならない場合がある。そこで、ここでは、地形と航空機との関係を特徴量により表現し、これを入力としてファジィ推論により操縦量を求める方法を示す。直接的に経路を求めるのではなく、ファジィ推論により操縦量を求めることにより、熟練パイロットの飛行パタンを自動化できるとともに、航空機の動特性を反映した飛行支援が可能となる。また、その操縦を再現したオートパイロットも実現できる。

キーワード　地形追従／回避、飛行支援システム、簡略ファジィ推論、特徴量

1．はじめに

航空機で地形に沿って低空を飛行するためには、飛行性能の限界を考慮しつつ、次々に現れる地形障害物を避けながら目的地へ向かう操縦を行う必要がある。この飛行は従来は、熟練パイロットの技能と判断に頼ったものであり、大きな危険を伴っていた。しかし、近年、地形データがディジタルジタル情報として電子的に利用できるようになり、この飛行を自動化あるいは支援するシステムの研究が進められるようになった。たとえば、ＤＰ（Dynamic Programming ）を用いて最適な飛行コースを生成する研究[1)2)]がある。そこでは、航空機が進むべき空間を多数の細かなセルで表し、その中を最低のコストで辿る経路を探索している。この方法の優れている点は、いかなる経路が望ましいか（望ましくないか）を評価関数で表現すれば、それに見合った最適な経路が選ばれる点である。逆に難点は、飛行経路も地形情報もセルの系列やコストとして表現でしてしまうために、航空機の旋回限界を反映した自然な飛行経路を表現することが難しくなることと、熟練パイロットが入力情報として見ている地形の特徴量を利用することも困難になることである。さらに、この方法は探索法であるために、探索の枝がステップとともに指数関数的に増大するので、飛行支援システムのリアルタイム処理に適さない。

一方これに似た経路生成問題は、ロボットの自動走行にも現れる。そこでは、リアルタイムで操舵を決定しつつ、障害物を避けながら目的地に向かうという点で類似点が多い。この自動走行にファジィ推論を適用し、人間の判断に近い操縦を行って経路生成を行うという研究があり[3)4)]、この技術は熟練パイロットの操縦による低空飛行を自動化にも有効であろうと考えられる。ただし、この技術はまだ研究段階であり、その多くは２次元問題で、ロボットのダイナミクスも無視でき、障害物も質点として扱うという単純化を行っている。これに対し、航空機の飛行支援では、３次元経路を生成しなければならないし、航空機のダイナミクスも無視できず、地形は大きさと複雑な形状を有する。

本報告では、低空飛行を行う航空機の飛行支援にファジィ推論を適用する。特に低空飛行には、地形追従および地形回避という２つの代表的なパタンがあり、生成される経路はこの配分により決定されるべきである。ここでは、この配分を考慮し、地形と航空機の関係を表す特徴量から、熟練パイロットの操縦量をファジィ推論により求めている。そして飛行経路は、この操縦量と航空機の動特性とから決定される。

2．地形追従飛行と地形回避飛行

航空機の低空飛行には、目的地に向かって対地高度一定で垂直方向に地形の障害を交して飛行する地形追従飛行と、地形の障害を主に水平方向に交してなるべく低い

高度を選びながら山間を縫うように飛行する地形回避飛行とがある。一般の低空飛行の経路はこれらの混合比により決まると考えられる。従ってこの混合比を決定するパラメータを設定し、希望の飛行をユーザーが選べる構成が望ましい。

また、航空機のダイナミクスを扱うために、目標の状態$\mathbf{x}(t)$を定義する。この状態とは、航空機の位置と速度を要素とするベクトルで、追尾フィルタ[5]などで用いる手法である。

3．全体の構成

このファジィ飛行支援システムは図１に示すように、４つの機能からなる。

まず、地形という複雑な情報から、飛行経路生成に必要な情報のみを圧縮して取り出すために、航空機と地形との関係を表す少数の特徴量パラメータを抽出する。この特徴量パラメータを並べたベクトルを$\mathbf{f}(t)$と示す。ここで、航空機の状態として、初めは現在の状態$\mathbf{x}(t_0)$を初期状態として用いるが、その後は次々に更新される状態$\hat{\mathbf{x}}(t)$をフィードバックして利用する。また、ある時刻後の状態の航空機に対し、どういう位置関係にあるかを知るためには、ディジタル地図データを用いる。

次に、この特徴量パラメータ$\mathbf{f}(t)$を入力としてファジィ推論により、航空機の取るべき操縦量$\hat{\mathbf{u}}(t)$を求める。この操縦量$\hat{\mathbf{u}}(t)$とは、航空機の取るべき水平加速度と垂直加速度からなるベクトルである。ここで用いるファジィ・ルールテーブルとは、簡略ファジィ推論[6]の後件部の実数値を記録したものであり、これをチューニングすることにより、適切な経路を生成できる。

そして操縦量$\hat{\mathbf{u}}(t)$が得られれば、$\hat{\mathbf{x}}(t)$を更新して、サンプル時間後の状態$\hat{\mathbf{x}}(t+1)$を求めることができる。この状態は、その時点での航空機と地形との関係を調べた上で、状態をさらに更新するために用いられる。

以上のようにして、操縦量の系列$\{\hat{\mathbf{u}}(t)\}$とその操縦を取った場合の目標の状態の系列$\{\hat{\mathbf{x}}(t)\}$が得られる。状態の系列は、ディジタル地図データから読み出して３次元グラフィック表示した地形上に、航空機の飛行経路として描き出すのに用いられる。もしその経路が適切ならば、パイロットの指示により、操縦量のパタンが実行されて、実際に航空機はそのような経路を飛行することになる。

4．地形の表現と特徴量の抽出

地形は３次元の複雑な形状を持つ。しかし、これを表現する特徴量はファジィ推論の入力となり、この数に対しファジィルールは指数関数的に増大するため、特徴量をあまり増やすことはできない。そこで、膨大な情報の中から操縦を決定するために必要な情報だけを圧縮して抽出するために、目標と地形の関係を、地形を回避に要する限界の加速度で表現することにした。これは、飛行経路は、地形回避の容易さと目的地への接近効率により決まるからであり、また、回避方向を視野角度で表すとその他に回避地点までの距離をも特徴量に加える必要が生ずるからである。

まず、仮想飛行時間を定め、水平方向に等価速度αの旋回経路を設定する。このαは、左右の限界旋回値と、直線飛行の０を取り、必要に応じてその間の値を設定する。図２ａでは、$\alpha=-2A[G], -A[G], 0[G], A[G], 2A[G]$の５通りの等加速度旋回経路を設定している。ここで[G]とは重力加速度単位である。さらに、この仮

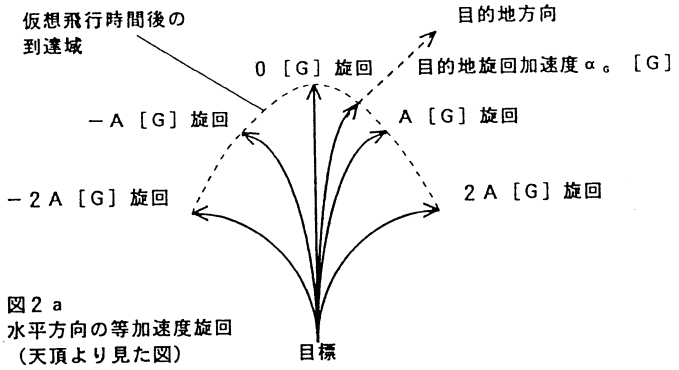


図２ａ
水平方向の等加速度旋回
（天頂より見た図）

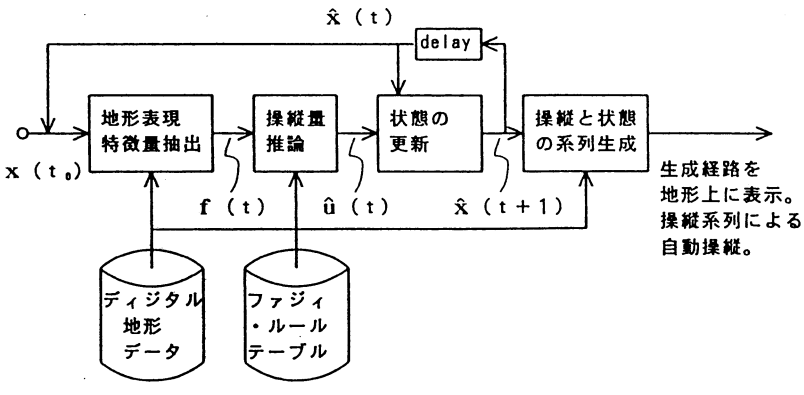


図１　ファジィ飛行支援のブロック線図

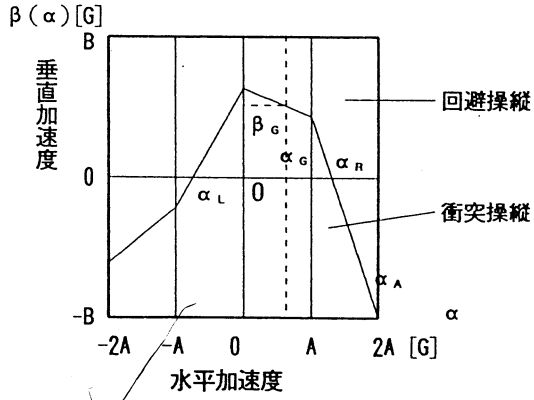


図２ａ　加速度表現による地形障害
（航空機から見た図）

図２　特徴量抽出の方法

想飛行時間後に、機首を目的地方向を向けるのに要する水平旋回加速度を、α_G とする。

次に、水平等加速度αの旋回を行う場合に、地形を回避するのに要する垂直方向の限界加速度をβ（α）として、これを求める。その結果をスコープに表せば図２ｂのような軌跡が得られる。このスコープは、横軸と縦軸がそれぞれ水平と垂直の加速度であり、その中の任意の点は操縦量$\hat{u}$を意味する。また、その軌跡は地形を回避限界で表現したものとなっているが、これは、地形を視覚的に角度で表現したものと比較すると、中央方向に分解能が高い魚眼レンズ的なものとなっている。軌跡の下側は仮想飛行時間内に地形に衝突する操縦の領域で、その上側は衝突を回避できる操縦の領域である。

このスコープにより、特徴量を定義する。まず、原点０は、このままの直線飛行を意味する。また、軌跡が右下がりに$\beta=0$を切るαの値をα_R、左下がりにこれを切る値をα_Lとする。さらに、上記のα_Gも特徴量として用いるとともに、$\beta_G=\beta(\alpha_G)$を定義する。そして、α_Gが存在する軌跡の傾斜内で、β（α）を最低とするαの値をα_Aとする。

５．操縦量の推論

操縦量は、目的地方向への接近性を重視する地形追従飛行と、低空性を重視する地形回避飛行とのバランスにより決まる。このバランスは、目的地方向へ地形を乗り越える飛行の容易さと、航空機の特性により決まる。そこで、航空機と地形との関係を表す特徴量として、目的地方向への水平旋回加速度α_Gと、その経路の飛行の容易さを示すβ_G、および、低い地点へ向うための水平旋回加速度α_Aを選んだ。また、航空機やその操縦者の持つ地形回避指向度をγと定義し、これは、外部から与えることとした。

水平加速度α_Gとα_Aを評価するメンバーシップ関数と、垂直加速度β_Gを評価するメンバーシップ関数を、それぞれ図３ａ，ｂに示す。

推論にはファジィ推論を用いるので、and,orにはそれぞれ乗算と加算が対応し、後件部命題は実数値で与えられる。この実数値は、ルールテーブルとして設定するが、入力の数をｍとしと、このルールテーブルはｍ次の配列となる。また、ｊ番目の入力のファジィ分割数をn_j；$j=1,2,\cdots,m$とすると、配列要素ｗは座標（$i_1\cdots i_j\cdots i_m$）により指定され、その数Ｎは、

$$N=\prod_{j=1}^{m} n_j \qquad (1)$$

となる。したがって上記の例では、

$$N=5\times5\times3=75 \qquad (2)$$

となる。

このファジィルールテーブルは、最終的には経験により微調整を行うが、図４の参照テーブルを基づき、次式により設定している。

$$w(\alpha_G,\ \alpha_A,\ \beta_G)=(1-\gamma^{\lambda})\ [(\alpha_G,\ \alpha_A)\text{純粋地形追従旋回}]+\gamma^{\lambda}\ [(\alpha_G,\ \alpha_A)\text{純粋地形回避旋回}] \qquad (3)$$

ここでλは地形追従飛行の容易さを意味し、β_Gにより例えばつぎのように決める。

$$\lambda=\begin{cases}1.00 & (\text{if } \beta_G \text{ is EB})\\ 0.75 & (\text{if } \beta_G \text{ is SA})\\ 0.50 & (\text{if } \beta_G \text{ is A})\end{cases} \qquad (4)$$

また、γは対象とする航空機が地形回避飛行を指向する度合いを決定するパラメータである。

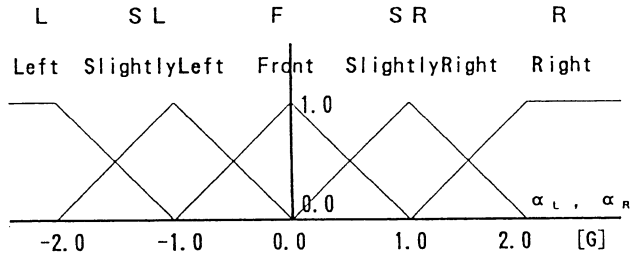


図３ａ　水平加速度のメンバーシップ関数

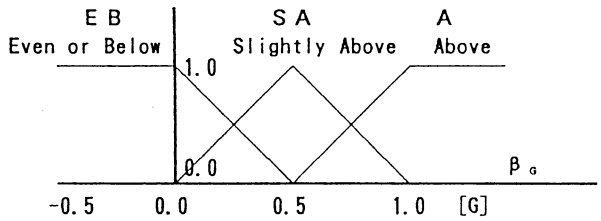


図３ｂ　垂直加速度のメンバーシップ関数

図３　特徴量評価のメンバーシップ関数

α_A \ α_G	L	SL	F	SR	R
L	-2 / -2				
SL	-1 / -2	-1 / -1			
F	0 / -2	0 / -1	0 / 0		
SR	1 / -2	1 / -1	1 / 0	1 / 1	
R	2 / -2	2 / -1	2 / 0	2 / 1	2 / 2

純粋地形追従

純粋地形回避

図４　ファジィルールテーブルを決定するための参照テーブル

以上により、操縦量$\hat{u}$の第１要素$\hat{u}_1$は、簡略ファジィ推論により次のように求められる。

$$\hat{u}_1 = \left[\sum_{i_1=1}^{n_1}\cdots\sum_{i_m=1}^{n_m} \mu_{i_1,\cdots,i_m} \cdot w_{i_1,\cdots,i_m}\right] / \mu_\Sigma \quad (5)$$

$$\mu_\Sigma = \sum_{i_1=1}^{n_1}\cdots\sum_{i_m=1}^{n_m} \mu_{i_1,\cdots,i_m} \quad (6)$$

ただし、このμ_Σは、図３に示したメンバーシップ関数を用いれば、常に$\mu_\Sigma = 1$となる。

また、第２要素$\hat{u}_2$は、次のようにとる。

$$\hat{u}_2 = \beta(\hat{u}_1) \quad (7)$$

6．シミュレーション結果

モデル地形に対してシミュレーションを行った。まず、正面に４山が出現し多場合に、現在の飛行状態からこれを避けながら目的地に向かう経路を推論した例を図５に示す。このシミュレーション条件は次の通りである。

仮想飛行時間	=	15 [sec]
サンプリング時間	=	1 [sec]
対地高度	=	100 [ｍ]
飛行速度	=	300 [m/sec]
水平旋回加速度	=	-2 ～ 2 [G]
地形回避指向度	=	0

図５ａの鳥かん図を見ると、第１と第２の山を左右にうまく回避している様子が分る。しかしその後、第３の山は、２［Ｇ］の旋回限界では回避仕切れず、やや乗り上げるようにして地形追随気味にこれを回避していることが分る。実際、図５ｂの側面図を見ると、第１の山と第２の山は高度100［m］を保ったまま通過しているが、第３の山に対しては機種を上昇させていることが分る。そして第４の山は、その高度で十分に回避できるので、その後は徐々に下降している。

7．おわりに

簡略ファジィ推論を用いて、飛行支援を行う方法を示した。そして、シミュレーションにより、航空機が飛行すべき３次元の経路をリアルタイムで計算し得ることを具体例によって明かにした。現段階では、地形回避指向度やファジィルールテーブルは試行錯誤により与えているが、これらを模範飛行経路から学習させる構成にする予定である。そのためには、最急降下法によるルールテーブルのチューニング法が利用できるものと考えている。

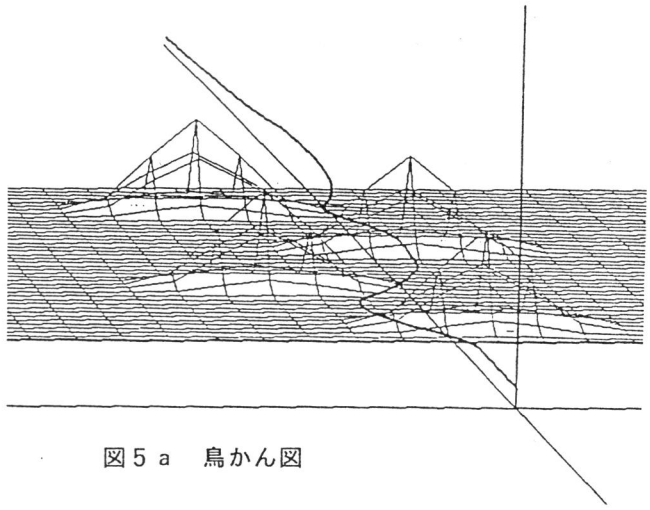


図５ａ　鳥かん図

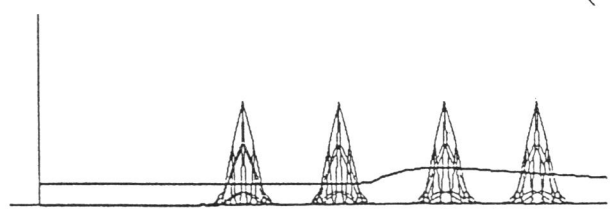


図５ｂ　側面図

図５　シミュレーション結果

参考文献

1)R. V. Denton; Applications of Autopath Technology to Terrain/Obstacle Avoedance, NAECON pp. 1373-1377 (1982)

2)R. V. Denton, et al.; Demonstration of an Innovative Technique for Terrain Following/Terrain Avoidance, NAECON pp. 522-529 (1985)

3)野村、他；最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用、第６回ファジィシステムシンポジウム pp. 423-426 (1990)

4)前田、他；ＣＭＡＣ学習に基づくオペレータの制御戦略を有するファジィ障害物回避制御、第６回ファジィシステムシンポジウム pp. 521-524 (1990)

5)野本、他；レーダセンサとカルマンフィルタからなる追尾系のコヒーレント積分回数の最適化、電子情報通信学会論文誌Ｂ－Ⅱ Vol. J73-B-Ⅱ, No. 3, pp. 140-147 (1990)

6)市橋、他；簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御、日本ファジィ学会誌、Vol. 2, No. 3, pp. 429-437 (1990)

問い合わせ先：〒247 鎌倉市大船 5-1-1
三菱電機（株）電子システム研究所
野本弘平
TEL 0467-43-6002
FAX 0467-43-6084

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

多次元メンバシップ関数による障害物回避

Obstacles Avoidance with Multi-dimensional Membership Function

田中　雅人
Masato TANAKA

山武ハネウエル株式会社　アドバンス テクノロジー センター
Advanced Technology Center, Yamatake-Honeywell Co., Ltd.

あらまし　ファジィ情報処理技術分野において、多次元空間内でのファジィ集合の領域形状を有効な情報として利用するために、多次元メンバシップ関数の応用に着目しその数式表現を整理した。そして、その応用事例として２次元放物線メンバシップ関数による衝突危険度評価に基づく障害物回避制御手法を開発し、シミュレーションにより評価を行った。本手法は速度，方向がランダムに変化する２，３個の移動障害物を回避できる。また実用上想定される問題として、移動障害物の位置計測誤差に対しても、ある程度の許容性を持つ。本研究ではさらに、回避特性の自動調整機能を開発するとともに、通路通過制御への応用を試みた。

キーワード　多次元メンバシップ関数，衝突危険度，障害物回避，通路通過，

１．はじめに

ファジィ情報処理において従来利用されているメンバシップ関数の多くは１次元のものである。この場合、多入力系システムにおける入力変数空間内のファジィ領域形状は、適用する合成演算に依存して極めて単純なものに限定される。例えば、一般に利用されているMIN合成演算では、ファジィ領域は矩形輪郭になる[1] [2] [3]。また、ファジィクラスタリング等において提案されている多次元メンバシップ関数についても、距離の概念に基づいて設定されるため、楕円輪郭に限定されたファジィ領域を与えることになる [4] [5]。そしてクラスタリング等においては通常、与えられたデータ分布に基づいて多次元メンバシップ関数が生成されるので、この楕円輪郭のファジィ領域を任意の位置に任意の大きさ，方向で設定できるようには定式化されていない。これは、多次元空間内におけるファジィ領域の輪郭形状や位置，方向等を有効な情報として利用することを目的として提案されたものではないからである。

本研究は、従来のファジィシステムではほとんど利用されていなかったファジィ領域の輪郭形状を、情報として積極的に利用することを根本的な目的としている。本稿ではそのために定式化された多次元メンバシップ関数について概要を説明する。

また、その一例である２次元放物線メンバシップ関数を利用した障害物回避手法について説明する。この分野については、既にファジィ理論やニューラルネットを利用して多くの研究が報告されているが [6] [7]、実用上の問題点を充分に克服した決定的手法が確立されているとは言い難く、むしろ発展途上段階の分野として捉えるべきレベルにある。

２．多次元メンバシップ関数

２．１　多次元放物線メンバシップ関数

多次元空間内に放物線（楕円的超放物面）輪郭のファジィ領域を与えるためのメンバシップ関数を (1) (2) 式に示す。ここで (1) 式は適合度分布が正規分布的になるつり鐘型多次元放物線メンバシップ関数であり、 (2) 式は適合度分布が二等辺三角形になる三角型多次元放物線メンバシップ関数である。どちらも、x_n軸の負側に凸の楕円的放物面を形成する。

$$\alpha = \exp\left[-\left\{\frac{1}{2}\left(\sqrt{\sum\frac{4(|xi|-di)^{**}2}{ai^{**}2}+\frac{(xn+dn)^{**}2}{an^{**}2}}-\frac{xn+dn}{an}\right)-s\right\}^{**}2\right] \quad (1)$$

$$\alpha = 1-\left|\frac{1}{2}\left\{\sqrt{\sum\frac{4(|xi|-di)^{**}2}{ai^{**}2}+\frac{(xn+dn)^{**}2}{an^{**}2}}-\frac{xn+dn}{an}\right\}-s\right| \quad (2)$$

$$0 \le s \le sk \quad sk=\min(Ri/ai) \quad di=Ri-ai$$

数式中のｓは、適合度１の放物面の軸方向に沿った原点

からの距離を決定するパラメータであり、s=0とすれば適合度1の領域は単なる直線に収束する。またaiはメンバシップ関数の第i次元目の軸方向の広がり度合を決定するパラメータである。なおその他の変数についての説明は長くなるので省略し、以後はこれらの値が全て0のもののみ取り扱う。さらにこれらの式は、MIN合成演算等と同様の合成演算式に展開することができるが、これもここでは省略する。

2．2　2次元放物線メンバシップ関数

本研究における多次元メンバシップ関数は、ファジィ領域の輪郭形状を情報として積極的に利用することを目的としているので、人間が輪郭形状を認識できる2次元および3次元のメンバシップ関数が特に重要である。ここでは、障害物回避に用いるつり鐘型2次元放物線メンバシップ関数について説明する。

(3)式は2次元放物線メンバシップ関数の最も単純な基本関数式であり、(4)(5)式は2次元平面上におけるメンバシップ関数の位置と方向を決定する数式である。

$$\alpha = \exp[-\{\frac{1}{2}(\sqrt{\frac{X^{**2}}{ax^{**2}}+\frac{Y^{**2}}{ay^{**2}}}-\frac{Y}{ay})\}^{**2}] \qquad (3)$$

$$X=(x-A)\cos\theta+(y-B)\sin\theta -\{-(x-A)\sin\theta+(y-B)\cos\theta\}\tan\psi \qquad (4)$$

$$Y=\{-(x-A)\sin\theta+(y-B)\cos\theta\}/\cos\psi \qquad (5)$$

これらの数式中の変数の説明を図1に示す。図中の例ではX軸とY軸は斜交している。また適合度を第3の軸とする3次元空間内にこのメンバシップ関数を表すと図2の様になる。

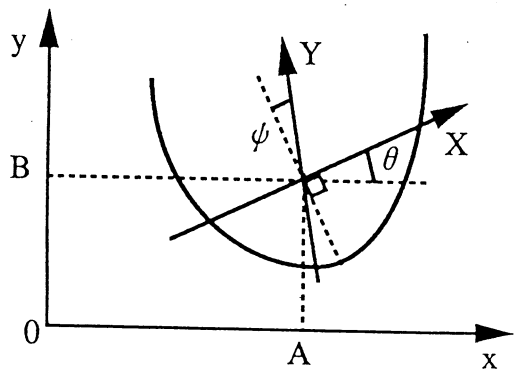


図1　放物線メンバシップ関数を与えるパラメータ

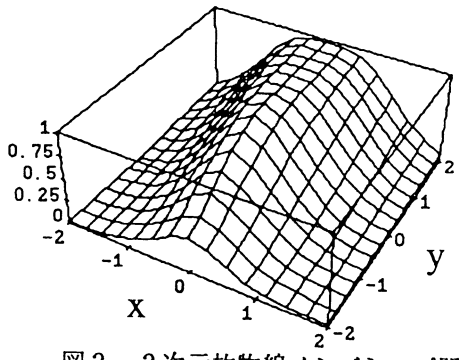


図2　2次元放物線メンバシップ関数

さらに1次元追加した3次元メンバシップ関数については、ロボットマニピュレータの姿勢表現などに用いられるオイラー角[8]を利用して定式化することにより、3次元空間内の任意の位置に任意の方向で設定できる。

また放物線輪郭に限らず楕円（超楕円）輪郭の多次元メンバシップ関数についても定式化ができる。これについては、本シンポジウム論文集の「多次元メンバシップ関数によるデータスムージング」に記述している。

3．　障害物回避制御

3．1　衝突危険度評価

基本原理としてまず、衝突危険度を評価するための2次元放物線メンバシップ関数を図3に示す様に自車の前方に設定し、後方には2次元楕円メンバシップ関数を設定する。そして、現時点の衝突危険度として障害物の位置に対応する適合度を採用する。また特定時間後の将来における衝突危険度予測値として、障害物が等速直線運動すると仮定した場合の特定時間後の障害物位置を中心に楕円メンバシップ関数を設定し（将来の位置を‘この辺り’というあいまいな領域に推定していることに対応する）、これと衝突危険度評価用メンバシップ関数の重なり合う最大の適合度を採用する（図3参照）。最終的には、過去，現在，未来（予測値）の衝突危険度に基づいて総合的評価値を決定する。

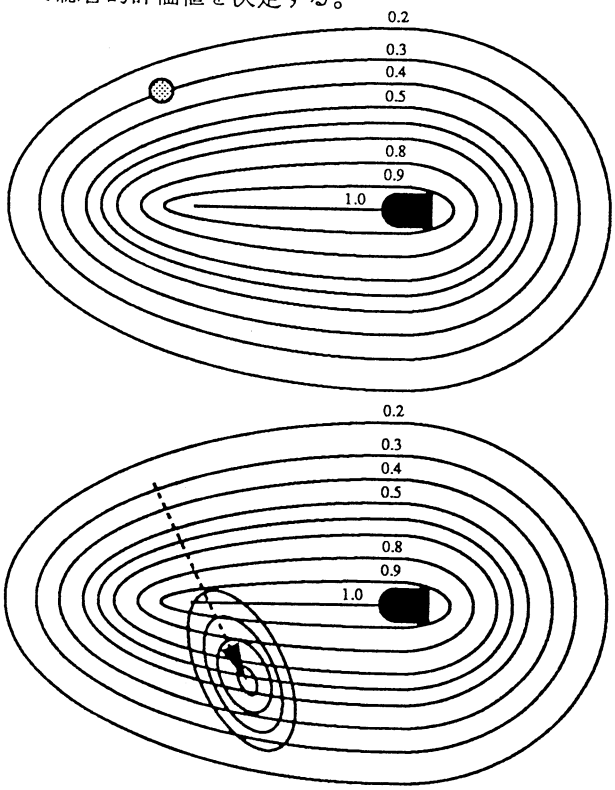


図3　現時点の衝突危険度（上）とt秒後の予測（下）

前記基本原理に従いさえすれば、詳細なアルゴリズムは特定のものに限定されるわけではないが、本研究で用いた手法を以下に示す。

衝突危険度判定を行うための2次元放物線メンバシップ関数式は(6)(7)(8)式で与えられる。

$$d=\exp\left[-\left\{\frac{1}{2}\left(\sqrt{4\left(\frac{X}{a_X f(v)}\right)^{**2}+\left(\frac{Y}{a_Y f(v)}\right)^{**2}}+\frac{Y}{a_Y f(v)}\right)\right\}^{**2}\right] \quad (6)$$

$$X=(x-f(v)\sin\theta)\cos\theta+(y-f(v)\cos\theta)\sin\theta \quad (7)$$

$$Y=-(x-f(v)\sin\theta)\sin\theta+(y-f(v)\cos\theta)\cos\theta \quad (8)$$

数式中のパラメータは以下の通りである（図4参照）。

d：衝突危険度

f(v)：最危険距離（危険度が1になる接近距離）

f(v)=Av　：速度に比例して危険領域を拡大する

θ：旋回角度（前輪舵角）．右旋回を正とする

ax，aY：危険領域の大きさを決定するパラメータ

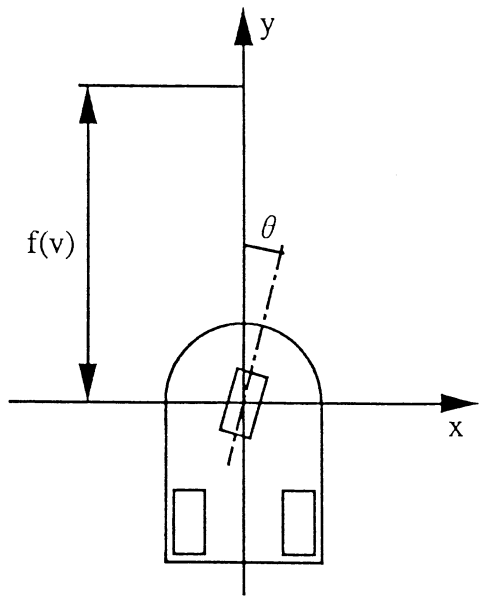


図4　2次元放物線メンバシップ関数設定座標

移動障害物がn個ある場合、i番目の移動障害物について以下の3つの危険度を求める。

d_{i1}：1回前のサンプリング時刻における衝突危険度

d_{i2}：現在の時刻における衝突危険度

d_{i3}：特定時間後の衝突危険度予測値

ここで衝突危険度予測値の求め方を示す。移動障害物は特定範囲内でランダムに進行方向と速度を変えるが、取り合えず現時点での進行方向と速度で等速直線運動するものと仮定して予測時刻での位置を求める。その際、自車の移動分も考慮する。次にその位置を中心として、現時点から予測時刻までの障害物移動距離に比例した大きさの楕円形ファジィ領域を設定する。この楕円形領域の意味については前述の通りであり、次式で与えられる。

$$p=\exp\left[-\left\{\left(\frac{X}{apx\ Vp\ dt}\right)^{**2}+\left(\frac{Y}{apy\ Vp\ dt}\right)^{**2}\right\}\right] \quad (9)$$

$$X=(x-xp)\cos\psi+(y-yp)\sin\psi \quad (10)$$

$$Y=-(x-xp)\sin\psi+(y-yp)\cos\psi \quad (11)$$

数式中のパラメータは以下の通りである。

p：‘この辺り’というファジィ領域に対する適合度

x_p：障害物が等速直線運動した場合の予測位置x座標

y_p：障害物が等速直線運動した場合の予測位置y座標

a_{px}，a_{py}　：楕円領域の大きさを決めるパラメータ

v_p：現時点における障害物の速度

ψ：予測時刻における障害物の進行方向（x軸0°）

そして(6)式の放物線領域と(9)式の楕円領域の重なり合う部分の最大適合度を衝突危険度予測値とする。

最終的な衝突危険度評価値は次式により求める。

$$Di=d_{i3}+(d_{i2}\,d_{i3})^{**2}+(d_{i1}\,d_{i2}\,d_{i3})^{**3} \quad (12)$$

上式の第2項，第3項は、d_{i1}，d_{i2}，d_{i3}がそれぞれ1に近い値になる場合のみ意味のある大きな値となるが、危険領域を放物線メンバシップ関数によって表わしているので、結果的に障害物が自車の真正面に近い位置に存在し続ける場合に第2項，第3項は無視できない値になる。

3．2　回避のための前輪舵角の決定

i番目の障害物に対して、衝突危険度予測値を与える点が自車の前方を通過しない位置の場合、回避方向は障害物の前方を通過する方向とし、自車の前方を通過する位置の場合、回避方向は障害物の後方に回り込む方向とする。ここで、現時点での自車の前輪舵角をθ，目標位置の方向をθo，回避角度をθaとすると、i番目の障害物を回避する修正舵角θsiは次式で与えられる。

$$\theta si=d_{i3}(\theta \pm \theta a)+(1-d_{i3})\theta o \quad (13)$$

※ $\theta a=R\ Di$　（R:比例定数）　(14)

上記数式の角度はy軸との角度であり、右回りを正とする。複合の＋は右に回避、—は左に回避を表わす。

n個の移動障害物を対象とする場合は、右に回避すべきもののうち危険度評価値Dが最大になるものjと、左に回避すべきもののうち危険度評価値Dが最大になるものkについて、次式で回避角度の加重平均を取る。

$$\theta s=(Dj\,\theta sj+Dk\,\theta sk)/(Dj+Dk) \quad (15)$$

以上のアルゴリズムにより前輪舵角が決定される。

3．3　障害物回避シミュレーション

図5に1個の障害物に対する回避制御シミュレーション結果を、図6に3個の障害物に対する結果を示す。

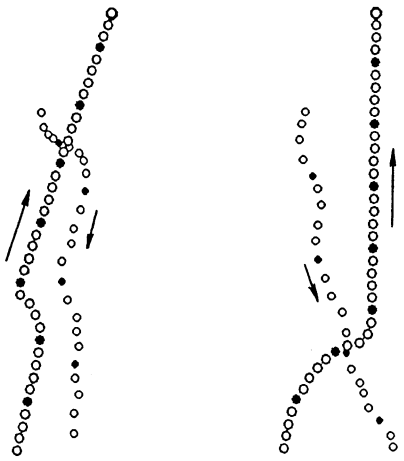


図5　1個の障害物に対する回避シミュレーション

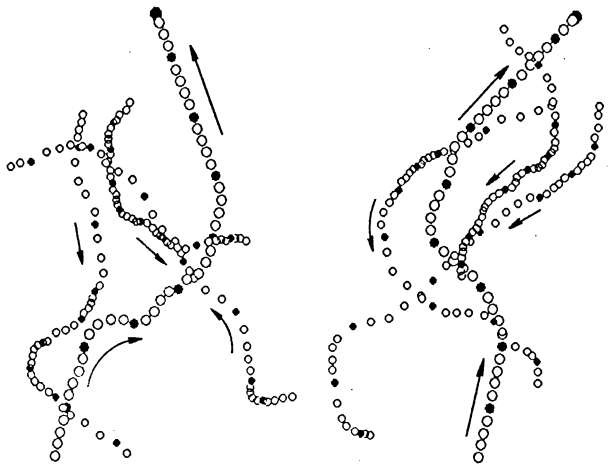


図6　3個の障害物に対する回避シミュレーション

3．4　回避特性の自動調整機能

本手法では、シミュレーションにおいて衝突あるいは危険な回避が発生した際、その状況に基づき放物線メンバシップ関数の設定パラメータを自動修正し回避能力を向上させることができる。本稿では詳細については省略し、基本原理のみ記述する。

まず衝突が発生したとき、横から衝突された場合は、ファジィ放物線領域が横方向（x軸方向）に狭かったことになる。また正面から衝突された場合は、放物線領域が進行方向（y軸方向）に狭かったことになる。このとき放物線領域の形状の特徴から、衝突直前のd_{i2}が小さな値なら横方向から衝突された可能性が高いのでa_xの値を大きくし、同様にd_{i2}が大きな値なら正面方向から衝突された可能性が高いのでa_Yの値を大きくする。以上の機能により、人間が試行錯誤で求めたパラメータの値に近い値を自動的に得られる。したがって、障害物の動きをモデル化すればオフラインでの自動調整が可能である。

4．　通路通過制御

前記アルゴリズムを若干変更することにより、通路通過制御が実現できる。図7に適用事例を示す。

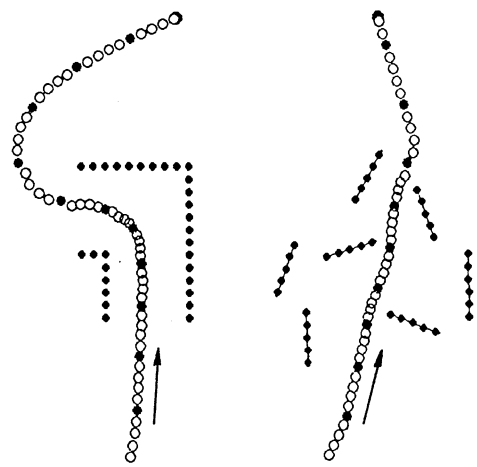


図7　通路通過シミュレーション

4．結論

ファジィ領域の輪郭形状を情報処理に利用するために多次元メンバシップ関数の設定方法を定式化した。またその応用として、障害物回避制御アルゴリズムを開発し技術の検証を行った。この手法は衝突危険度判定領域の形状（放物線領域）を有効に利用しているので、単純な数式処理だけで障害物回避が実現できる。なお、障害物の位置等についての測定誤差に対する許容性の大きさも検証しており、実用化への研究が今後の課題である。

参考文献

[1] 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社，1988

[2] 本多，大里：ファジィ工学入門，海文堂，1989

[3] 高木，林：ニューラルネット駆動型ファジィ推論，ファクトリーオートメーション，1989.2

[4] 小沢，菅野：数値データの言語モデリング，第6回ファジィシステムシンポジウム，159-164，1990

[5] 田中（システム制御情報学会偏）：ファジィモデリングとその応用，朝倉書店，1990

[6] 前田，山中：CMAC学習に基づくオペレータの制御戦略を有するファジィ障害物回避制御，第6回ファジィシステムシンポジウム，531-534，1990

[7] 長谷川：船舶の衝突回避システム，オートメーション，Vol. 33，No. 6，42-49，1988

[8] 吉川：ロボットマニピュレータ，コロナ社，1984

問い合せ先

〒144 東京都大田区西六郷4-28-1

山武ハネウエル（株）　ＡＴＣ

田中　雅人

Tel : 03-3730-2301　Fax : 03-3730-8644

ファジィ制御の海洋構造物の振動制御への応用

Application of Fuzzy Control to Structural Vibration Control of Offshore Structures

古田　均　○南　将行　渡邊　英一　金吉　正勝　田中　洋
Hitoshi FURUTA　Masayuki MINAMI　Eiichi WATANABE　Masakatsu KANEYOSHI　Hiroshi TANAKA

京都大学　京都大学　京都大学　日立造船　日立造船
Kyoto Univ.　Kyoto Univ.　Kyoto Univ.　Hitachi Zosen　Hitachi Zosen

あらまし：本研究では，波浪下の有脚式海洋構造物を対象に，ファジィ制御理論を利用して，アクティブコントロール手法により振動を制御することを目的とする。ファジィ制御ルールとしては，最適制御理論によるシミュレーション結果を学習データとして，ホップフィールド型ニューラルネットワークを用いて作成したルールと，従来のファジィ理論を用いた振動制御のデータをもとに作成したルールを用いて，振動応答解析を行う。

キーワード：ファジィ制御，アクティブコントロール，海洋構造物，
ホップフィールド型ニューラルネットワーク

１．はじめに

近年，建築・土木技術の向上とともに，可撓性に富んだ超高層ビルや超長大橋が建造されるようになり，その安全性・使用性の観点から地震・風・波等に起因する振動を防止することが重要となってきている。本研究では，有脚式の海洋構造物を対象に，波が発生したときの構造物の動的応答を調べ，その応答に基づいて，ファジィ制御ルールを用いてアクティブコントロール手法により振動を制御することを目的とする。特に海洋構造物の中でも居住用の構造物に着目すると，外力による安全性確保以外に快適性の確保が重要となるので，変位応答だけでなく加速度応答も同時に制御し，振動感覚を向上することを目的とする。また，ファジィ制御ルールを作成するにあたって，本研究が対象とする構造物の振動を制御するという分野においては，熟練したオペレーターや専門家が存在しないため，現在までに蓄積された知識や経験と過去の成功例を参考にする方法を用いる。特に今回は，最適制御理論によるシミュレーション結果を学習データとし，ホップフィールド型のニューラルネットワーク[1)]を用いて制御ルールをチューニングする方法を考え，ニューラルネットワークによる方法の有効性を検討する。

２．波力

解析に用いる海洋構造物のモデルを図１に示す。ここで質量Ｍ＝6000(t)，水深Ｄ＝50(m)，パイルの高さＨ＝60(m)，パイルの外径ｄ＝2.0(m)，パイルの中心間隔Ｌ＝10(m)，パイルの板厚は5.0(cm)，パイルの本数は３本とする。このとき，構造物の剛性は5001.9(kN/m)となり，減衰定数を0.05とすると，固有周期は6.88(sec)である。

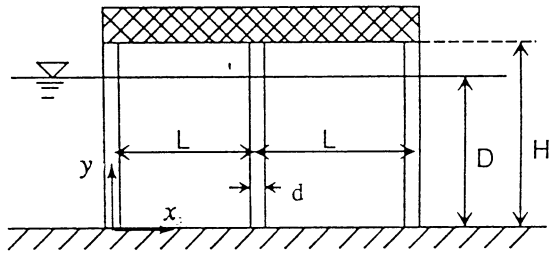


図１　海洋構造物のモデル

次に，波力を求めるに当たり，不規則波を発生させる。発生方法としては，逆ＦＦＴ法[2)]を用いる。また，スペクトルとしては次式のピアソン・モスコビッツのスペクトル[3)]を用いる。

$$S_{\eta\eta}(\omega)=\frac{8.10\times10^{-3}g^2}{\omega^5}\exp\left[-0.74\left(\frac{8}{\omega\cdot v_{19.5}}\right)^4\right] \qquad (1)$$

$v_{19.5}$：水面上19.5mでの風速(m/s)

パイルを静止円柱と考えると，波力の算定には式(2)のモリソン式[3)]を用いることができる。

$$f(x,y,t)=C_M\cdot\rho\cdot\frac{\pi}{4}d^2\cdot\dot{u}(x,y,t)+C_D\cdot\rho\cdot\frac{d}{2}\cdot\dot{u}(x,y,t)|\dot{u}(x,y,t)| \qquad (2)$$

ただし，f(x,y,t)：パイルに働く水平分布力(tf)，ρ：流体密度(=1.00t/m^3)，d：パイル直径(m)，u(x,y,t)：流体粒子水平方向速度(m/s)，u(x,y,t)：流体粒子水平方向加速度(m/s^2)，C_M：慣性力係数(=2.0)，C_D：抗力係数(=1.0)。

このとき，モリソン公式の抗力項は非線形であるため波力スペクトルを求めるのは困難である。そこで，計算を簡単にするために，Borgmanの理論[4)]を用いて式(2)の項力項を線形化した次式

$$f(x,y,t)=C_M\cdot\rho\cdot\frac{\pi}{4}d^2\cdot\ddot{u}(x,y,t)+C_D\cdot\rho\cdot\frac{d}{2}\cdot\sigma_{\dot{u}}\sqrt{\frac{g}{\pi}}\dot{u}(t) \quad (3)$$

ただし $\sigma_{\dot{u}}^2=\frac{1}{T}\int_0^T u^2dt$ （T：解析時間）

を用いる。

波力は式(3)を用いてパイルに働く水平方向分布力として表されるが，今回はその合力をパイルの柱頭における等価節点力F(x,t)として表すことにする。パイルが海底で固定されているとすると，パイル柱頭での反力F(x,t)と，同じパイルの高さyに作用する波力f(x,y,t)の関係は形状関数

$$N(y)=\frac{3y^2}{H^2}-\frac{2y^3}{H^3} \quad (4)$$

を用いると

$$F(x,t)=\int_0^D N(y)\cdot f(x,y,t)dy \quad (5)$$

と表すことができる。図1の解析モデルの各パイルの等価節点力F(0,t)，F(L,t)，F(2L,t)をそれぞれ計算すると，デッキ部分にかかる全外力F(t)は

$$F(t)=F(0,t)+F(L,t)+F(2L,t) \quad (6)$$

と表すことができる。

3．解析方法

このようにして求めた波力を利用して応答解析を行う。式(6)の波力F(t)と制御力q(t)，モデルの質量M，剛性K，減衰係数Cを用いると，この構造物のモデルの振動方程式は構造物を1自由度と考えると，

$$M\ddot{z}(t)+C\dot{z}(t)+Kz(t)=F(t)+q(t) \quad (7)$$

のように表すことができる。ただし，$\ddot{z}(t)$，$\dot{z}(t)$，z(t)は時刻tにおける構造物の加速度，速度，変位である。上式を線形の連立方程式と考えると次のような2つの微分方程式に分離することができる。

$$M\ddot{y}(t)+C\dot{y}(t)+Ky(t)=F(t) \quad (8)$$

$$M\ddot{u}(t)+C\dot{u}(t)+Ku(t)=q(t) \quad (9)$$

式(8)は波力F(t)が作用するときの，式(9)は制御力q(t)が作用するときの運動方程式で，$\ddot{y}(t)$，$\dot{y}(t)$，y(t)と$\ddot{u}(t)$，$\dot{u}(t)$，u(t)はそれぞれに対応する加速度応答，速度応答，変位応答であるとすると，式(7)の解は

$$z(t)=y(t)+u(t) \quad (10)$$

と表すことができる。本研究ではNewmarkのβ法(β=1/6)を用いて逐次応答を求める。

つぎに最適制御理論について説明する。いまWおよびRを重み行列とすると，標準的な最適制御の評価関数は

$$J=\frac{1}{2}\int_0^{t_f}\left\{\mathbf{Z}^T(t)\mathbf{W}\mathbf{Z}(t)+\mathbf{q}^T(t)\mathbf{R}\mathbf{q}(t)\right\}dt \quad (11)$$

で与えられ，Jが最小となるように制御力が決定される。最適制御理論はクローズドループ制御，オープンループ制御など多くの種類があるが，本研究では逐次オープンループ制御[5]を用いる。いま，この評価関数が任意の時刻t_{k+1}で成立するものと考えると

$$J(k+1)=\frac{1}{2}\mathbf{Z}^T(k+1)\mathbf{W}\mathbf{Z}(k+1)+\frac{1}{2}\mathbf{q}^T(k+1)\mathbf{R}\mathbf{q}(k+1) \quad (12)$$

となる。z(t+1)等は$t=t_{k+1}$での応答を表している。いま，時刻t_{k+1}での応答z(k+1)をできるだけ小さくするためには，J(k+1)が最小となるようにq(k+1)を決定すればよい。本研究ではNewmarkのβ法を用いて逐次応答を求めており，z(k+1)はq(k+1)の線形関数であるため，J(k+1)はq(k+1)の2次関数となり，J(k+1)を最小にするq(k+1)を決定できる。このようにして最適制御理論を用いて振動の制御を行う。ただし制御力には制限をもうけ，時間遅れを考慮して1ステップ(0.02秒)遅らせて制御力を加えることにする。また，波力については風速がそれぞれ10m/s,15m/s,20m/s,25m/s,30m/sの5種類の波を考え，制御力の制限は構造物の質量の1%(60tf)と2%(120tf)の2種類について考えた。

次に，この最適制御の結果を学習データとしてホップフィールド型のニューラルネットワークを用いてファジィ制御ルールをチューニングする。ホップフィールド型のニューラルネットワークは，ニューラルネットワークの構成要素であるニューロンの出力v_jを変化させ，次式のように定義されるエネルギー関数を極小にする性質がある。

$$E=-\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{N}\sum_{k=1}^{N}w_{jk}\cdot v_j\cdot v_k-\sum_{j=1}^{N}\theta_j\cdot v_j \quad (13)$$

本研究では，ファジィ制御ルールとして，制御ルールの後件部が実数値で表された簡略化ファジィ推論法[6]を用いる。いま，入力値x_1，x_2，出力値yが与えられたとすると，制御ルールは次のように表すことができる。

$$R_j: \textit{if } x_1 \textit{ is } A_{j1} \textit{ and } x_2 \textit{ is } A_{j2} \textit{ then } y \textit{ is } f_j \quad (14)$$

ただしA_{j1}，A_{j2}はファジィ変数，f_jは実数値である。

いま，入力データとして（x_{1i}，x_{2i}）を与えてやると，それぞれの適合度は$\mu_{A_{j1}}(x_{1i})$，$\mu_{A_{j2}}(x_{2i})$で表され，その数値の小さい方(min)を前件部の適合度μ_{ji}とする。

$$\mu_{ji}=\mu_{A_{j1}}(x_{1i})\wedge\mu_{A_{j2}}(x_{2i}) \qquad j=1,2,\cdots,n \quad (15)$$

これを用いると，入力データ（x_{1i}，x_{2i}）が与えられたときの推論結果y_i^*は次のように計算できる。

$$y_i^*=\sum_{j=1}^{n}\mu_{ji}\cdot f_j\Big/\sum_{j=1}^{n}\mu_{ji} \quad (16)$$

簡略化ファジィ推論は，演算が簡単であるにもかかわらず通常のファジィ推論よりも制御結果が良好であるといわれている[6]。今回は，最適制御の結果を学習用の入出力データとしてファジィ制御ルールを決定する。最適制御では応答変位と制御力の関係が最も顕著に表れていたので，ファジィ制御ルールとしては応答変位と制御力

に関するルールを用いる。つまり，前件部に応答変位，後件部に制御力を用いる。前件部のメンバーシップ関数としては，図２の三角形型メンバーシップ関数を用いる。まずPositive Big（ＰＢ）の中心値を最適制御の結果から求める。Positive Mediumの中心値は(2/3)ＰＢ，Positive Smallの中心値は(1/3)ＰＢとした。Negative Big, Medium, Smallの中心値はPositiveの場合と原点について対称となるようにした。また，メンバーシップ関数の幅の設定については図２に示すように幅Ｗ＝(2/3)ＰＢとした。

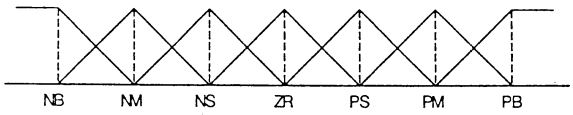


図２　三角形型メンバーシップ関数

ここで，次のような応答変位に関するルールを考える。

表１　応答変位に関するルール

応答変位　x						
NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7

NB = Negative Big　　NM = Negative Medium

NS = Negative Small　　ZR = Zero

PS = Positive Small　　PM = Positive Medium

PB = Positive Big

qmax：最大制御力

今，簡略化ファジィ推論における後件部の実数値f_jをホップフィールド型ニューラルネットワークのニューロンの出力v_jとすると，出力データy_iとファジィ推論結果y_i^*の２乗誤差が式(13)のエネルギー関数と同等になる[7]。これを用いて制御ルールの前件部のメンバーシップ関数のPositive Bigの中心値および後件部の実数値を決定する。結果は表２，表３に示すとおりである。

表２　Positive Bigの中心値

	10(m/s)	15(m/s)	20(m/s)	25(m/s)	30(m/s)
最大2%（m）	0.0614	0.0614	0.0699	0.0699	0.0699
最大1%（m）	0.0307	0.0307	0.0356	0.0402	0.0461

表３　後件部の実数値

応答変位　x						
NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
1.00	0.67	0.33	0.00	-0.33	-0.67	-1.00

４．解析結果

最適制御理論を用いた制御結果とファジィ制御ルールを用いた制御結果を比較すると表４のようになる。ここで$\max X_0$, $\max V_0$, $\max A_0$は無制振時の，$\max X_1$, $\max V_1$, $\max A_1$は最適制御理論による制振時の，$\max X_2$, $\max V_2$, $\max A_2$はファジィ制御ルールを用いたときのそれぞれ最大応答変位，最大応答速度，最大応答加速度である。ファジィ制御は最適制御とほぼ同等の制御結果を与えており，制御ルールは上手くチューニングできているといえる。また，波力が小さいときほど制御は良好で，大きくなるにつれて，特に加速度の面で制御の効果が小さくなっている。最大制御力の制限については，波力が小さいときには２つのルールに違いはみられなかったが，波力が大きくなると最大制御力が大きい方が良好な結果となった。これは，波力が小さいときには制御力が制限値よりも小さい値しかとらないためである。また，学習データとして用いている最適理論による振動制御自身が良い制御結果を与えていない場合（風速30m/sのときなど）があるが，これは時間遅れのない場合の最適な制御力を時間を遅らせて作用させているためである。この場合，当然ファジィ制御による結果もそれと同等の値にしかならない。したがって，次に学習データとして最適制御以外のものを考え，別の制御ルールを作成する。最適制御をもとに作成したルールは応答変位と制御力に関するルールであったが，ファジィ理論を用いた地震による振動の制御では応答速度と制御力に関するルールが最も良い結果を出していた[8]ので，応答変位ではなく応答速度に関するルールを用いて振動を制御することを試みる。しかし，このファジィ制御ルールでは学習データとなるような入出力データが存在しないため，今回用いたホップフィールドモデルを利用することができない。そこで，後件部の実数値をそのままに，前件部のメンバーシップ関数のPositive Bigの中心値を変化させたところ，制御結果は表５～９のようになった。ただし最大制御力は質量の0.5%(30tf)とし，ＰＢの単位はm/s，最下行は速度と逆方向に最大制御力を加えたときの値である。これだけのデータでは不十分なので，それぞれの風速についてこれ以外に４種類の波力を用いて同様に調べた結果，風速

表４　制御結果の比較

	風速10m/s		風速15m/s	
	１％	２％	１％	２％
$\max X_1/\max X_0$	0.083	0.083	0.124	0.124
$\max X_2/\max X_0$	0.084	0.084	0.125	0.125
$\max V_1/\max V_0$	0.136	0.136	0.186	0.186
$\max V_2/\max V_0$	0.130	0.130	0.192	0.192
$\max A_1/\max A_0$	0.283	0.283	0.392	0.392
$\max A_2/\max A_0$	0.296	0.296	0.413	0.413

風速20m/s		風速25m/s		風速30m/s	
１％	２％	１％	２％	１％	２％
0.148	0.148	0.192	0.171	0.365	0.217
0.148	0.153	0.193	0.169	0.364	0.217
0.288	0.288	0.370	0.332	0.621	0.413
0.288	0.289	0.371	0.332	0.621	0.413
0.659	0.659	0.835	0.796	1.158	1.013
0.659	0.664	0.835	0.798	1.158	1.013

表５　風速30m/s

PB	max X / max X$_0$	max V / max V$_0$	max A / max A$_0$
0.20	0.816	0.621	0.676
0.19	0.810	0.612	0.666
0.18	0.803	0.603	0.656
0.17	0.795	0.592	0.644
0.16	0.787	0.582	0.632
0.15	0.779	0.570	0.617
0.14	0.769	0.559	0.603
0.13	0.758	0.551	0.586
0.12	0.751	0.545	0.567
0.11	0.747	0.540	0.550
0.10	0.745	0.553	0.538
0.09	0.746	0.567	0.530
0.08	0.749	0.581	0.528
0.07	0.754	0.595	0.555
0.06	0.761	0.610	0.608
0.05	0.770	0.625	0.656
0.04	0.779	0.641	0.699
0.03	0.789	0.656	0.739
0.02	0.797	0.663	0.776
0.01	0.812	0.659	0.811
----	0.835	0.653	0.853

表６　風速25m/s

PB	max X / max X$_0$	max V / max V$_0$	max A / max A$_0$
0.20	0.779	0.598	0.532
0.19	0.771	0.588	0.525
0.18	0.762	0.578	0.518
0.17	0.753	0.567	0.511
0.16	0.743	0.556	0.502
0.15	0.732	0.544	0.493
0.14	0.720	0.521	0.482
0.13	0.707	0.518	0.471
0.12	0.693	0.503	0.458
0.11	0.677	0.487	0.444
0.10	0.662	0.473	0.427
0.09	0.650	0.463	0.408
0.08	0.640	0.456	0.387
0.07	0.633	0.454	0.381
0.06	0.628	0.472	0.420
0.05	0.625	0.493	0.464
0.04	0.624	0.516	0.502
0.03	0.623	0.541	0.533
0.02	0.623	0.566	0.566
0.01	0.648	0.586	0.624
----	0.673	0.597	0.677

表７　風速20m/s

PB	max X / max X$_0$	max V / max V$_0$	max A / max A$_0$
0.20	0.694	0.551	0.517
0.19	0.684	0.540	0.505
0.18	0.674	0.529	0.493
0.17	0.663	0.517	0.480
0.16	0.651	0.505	0.466
0.15	0.638	0.492	0.451
0.14	0.624	0.478	0.436
0.13	0.609	0.464	0.419
0.12	0.593	0.448	0.401
0.11	0.575	0.432	0.383
0.10	0.555	0.414	0.364
0.09	0.533	0.394	0.347
0.08	0.508	0.373	0.330
0.07	0.480	0.349	0.311
0.06	0.448	0.323	0.289
0.05	0.414	0.315	0.261
0.04	0.385	0.328	0.332
0.03	0.358	0.345	0.326
0.02	0.334	0.365	0.310
0.01	0.321	0.390	0.308
----	0.357	0.458	0.671

表８　風速15m/s

PB	max X / max X$_0$	max V / max V$_0$	max A / max A$_0$
0.10	0.394	0.333	0.320
0.09	0.384	0.314	0.303
0.08	0.370	0.293	0.284
0.07	0.351	0.271	0.262
0.06	0.326	0.246	0.236
0.05	0.292	0.218	0.207
0.04	0.249	0.187	0.174
0.03	0.195	0.160	0.136
0.02	0.131	0.121	0.0984
0.01	0.0764	0.0672	0.0578
0.009	0.0700	0.0610	0.0521
0.008	0.0634	0.0546	0.0462
0.007	0.0566	0.0482	0.0401
0.006	0.0495	0.0421	0.0341
0.005	0.0421	0.0360	0.0280
0.004	0.0344	0.0299	0.0271
0.003	0.0264	0.0240	0.0303
0.002	0.0180	0.0181	0.0359
0.001	0.00923	0.0124	0.0418
------	0.00946	0.0145	0.729

表９　風速10m/s

PB	max X / max X$_0$	max V / max V$_0$	max A / max A$_0$
0.10	0.255	0.261	0.248
0.09	0.237	0.247	0.234
0.08	0.218	0.232	0.218
0.07	0.197	0.214	0.200
0.06	0.184	0.194	0.180
0.05	0.169	0.170	0.160
0.04	0.150	0.144	0.137
0.03	0.129	0.113	0.110
0.02	0.0972	0.0773	0.0792
0.01	0.0577	0.0383	0.0439
0.009	0.0530	0.0343	0.0398
0.008	0.0481	0.0303	0.0357
0.007	0.0430	0.0263	0.0314
0.006	0.0377	0.0224	0.0271
0.005	0.0321	0.0188	0.0226
0.004	0.0263	0.0152	0.0182
0.003	0.0202	0.0116	0.0138
0.002	0.0138	0.00785	0.00921
0.001	0.00709	0.00399	0.00462
------	0.00829	0.0173	0.776

表１０　他の波力の時の制御結果

		max X / max X$_0$	max V / max V$_0$	max A / max A$_0$
10m/s PB =0.01	No. 1	0.0346	0.0306	0.0523
	No. 2	0.0422	0.0377	0.0434
	No. 3	0.0377	0.0445	0.0552
	No. 4	0.0559	0.0524	0.0578
15m/s PB =0.01	No. 1	0.0626	0.0457	0.0473
	No. 2	0.0585	0.0462	0.0425
	No. 3	0.0712	0.0690	0.0757
	No. 4	0.128	0.124	0.201
20m/s PB =0.05	No. 1	0.301	0.220	0.228
	No. 2	0.364	0.256	0.175
	No. 3	0.310	0.238	0.230
	No. 4	0.450	0.453	0.385
25m/s PB =0.1	No. 1	0.499	0.342	0.335
	No. 2	0.615	0.430	0.316
	No. 3	0.575	0.429	0.354
	No. 4	0.637	0.709	0.554
30m/s PB =0.1	No. 1	0.596	0.381	0.340
	No. 2	0.721	0.573	0.492
	No. 3	0.614	0.436	0.386
	No. 4	0.825	0.530	0.468

が15m/s以下の時はPositive Bigの中心値を0.01m/s，15～25m/sの時は0.05m/s，25m/s以上の時は0.1m/s程度にすると，応答変位，速度，加速度とも上手く制御することができる。その結果を表１０に示す。

5．結論

本研究ではファジィ制御を利用して，海洋構造物の波力に関する振動の制御システムを作成することを目的とした。ファジィ制御ルールとしては，応答速度に関するルールを用いると，応答変位，速度，加速度とも十分な制御結果が得られた。また，制御力に関しては，構造物の質量の0.5%(30tf)までとると，風速が15m/s以下の波ならば，ほぼ振動を止めることができ，それ以上の大きな波でも応答変位ならば30～80%，応答加速度なら20～50%程度まで振動を抑えることができる。また，参考となる学習データがあれば，本研究で用いたニューラルネットワークによる手法により，有効なファジィ制御ルールを作成できる。今後の課題としては，さらに多くの種類の波力による振動の制御結果をもとにニューラルネットワークなどを用いてメンバーシップ関数の幅などをチューニングしたり，構造特性等を考慮したルールを作成する必要がある。

参考文献

1) J. J. Hopfield, D. W. Tank: " Neural Computation of Decisions in Optimization Probrems", Biological cybernetics, Vol. 52, 141-152, 1985.
2) Masanobu Shinozuka, George Deodatis: Simulation of Stochastic process by spectral representation, Applied Mechanics Review, Vol. 44, pp. 191-204, 1991
3) 合田良實, 佐藤昭二：新訂版　海岸・港湾，土木学会編集, 彰国社, 1981.
4) L. E. Borgman : Spectral analysis of ocean wave forces on piling, Jour. Waterways and Habours Div. Proc. ASCE. Vol. 93, No. WW2, pp129-156, 1967
5) 松井邦人・栗田哲史：構造物の逐次オープンループ制御の一手法, 構造工学論文集Vol. 36A, pp. 623-631, 1990.
6) 水本雅晴：わかりやすいファジィ理論－ファジィ理論とファジィ制御－, コンピュートロール, コロナ社, 1989, pp. 32-45.
7) 野村博義, 林勲, 若見昇：Hopfield Neural Networkによるファジィ推論の自動チューニング手法の提案, 第５回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集, pp. 177-182, 1989.
8) 三ヶ尻吉孝, 岡南博夫：ファジィ理論の構造振動制御問題への応用, 第７回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集, pp. 39-42, 1991

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

地震力を受けるシェルのファジィ制御

Fuzzy Control of a Shell Subjected to Seismic Forces

新宮 清志 *，福島 欣哉 **

Kiyoshi SHINGU , Kinya FUKUSHIMA

* 日本大学　理工学部　** 日本大学大学院　理工学研究科

* Nihon University　** Nihon Univ. Graduate School

あらまし：円錐形及び球形シェルの鉛直方向の一次～三次の各モード腹部分に可変ダンパーを付加し地震力を受けている場合を想定し、ファジィ制御によりダンパーの減衰を調節した時、規則表の違い、後件部のメンバーシップ関数の違い及び予測方法の違いが応答結果に及ぼす影響等を新たに誘導したニューマークβ法を用いて数値シミュレーションによって検討する。

キーワード：シェル、ファジィ制御、地震、可変ダンパー、減衰

１．序論

動的外力を受けるシェルの減衰をファジィ制御することにより変位、応力を減少させることができることを文献1)において示した。　本論文では、円錐形及び球形シェルに可変ダンパーが付加され地震力を受けている場合を想定し、ファジィ制御によりダンパーの減衰を調節した時、規則表の違い、後件部のメンバーシップ関数の違い及び予測方法の違いが応答結果に及ぼす影響等を数値シミュレーションによって検討するものである。

２．シェルの振動方程式[2),3)]

２．１　変位関数

円錐形、球形シェルのような軸対称構造物において、軸対称荷重を受ける場合については、中央面上の任意点の変位は、接線方向変位ｕと法線方向変位ｗの二つの成分で表すことができる。　変位関数としては、要素の母線方向の長さｓの多項式で表されるものとする。回転角χ_sは、ｗをｓで一階微分することによって求められる。

$$\left.\begin{aligned} u &= \alpha_1 + \alpha_2 s \\ w &= \alpha_3 + \alpha_4 s + \alpha_5 s^2 + \alpha_6 s^3 \\ \chi_s &= dw/ds = \alpha_4 + 2\alpha_5 s + 3\alpha_6 s^2 \end{aligned}\right\} \quad (1)$$

$$\{f\} = [u\ w]^T = [N]\{\delta\}_e \quad (2)$$

未定係数α_1～α_6は、要素両端の端末条件より求めることができる。

２．２　歪－変位の関係式

歪と変位の関係式は次のように表すことができる。

$$\{\varepsilon\} = \begin{Bmatrix} \varepsilon_s \\ \varepsilon_\theta \\ \kappa_s \\ \kappa_\theta \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} du/ds \\ (u\sin\phi + w\cos\phi)/r \\ -d^2w/ds^2 \\ -(\sin\phi/r)\cdot dw/ds \end{Bmatrix}$$

$$= [B]\{\delta\}_e \quad (3)$$

ここで、[Ｂ]は、歪マトリックスという。

２．３　応力－歪の関係式

等方性の回転体シェルにおける応力と歪の関係式は次式で表される。

$$\{\sigma\} = \begin{Bmatrix} N_s \\ N_\theta \\ M_s \\ M_\theta \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} K & \nu K & 0 & 0 \\ \nu K & K & 0 & 0 \\ 0 & 0 & D & \nu D \\ 0 & 0 & \nu D & D \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \varepsilon_s \\ \varepsilon_\theta \\ \kappa_s \\ \kappa_\theta \end{Bmatrix}$$

$$= [D]\{\varepsilon\} \quad (4)$$

ここで、[Ｄ]は、弾性マトリックスという。

$K = Et/(1-\nu^2)$　　$D = Et^3/12(1-\nu^2)$

Ｅ：ヤング係数　　ν：ポアソン比　　ｔ：シェル厚

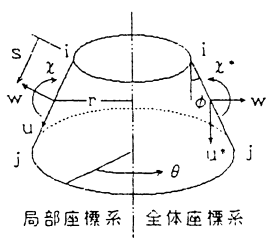


図１．変位成分

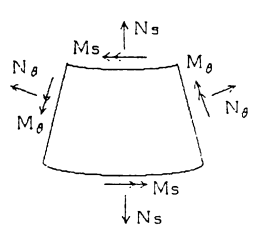


図２．応力成分

２．４　運動方程式

シェルの構造全体の運動方程式は(5)式で表される。質量、減衰マトリックスはそれぞれ(6),(7)式で表せるものとする。ただし、ζはファジィ制御により0.02～0.2まで変化するものとする。

$$[M]\{a\} + [C]\{v\} + [K]\{d\} = \{F\} \tag{5}$$

$$[M]=\mathrm{diag.}(m_1,m_1,m_1,\cdots,m_i,m_i,m_i,\cdots,m_n,m_n,m_n) \tag{6}$$

$$[C]=2\omega\cdot\mathrm{diag.}(\zeta_{1u}m_1,\zeta_{1w}m_1,\zeta_{1\chi}m_1,\cdots,\zeta_{iu}m_i,\zeta_{iw}m_i,\zeta_{i\chi}m_i,\cdots,\zeta_{nu}m_n,\zeta_{nw}m_n,\zeta_{n\chi}m_n) \tag{7}$$

ζ：減衰率　　ω：一次の固有角振動数

ただし、添字 1･･･i･･･n:節点番号　n:全節点数

添字 u*:鉛直方向　w*:水平方向　χ*:回転角方向

ここで、[M],[C],[K] は構造全体の質量、減衰、剛性マトリックス、{a},{v},{d} は加速度、速度、変位ベクトル、{F}は外力ベクトルである。

２．５　シェルの動的応答解析

任意の地震力が作用する場合の動的応答解析には、減衰マトリックス[C] が時間の経過によって逐次変化していくものとして新たに誘導したニューマークβ法を用いる。　時刻n+1 における変位d_{n+1}を(8) 式で求め、それを(9),(10)式に代入して時刻n+1 における加速度a_{n+1}、速度v_{n+1}を求める。

$$\{d\}_{n+1} = [E]^{-1}[\,[G]\{d\}_n+[V]\{v\}_n+[A]\{a\}_n + \beta h^2\{F\}_{n+1}\,] \tag{8}$$

$$\{a\}_{n+1} = [\,\{d\}_{n+1}-\{d\}_n-h\{v\}_n -(0.5-\beta)h^2\{a\}_n\,]\,/\,\beta h^2 \tag{9}$$

$$\{v\}_{n+1} = [\,0.5h\{d\}_{n+1}-0.5h\{d\}_n-(0.5-\beta)h^2\{v\}_n -(0.25-\beta)h^3\{a\}_n\,]\,/\,\beta h^2 \tag{10}$$

ここで、$[E] = [M]+0.5h[C]_{n+1}+\beta h^2[K]$

$[A] = (0.5-\beta)h^2[M]+(0.25-\beta)[C]_{n+1}$

$[V] = h[M]+(0.5-\beta)h^2[C]_{n+1}$

$[G] = [M]+0.5h[C]_{n+1}$

ただし、加速係数β=0.25、　微小時間間隔h=0.02sec

３．制御理論

３．１　ファジィ推論法

本論文では、ファジィ推論法としてmin-max 重心法[4]を採用した。　また、メンバーシップ関数としては次式で表される、図３～図５のような三角形型を採用する。

$$A(x) = \frac{1}{a}\,(-|x-b|+a) \vee 0\,,\ a>0 \tag{11}$$

上式におけるパラメータａは、メンバーシップ関数の左右の広がりを表しており、パラメータｂはメンバーシップ関数の値が１となるようなｘの値である。

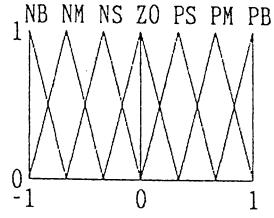


図３．前件部

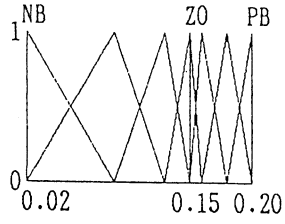


図４．後件部　（ａ）

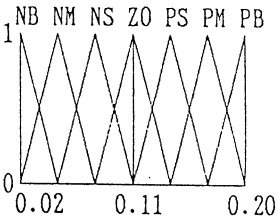


図５．後件部　（ｂ）

３．２　制御方法

本論文では、円錐形シェル及び球形シェルの固有振動解析を行い、鉛直方向の一次～三次の各モード腹部分、円錐形シェルは６節点、球形シェルは４節点について制御を行うことにする。

時刻n における地盤に対する構造物の相対応答変位、速度をそれぞれd_n、v_nとし、時刻n+1 における相対応答変位d_{n+1}は(12)～(14)式の３種類の式で予測するものとする。

一次で予測

$$d(t) = d_{n-1}+(d_n-d_{n-1})(t-t_{n-1})/H \tag{12}$$

二次で予測

$$d(t) = d_{n-2}+(d_n-d_{n-2})(t-t_{n-2})/H +(d_n-2d_{n-1}+d_{n-2}) \cdot(t-t_{n-2})(t-t_{n-1})/2H^2 \tag{13}$$

三次で予測

$$d(t) = d_{n-3}+(d_n-d_{n-3})(t-t_{n-3})/H +(d_{n-1}-2d_{n-2}+d_{n-3}) \cdot(t-t_{n-3})(t-t_{n-2})/2H^2 +(d_n-3d_{n-1}+3d_{n-2}-d_{n-3}) \cdot(t-t_{n-3})(t-t_{n-2})(t-t_{n-1})/6H^3 \tag{14}$$

ただし、１サンプリング時間H=0.02sec

$$E_n = d_{n+1} \tag{15}$$

$$\Delta E_n = v_n \tag{16}$$

E_nとΔE_nを前件部変数とし、後件部変数としては時刻n+1における減衰率ζ_{n+1}を考えファジィ推論を行う。このような操作を各節点ごとに行うことによって、減衰を逐次定めていくことができる。

３．３　ファジィ制御器の設計

ファジィ制御器の設計は、構造物の応答のいろいろな状態を想定し、どのような制御をすれば良いか定めれば良い。　本論文においては、制御規則は次のようにして定める。

時刻n において予測相対応答変位E_nがゼロで、相対応答速度$\triangle E_n$が正で非常に大きければ、E_nと$\triangle E_n$の関係から相対変位が大きくなる方向に運動している事が判る。

この状態では減衰率ζを非常に大きくして運動を妨げる必要がある。したがって次のようになる。

if E_n = ZO and $\triangle E_n$ = PB then C = PB

次に、予測相対応答変位E_nが正で非常に大きく、相対応答速度$\triangle E_n$が負で非常に大きければ、E_nと$\triangle E_n$の関係から相対変位が小さくなる方向に運動している事が判る。

この状態では減衰率ζを非常に小さくして運動を妨げないようにする必要がある。したがって次のようになる。

if E_n = PB and $\triangle E_n$ = NB then C = NB

以上のような考え方に基づいて他の制御規則も作成し、表にまとめると次のようになる。 縦の列はE の値、横の行は$\triangle E_n$の値、表の中はζの値を示している。

表１．制御規則（a）

E＼△E	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	ZO	NB	NB	NB
NM	PB	PB	PM	ZO	NM	NB	NB
NS	PM	PM	PS	ZO	NS	NM	NM
ZO	PB	PM	PS	ZO	PS	PM	PB
PS	NM	NM	NS	ZO	PS	PM	PM
PM	NB	NB	NM	ZO	PM	PB	PB
PB	NB	NB	NB	ZO	PB	PB	PB

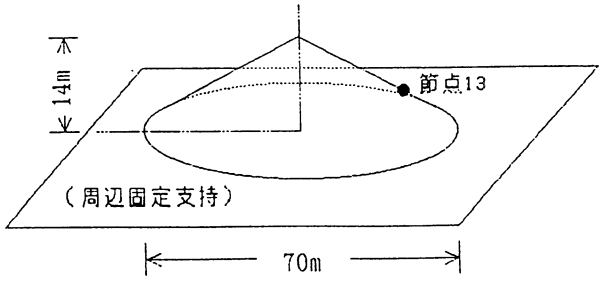
表２．制御規則（b）

E＼△E	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	NB	NB	NB	NB
NM	PB	PB	PM	NM	NS	NB	NB
NS	PB	PS	PS	NS	ZO	PS	PM
ZO	PB	PM	PS	ZO	PS	PM	PB
PS	PM	PS	ZO	NS	PS	PS	PB
PM	NB	NB	NS	NM	PM	PB	PB
PB	NB	NB	NB	NB	PB	PB	PB

このらの制御規則をもとにして、ファジィ理論による多重推論を行い減衰率を逐次定めていく。 このような、部材の地盤に対する相対変位を小さくする制御を各節点で行い、節点間の相対変位を小さくし、必然的に応力も小さくする。

４．解析モデル

４．１ 円錐形シェル

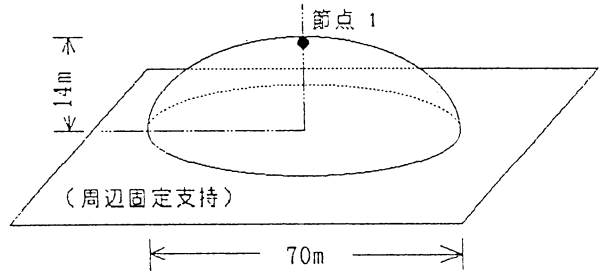


E = 1.38*10⁴ Kgf/cm²　　ν = 0　　t = 1.0 m

ρ = 4.07953*10⁻⁷ Kgf·s²/cm⁴　　要素数 20

図６．円錐形シェル解析モデル

４．２ 球形シェル



E = 1.38*10⁴ Kgf/cm²　　ν = 0　　t = 1.0 m

ρ = 4.07953*10⁻⁷ Kgf·s²/cm⁴　　要素数 40

図７．球形シェル解析モデル

４．３ 入力地震波形

上下動入力地震波形としては、1978年 6月12日の宮城県沖地震の上下動成分を用いた。この最大加速度は4.18秒において152.99 galであるが、最大が200galになるように全体を拡大して用いた。

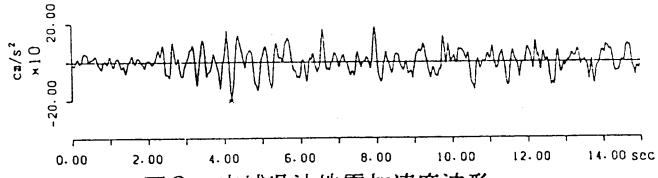


図８．宮城県沖地震加速度波形

５．解析結果

５．１ 円錐形シェル

制御規則(b)、後件部(b)、三次で予測した場合の一次モード腹部分（節点13,図6参照）の応答変位、減衰率ζの時刻歴応答及び鉛直変位が最大になるときの変位、応力を図 9～図11に示す。 各制御規則、後件部、変位の予測式で制御した時の一次モード腹部分の最大鉛直変位、その時の平均減衰率、その平均減衰率に減衰率ζを固定した時の最大鉛直変位、制御したことによる最大鉛直変位の減少率を表3 に示す。

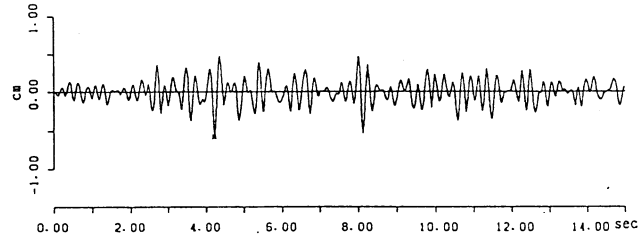


図９．制御した場合の鉛直変位

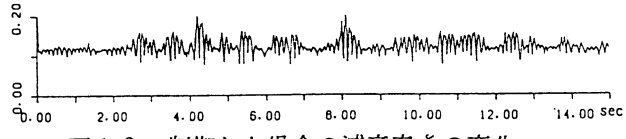


図１０．制御した場合の減衰率ζの変化

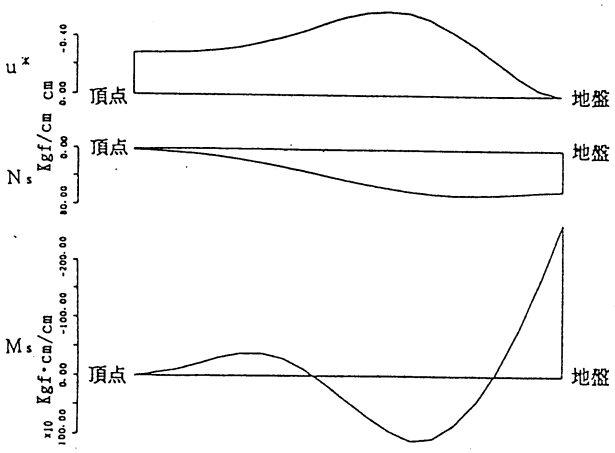


図１１．制御した場合の鉛直変位、応力

表３．ａ．制御規則(a)においての減少率

		変位(cm)	平均減衰率	平均減衰率に固定(cm)	減少率(%)
１次で予測	後件部(a)	0.569	0.153	0.572	0.693
	後件部(b)	0.586	0.125	0.598	2.012
２次で予測	後件部(a)	0.562	0.155	0.571	1.528
	後件部(b)	0.577	0.127	0.595	3.101
３次で予測	後件部(a)	0.562	0.155	0.571	1.664
	後件部(b)	0.576	0.127	0.596	3.249

表３．ｂ．制御規則(b)においての減少率

		変位(cm)	平均減衰率	平均減衰率に固定(cm)	減少率(%)
１次で予測	後件部(a)	0.565	0.147	0.578	2.207
	後件部(b)	0.583	0.120	0.603	3.253
２次で予測	後件部(a)	0.563	0.148	0.576	2.329
	後件部(b)	0.579	0.121	0.601	3.663
３次で予測	後件部(a)	0.562	0.149	0.576	2.322
	後件部(b)	0.579	0.122	0.601	3.674

５．２　球形シェル

円錐形シェルと同様のものを一次モード腹部分（節点1,図7参照）について図12～図14、表4 に示す。

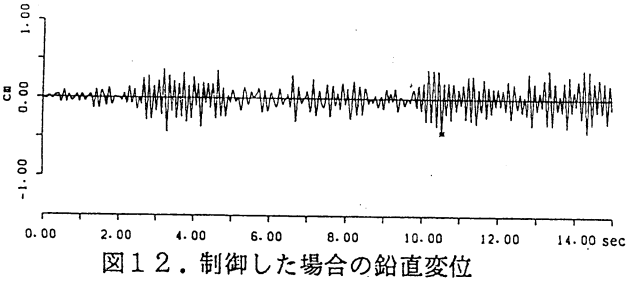


図１２．制御した場合の鉛直変位

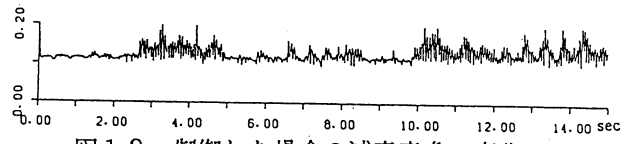


図１３．制御した場合の減衰率ζの変化

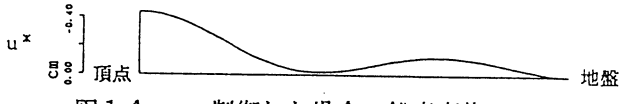


図１４．ａ．制御した場合の鉛直変位

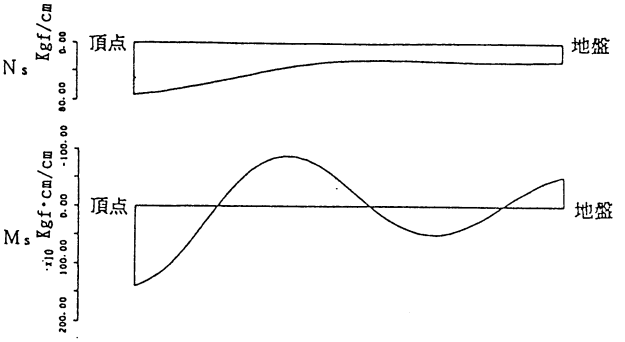


図１４．ｂ．制御した場合の応力

表４．ａ．制御規則(a)においての減少率

		変位(cm)	平均減衰率	平均減衰率に固定(cm)	減少率(%)
１次で予測	後件部(a)	0.436	0.155	0.430	-1.208
	後件部(b)	0.451	0.129	0.448	-0.879
２次で予測	後件部(a)	0.423	0.160	0.428	1.080
	後件部(b)	0.432	0.135	0.443	2.367
３次で予測	後件部(a)	0.422	0.160	0.428	1.435
	後件部(b)	0.430	0.134	0.443	2.881

表４．ｂ．制御規則(b)においての減少率

		変位(cm)	平均減衰率	平均減衰率に固定(cm)	減少率(%)
１次で予測	後件部(a)	0.433	0.149	0.434	0.127
	後件部(b)	0.444	0.124	0.452	1.834
２次で予測	後件部(a)	0.427	0.153	0.432	1.151
	後件部(b)	0.437	0.128	0.448	2.595
３次で予測	後件部(a)	0.425	0.154	0.431	1.482
	後件部(b)	0.435	0.128	0.448	3.028

６．結論

制御規則(b)、後件部(b)、三次で予測した場合では平均減衰率に固定した場合より最大鉛直変位で円錐形、球形シェルにおいてそれぞれ約3.7%、3.0%小さくする事ができる。　制御規則では(a) より(b) の方が良好な結果が出ている。　また、相対変位の予測の精度を上げる事によって特に球形シェルでは制御結果が良好となっている。これは球形シェルの固有振動数が円錐形シェルより高いため予測の次数が小さいと予測変位と実際の変位との偏差が大きくなる為であろう。

参考文献

1)新宮、川西、春本、船本：「地震力を受けるシェル構造へのファジィ制御の応用」 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集　PP.227-230　1990年9月

2)西村：「ベクトルとシェル構造」 彰国社 1977年

3)西村、新宮：「上下動および水平動地震を受る裾梁付回転体シェルの動的応答に関する研究」　日本建築学会論文報告集　第326号　PP.47-59 1983年4月

4)菅野：「ファジィ制御」 日刊工業新聞社 1988年

問い合わせ先：〒274 船橋市習志野台7丁目24-1
日本大学理工学部海洋建築工学科
新宮清志　TEL 0474-69-5426
FAX 0474-67-9446

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ制御による空調器省エネシステム（合繊工場への応用）

Fuzzy Controlled Air Conditioning System for The Energy Conservation (Applied to The Synthetic Fiber Plant)

佐竹　和雄　　石黒　利美
Kazuo Satake　Toshimi Ishiguro
（株）鐘紡
KANEBO LTD.
五百旗頭　正　　唐鎌　敏夫　　山田　哲也
Tadashi Iokibe　Toshio Karakama　Tetuya Yamada
（株）明電舎
MEIDENSHA CORPORATION

あらまし：ある種の工場では、製品品質の安定および向上に、製造工程における雰囲気を一定に保つ必要がある。このために大規模な空調器により温度・湿度・内圧を制御している。ところで従来の制御方式は一入力一出力制御のため、雰囲気一定制御は可能であるが、これに加えて省エネルギーを考慮する事が困難であった。今回多入力多出力制御が可能であるファジィ制御による空調器の省エネルギー運転システムを開発し、ポリエステルフィラメントをの製造する、合繊工場の延撚工程に導入し、秋期においては約26%の省エネルギー効果を得る事が出来た。

キーワード：ファジィ制御・空調制御・省エネルギー・合繊工場

1. はじめに

優秀なファッション素材であるポリエステルフィラメントの製品品質を決定する重要な要因の一つに、紡糸・延撚室内の雰囲気がある。この雰囲気を一定にするために、合繊工場では、大規模な空調器により温度・湿度・内圧を制御している。しかし、従来はPID制御による温度・湿度の単独制御とコンピュータ制御による混合気比率制御を行っていた。しかし、この方法では雰囲気一定制御は可能であるが省エネルギーという観点からは必ずしも有効とは言い難い。

今回ファジィ制御による空調器省エネシステムを開発し、同一プロセスに適用し従来の方法と比較した結果、多大な省エネルギー効果を得ることが出来た。

本稿では、まず合繊工場における空調設備の役割と問題点について触れ、そしてこの問題点を解決するためのファジィ空調省エネシステムの構成と機能について解説し、最後にその導入効果について述べる。

2. 合繊工場における空調設備の役割と問題点

合成繊維の一つであるポリエステルフィラメントは、おおむね図2.1の工程で生産される。

本工程における重要要素の一つに、均一性がある。この均一性を保つための条件としては、原料品質分析値のバラツキを抑えること、各工程の温度・圧力・流量・レベルを適正に制御する事、紡糸・延撚室内雰囲気を一定に保つこと等がある。

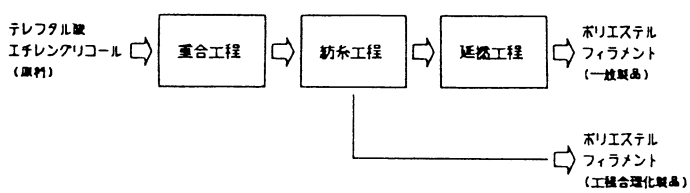


図2.1 生産工程

2.1 紡糸・延撚工程における空調器の役割

今回ファジィ制御を適用したのは、延撚工程の雰囲気を制御する大型空調器群である。

空調対象空間は40,000m³で、空調器台数は4台（常用3台・予備1台）である。これら空調器の役割

を以下に示す。

1) 未延伸糸のエージング

製品品質上、紡糸工程から延撚工程の間で均一雰囲気で一定時間エージングする必要がある。

2) 未延撚糸の物性変化防止

適切な温湿度雰囲気下で繊維の物性変化を防止する。

3) 糸の均染性の維持

温度偏差±1℃・湿度偏差±5%・内圧一定制御による均染性の維持。

4) 糸切・毛羽の発生防止

室内温湿度の変動が糸の不良を助長する。

5) 室内雰囲気浄化

フィラメントヒートセット時に発生する油剤ミストやモノマーを一部排気し、外気と置換し浄化する。

2.2 紡糸・延撚工程における空調器の問題点

空調対象が前述のように40,000m³という大空間のため、電気・水・蒸気を大量に消費している。これは製造コスト面からは負の要因となる。このための対策として、外気利用による省エネルギー運転が有効である。外気取り入れによる省エネルギー運転は以下の制御が考えられる。

1) 冷水使用量削減

夏場において、冷凍機により冷水をつくるため、外気取り入れによりこの負荷を削減すれば省エネルギー効果は非常に大きくなる。

2) 蒸気使用量削減

冬場において、適量の外気取り入れにより、使用蒸気量の削減が可能で省エネルギー効果が期待できる。

ところが、従来のコンピュータ制御では混合気の温度を入力パラメータ、外気と還気の混合比率を出力パラメータとする一入力一出力制御を行っていたため、バラツキが大きく目的を十分に果たすことができなかった。

3 ファジィ空調省エネルギーシステム

2項で述べた従来の空調制御システムの問題点を解決し、年間を通じて省エネルギー効果を得るためにファジィ制御を適用した。

このシステムはファジィ推論を用いて外気と還気とを適切に混合する事により、蒸気および冷水の使用量を削減を目的としたものである。

また年間を通じて省エネルギー運転を行わせるために、工業用水の温度変化を用いたファジィ推論により季節判別を自動的に行う機能を装備している。

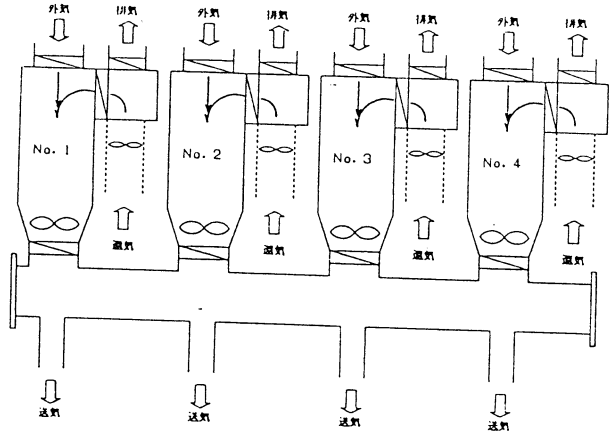


図3.1 空調系統図

前述の様に、本システムは4台の空調器を制御対象にしている。全体の系統を図3.1に、空調器1台の構成を図3.2に示す。本システムでは常時3台の空調器を制御しており、3台の空調器の内、中間器台は省エネ運転を、両側器台は省エネ運転と内圧制御運転を行っている。

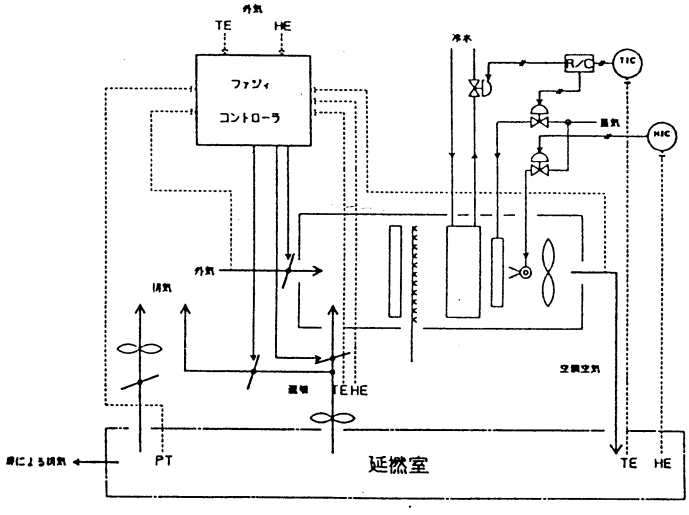


図3.2 空調器制御フロー

外気と還気の混合は、図3.3の空気線図に示すように、

1) 外気(OA)と還気(RA)を混合して混合気(MA)を得る

2) 混合気(MA)をエアーワッシャーによりQ点を得る

3) Q点から送気(SA)はファンの加熱で上昇する

というプロセスである。

適切なQ点を得るためには、適切な混合気(MA)を得なければならない。

本システムでは、

1) 外気温度・湿度、還気温度・湿度、外気風量、

還気風量、工業用水温度をとりこみ
2) これらを判定基準値と比較し
3) ファジィ推論により、混合気温度、外気ダンパー・還気ダンパー・排気ダンパー開度を求め
適切な混合気(MA)を得ている。

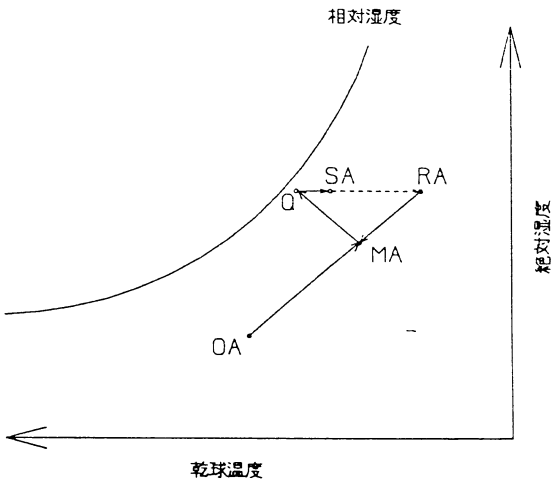


図3.3 空気線図

本制御で用いた混合気目標温度推論のためのファジィルールを表3.1にメンバーシップ関数を図3.4に示す。
表3.1における変数名は以下の通りである。
TK　：工業用水の温度
TA　：混合気の目標温度

表3.1 混合気目標温度推定ルール（例）

```
10 IF TK=LL THEN TA=H
20 IF TK=L  THEN TA=O
30 IF TK=O  THEN TA=L
40 IF TK=H  THEN TA=LL
50 DEFUZZY TA
60 END
```

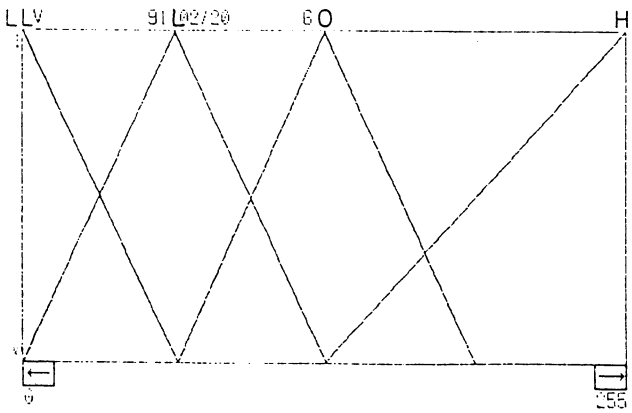


図3.4 混合気目標温度推定用ＭＳＦ（一部）

また、表3.2にはダンパ制御用のファジィルールを、図3.5にはメンバーシップ関数を示す

表3.2における変数名は以下の通りである。
TE　：温度偏差
TED　：混合気温度変化率
PE　：内圧
PED　：内圧変化率
DUEA　：排気ダンパー操作量
DUOAM：外気ダンパー操作量

表3.2 ダンパー制御用ルール（例）

```
10 IF PE=NM THEN
20 IF TE=N * TED=N THEN DUOAM=N
30 IF TE=N * TED=Z THEN DUOAM=NS
40 IF TE=N * TED=P THEN DUOAM=NS
50 IF TE=Z * TED=N THEN DUOAM=NS
60 IF TE=Z * TED=Z THEN DUOAM=Z
70 IF TE=Z * TED=P THEN DUOAM=PS
80 IF TE=P * TED=N THEN DUOAM=PS
90 IF TE=P * TED=Z THEN DUOAM=PS
100 IF TE=P * TED=P THEN DUOAM=P
110 IF PE=N * PED=N THEN DUEA=N
120 IF PE=N * PED=Z THEN DUEA=NS
130 IF PE=N * PED=P THEN DUEA=NS
140 IF PE=Z * PED=N THEN DUEA=NS
150 IF PE=Z * PED=Z THEN DUEA=Z
160 IF PE=Z * PED=P THEN DUEA=PS
170 IF PE=P * PED=N THEN DUEA=PS
180 IF PE=P * PED=Z THEN DUEA=PS
190 IF PE=P * PED=P THEN DUEA=P
200 ENDIF
210 IF PE=EL THEN DUEA=S
220 IF PE=EH THEN DUEA=0
230 DEFUZZY DUEA
240 DEFUZZY DUOAM
250 END
```

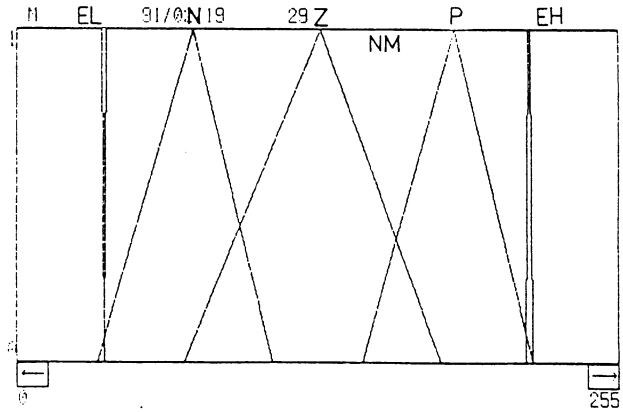


図3.5 ダンパー制御用ＭＳＦ（一部）

4 導入結果

本システムは鐘紡株式会社北陸合繊工場にて、1991年9月から稼働開始した。その運用にあたっては既設設備の改造やセンサーの新設等をおこなった。そしてその運用結果を図4.1に示す。これによると、年度差を無視すればファジィ制御をかけた1991年と、従来制御の1990年とでは、9月初旬から11下旬に於いて冷凍負荷換算で約26%の省エネルギー効果を得ることが出来た。

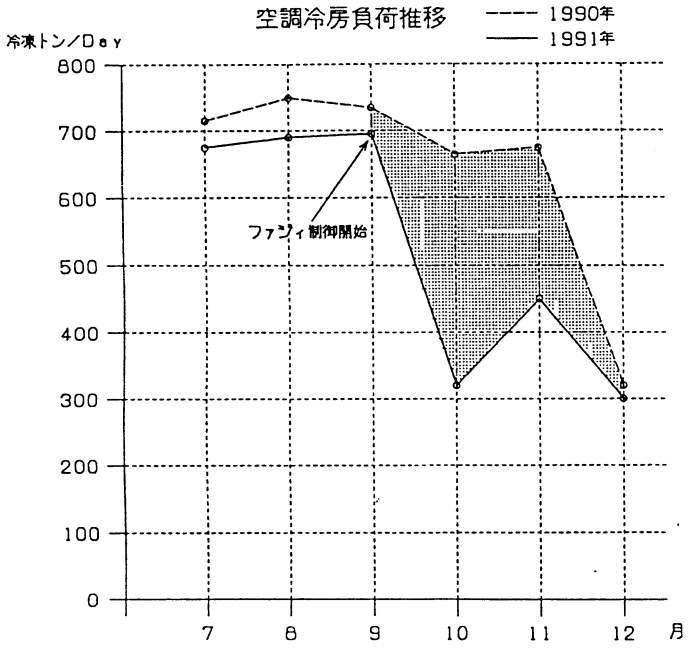


図4.1 運用結果

5 おわりに

外気取り入れによる空調器の省エネルギー運転に、図4.1で示したようにファジィ制御を用いて前述の効果を上げることが出来たが、年間を通じて省エネルギー効果を継続させる事や、気象条件の異なる地方での運用や目標値の異なるプロセスへの適用が今後の課題である。

なお、本論文の執筆後に発生した運用結果については、ファジィシステムシンポジュームにて発表する予定である。

ダム水位一定制御へのファジィ適用
Application on Fuzzy Control to Keep Water Level Constant

＊大野　知彦　○＊＊熊木　国一
Tomohiko OHNO　Kunikazu KUMAKI
＊日本無線㈱システム情報技術部　System & Information Engineering DEPT. JAPAN RADIO Co.,Ltd.
＊＊日本無線㈱システム情報技術部水管理システム課　Water Control Engineering SEC. System & Information Engineering DEPT. JAPAN RADIO Co.,Ltd.

あらまし　本装置はダム等の貯水位を一定に保持する制御装置で、水位偏差・水位偏差変化速度／流入量変化速度・流入量変化加速度を入力とし、流入量の補正出力をファジィ推論するものである。ダム水位一定制御方式としては、ダムの目的により水位偏差方か流入量制御方式のいずれかが採用されているが、前者は水位変動幅が大きく、後者は補正値の決定が難しい。ここでは両者を折衷した方式を提案し、ダム水位一定制御へのファジィ適用の可能性について評価を行った。
キーワード　制御　推論

１．はじめに

ダム放流設備制御の自動化は昭和30年代に開発されたダムゲート自動制御装置に始まるが、その後多くの改良を経て今日の高度なダム放流設備制御装置にまで発展して来た。

ダム放流設備制御装置には対象とするダムの目的や規模により多くの方式があるが、貴重な水資源をより有効に活用するためさまざまな改良が行われている。例えばダム放流制御で最も基本的な制御方式として水位一定制御方式があり、この方式ではさまざまな条件のもとで水位変動幅を如何に少なくするかが課題になっている。

当社ではここにファジィ推論に基づく制御方式の導入を試みたので報告する。

２．ダム水位一定制御の概要

ダムに流れ込んでくる流量（流入量）と等量の流量を放流（放流量）すればダム水位は一定になる。

また、ダム水位が目標水位より高い場合は流入量より大きな流量を放流すればダム水位を下げることが出来る。

このようにして、流入量の変動があってもダム水位をある一定値の範囲内に保持したり、目標水位を変更し、以降はその水位を保持する制御をダム水位一定制御と呼ぶ。

図１にダム水位一定モデルを示す。

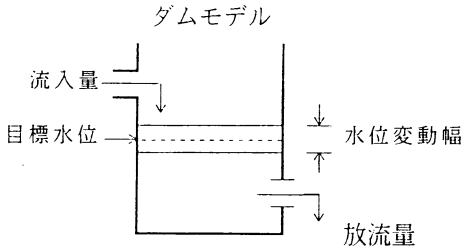


図１　ダム水位一定モデル

３．現在の制御方式

現在のダム水位一定制御方式には基本的に

①水位偏差方式

②流入量制御方式

がある。

水位偏差方式は、水位の変化を検出してから、あらかじめ定められた放流量を放流する方式であり、簡単であるが水位変動幅が大きく、主に洪水調節用のダムには採用出来るが電力用のダムには適さない。

一方、流入量制御方式は

$Q_o = Q_i + \Delta Q_o$ ・・・・(1)

但し、Q_o　：目標放流量

Q_i　：流入量

ΔQ_o ：放流量補正項

に基づき流入量を補正して目標放流量を算出する方式であり、主に電力用のダムに採用されているが、貯水位測定誤差（量子化誤差、波浪、平滑処理遅れなどに起因）、貯水位／貯水量変換誤差及び放流量誤差（開度の量子化誤差、流量計の遅れなどに起因）を補正する補正値の決定が難しい。

４．ファジィ制御方式の概要

本装置は流入量制御方式を基調とし、水位偏差方式のの考え方も取り込み、補正を容易にしてダム水位の保持精度を向上しようと試みたものである。

即ち、式(1)により目標放流量Q_oを算出し、ゲート開度を決定するのであるが、このうち流入量Q_iは従来通りの方法で算出し、放流量補正項ΔQ_oをファジィ推論により算出することにした。

ファジィ制御規則の前件部としては

流入量条件として

記号

・流入量の増加速度　$\Delta Q_i / \Delta T$　・・・・ＤＱｉ

・流入量の増加加速度$\Delta Q_i / (\Delta T)^2$　・ＤＤＱｉ

水位条件として

・水位偏差　$\Delta H = H - H_s$　・・・・ＤＨ

但し、H_s　：設定ダム水位

・水位偏差増加速度Δ（ΔＨ）／ΔＴ・・・ＤＤＨ

の２種類計４条件を選定した。ΔＴ：演算時間間隔は10分とした。

後件部はΔQ_oである。目標放流量算出ブロックを図２に示す。

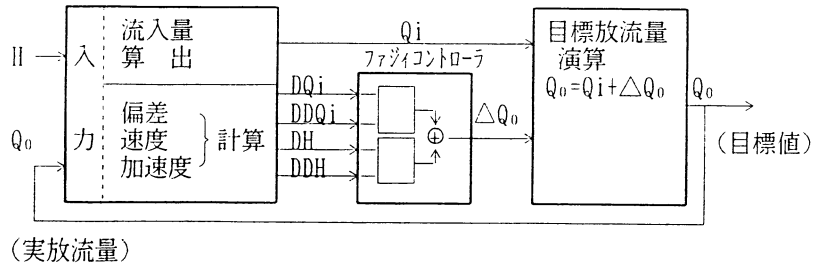


図２　目標放流量算出ブロック

5．シミュレーション装置

ファジィ制御方式の有効性を評価するため以下のようなシミュレーション実験を行った。但し、シミュレーションでは効果の確認を速めるために時間を60倍速にし、且つダムモデルには縮小モデルを使用した。

5．1ファジィ応用制御システム機能ブロック説明

図3に基づき各ブロックの機能について説明する。

(1)計測水位発生処理

あらかじめ設定されたモデル流入量と放流量との差から、時間単位内の貯水量の増加分を算出する。これを今までの貯水量に上乗せして今回の貯水量を算出する。貯水量から計測貯水位を変換式により算出する（図3.1参照）。

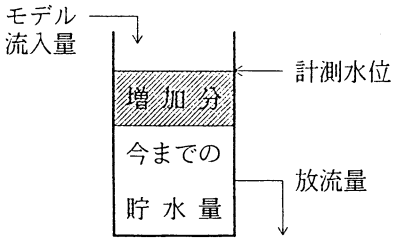


図3.1　計測水位発生処理

(2)諸量演算処理

計測貯水位を2秒毎にサンプリングし30回分の移動平均を行い平滑水位を算出する。この水位がダム水位となる。

$$H=\sum_{i=1}^{30} Hri/30 \cdots\cdots (2)$$

但し、H：平滑水位（ダム水位）
Hri：i 回目のサンプリング計測貯水位

但し、ここでは便宜上平滑水位＝計測水位とした。

平滑水位より変換式により貯水量を算出する。
30分間の貯水量の増加分と放流量の平均値を加算して仮想流入量を算出する。

仮想流入量を1分毎に算出し、その10回分の移動平均値を算出して、これを流入量とする。

$$Qi=\sum_{j=1}^{10} Qi'_j /10 \cdots\cdots\cdots (3)$$

但し、Qi'_j ：j 回目に算出された仮想流入量

$$Qi'=\Delta V/1800 + \overline{Q_0} \cdots\cdots (4)$$

但し、Qi'　：仮想流入量
　　ΔV　：30分間の貯水量の増加分
　　$\overline{Q_0}$　：平均放流量

(3)ファジィコントローラ用前処理部

ファジィコントローラの入出力変数を算出する。

(4)ファジィコントローラ

ファジィ推論、デファジファイァ処理を行い、目標放流量の補正項ΔQ_0を算出する。仕様は以下の通りである。

- 推論方式　MAX-MIN 論理
- 確定方式　重心方式
- 入力変数　4点
- 出力変数　1点
- ルール形式　4条件1結論
- 言語値　7ラベル
- ルール数　49x2個

(5)目標放流量算出処理

目標放流量（Q_0）＝Qi ＋ΔQ_0
の演算を行う。ここでは簡略化して目標放流量をそのまま次回の放流量とする。

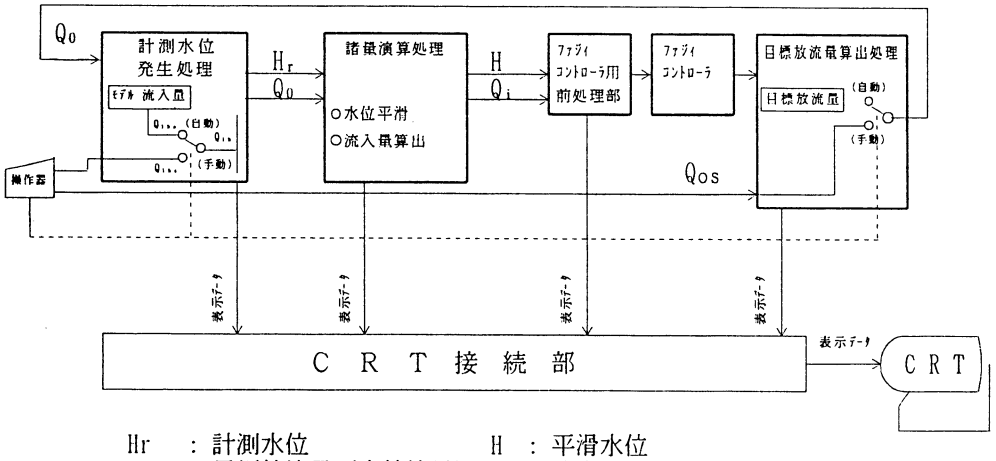
(6)操作器

ファジィ制御方式と人による操作方式とを比較するために操作器から手動で目標放流量を変化させることが出来るようにした。

さらに、モデル流入量ではなく任意の流入量に対してファジィ制御がどのように行われるかを評価するために手動で流入量を変化出来るようにした。

(7)CRT

CRT表示装置には水位、水位偏差、モデル流入量、流入量、放流量をグラフ表示し、更に、ファジィ入力変数値を表示して調整評価作業を容易にした。



Hr　：計測水位　　H　：平滑水位
Q_0　：目標放流量（実放流量）　Q_i ：流入量
Q_{iha} ：流入量（モデル流入量）　Qos：放流量設定値
Q_{ihs} ：流入量（手動設定）
Q_{ih}　：流入量（流入量・入力）

図3　ファジィ応用制御システム機能ブロック図

5．2　入出力変数リスト

入出力変数としては前件部4個、後件部1個であり、それぞれの値の範囲は適用されるダムの規模に応じて可変とした。本システムの場合は具体的なダムモデルを作成し、その最適値を試行錯誤して求めた。結果を表1に示す。

5．3　ファジィ変数リスト

各前件部のファジィスケールをそれぞれ

ＤＱｉ	-3.00 ～1.00
ＤＤＱｉ	-3.00 ～1.00
ＤＨ	-0.90 ～0.30
ＤＤＨ	-3.00 ～1.00

に設定し、その右半分を7個のラベルに等分して入力メンバーシップ関数とした。

これはファジィコントローラへのアナログ入力をユニポーラで使用したための処置である。入力範囲～アナログ入力～ファジィスケールの関係は図4のようになる。

後件部のファジィスケールは

ΔＱｏ	-6.00 ～6.00

としてこれを7個のラベルに等分し、出力メンバーシップ関数とした。

メンバーシップ関数の形状はいずれも二等辺三角形とし等間隔で配列した。

また、0（ゼロ）近傍のハンチングを防止し、収束性を良くするために入力変数のＺＲについては若干の不感帯を設けた台形型とした。

チューニングに当たってはメンバーシップ関数の形状は固定とし、入力範囲とファジィスケールの値を変えることで対処した。

表2にファジィ変数リストを示す。

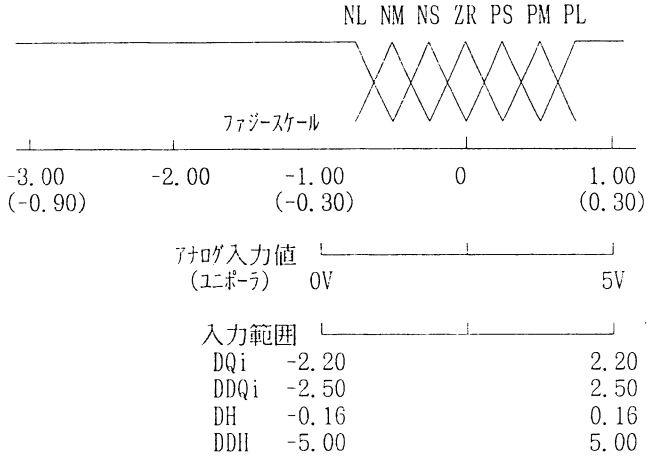


図4　入力範囲とファジィスケールの相対関係

5．4　ファジィルール

本来は知識ベースとして必要最少限のルールを構築すべきであるが、対象としているダムの特性があきらかで無い場合でも共通のルールの適用を考慮し、入力変数の全ての組み合わせについてルールを決定し、固定した。

但し、こうすると組み合わせの数が

$7^4 = 2,401$個

にもなり非現実的となるため流入量項目と水位偏差項目に分け、それらは別々に扱い、後で合成する方式とした。そうすればルール数は

$7^2 \times 2 = 98$個

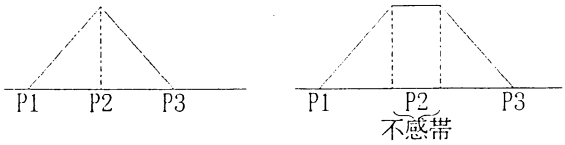
となり実現可能な範囲となる。表3にそれぞれのファジィルールを示す。

表1　入出力変数リスト

No.	変数	値の範囲 下限値	値の範囲 上限値	単　位
1	ＤＱｉ	-2.20	2.20	$m^3/s/10$ 秒
2	ＤＤＱｉ	-2.50	2.50	$m^3/s/(10秒)^2$
3	ＤＨ	-0.16	0.16	m
4	ＤＤＨ	-5.00	5.00	cm/ 秒
5	ΔＱｏ	-4.00	4.00	m^3/ 秒

表2　ファジィ変数リスト

変数	ＤＱｉ P1	ＤＱｉ P2	ＤＱｉ P3	ＤＤＱｉ P1	ＤＤＱｉ P2	ＤＤＱｉ P3	ＤＨ P1	ＤＨ P2	ＤＨ P3	ＤＤＨ P1	ＤＤＨ P2	ＤＤＨ P3	ΔＱｏ P1	ΔＱｏ P2	ΔＱｏ P3	備　考
ＮＬ	-3.00	-1.00	-0.67	-3.00	-1.00	-0.67	-0.90	-0.30	-0.20	-3.00	-1.00	-0.67	-6.00	-6.00	-4.00	
ＮＭ	-1.00	-0.67	-0.33	-1.00	-0.67	-0.33	-0.30	-0.20	-0.10	-1.00	-0.67	-0.33	-6.00	-4.00	-2.00	
ＮＳ	-0.67	-0.33	-0.05	-0.67	-0.33	-0.05	-0.20	-0.10	-0.10	-0.67	-0.33	0.05	-4.00	-2.00	0.0	
ＺＲ	-0.33	-0.05 0.05	0.33	-0.33	-0.05 0.05	0.33	-0.10	-0.01 0.01	0.10	-0.33	-0.05 0.05	0.33	-2.00	0.0	2.00	注
ＰＳ	0.05	0.33	0.67	0.05	0.33	0.67	0.01	0.10	0.20	0.05	0.33	0.67	0.0	2.00	4.00	
ＰＭ	0.33	0.67	1.00	0.33	0.67	1.00	0.10	0.20	0.30	0.33	0.67	1.00	2.00	4.00	6.00	
ＰＬ	0.67	1.00	1.00	0.67	1.00	1.00	0.20	0.30	0.30	0.67	1.00	1.00	4.00	6.00	6.00	



注　DQi, DDQi, DH, DDH のZRには不感帯を設けてある。

表3　ファジィルール

流　入　量　項　目　　ΔＱｏ

DDQi \ DQi	ＮＬ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＬ
ＰＬ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＬ	ＰＬ	ＰＬ	ＰＬ
ＰＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＬ	ＰＬ	ＰＬ
ＰＳ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＬ	ＰＬ
ＺＲ	ＮＬ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＬ
ＮＳ	ＮＬ	ＮＬ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＭ
ＮＭ	ＮＬ	ＮＬ	ＮＬ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ
ＮＬ	ＮＬ	ＮＬ	ＮＬ	ＮＬ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＲ

水　位　偏　差　項　目　　ΔＱｏ

DDH \ DH	ＮＬ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＬ
ＰＬ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＭ	ＰＬ	ＰＬ
ＰＭ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＭ	ＰＬ
ＰＳ	ＮＳ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＭ
ＺＲ	ＮＭ	ＮＳ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＭ
ＮＳ	ＮＭ	ＮＭ	ＮＳ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ	ＰＳ
ＮＭ	ＮＬ	ＮＭ	ＮＭ	ＮＳ	ＮＳ	ＺＲ	ＰＳ
ＮＬ	ＮＬ	ＮＬ	ＮＭ	ＮＭ	ＮＳ	ＮＳ	ＺＲ

5．5　評価試験結果

メッバーシップ関数及びルールを固定して入力変数の範囲のみを調整するだけで水位偏差を少なくする目的に関してはほぼ目的を達成出来た。但し、放流量の変化を平準化したりハンチングを無くするにはさらに改良が必要である。

第一段階としてはほぼ満足の行く結果であり、ダム水位一定制御へのファジィ適用の可能性を確認できた。

モデル流入量によるシミュレーション結果及び手動により流入量を急激に変化させた場合のシミュレーション結果をそれぞれ図５、図６に示す。但し、ここで使用したシミュレーションモデルのスケールは　水位：1/1 流量:1/100　面積:1/6000 時間:1/60 である。

6．あとがき

簡単なダムモデルを使用してダム水位一定制御にファジィの導入を試みた。

今後は放流制限、動作間隔、ゲート動作時間などのさまざまな制約条件を付加したシミュレーション装置を開発し、実際に近い条件のもとで実運用データを使用し、現在の水位偏差方式及び流入量制御方式と比較しながら評価検討し実運用に適用していきたい。

最後にファジィ制御について様々な御助言を戴いた熊本大学の上野教授、佐々木助手、ならびに、ダム制御方式とファジィ適用について貴重な御助言を戴いた中部電力㈱鈴木調査役に深く感謝いたします。

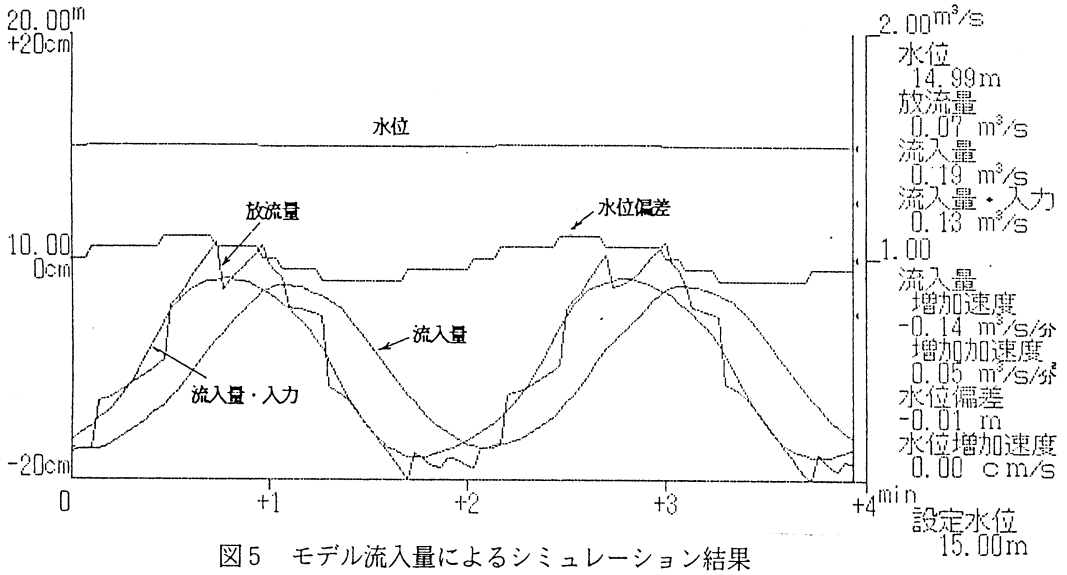


図5　モデル流入量によるシミュレーション結果

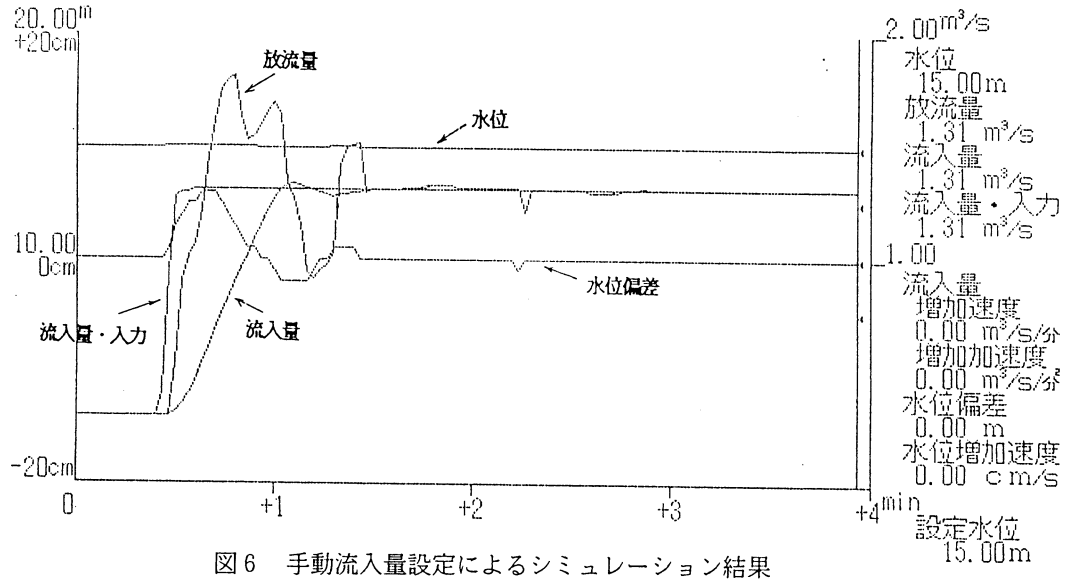


図6　手動流入量設定によるシミュレーション結果

参考文献

(1)寺野、浅居、菅野共著：ファジィシステム入門、オーム社（昭和６２年）

(2)寺野、浅居、菅野共著：応用ファジィシステム入門、オーム社（平成元年）

(3)菅野道夫著：ファジィ制御、日刊工業新聞社（昭和６３年）

問い合せ先：

〒１８１　東京都三鷹市下連雀５－１－１

日本無線株式会社システム情報技術部

水管理システム課　熊木　国一

TEL 0422-45-9341

FAX 0422-45-9366

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ニューロとファジィのハイブリッド制御系の設計とそのタンクレベル制御への適用

A Design Method of Neuro-Fuzzy Hybrid Control System and Its Application to Tank Level Control

谷　哲次*　　村越　俊二**　　佐藤　勉**

Tetsuji Tani　　Shunji Murakoshi　　Tsutomu Sato

＊出光興産株式会社　千葉製油所技術課　Technical and Enigineering Department of Chiba Rifinary IDEMITSU KOSAN CO.,LTD.

＊＊出光興産株式会社　システム総合研究所　Institute of Information Technology IDEMITSU KOSAN CO.,LTD.

要旨：ニューラルネットワークとファジィ推論によるハイブリッド制御系を設計した。特長は、長期的な傾向を予測した基準値に対し、状態変化に対応するための補正量をファジィ推論により算出する。更に、ニューラルネットワークにより装置の過渡状態を予測し、事前にファジィ推論の目標値を変更することにより、操作量の変化を極小化するところにある。

この制御系を溶剤脱蠟装置のタンクレベル制御に適用した。制御目的は、タンクレベルの安定化とタンク抜き出し流量の平滑化であるが、平常運転時から原料切替え時まで広範囲に渡り良好な結果を得た。

キーワード：ニューラルネットワーク、ファジィ推論、タンクレベル制御、溶剤脱蠟装置

1．はじめに

石油精製で得られる重要な製品に潤滑油がある。溶剤脱蠟装置は、潤滑油を製造する際、原料油から蠟分を除去し潤滑油の基材を作る装置である。

本研究の対象としたのは、溶剤脱蠟装置の脱蠟油タンクである。そのタンクへ至るまでに、油中の蠟分を分離するために冷却・ろ過といった非線形プロセスを経由しなければならない。また、原料切替え時には、通油量の変動は油種により特有の応答特性を示す。しかも、そのタンクの下流には加熱炉があるため、タンクレベルの安定化は勿論、抜き出し流量も平滑化することが要求される。このプロセスは、従来の方法ではモデル化困難なため、その制御は熟練運転員による手動調整に頼らざるを得なかった。

そこで、ニューラルネットワークを活用して、熟練運転員が持つタンクレベル目標値を算出し、これを目標値とするファジィ制御にて、平常運転から原料切替えまでタンクレベルを安定化できる複合制御方式を開発した。更に、実装置へ導入し、良好な結果が得られたので、その内容を報告する。

2．装置概要

溶剤脱蠟装置のフロー図を図２．１に示す。溶剤脱蠟装置は原料油に溶剤を加えて冷却し、析出した蠟分をフィルタでろ過・除去することにより、低流動点の潤滑油を製造する。

原料油は、一次・二次希釈溶剤を加えて冷却器へ送られ、冷却することにより蠟分を折出させた後、フィルタへ送られる。フィルタは内部が減圧になった回転ドラムになっており、原料油はここでろ過された後、タンクへ送られる。タンクから抜き出された油分と溶剤の混合溶液は潤滑油溶剤回収系へ送られ、加熱炉で加熱することにより溶剤を蒸発させ、潤滑油を精製する。

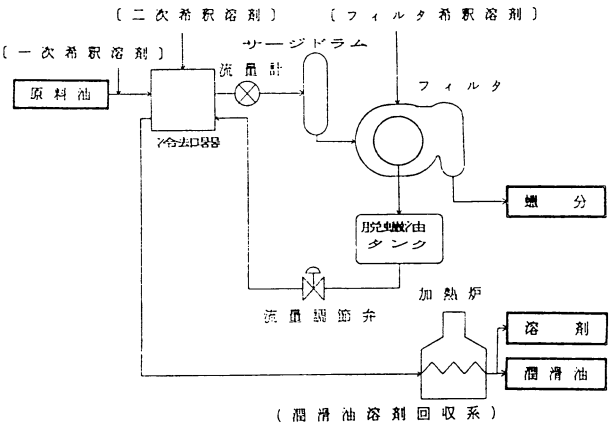


図２．１　溶剤脱蠟装置フロー

3．現状

3．1　現状の問題点

タンクレベル安定化のための抜き出し流量制御は、以下のような問題点があった。

(1) フィルタは、目詰まり状態により通油量が変化する。更に、原料切替え時は油種により特有の応答特性を有するため、このモデル化は極めて困難である。

(2) 下流に加熱炉があるため、抜き出し流量の変化量には制約がある。

(3) 生産工程上、原料切替えが頻繁に行われる。

このような要因が複雑に絡み、抜き出し流量制御の自動化は困難で、特に、原料切替え時は、熟練運転員の手動調整に頼らざるを得なかった。

3．2　熟練運転員の制御則

(1) 平常運転時

フィルタは複数台あり、1台づつ定期的に停止して洗浄している。そのため、タンクレベルは、常に周期的な上下動を繰り返している。

熟練運転員は、そのレベルの長期的な傾向により、抜き出し流量を微調整していた。

(2) 原料切替え時

運転経験から、切替える原料により事前にタンクレベルを調整し、タンク容量をバッファとして、抜き出し流量を平滑化していた。

具体的には、原料切替え後、タンクレベルが下降すると予想される場合、予め抜き出し流量を減少させてタンクレベルを上昇させることにより、タンクが空になるのを事前に防止し、かつ、抜き出し流量の変化を極小化していた。

4．対策

4．1　制御目標

(1) タンクレベルを原料切替え時を含めて、35%～75%の間に抑える。

(2) 抜き出し流量の変化速度を平滑化する。

4．2　ニューラルネットワーク部

図4．1に示すニューラルネットワークを構築し、原料切替え毎のタンク流入量を学習させた[1)2)]。ただし、学習は原料Aと原料Bの切替えの場合、原料Aから原料Bと逆方向の原料Bから原料Aの双方向のデータを一組として用いた。また、入力信号として処理量一次希釈溶剤量、二次希釈溶剤量、フィルタ希釈溶剤量、時間を、教師信号としてタンク流入量を与えた。

この学習させたニューラルネットワークを用いて、それぞれ平均的なデータを入力することにより、一般的なタンク流入量を算出し、以下の結果を得た。

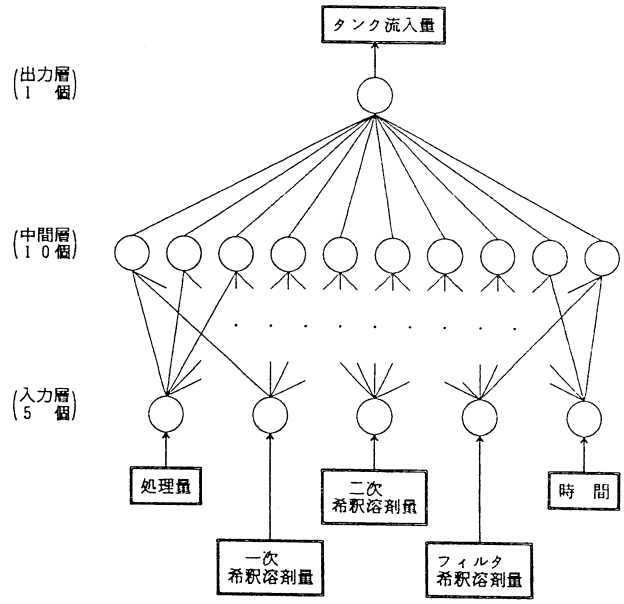


図4．1　ニューラルネットワーク概要

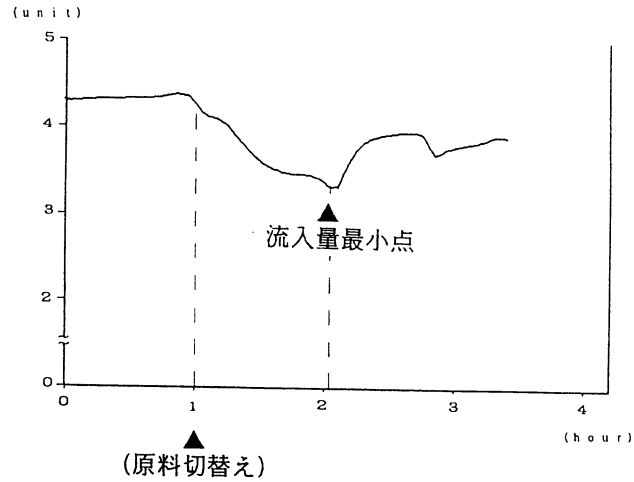


図4．2　ニューラルネットワークによる流入量算出例

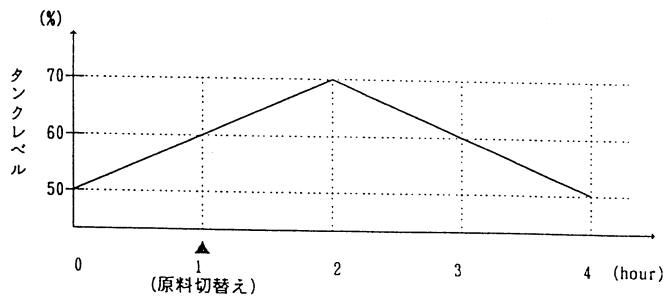


図4．3　タンクレベル目標値のモデル

(1) 原料切替え時における流入量の変化傾向は、上昇・下降・変化なしの3パターンに分類することができる。

(2) タンク流入量の最大・最小時刻を算出することができる。

図4．2にその一例を示す。これは、原料Aから原料Bへの切替え時のニューラルネットワークによる予測値である。これより、この切替え時は次のことが分かる。

(1) タンク流入量は下降する。

(2) タンク流入量の最小となる時刻は、切替え後約1時間である。

この結果とタンク容量を考慮して、タンクレベル目標値を設定した。図4．3は原料Aから原料Bへの切替え時におけるタンクレベル目標値の推移であり、原料切替え1時間前からタンクレベルを上昇させ、最小流入量時刻にタンクレベルが最大値となるように設定した。

4．3 ファジィ部

タンクレベルを安定化させるための熟練運転員のノウハウを制御規則としてまとめた。表4．1はそのルール・テーブルであり、全部で17個になった。

ルールは、タンクレベルが目標値に対して少し外れている時は、そのレベル変化速度に着目して少し補正を行う。大きく外れている時は大きく補正するが、その特長としては、フィルタの洗浄に伴う周期的な上下動、すなわち、長期的な傾向を加味するために洗浄の時間間隔に着目することにある。なお、目標値については、4．4節で詳しく述べる。

また、ファジィ推論においては、簡略化法を採用した[3]。

4．4 制御ロジック

図4．4に制御ブロック図を示す。制御ロジックは平均的な抜き出し流量を算出する基準部、タンクレベル状態等により基準部を補正するファジィ補正部から構成される[4)5)6)]。

(1) 基準部

熟練運転員は、長期的なタンクレベルの傾向を基に流量を設定していた。例えば、タンクレベルが上昇する傾向に対して、抜き出し量を増加させることにより対応していた。そこで基準部では、図4．4に示すように長期的な傾向を刻々の出力の指数平均として算出した。

$$\overline{X}_i = \alpha \cdot \overline{X}_{i-1} + (1-\alpha) \cdot X_{i-1}$$

但し、$\overline{X}_i$ を今回の平均抜き出し流量、X_{i-1} を前回の抜き出し量、α を〔0、1〕の実数とする。

更に、平常運転時にはαを大きくすることにより長期的な傾向を重要視し、原料切替え時にはαを小さくすることにより、刻々のタンクレベルの変動に対応できるようにした。

(2) ファジィ補正部

ファジィ補正部では、タンクレベルの状態とフィルタ洗浄による周期的なレベル上下動を加味してレベル補正を行う。その制御規則は4．3節で述べた通りである。

更に、ファジィ推論の目標値は、平常運転時はタンク中央値である50%に固定し、原料切替え時は4．2節で求めたものを目標値とするように変更する。これは、運転経験の原料切替え時はタンク容量をバッファとして抜き出し流量を平滑化することに対応する。

表4．1 ファジィ制御規則

		TS					TM		
		PB	PS	ZE	NS	NB	PB	PS	ZE
TL	PB	—	—	—	—	—	PB	PB	PS
	PS	PB	PS	—	ZE	NB	—	—	—
	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
	NS	PB	ZE	—	NS	NB	—	—	—
	NB	—	—	—	—	—	NS	NB	NB

TL：タンクレベル（L）
TS：タンクレベルの変化速度（ΔL）
TM：フィルタ洗浄の時間間隔
PB：Positive Big = かなり大きい
PS：Positive Small = やや大きい
ZE：Zero = 丁度良い
NS：Negative Small = やや小さい
NB：Negative Big = かなり小さい

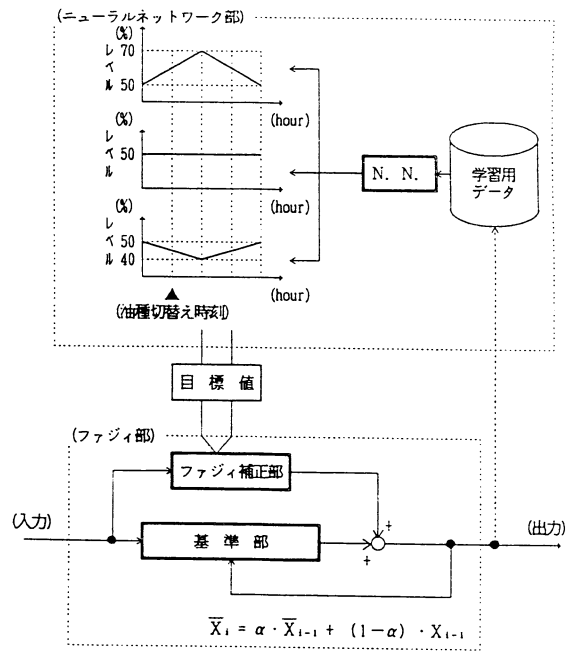


図4．4 制御ブロック図

5．効果

このような複合制御を開発し、オフライン・テストを計算機上で行い、チューニングをした後、実装置へ導入した。

この複合制御導入後の効果をまとめると、

(1) 平常運転時のタンクレベルの安定化と抜き出し流量の平滑化を同時に実現できた。

(2) 原料切替え時においても、同一制御ロジックでタンクレベルの安定化と抜き出し流量の平滑化を同時に実現できた。

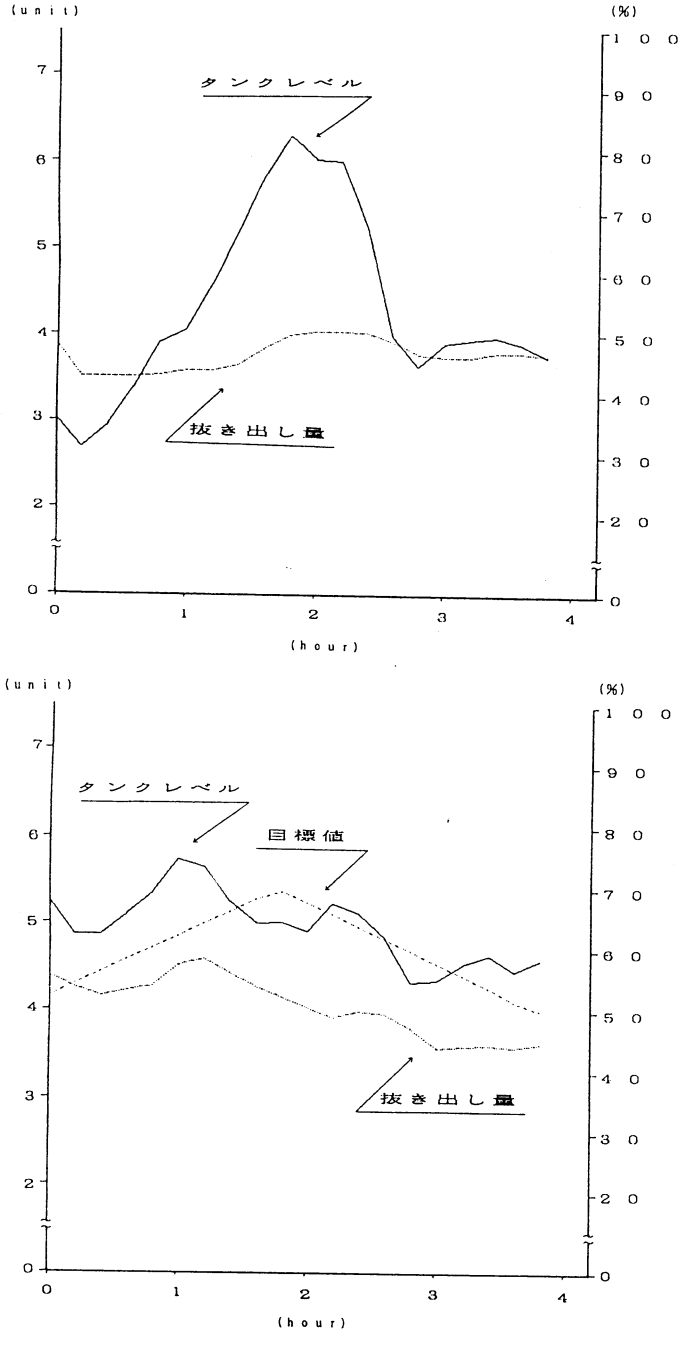


図5．1　制御状況
（上段：手動調整　下段：システムによる自動制御）

一例として、図5．1に原料Aから原料Bへの切替え時の制御状況を示す。上段は本システム導入前の手動調整の状況であり、下段は本システム導入後の自動制御である。導入前は、タンクレベルが30%～80%まで変化しているのに対して、導入後は35%～75%程度までに抑えることができ、かつ、抜き出し流量も許容範囲内で平滑化することができ、当初の目標を達成することができた。

6．まとめ

本研究では、タンクレベル制御を対象に、ファジィ制御とニューラルネットワークのハイブリッド制御を提案した。

ニューラルネットワークにより、系の特性を算出し、系の過渡特性を事前に予測した。更に、この予測を基にファジィ推論の目標値を事前に変更していくことにより操作量の変化を極小化することが可能であることを実装置にて検証した。また、この制御方式は同一制御ロジックで、平常運転時から原料切替え時まで制御可能であることを実装置にて立証した。

今後は、更に他原料間切替えにおいてもその制御方式の有効性を確認する。

参考文献

(1)Rumell, Hinton, and Williams：Learning representation by back-propagation errors, Nature, 323(1986)

(2)F.C.Chen：Back-propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control、IEEE control System Magagine, 10-3(1990)

(3)水本雅晴：ファジィシステムに対する改善法（Ⅰ，Ⅱ，Ⅲ，Ⅳ）、第3・4・5・6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、153/158(1987), 91/96(1988), 499/504(1989), 9/13(1990)

(4)柳下、伊藤、菅野：ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用、システムと制御、28-10, 597/604(1984)

(5)市橋、田中：ＰＩＤとファジィのハイブリッド型コントローラー、第4回ファジィシンポジウム講演論文集 97/102(1988)

(6)谷哲次、田中一男：ファジィ制御とＰＩＤ制御の複合制御系の構成とその加熱炉温度制御への適用、計測自動制御学会論文集、27-11, 1274/1280(1991)

(7)寺野、浅井、菅野：ファジィシステム入門、オーム社(1987)

〔問い合わせ先〕
〒100　東京都千代田区丸の内3－1－1
出光興産㈱　情報システム室　システム総合研究所
村越　俊二　　TEL　03－3213－9394
Fax　03－3213－9398

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

下水汚泥溶融炉のファジィ制御

Fuzzy Contorol of a Sewage Sluge MEIting Furnace

塩野　俊一　　臼井　高史　　入山　守生　　鈴木　一如　　中　　洋太
Shunichi SHIONO Takashi USUI Morio IRIYAMA Kazuyuki SUZUKI Youta NAKA
荏原インフィルコ株式会社
EBARA INFILCO CO.,LTD.

あらまし　増え続ける下水汚泥の減容化、安定無害化、再資源化をめざす下水汚泥溶融処理法が近年実用化されつつあり注目されている。熟練運転者が要求される本溶融処理法の普及には運転の自動制御化が必須であろう。当社が開発した下水汚泥溶融炉の運転制御にファジィ制御を取り入れた下水汚泥溶融システムを完成させ運転を行い、ファジィ制御が炉内温度、炉出口ガスO_2濃度、NO_x濃度の制御に有効に機能することを確認した。

キーワード　下水汚泥、溶融炉、ファジィ制御、スラグ温度、NO_x、O_2

１．まえがき

１．１ 下水汚泥の処分溶融処理

下水道普及率の増大は我々に快適な環境をもたらしてくれた。しかしその反面で増大し続ける下水処理量に伴って発生する汚泥の処理処分問題がクローズアップされることになった。

発生汚泥はこれまで脱水ケーキあるいは焼却灰として埋立処分されてきた。そして今，新たな処分地の確保と生活環境の保全という大きな問題を抱えている。こうした状況下で，よりいっそうの汚泥の減容化と安定・無害化をめざし，さらには資源化の可能性のある下水汚泥の溶融技術が注目されるようになった。

脱水・乾燥した汚泥を千数百度の高温下で焼却することにより無機物が溶けて流動化するが，これを取り出して冷却すると固化してスラグとなる。このスラグは焼却灰に比べて容積が小さく取扱いが容易な上，汚泥の中に含まれる重金属等の有害物質がスラグの中に取り込まれて，環境保全の面では安全・無害である。さらに，岩石に近い性状を生かした再資源化の道も模索されている。

１．２ 下水汚泥溶融システムとファジィ制御

下水汚泥の処理方法として溶融処理法は大きな期待を担っており，今後多くの自治体で採用されていくものと思われる。しかし焼却技術の延長線上にあるとはいえ，下水汚泥の溶融設備は新しいシステムであり，設備が普及していくにつれ，やがてこれを運転管理する人の不足が大きな問題となってくるであろう。

下水汚泥を溶融するための溶融炉と，従来の汚泥焼却炉との大きな相違点としてはつぎの３点があげられる。

＊　操作温度が高いこと
＊　火炉負荷が大きいこと
＊　焼却残さを溶融スラグとして取り出すこと

従って溶融炉の運転は焼却炉の運転に較べると高温である分だけ炉自体の損耗が激しく，これを防ぐために緻密な温度管理が要求される。また溶融スラグを安定して取り出すために，スラグ温度と流動状態の監視が必要である。火炉負荷が大きいことは汚泥およびガスの炉内滞留時間が短いことを意味し，燃焼制御にはリアルタイム性が要求される。

こうしたことから汚泥溶融炉の自動燃焼制御が望まれるが，制御系が複雑で数式モデルが立てにくく，従来の制御方式をそのまま採用する事は困難である。

熟練運転者の必要性および複雑で高度な運転管理の自動化という問題を解決する試みとして，下水汚泥溶融炉の制御にファジィ制御を採用した。

２．下水汚泥溶融システムの概要

当社は1990年に豊橋市内の下水処理場に処理量15ﾄﾝ・ｹｰｷ/dの汚泥溶融設備を建設した。この処理場は，処理能力116,600m³/d，日平均汚水量44,000m³/dの規模の一部合流式下水処理場で，標準活性汚泥法を採用しており，発生汚泥は真空脱水後農地還元及び埋立処分を行っている。

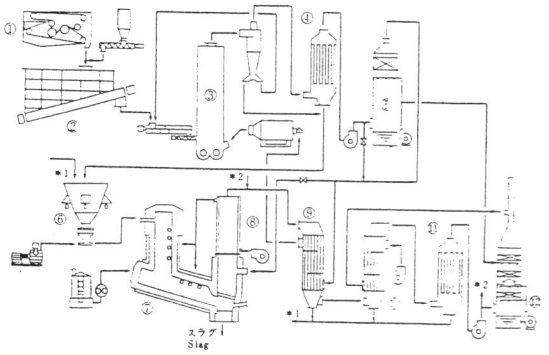
図１に下水汚泥溶融システムの全体フローを示す。

下水汚泥溶融システムは大別して汚泥脱水・乾燥設備，溶融炉設備，熱回収および排ガス処理設備からなる。

下水処理場で発生した濃縮汚泥をまず，脱水機で75～80 %の含水率まで脱水する。次に乾燥設備に送り気流乾燥機によって解砕・乾燥して含水率5%前後の細かい乾燥粉にし，乾燥汚泥ホッパに送り貯留する。

乾燥用の熱ガスは，汚泥を乾燥したあと減湿塔で水分を除去し，高温の溶融排ガスと熱交換して昇温して循環使用する。不足分の熱量は熱風炉にて加熱供給する。

溶融炉本体は縦型１次燃焼室と傾斜型２次燃焼室とからなる旋回流式溶融炉である。乾燥汚泥は空気輸送によって溶融炉１次燃焼室頂部に接線方向に吹き込まれる。溶融炉に吹き込まれた乾燥汚泥は，同方向に吹き込まれ



①脱水機
Dehydrator
②脱水ケーキホッパ
Cake hopper
③気流乾燥機
Flash dryer
④乾燥系バグフィルタ
Bag filter for drying process
⑤減温塔
Dehumidifier
⑥乾燥汚泥ホッパ
Dried sludge hopper
⑦溶融炉
Melting furnace
⑧空気予熱器
Air preheater
⑨乾燥用熱交換器
Heat exchanger for drying process
⑩白煙防止用熱交換器
Heat exchanger for de-smoking
⑪溶融系バグフィルタ
Bag filter for melting process
⑫脱硫減温塔
Dehumidifier for desulfurizing process

図１　下水汚泥溶融システム全体フロー

る予熱燃焼空気により燃焼，溶融し1300℃を超す高温のスラグ流となって２次燃焼室底面の傾斜に沿って緩やかに流出する。昇温または助燃に使用する重油バーナおよび燃焼空気吹込みノズルは，１次燃焼室，２次燃焼室それぞれに備えられている。溶融炉からの排ガスは非常に高温でかつダスト，ＳＯx 等を含んでいるので，熱交換器によって熱回収した後，集塵器，湿式脱硫塔を経て煙突から排出される。

３．自動制御システム

３．１　制御の目的

溶融炉の運転において，炉内温度，炉内圧力，出口ガスO_2，出口ガスＮＯx ，スラグ温度などを適正な値に制御する必要がある。

これらのうち炉内圧力は，従来のフィードバック方式のPID制御により良好に自動制御が行われており特に問題はない。残りの炉内温度，出口ガスO2 ，出口ガスＮＯx ，スラグ温度には制御するための操作因子が複数個有り，それらが相互に関連し合うために，操作上の制約条件が生じて数式モデルが立てにくい。また温度，特に炉内温度は耐火物自身の蓄熱のためにむだ時間が大きいなどから，従来の制御システムでは解決が困難であることが予想された。

これらの制御をファジィシステムにより自動化し運転者の負荷を軽減すること，同時に処理の安定化・高度化を図ることを目的とした。

３．２　手動運転による解析

溶融炉の動特性解析にあたり，約10ヶ月にわたる手動運転を行ってプラントの状態量を計測し，運転データの統計的解析を行いファジィ制御システムを構築した。

以下にデータ解析等の経緯を述べる。

３．２．１　制御対象とその特性

まず運転上重要な制御対象因子についてその特性を把握し，次にこれに関連する操作因子の特定と定量化を行った。

(1) 炉内温度

炉内ガス温度については軸方向に７点の計測を行った。

この他に，流出スラグ温度を非接触型の放射温度計を用いて測定した。　測定位置を図２に示す。

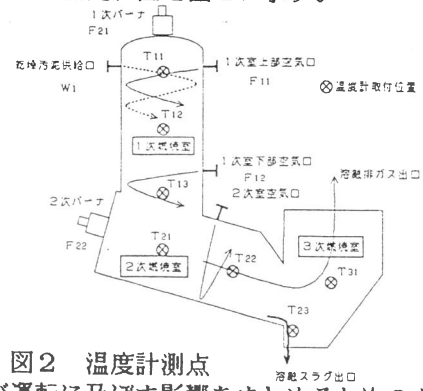


図２　温度計測点

各部温度が運転に及ぼす影響をまとめると次のようになった。

◆T_{11}　１次燃焼室上部温度

乾燥汚泥供給部のガス温度である。バッチ運転の経験から，T_{11}がおよそ1100℃以下になると１次燃焼室内壁に未溶融の焼成物が付着し，ガス流の旋回流形成を妨げることがわかった。一方，炉内耐火物の損耗を防ぐという観点からはT_{11}は1400℃以下が望ましい。従ってT_{11}は概ね，1200～1300 ℃に制御する必要がある。

◆T_{13} １次燃焼室下部温度，T_{21} ２次燃焼室上部温度

T_{13}及びT_{21}付近は溶融炉の構造上，輻射の影響を多く受けるために，炉内では最もガス温度が高くなる。従って耐火物の損耗が激しく，これを抑えるためにはいずれの温度も1400℃以下に制御する必要がある。

◆T_{23} スラグ温度

安定したスラグ流れを確保するためには，スラグ温度を1300～1400℃に制御する必要がある。

(2) 溶融炉出口ガスO_2，ＮＯx

溶融炉出口O_2は，省エネルギーの面からできるだけ低く制御することが望ましい。空気比1.1で運転可能であることから，溶融炉出口ガスO_2 の制御目標値を2.5%程度にすることにした。

溶融炉出口ガスＮＯx は溶融炉軸方向の空気吹き込みバランスを制御することにより，概ね150ppm以下にすることが可能である。

３．２．２　手動運転結果の解析

図３，４に主要な運転結果を示す。

図３は１次室上部燃焼空気量F_{11}を変化させて，１次室上部温度T_{11}への影響を調べたものである。T_{11}はF_{11}の増減に従って上昇，下降している。

また図４は一次室上部および下部燃焼空気量F_{11}，F_{12}を変化させたときの炉出口ＮＯx の挙動を調べたものである。F_{11}を減らしF_{21}を同量増加させるとＮＯx は低下する(A-B，C-D)。この逆(E-F)ではＮＯx は上昇する。F_{11}を変えずにF_{21}を減らす(B-C,G-H)とNOx は低下する。この逆(D-E､F-G)ではＮＯx は上昇する。

手動運転で得られた経験則をまとめると次のようになる。

◆<T_{11}> に関しては

１次バーナ油量を増加するとT_{11} は上昇する

汚泥供給量を増加するとT_{11} は上昇する

1次室上部燃焼空気量を増加するとT_{11}は上昇する
汚泥の発熱量が増加するとT_{11}は上昇する

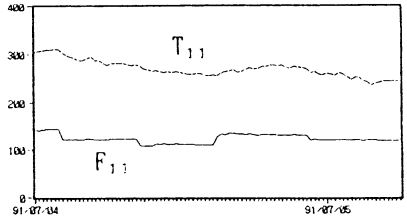


図3　T_{11}に及ぼすF_{11}の影響

◆<T_{13}> に関しては
1次バーナ油量を増加するとT_{13}は上昇する
汚泥供給量を増加するとT_{13}は上昇する
1次室下部燃焼空気量を増加するとT_{13}は上昇する

◆<T_{23}> に関しては
2次バーナ油量を増加するとT_{23}は上昇する
汚泥供給量を増加するとT_{23}は上昇する
炉出口ガスO_2が低くなるとT_{23}は上昇する

◆<炉出口ガスO_2> に関しては
汚泥供給量を増加すると炉出口ガスO_2は低下する
汚泥の発熱量が増加すると炉出口ガスO_2は低下する
総燃焼空気量を増加すると炉出口ガスO_2は上昇する

◆<炉出口ガスNOx> に関しては
1次室上部燃焼空気量を増加すると炉出口ガスNOxは上昇する
1次室下部燃焼空気量を増加すると炉出口ガスNOxは上昇する

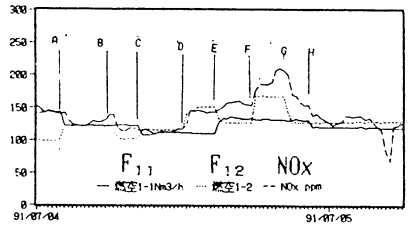


図4　NOxに及ぼすF_{11}，F_{12}の影響

以上の経験則はすべてその逆も成り立つ。

3．3　制御系の構成

3．3．1　制御系の決定

前項の結果にもとづき制御系を次のように定めた。

制御系入力	制御系出力
T_{11}：1次室上部温度	F_0：総燃焼空気量
T_{13}：1次室下部温度	F_{11}：1次室上部燃焼空気量
T_{23}：スラグ温度	F_{12}：1次室下部燃焼空気量
O_2：炉出口ガスO2	F_{22}：2次バーナ油量
NO_x：炉出口ガスNOx	
W_1：乾燥汚泥供給量	
F_0：総燃焼空気量	

1次バーナ油量，乾燥汚泥供給量はいずれもプラントの状態量の出力値に大きな影響を与えるが操作の頻度が少ないので自動制御は行わない。

3．3．2　ファジィ制御システムの構築

多変数，相互干渉系である溶融炉運転制御に，図5に示す制御システムを用意した。制御系は3階層の構造を持ち，最上層がファジィ推論装置，中層がシーケンス制御装置，最下層がPID 制御装置から構成されている。各々の機能は以下の通りである。

(1)　シーケンス制御装置による計測信号の処理：検出端で計測された状態量のうち1次室上部温度とスラグ温度については，汚泥性状の変動に対処するために，基準状態への補正演算処理を行ったのちにファジィ推論装置へ出力する。詳細は後述（3－4項）するが次式に基づいて計測信号の補正を行った。

$$T = T_0 + \Delta T$$

T　　：補正温度
T_0　：計測温度
ΔT　：温度補正値(汚泥の発熱量から算出)

(2)　ファジィ推論装置：シーケンス制御装置の出力の一部および一部の計測値（制御量）を入力値とし，メンバシップ関数とファジィルールに基づいたファジィ推論を行って操作量の変更量を出力する。推論アルゴリズムにはMAX－MIN重心法を採用した。

(3)　シーケンス制御装置による操作量の出力：ファジィ推論装置の出力である操作量の変更量を現在の操作量に加算してPID ，制御装置の目標値として出力する。
シーケンス制御装置では操作量および変更量の入力値を10ms毎にサンプリングし，その信号の90秒間の平均値から操作量の目標値を計算する。これを操作変数ごとに3～30分の周期でPID 制御装置に出力する。出力周期は制御系の応答遅れおよび計測の時間遅れを考慮して最小時間を決定した。シーケンス制御装置はこの他に，酸素濃度計の異常警報出力，ファジィ推論による制御不能警報出力の機能をもつ。

(4)　PID 制御装置：シーケンス制御装置により設定された目標値に制御量が追従するよう操作端の電動弁開度を制御する。

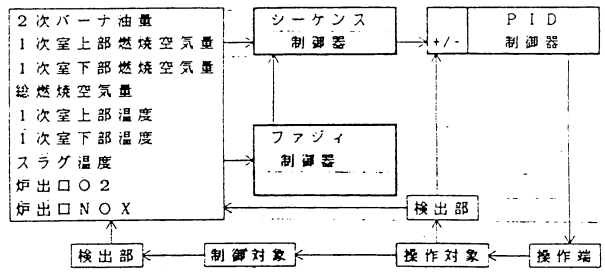


図5　ファジィ制御系の構成

3．3．3　制御規則とメンバシップ関数

図6に制御規則の一例を，図7にメンバシップ関数の一例を示す。ファジィ変数のラベル数は，入力変数については4もしくは5とし，出力変数については5とした。メンバシップ関数の各パラメータは，手動運転で得られた適正な運転条件から設定した。制御規則は主に経験則を基に初期データを作成したのちに，実装置で試運転を行いながらチューニングを重ねて完成させたもので，その総数は70になる。

3．4　汚泥溶流点の変動対策

汚泥の溶流点は年間で1150～1350℃と変動する。従っ

ファジコン入力 (IF###=$$$)				ファジコン出力 (THEN ###=$$$)	
T13 一次室下部温度	T11 一次室下部温度	NOx 炉出口 NOx	O2 炉出口 O2	ΔF11 1次室上部燃焼空気量	ΔF12 1次室下部燃焼空気量
ZR	PL	ZR		NS	ZR
PS	PL	ZR		NS	ZR
PL	PL	ZR		NL	PS
ZR	PL	PS		NS	ZR
PS	PL	PS		NS	ZR
PL	PL	PS		NL	PS
ZR	PL	PM		NS	ZR
PS	PL	PM		NL	PS
PL	PL	PM		NL	PS
ZR	PL	PL		NS	ZR
PS	PL	PL		NL	PS
PL	PL	PL		NL	PS
			NL		PS

図６　制御ルールの１例

てこれをリアルタイムでとらえ，T_{11}，T_{23}の目標値の設定に反映させていく必要性が求められる。

本システムでは汚泥搬送用空気を含む総燃焼空気量と炉出口ガスO_2および乾燥汚泥供給量から汚泥の溶流点を次のように推定した。

(1) 汚泥の発熱量と溶流点(温度)

90年7月から91年3月までの供給汚泥の高位発熱量と溶流点を解析した結果，両者の間に強い相関があり，汚泥の発熱量から容易に溶流点を推定できることがわかった。

(2) 汚泥の発熱量と理論空気量

また汚泥の発熱量から燃焼の理論空気量を概算で求める方法はこれまでにいくつか提案されている。本システムでは燃焼空気量と炉出口ガスO_2 および乾燥汚泥供給量から求めた１次回帰式を導きだした。　理論空気量と高位発熱量の関係は直線関係ではないが利用範囲を限定すれば直線近似は特に問題ないと判断した。

(3)　溶流点の推定式

溶流点推定値を(1)式で求める。

$$TS=1490-\left(\frac{21-O_2}{21}\times\frac{A}{Q\times\frac{100-W}{100}}\right)\times 69$$

[℃] ‥‥(1)

A　：総燃焼空気量　[Nm3/h]

O_2 ：炉出口O_2　[%　]

Q　：乾燥汚泥供給量　[kg/h]

W　：乾燥汚泥水分　[%　]

(4) 溶流点推定値のシステムへの適用

溶流点推定値を制御システムに適用するにあたり，T_{11},T_{23} のメンバシップ関数を変えずに測定値自体を補正していく方法をとった。補正式は３．２．２項で既述した通りである。補正値ΔTは(2)式によった。

$$\Delta T=a(TS-b) \quad \cdots\cdot(2)$$

パラメータa、bの値はT_{11},T_{23} 各々について最適運転条件が得られるように設定した。

４．ファジィ制御実験結果

図13にMAN.→AUTO.へと運転モードを切り換えた前後の運転結果を示す。16時過ぎまで総燃焼空気量F_0，１次室上部空気量F_{11}，１次室下部空気量F_{12}を手動設定により操作して１次室上部温度T_{11}，スラグ温度T_{23}，NO_x，O_2を制御し，その後これらの制御を自動に切り換えた。

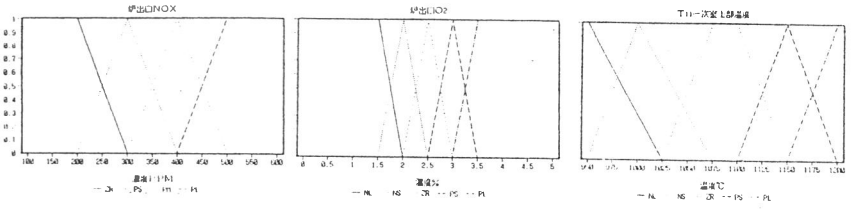


図７　メンバシップ関数の１例

切り換え直後からF_0及びF_{12}はやや高いO_2を修正すべく制御を開始し，2.5% 前後に良くコントロールしている。また20時前から21時にかけて，ファジィ推論装置はT_{11}をやや低いと判断しF_{11}を徐々に増加させている。T_{11}は２時間以上遅れて23時頃から上昇を始めている。

これらの結果から，ファジィ制御は有効に機能し手動運転以上の制御安定性を有することがわかる。

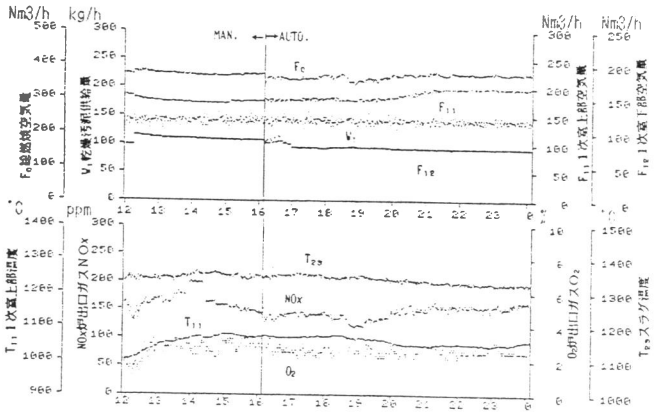


図８　ファジィ制御運転結果

５，おわりに

下水汚泥溶融炉の運転制御にファジィ制御を採用し，PID 制御器，シーケンス制御器と共に階層制御システムを構成して運転を行い良好な結果を得ることができた。今後の課題としてスラグ流れの監視や，全体システムの運転バランスにおける画像解析の評価，運転バランスの評価へのファジィ制御の適用などが残されており，実験を継続中である。

[参考文献]

1)臼井高史，入山守生，塩野俊一，内田隆治
”下水汚泥の溶融システム”,荏原インフィルコ時報
第106号,23～30,(1992)

連絡先 塩野俊一
荏原インフィルコ（株）新規開発部
〒108　東京都港区港南1-6-27　tel 03-5461-5111
1-6-27 Konan, Minato-ku,　Tokyo 108 Japan

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ状態メモリによる倒立振子の位置制御

Fuzzy position control for Inverted Pendulum system using Fuzzy State Memories

白井　雄二　Yuji SHIRAI
井上　基広　Motohiro INOUE
上野　文男　Fumio UENO

八代高専　Yatsushiro National College of Technology
熊本大学　Kumamoto University

あらまし　筆者らの提案するファジィ状態メモリのうち，限界積と限界和を用いた状態メモリによって倒立振子の位置を含めた制御を行った．通常のファジィ制御では，多くのメンバーシップ関数によって得られた値からいくつかの演算を行い制御量を出力し制御を行うが，本論文では入力変数１つについて１つの簡単なメンバーシップ関数が対応し，演算自体も限界和と限界差を使うファジィ状態メモリだけなので，容易に倒立振子の制御と位置の制御が可能であった．また安定に制御を行うために積分動作を加えることによってさらに安定な制御が行えた．

キーワード　　ファジィ制御，ファジィ状態メモリ，限界和，限界積

１．まえがき

昨年にひき続き倒立振子のファジィ制御を行った[1]が，今回は位置の制御も行い，微小誤差による不安定を除くために積分動作を加味することで満足のいく制御ができた．

倒立振子の制御に必要な振子の角度と角度の変化分，位置制御に必要な位置と位置の変化分のそれぞれ２つの入力変数に対するいくつもの if ～ then ～ 規則の表をその条件に適合する制御量で埋めていった．すると角度と角度の変化分，位置と位置の変化分両方ともそれぞれの２つの入力変数の平面上に高さを制御量とした立体が得られた．

この立体は角度の制御，位置の制御とも同じ形状をしており，筆者らがすでに発表しているファジィ状態メモリ[2][3]の１つにその形が似ていることから，このファジィ状態メモリを利用して制御を行なった．さらに，微小誤差を補償するために，目的の値と実際の値との差を加算すること（時間による積分）により，さらに安定な制御が行えた．

ファジィ状態メモリの演算にはかけ算や割り算は使用しておらず，単に足し算と引算しか使用していないため演算が簡単になり，パーソナルコンピュータでＡ／Ｄ，Ｄ／Ａ変換し，演算しても十分に制御が行えた．

２．倒立振子の制御規則

倒立振子を立てるためのファジィ制御の if ～ then ～ 規則は振子の垂直に対する傾き（角度ｘとする）と，傾きの時間変化分（角度ｘの時間微分 ｄｘ／ｄｔ＝ｙとする）の２つの入力変数で表わすことができる．

通常これらの変数に対してメンバーシップ関数を負の大（ＮＢ：negative big）から正の大（ＰＢ：positive big）までの７つを定義して（図１），それぞれのメンバーシップ関数に対応するファジィ制御量ｗを代入する．

例えば，

もし棒が右に大きく傾いていてさらに右に大きく傾こうとしているとき，右に大きく動かせ．

（if x is positive big and y is positive big, then w is positive big.）

もし棒が右に傾いていて左に傾こうとしているときは，何もしなくて良い．

（if x is positive and y is negative, then w is zero.）

通常のファジィ制御では必要なメンバーシップ関数のところのみ（if ～ then ～ ルールが定義されているところ）の制御量を代入すれば良いが，より安定に制御するためには全ての条件に対する制御量を代入し，制御規則の表を埋めることにすると，表１のような結果を得る．この表の値を制御量の大きさとし，入力平面上に制御量を縦軸の長さとして表し，途中値は前後左右の値の補間をとって，連続的に表わせば，図２のような形の２入力対ファジィ制御量の立体になる．

この形は筆者らが提案しているファジィ状態メモリの限界和限界積９（ＢＰＢＳ９）のｚ＝０を利用すれば，実現できることになる．

ファジィ状態メモリとはファジィ論理演算の積演算と和演算の組み合せにより，３変数の対称式により作られ，

ＢＰＢＳ９は積演算として限界積を和演算として限界和を用いた６４通りある関数の中の１つの関数である．

またメンバーシップ関数は図１のように入力変数それぞれについて７つも用意する必要はなくなり，それぞれの入力変数に対し正と負の１つずつのメンバーシップ関数だけを用意すれば良い．さらに入力変数が正であるか負であるか分かれば原点について対称関数となるので１つのメンバーシップ関数（Ｓ関数）だけで良くなる．

すなわちファジィ制御量をｗ，角度に対するメンバーシップ関数によるグレードをｘ，角度の変化分に対するメンバーシップ関数によるグレードをｙとすると，

$$w=\begin{cases} BPBS9 & (x,\ y\geqq 0) \\ 0 & (x\cdot y<0) \\ -BPBS9 & (x,\ y\leqq 0) \end{cases} \qquad (1)$$

すなわち，ｘ，ｙが共に正ならばｗはＢＰＢＳ９，ｘ，ｙが共に負ならばｗは－ＢＰＢＳ９，ｘとｙの符号が異なる場合はｗは０となる．位置と位置の変化分についての関係も同様の関係となるため同じ関数ＢＰＢＳ９が利用できる．

ここでＢＰＢＳ９[3]は，

$$BPBS9=(x\oplus y)\odot(z\oplus x)\odot(y\oplus z) \qquad (2)$$

⊕は限界和（ＢＳ：Bounded sum），

⊙は限界積（ＢＰ：Bounded product）であり，

$$x\oplus y=\begin{cases} x+y & (x+y<1) \\ 1 & (x+y\geqq 1) \end{cases} \qquad (3)$$

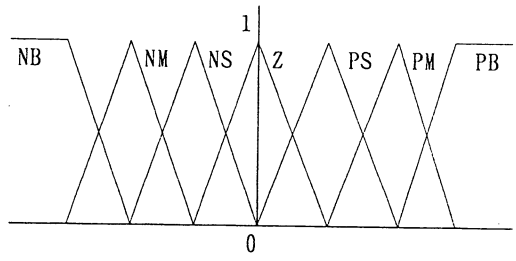
$$x\odot y=\begin{cases} x+y-1 & (x+y>1) \\ 0 & (x+y\leqq 1) \end{cases} \qquad (4)$$

図３にＢＰＢＳ９のｚをパラメータとしたときの形を示す．

この図よりｘ，ｙ＝０付近で不感地帯を作ることによって，常時出力を出すのではなく，ゆっくりとした動作を必要とする場合は，もう一つの入力変数ｚを入れることによって同図のように変化させることができる．

倒立振子の台車の位置制御は川路らの方法[4]により，振子の角度に偏差を持たせることによって台車の位置を制御した．しかし，長時間の制御を行うと不安定になることから，積分動作を加味することにした．積分動作は角度の偏差の積分値と台車の位置の偏差の積分値も用い，台車の位置の積分値が角度の積分値をキャンセルするように働かせて良好の制御結果を得ることができた．

図４にそのブロック図を示す．



N：negative　　S：small
P：positive　　M：medium
Z：zero　　B：big

図１　基本的なメンバーシップ関数

表１　制御ルール

		角度の時間変化　dx/dt=y						
		NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
角度x	NB	NB	NB	NB	NB	Z	Z	Z
	NM	NB	NB	NB	NM	Z	Z	Z
	NS	NB	NB	NM	NS	Z	Z	Z
	Z	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
	PS	Z	Z	Z	PS	PM	PB	PB
	PM	Z	Z	Z	PM	PB	PB	PB
	PB	Z	Z	Z	PB	PB	PB	PB

N：negative　　S：small
P：positive　　M：medium
Z：zero　　B：big

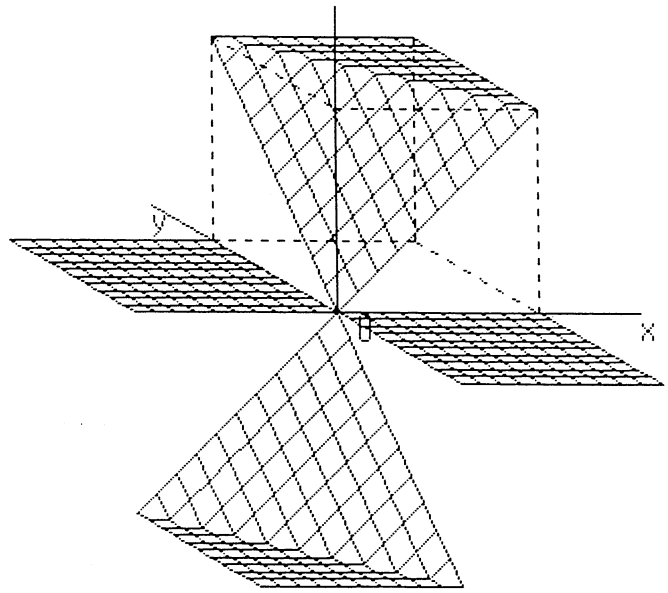


図２　入力量に対する制御量の図

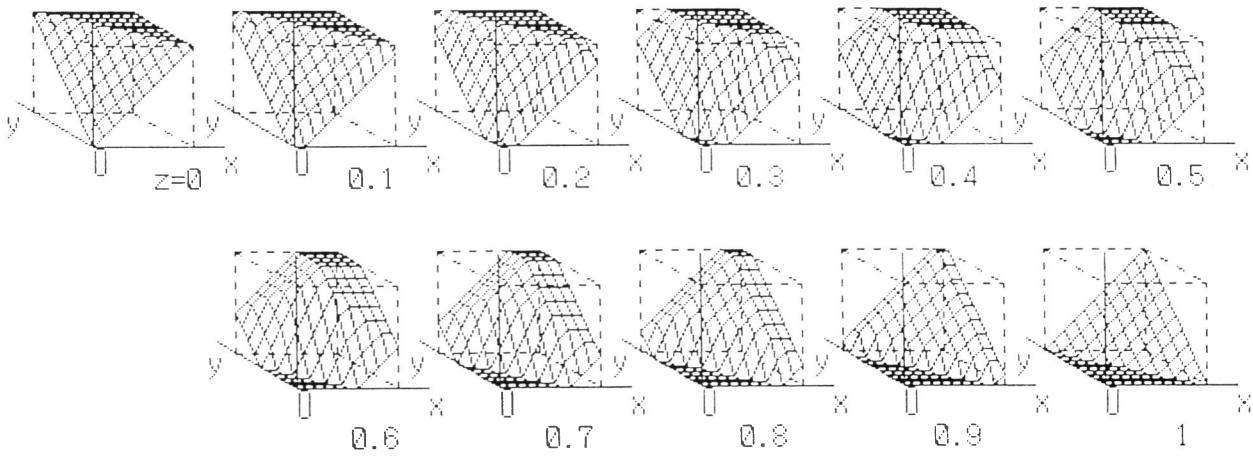


図3　ＢＰＢＳ９

3．システム構成

今回の実験は図５のようなシステム構成で行った．

倒立振子実験装置はジャパン・イー・エム㈱製を使用し，入出力と制御は，パーソナルコンピュータ（ＰＣ－９８０１ＵＸ２１）の拡張スロットにＡ／Ｄ＆Ｄ／Ａ変換拡張ボード（ＡＤＡ－１２－８／２（９８）ＣＯＮＴＥＣ製）を接続した．

Ａ／Ｄ変換器で倒立振子の角度と位置と目標位置を読み，その前に読んだ前回の角度と位置の読みからの差を求め，角度と角度の変化分，位置と位置の変化分，さらに角度の偏差と目標位置の偏差の加算によ積分動作量についてパーソナルコンピュータでファジィ状態メモリによる制御量を計算し，その制御量をＤ／Ａ変換器によりアナログ量に変換し出力し，倒立振子の制御を行なった．

4．実験

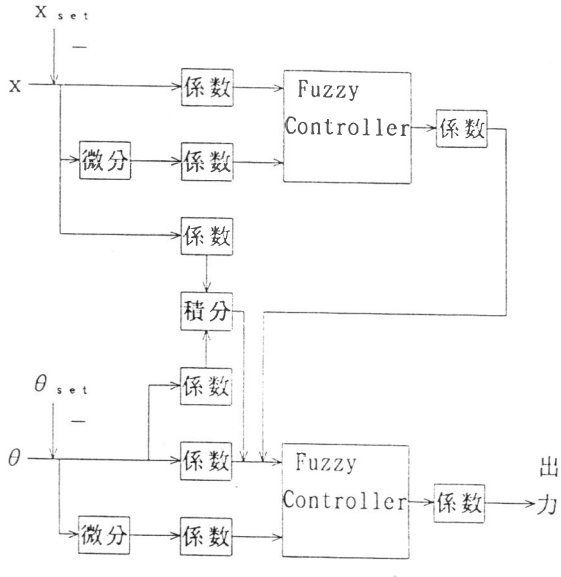
本実験は，倒立振子の角度の電圧と位置の電圧，さらに目標位置の電圧をＡ／Ｄ変換器で読み，その角度と，その前に読んだ角度との差，位置とその前に読んだ位置の差の変化分を求めて，それぞれの入力変数としている．

これらの変数電圧は＋１０Ｖ～－１０Ｖであり，それぞれの変化分はその電圧の差となるが，制御を行なうためのメンバーシップ関数は図６のように決めた．

ＢＰＢＳ９は加減算と条件文だけで良いため演算時間はかけ算や割り算を使う通常のファジィ制御の演算時間に比べ非常に早くなる．

制御プログラムはＴＵＲＢＯ－Ｃを用いた．図７に強制的に角度を変化させたときの制御出力と角度の波形をデジタルオシロで測定した一例を示す．同図のＤ／Ａコンバータの出力波形はデジタルオシロのため，ビットエラーで少しぎざぎざになっている．通常の制御ではほとんど出力の無い波形となる．

通常の状態では角度の変化は小さい．昨年に比べサン



x_{set}：台車の目標位置

θ_{set}：振子の目標角度(=0)

図４　倒立振子の制御のブロック

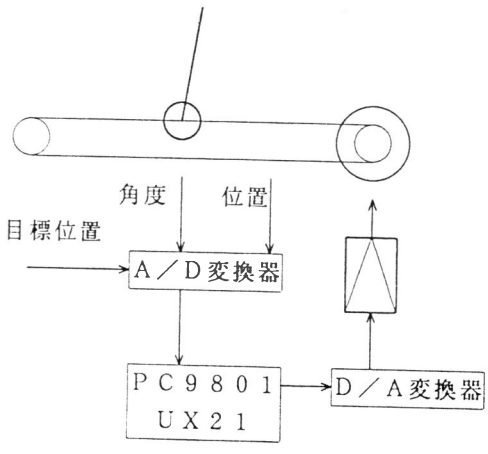


図５　倒立振子の制御システム

プル時間が２ｍＳＥＣ以下と短くなり（昨年は約８ｍＳＥＣ）良好な制御が可能であった．

５．むすび

昨年にひき続きファジィ状態メモリを用いた倒立振子の制御を行ったが，今回は位置の制御まで行い，目的の位置から微小にずれる誤差を無くし，さらに安定性を深めるため積分の演算も加えることで良い結果が得られた．

ファジィ状態メモリは簡単にハードウエア化できることから，別の機会にハードウェアー化した小型軽量の実際の回路を構成した結果について報告する．

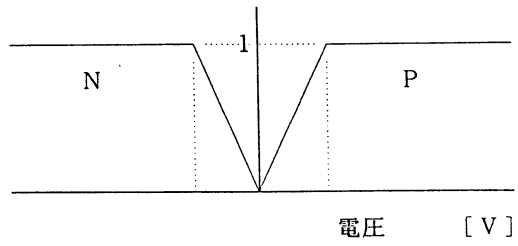


図６　角度，位置等のメンバーシップ関数の例

参考文献

(1)白井,佐々木,上野,井上:“ファジィ状態メモリ回路による倒立振子制御”,第７回ファジイシステムシンポジウム講演論文集,pp.241-244(平成3年6月)

(2)白井,佐々木,上野,井上:“ファジィ状態メモリ回路”,第４回ファジイシステムシンポジウム講演論文集,pp.109-114(昭和63年5月)

(3)白井,佐々木,上野,井上:“限界和と限界積による簡単なファジィ状態メモリ回路”,第５回ファジイシステムシンポジウム講演論文集,pp.31-36(平成元年6月)

(4)川路，野口，"ファジィ推論による倒立振子の安定化制御,"第５回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,pp.107-113(平成元年6月)

［問い合わせ先］

〒８６６　熊本県八代市平山新町２６２７

八代工業高等専門学校　情報電子工学科

白井　雄二

ＴＥＬ：０９６５－３５－１６１１

ＦＡＸ：０９６５－３３－０６１６

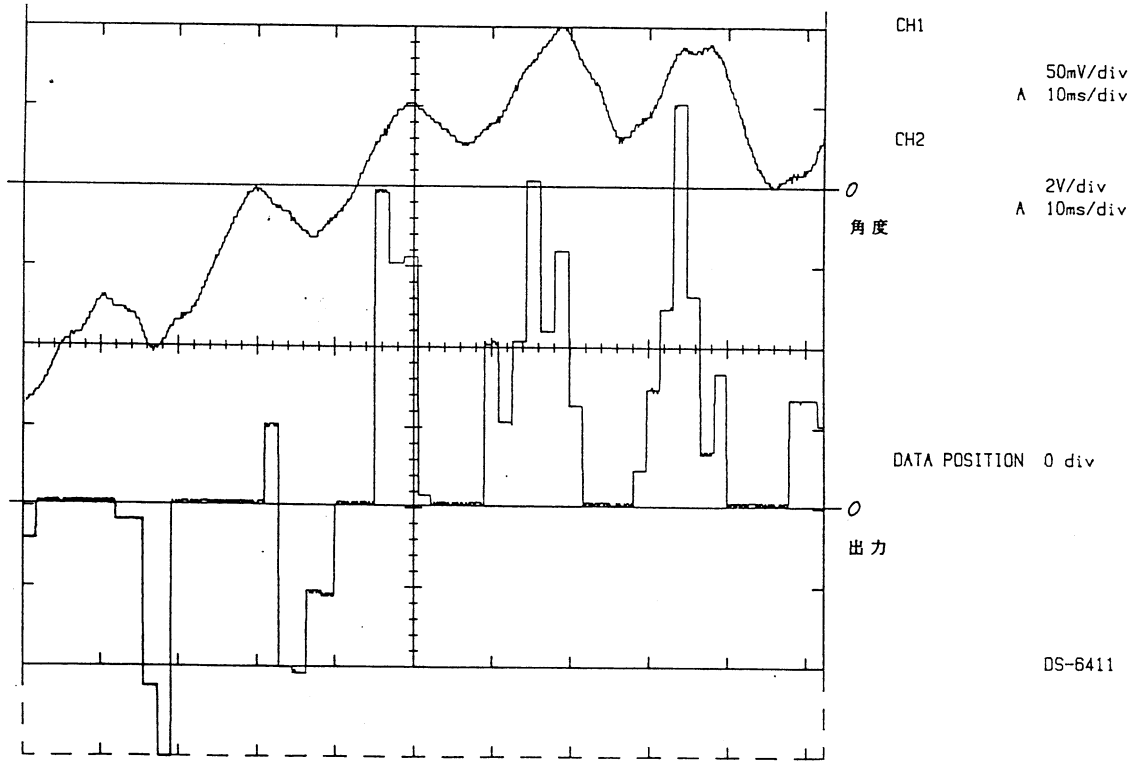


図７　強制的に振子を動かしたときの角度と制御出力

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

制約指向型ファジィ推論による倒立振子制御システムの構成

Constraction of Control Systems for Cart-Pole Systems based on Constraint-Oriented Fuzzy Inference

片井　修*　河野伸一**　片岡哲児*　嶋本公徳*　井田正明*　椹木哲夫*　岩井壮介*
Osamu KATAI　Shinichi KOHNO　Tetsuji KATAOKA　Kiminori SHIMAMOTO　Masaaki IDA　Tetsuo SAWARAGI　Sosuke IWAI

*京都大学工学部
Faculty of Engineering, Kyoto University

**東京大学工学部
Faculty of Engineering, University of Tokyo

あらまし
柔軟なファジィ推論に基づいた制御方式を導入することによって、近年注目を集めている遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm）による制御ルールの学習構成、あるいは複数の制御目標のある場合についてのルールの構成法と推論結果統合法を導入することによって良好なファジィ制御が実現可能であることを、倒立振子システムを題材にして明らかにする。

キーワード
ファジィ制御、遺伝的アルゴリズム、倒立振子システム、制約指向問題解決

１．はじめに

近年、対象問題の大規模複雑化にともない、その解決アルゴリズム作成が益々困難となり、これに対する解決策として、制約指向に基づく問題解決手法が注目がされている。また一方、人間あるいは生命体が本来有している学習、適応といった機能を機械化し、活用することも検討されており、とりわけ、遺伝的アルゴリズム（ＧＡ, Genetic Algorithm）が注目を集めている。

本研究では、制約指向に基づく問題解決においてファジィネスの取り扱いが可能となるようなファジィ推論法の導入を行い、複数の制約充足目標を有するファジィ制御問題に対して検討を加える。また、遺伝的アルゴリズムを導入することによって、試行錯誤的制御事例からのファジィ制御システムの構成法について検討する。具体的対象としては倒立振子システムを取り上げる。

２．制約指向型ファジィ推論システム

本研究では、ファジィ推論システム（ファジィルールシステム）をより基本的なモジュールに分解して考える。すなわち、一つのファジィルールを二つの区間の間の次のような対応関係の集まりとして考える[1][2]。

if $x \in Xi$, then $y \in Yi$, $i = 1, 2, \ldots, n$

前件部、後件部の区間 Xi, Yi はそれぞれ前件部変数x、後件部変数 y の取り得る範囲に関する制約区間を表しており、個々の対応関係を「区間制約ルール」、この集まりを「区間制約ファジィルール」と呼ぶ。ファジィ制御のようなファジィ推論システムを考える場合には、さらに、このような区間制約ファジィルールの系、すなわち、ファジィルールシステムとして考える必要がある。i は

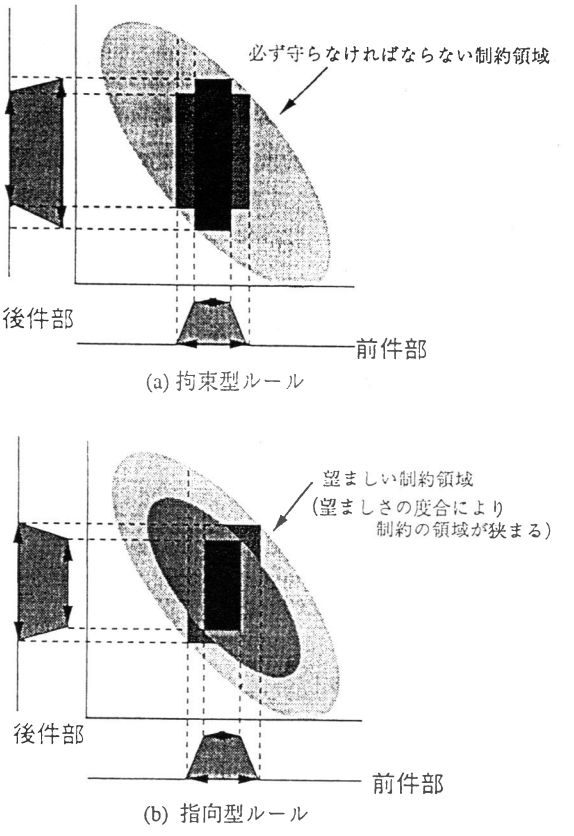


図１　拘束型ルールと指向型ルール

通常のファジィルールではメンバーシップグレード（制約のレベル）を表している。ここでは、上位のレベルの区間は必ずしも下位のレベルの区間に含まれることを前提とはしない。

このようなファジィ推論における帰結部区間の意味として二通りのものが考えられる。一つは、各区間は必ず

守られなくてはならない制約（「クリスプな制約」）を与えると考える立場であり、いま一つは、各レベルにおける制約区間がそれぞれのレベルに応じた望ましい操作量の制約（「ファジィな制約」）を与えると解釈する立場である。例えば、観測量 x と操作量 y の組が同時に制約 C(x,y) を必ず充足しなければならないとするとき、x が区間 Xi 内のいかなる値であっても C(x,y) が充足されるように y の区間 Yi を設定する必要がある。この Yi は前者の解釈での制約範囲を与えることになる。このようなルールを「拘束型ルール」と呼ぶ。このとき一般に、{Xi}i が山形（下広がり）ファジィ集合のときは、{Yi}i はお椀型（上広がり）集合となる（図1(a)）。一方、観測量 x と操作量 y の多段に設定された望ましい制約範囲 C(x,y) に対し、これら区間制約ルールの集まりとして求まるルールを「指向型ルール」と呼ぶ。このときは、一般に、{Xi}i も山形、{Yi}i も山形の集合となる（図1(b)）。

3．複数制約下での倒立振子システムの制御

倒立振子システムに対して、台車を走行区間から飛び出させず（あるいは中央位置に保つ）、かつ、倒立振子を倒さない（あるいは鉛直に立たせる）、という2つの制約を課した制御問題を考える。ファジィ推論システムは、台車の位置 x と速度 x' および倒立振子の鉛直線に対する角度θと各速度θ'が観測量として入力とされ、台車に加えられる操作量 f を出力する。本研究では制約指向に基づく問題解決を図る立場から、台車と振子それぞれの制約を充足するためのルールに基づき互いに独立に推論を行い、その推論結果を統合する形で制御を行う。すなわち、状態空間（x, x', θ, θ'）を2つの部分空間（x, x'）と（θ, θ'）とに分解し、それぞれの空間に独立した区間制約ファジィルールを設定する。両者より得られた後件部（帰結部）の制約区間を各レベル毎にAND合成（共通区間）をとり、最終的な操作量の範囲を得る。この帰結部区間の重心位置を一点化（非ファジィ化）することで操作量が求まる。

① 振子を「ほぼ鉛直に保つ」（指向型ルール）
　台車を「中央部に保つ」（指向型ルール）
② 振子を「ほぼ鉛直に保つ」（指向型ルール）
　台車を「区間内に留める」（拘束型ルール）
③ 振子を「倒さない」（拘束型ルール）
　台車を「中央部に保つ」（指向型ルール）
④ 振子を「倒さない」（拘束型ルール）
　台車を「区間内に留める」（拘束型ルール）

図2 は、θ = 0.25(rad)、θ' = 0(rad/sec) の初期状態設定の下で、①、②、③、④ の制御結果を示したものである。それぞれのルールは5つののファジィラベルによって構成されている。

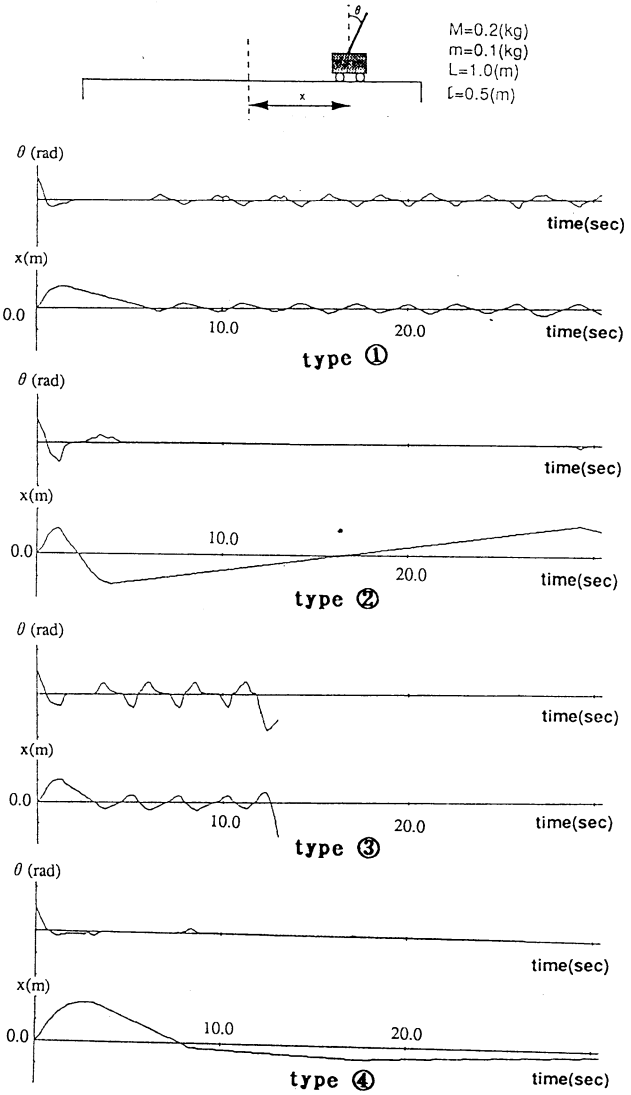


図2　倒立振子システムの制御結果

①の場合、台車と振子それぞれの自己主張による制御が行われる結果、台車と振子の振動が収束することはないが、バランスを大きく崩すこともなく、走行区間を飛び出したり、振子が倒れたりすることは（初期状態が厳しくない限り）ない。②の場合、台車に振子の自己主張に合わせた制御が加えられる結果、台車の走行区間いっぱいを使って振子がほぼ鉛直に保たれる。③の場合、振子が台車の自己主張に合わせた制御が行われるために、振子は不安定となる。この結果、不安定な振子を倒さないためには台車も中心部から離れなければならなくなり、振子・台車ともに大きく振動し、失敗することが多くなる。ただし、初期状態で、振子が大きく傾いている場合でも、他の場合ほどは失敗することがない。④の場合、台車・振子ともに、相互に譲り合う結果、台車の振幅も②の場合ほど大きくはなく、振子も②よりは少し大きいが安定した動きを示している。

4．GAによるファジィルールシステムの構築

区間制約ファジィルールの捉え方は、柔軟なルールシステム構築を可能にしている。これは、クリスプな制約を与える区間ルールを自己組織的に構造化することによって、ルールシステム構成を可能とするモジュール化されたファジィルール形式が採用されていることによる。

このルール構成の柔軟さによって、近年注目されている、試行錯誤的経験に基づいて自己組織的なシステム最適化を計る遺伝的アルゴリズムを導入したルールシステム構築が可能となる。GAでは、個々の最適解候補をひとつの遺伝子として離散符号（例えば2進符号）の列をしてコーディングし、これの環境（制御システムの場合は制御の目的と対象）への適応度に応じた選択的淘汰、記号列の一部をランダムに変更する突然変異、さらには適応度の高い良質な遺伝情報部分を組み合わせるような遺伝子の交差、を適切な確率で実行することによって、同時進行的に局所的・大域的な最適解探索を行う[3]。

ルールシステムを構成する個々の区間ルールを記号列に変換することによって、GAを用いたファジィルールシステムの機械学習が可能となる。この際、システムを構成するファジィルール群全体すなわちルールシステムそのものを一つの遺伝子としてコーディングし、最適遺伝子を求める方法（ Pittsburgh アプローチ）と、各遺伝子としてはルールシステム構成の候補となるひとつひとつの区間制約ルールをコーディングしたものとし、最適システムを構成するような区間制約ルール群（遺伝子集団）に淘汰させる方法（ Michigan アプローチ）が考えられる。ここでは後者のアプローチを採用する。さらに、制約区間ルール同士の対応関係（同値関係）を規定するために、区間ルールの集団を同値関係で結ばれている制約区間ごとのいくつかの部分に分割して考える。すなわち、一つの部分集合は一つの固定した制約レベルでの区間ルールの集団であり、制約レベル数をいくつにするかによって部分集団の数が決まる(図３)。

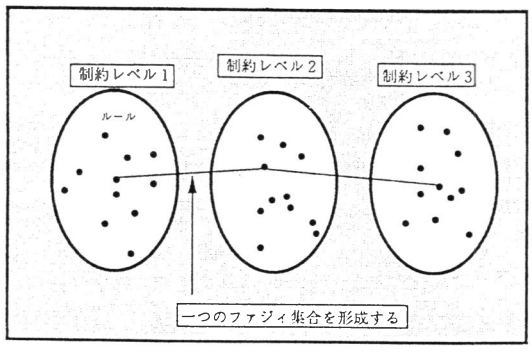


図３　区間ルール群の分割

Michigan アプローチでは、個々のルールに対する評価を与えなければならない。しかしながらファジィルールシステムの場合、どうしても多くのルールがマッチし、その中の何れのルールが有効であったかを評価することが困難となる。そこで、一部の制約レベルのルール群に対してのみ活性化を許し、ある程度学習させてから次第に多くの制約レベルでの学習を行うことによって、環境からのより正確な報酬をルールに与えることが期待できる。この場合、制約ルールの前件部の幅が広くて、同時に発火するルール数が少ないような制約レベルの集団から学習を始めることが望ましい。これは、最初は大ざっぱな制約であるが、次第に前件部の制約がより厳密なレベルを含めた学習を行っていくことにより、より精密な制御システムの構築が可能となると考えられる。

5．倒立振子制御システムの学習構成

ここでは、上述の倒立振子システムから走行区間の制約を取り外し、振子を立たせることだけを目標とした。区間制約ルールのコーディングは、簡単のために前件部区間は予め設定したものに固定しておき、後件部区間のみ、その中央値と幅の値をそれぞれ2進符号化して与える。また、一つのファジィルールは、前件部、後件部、それぞれ3段の制約レベルから構成されるものとした。

一般に、一連の行動の後に評価が行われる場合の学習においては、個々の行動を支持したそれぞれのルールの適応度に応じた報酬を与えるような学習方法が必要となる。しかし、ここで取り上げる問題では目標値が明確であり、個々の行動に対してすぐに評価を行うことが可能である。このため、バケツリレーのような信頼度伝播機構は用いず、ファジィ推論による操作量を与えるごとに操作結果を評価し、その評価値によってルール（遺伝子）の適応度を更新する。このような適応度更新操作を行うのと並行して、その時点でのルールの適応度を参考に遺伝操作を実行する。遺伝操作を行うタイミングとしては、操作量を１００回加える毎に、一回の遺伝操作をし、この１００回の間に失敗信号を受け取らなかったならさらに長い間隔で遺伝操作をおこなう。振子の角度が1 radになったときを失敗とみなした。操作量を2000 回（40秒）加えた後に振子が立っている場合を成功として、新たな初期値を与えて学習を繰り返した。また交差確率 Pcross = 0.6 、突然変異率 Pmutation = 0.01 とした。初期値を、角度 -0.4 ～ 0.4 (rad)、角速度 -0.4 ～ 0.4 (rad/s) として学習を行った結果を 図4 に示す。縦軸には時間を、横軸には振子の角度を示す。最初はでたらめな操作を行い、振子はすぐに倒れていたが、次第に振子が立つようになっていくのが観察された。

図5 に本手法の結果得られた、ひとつのファジィルールの帰結部区間群と適応度を示す。制約区間の表記法として、区間の下端点を横軸に、上端点を縦軸にとった MinMax 図を採用している。図5 中の○△□はレベルの違いを、その大きさは、対応する区間制約ルール（遺伝子）の適応度を表している。したがって適応度の最も高い代表的ファジィルールは 図6 のようになる。こ

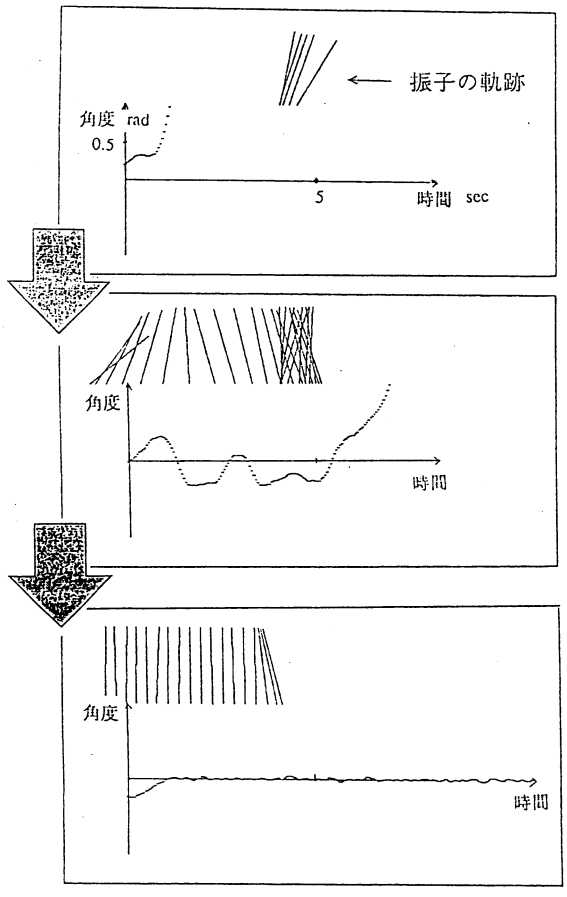


図４　学習過程での振子の振る舞い

のように、進化の結果、ひとつのルールに集約される場合と、多数のルール（遺伝子）が同定度の適応度をもちながら並存する場合がある。このような遺伝子のばらつきは十分に最適解に絞りきれていない状態を意味すると同時に、環境が将来変化することを想定するとき、新たな事態への適合可能性因子を遺伝子プール内に保持しているという意味で、ルールシステムの適応可能性を意味している。

６．おわりに

本研究では、制約指向型問題解決過程においてファジィネスを取り扱うことを可能とする区間制約ファジィ推論法に基づいて、複数目標に対する独立性を維持した推論法、ならびにそれらの推論結果の統合による制御システム構築について検討を加えた。さらに、遺伝的アルゴリズムに基づいて、上記ファジィ推論システムの機械学習法を提案した。また、これらを倒立振子システムの制御に応用することで良好かつ簡便な制御が可能であることを示した。

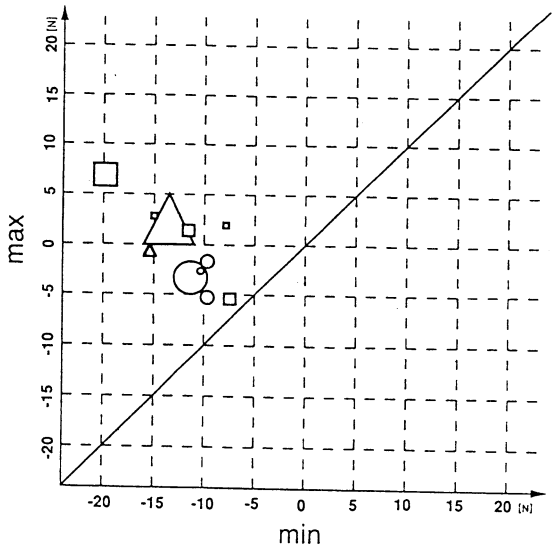


図５　後件部群とその適応度

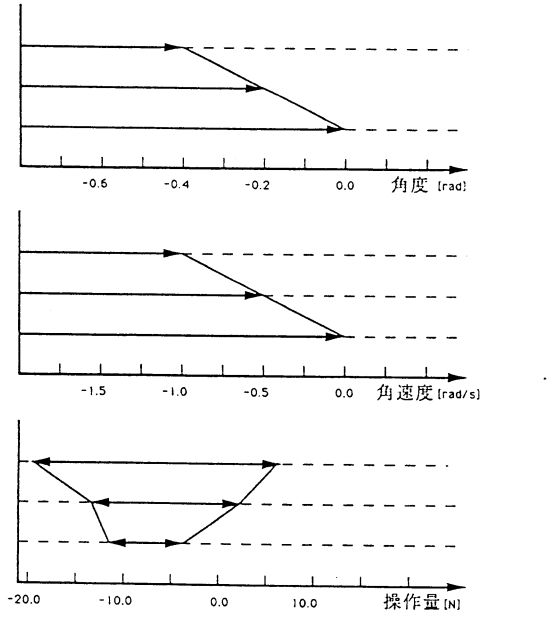


図６　ＧＡによるファジィルールの学習例

【参考文献】

[1] 片井、井田、椹木、岩井：順序制約構造に基づくファジィ集合概念と推論の定式化、計測自動制御学会論文集、vol.28, No.1, pp.30-39, 1992

[2] 片井、井田、椹木、岩井：制約指向の観点からみたファジィ推論、北村・片井（編）：画像と制御 － ニューロ・ファジィ・ＡＩによるアプローチ －、朝倉書店、pp. 61-70、1991

[3] David.E.Goldberg, "Genetic Algorithms in search Optimization and Learning", Addison Wesley(1989)

一　般　講　演　論　文

第1日：5月26日（火）

第 C 室

セッションＦＣ２　［意志決定１］　司会　石渕　久夫（大阪府立大学）

セッションＦＣ３　［意志決定２］　司会　西崎　一郎（京都大学）

セッションＦＣ４　［意志決定３］　司会　中森　義輝（甲南大学）

セッションＦＣ５　［意志決定４］　司会　澤田　一哉（松下電工㈱）

セッションＦＣ６　［意志決定５］　司会　矢野　均（名古屋市立女子短期大学）

セッションＦＣ７　［意志決定６］　司会　坂和　正敏（広島大学）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ多目的行列ゲームのmax-min解

Max-Min Solutions for Fuzzy Multiobjective Matrix Games

西崎　一郎
Ichiro Nishizaki
京都大学経済研究所
Kyoto Institute of Economic Research, Kyoto University

坂和　正敏
Masatoshi Sakawa
広島大学工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

あらまし　本論文では、複数のファジィ利得行列をもつ２人ゼロ和ゲームを考察する。各プレイヤーは各利得に対して、ファジィ目標をもつと考える。そのとき、ファジィ目標の達成度が定義され、この達成度に関するmax-min戦略が考察される。特に、利得を表すファジィ数のメンバシップ関数とファジィ目標のメンバシップ関数が線形であるとき、緩和法と変数変換により、max-min戦略を与える数理計画問題が線形計画問題として定式化できることを示す。

キーワード　ファジィ多目的行列ゲーム、ファジィ目標、max-min戦略、緩和法、線形計画法

1. はじめに

本論文では、複数のファジィ利得行列をもつ２人ゼロ和ゲームを考察する。ファジィ利得行列とは行列の要素がファジィ数で表現される利得行列のことである。このゲームにおけるプレイヤーは各期待利得に対してファジィ目標をもち、そのファジィ目標の達成度の最大化を試みるということを仮定する。

通常の２人ゼロ和ゲームに対して、ここで取り扱うゲームでは、３つの概念が付加されている。第１は、多目的状況である。通常のゲームでは、利得行列の要素が効用であるように考えられる場合が多いが、本論文では複数の利得行列を考えていることから明らかなように、利得行列の各要素は効用ではない利得を仮定している。すなわち、例えば、時間、コスト、金銭などの値をなんらかの集約ルールに従って効用に変換するのではなく、複数の属性（目的）をそのまま取り扱うアプローチを採用する。これらの属性はプレイヤーの目的とも解釈できる。

第２は、ファジィ目標をもつことである。複数の目的が考えられる場合、それらの目的に対して現実社会においてはしばしば目標が設定される。この目標が目的に対して、１点で特徴づけられる場合が通常の目標で、実績と目標の差が不足達成量あるいは超過達成量で表され、これらの量の最小化が試みられる。一方、ファジィ目標は目的を表す属性に対して達成度を$[0,1]$の実数に対応づける関数を用いて表現される。例えば、最低限達成すべき値から達成できれば極めて満足できる値をそれぞれ０と１に対応づけ、その間をなめらかに増加していく関数が考えられる。従って、ファジィ目標に関しては、目標達成度の最大化が試みられる。ファジィ目標は、ある意味で、プレイヤーの目的に対する判断のあいまい性を示すものとして捉えることができる。

第３は、利得行列の要素がファジィ数で表現されることである。本論文では、要素がファジィ数で表現される利得行列をファジィ利得行列と呼ぶことにする。要素がファジィ数であることは、各プレイヤーがそれぞれある戦略をとったときの利得がファジィ数で表されることを意味する。利得がファジィ数で表されるということは各プレイヤーがどのような戦略をとったかははっきりしているが、その結果、どのような利得が各プレイヤーにもたらされるかがあいまいであることを示す。すなわち、戦略に対して結果を対応づける上で、ゲームの環境にあいまい性があることを意味する。一つの可能性として、ゲームに関わる環境のデータベースの不正確性によって結果がはっきりと限定できない場合などが考えられる。

本論文は西崎、坂和[6]の研究の枠組みを基礎として、通常の利得行列をファジィ利得行列に拡張した問題に対して、ファジィ目標の達成度に関するmax-min解を考察する。２．では、ファジィ期待利得、ファジィ目標を定義し、ファジィ目標の達成度について考察する。３．では、多目的ゲームを定義し、多目的ゲームにおいて、max-min解を定義し、ファジィ目標を表すメンバシップ関数が線形で、ファジィ利得行列の要素のファジィ数の型関数が線形である場合について、解の計算方法を考察する。すなわち、緩和法[1]とCharnesとCooperの変数変換[4]を用いることによって線形計

画問題を繰り返して解くことによって max-min 解が計算されることを示す。

2. 問題の定式化

プレイヤーの集合を $N=\{1,2\}$ とし、プレイヤー1と2の純粋戦略をそれぞれ $I=\{1,2,\cdots,m\}$、$J=\{1,2,\cdots,n\}$ とする。プレイヤー1が戦略 $i\in I$ をとり、プレイヤー2が戦略 $j\in J$ をとったとき、プレイヤー1の利得が $\tilde{a}_{ij}$ となり、プレイヤー2の利得が $-\tilde{a}_{ij}$ となるような2人ゲームを考える。

2人のプレイヤーがそれぞれある戦略を選択したとき、それぞれのプレイヤーに対応する利得はゲーム環境に関するデータベースの不正確性などの理由で、クリスプには表現されずに、ファジィ数として表現されるが、両プレイヤーに対する結果は、どちらかがある利得を得るともう一方はその利得の分だけ損失するゼロ和構造をもつ。

この利得はファジィ数で表現される。特に、このファジィ数が LR ファジィ数で表現されるならば、平均の値が a_{ij} で、左右の広がりのパラメタを α_{ij}、β_{ij} とすると $\tilde{a}_{ij}=(a_{ij},\alpha_{ij},\beta_{ij})$ と書くことができる。プレイヤー1の混合戦略を $x=(x_1,x_2,\ldots,x_m)$, $\sum_{i=1}^{m}x_i=1$ とし、プレイヤー2の混合戦略を $y=(y_1,y_2,\ldots,y_n)$, $\sum_{j=1}^{n}y_j=1$ とする。利得がファジィ数で表現される場合の期待利得を考える。

以下の議論ではプレイヤー1について考えるが、ゼロ和構造をもつことから、プレイヤー2についてもまったく同様の議論が成立する。

定義1（ファジィ期待利得）

プレイヤー1、2の純粋戦略を $I=\{1,2,\ldots,m\}$、$J=\{1,2,\ldots,n\}$ とする。プレイヤー1と2がそれぞれ純粋戦略 i と j をとるとき、k 番目の利得に対してプレイヤー1の利得が $\tilde{a}_{ij}^{k}$、プレイヤー2の利得が $-\tilde{a}_{ij}^{k}$ とする。ここで、$\tilde{a}_{ij}^{k}$ は、$\tilde{a}_{ij}^{k}=(a_{ij}^{k},\alpha_{ij}^{k},\beta_{ij}^{k})$ で表現されるファジィ数である。そのとき、プレイヤー1と2が混合戦略 x と y をとるとき、

$$\tilde{E}_1^k(x,y)=\Big(\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}a_{ij}^{k}x_iy_j,\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\alpha_{ij}^{k}x_iy_j,\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\beta_{ij}^{k}x_iy_j\Big) \tag{1}$$

をプレイヤー1のファジィ期待利得と呼ぶ。このファジィ期待利得のメンバシップ関数は

$$\mu_{\tilde{E}_1^k(x,y)}:p_1\to[0,1] \tag{2}$$

で与えられる。ここで、p_1 はプレイヤー1の利得である。

ここで、ファジィ期待利得は、通常の期待利得の概念をファジィ利得に対して確率混合を考えることによって拡張した概念で、式(1)は、LR ファジィ数のスカラー倍と和に従って表現されている。

定義2（ファジィ目標）

プレイヤー1に対する k 番目の利得を $p_1\in R$ とする。このとき、プレイヤー1の k 番目のファジィ目標 G_1^k は、メンバシップ関数

$$\mu_{G_1^k}:p_1\to[0,1] \tag{3}$$

により特徴付けられる利得 p_1 上のファジィ集合である。

ファジィ目標はファジィ集合で与えられているため、ある利得が与えられているとき、その利得がどの程度目標に対して達成されているか（満足できるか）の度合いは、その利得のファジィ目標（集合）に対する帰属度として解釈することができる。そのとき、プレイヤーに2つの利得が与えられたならば、そのプレイヤーが設定したファジィ目標に対して、帰属度の高い利得が選好される。

定義3（ファジィ目標の達成度）

プレイヤー1と2がそれぞれ混合戦略 x,y をとるとき、プレイヤー1の k 番目のファジィ期待利得を $\tilde{E}_1^k(x,y)$ とし、プレイヤー1の k 番目のファジィ目標を G_1^k とする。そのとき、ファジィ目標の達成状況を示すファジィ集合は、ファジィ期待利得 $\tilde{E}_1^k(x,y)$ とファジィ目標 G_1^k の共通集合で表現される。そのメンバシップ関数は

$$\mu_a^k(p_1)=\min(\mu_{\tilde{E}_1^k(x,y)}(p_1),\mu_{G_1^k}(p_1)) \tag{4}$$

である。k 番目のファジィ目標の達成度を $\mu_a^k(p_1)$ の最大値として定義すると

$$\hat{\mu}_a^k(p_1^*)=\max_{p_1}\mu_a^k(p_1)=\max_{p_1}\{\min(\mu_{\tilde{E}_1(x,y)}^k(p_1),\mu_{G_1^k}(p_1))\} \tag{5}$$

である。

ファジィ目標の達成度は、ファジィ期待利得をファジィ制約と考えると、Bellman と Zadeh によって提案されたファジィ決定の概念 [2] と類似の概念となる。ある与えられた戦略の組 $\hat{x},\hat{y}$ に対して、そのときのファジィ目標の達成度 $\hat{\mu}_{a(\hat{x},\hat{y})}(p_i^*)$ が決まるが、一般に、プレイヤー1と2は必ずしも協力し合う関係にあるとは限らない。ここでは、むしろ非協力的な関係にあるとし、相手は自分にとって最悪の戦略をとるという状況を想定し、自分はその中で最良の戦略を選択するという戦略を考える。

定義4（max-min 解）

プレイヤー1と2がそれぞれ混合戦略 x,y をとるとき、プレイヤー1の k 番目のファジィ期待利得を $\tilde{E}_1^k(x,y)$ とし、プレイヤー1の k 番目のファジィ目標を G_1^k とする。そのとき、ファジィ目標の達成度に対する max-min 解を

$$\max_{x\in X}\min_{y\in Y}\max_{p_i}\min(\mu_{\tilde{E}_1^k(x,y)}(p_i),\mu_{G_1^k}(p_i)) \tag{6}$$

と定義する。ここで、X と Y はそれぞれ、$X = \{x|\sum_{i=1}^{m} x_i = 1\}, Y = \{y|\sum_{j=1}^{n} y_j = 1\}$ である。

max-min 解は、相手の決定変数に関して最小化した関数を、自己の決定変数に関して最大化する問題である。ここでは、相手の情報が全くないときや、仮にあったとしても意思決定に関して何ら意味を持たない場合であり、そのときには、相手が自己のファジィ目標の達成度を最悪の状態にすると想定し、自己の決定変数に関して最適化を行なう。

3. max-min 解の計算方法

ファジィ目標のメンバシップ関数とファジィ利得の型関数を線形と仮定する。すなわち、プレイヤー 1 の利得 p_1 に対する k 番目のファジィ目標 G_1^k は、線形なメンバシップ関数

$$\mu_{G_1^k}(p_1) = \begin{cases} 0, & p_1 \leq E_0^k \\ (p_1 - E_0^k)/(E_1^k - E_0^k), & E_0^k \leq p_1 \leq E_1^k \\ 1, & E_0^k \leq p_1 \end{cases} \tag{7}$$

で表現される。プレイヤー 1 は、利得 E_0 以下では満足せず、利得 E_1 以上では十分満足できる状態にある。

ファジィ利得の型関数として、

$$L(p_1) = R(p_1) = \max(0, 1 - |p_1|) \tag{8}$$

を考える。このとき、プレイヤー 1 と 2 がそれぞれ戦略 i と j をとったときのプレイヤー 1 の利得は、$\tilde{a}_{ij} = (a_{ij}, \alpha_{ij}, \beta_{ij})_{LR}$ で表現される。すなわち、$\tilde{a}_{ij}$ のメンバシップ関数は

$$\mu_{\tilde{a}_{ij}}(p_1) = \begin{cases} 0, & p_1 \leq a_{ij} - \alpha_{ij} \\ (p_1 - a_{ij} + \alpha_{ij})/\alpha_{ij}, & a_{ij} - \alpha_{ij} \leq p_1 \leq a_{ij} \\ (a_{ij} + \beta_{ij} - p_1)/\beta_{ij}, & a_{ij} \leq p_1 \leq a_{ij} + \beta_{ij} \\ 1, & a_{ij} + \beta_{ij} \leq p_1 \end{cases} \tag{8}$$

である。このとき、プレイヤー 1 と 2 の混合戦略を x, y とすると、プレイヤー 1 のファジィ目標の達成度は、k 番目の利得に対するファジィ目標を $G_1^k(p_1)$ とし、ファジィ期待利得を $\tilde{E}^k(x,y)$ とすると、

$$\begin{pmatrix} \max\min(\mu_{\tilde{E}_1^1(x,y)}(p_1), \mu_{G_1^1}(p_1)) \\ \max\min(\mu_{\tilde{E}_1^2(x,y)}(p_1), \mu_{G_1^2}(p_1)) \\ \quad\vdots \\ \max\min(\mu_{\tilde{E}_1^K(x,y)}(p_1), \mu_{G_1^K}(p_1)) \end{pmatrix} \tag{9}$$

となる。このベクトルファジィ目標の達成度に対して、最低の達成度をできるだけ引き上げようとするような基準で max-min 解を考えると、

$$\max_x \min_y \min_k \max\min(\mu_{\tilde{E}_1^k(x,y)}(p_1), \mu_{G_1^k}(p_1)) \tag{10}$$

となる。

ファジィ目標を線形のメンバシップ関数で表現し、利得を線形の型関数をもつファジィ数とすると、ファジィ目標の達成度は、

$$= \frac{\max_x \min_y \min_k(\mu_{\tilde{E}_1^k(x,y)}(p_1), \mu_{G_1^k}(p_1))}{\dfrac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} a_{ij}^k x_i y_j + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} \alpha_{ij}^k x_i y_j - E_0^k}{E_1^k - E_0^k + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} \alpha_{ij}^k x_i y_j}} \tag{11}$$

となる。

この問題は最大化変数 x と最小化変数 y が分離した問題で、相吉, 志水 [1] によって導入された緩和法に基づいた min-max 問題の計算方法を応用することによって、前節で定義した max-min 解を計算することができる。しかし、この問題は、max-min 問題ではあるが、さらに、min が追加されており、相吉、志水の緩和法のアルゴリズムに対して、若干の工夫が必要となる。

この問題は、補助変数 σ を導入することによって、max-min 解を計算するための数理計画問題として定式化できる。すなわち、

$$\begin{aligned} \max_{(x,\sigma)} \quad & \sigma \\ \text{subject to} \quad & \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(a_{ij}^k + \alpha_{ij}^k)x_i y_j - E_0^k}{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\alpha_{ij}^k x_i y_j + E_1^k - E_0^k} \geq \sigma, \\ & k = 1, 2, \ldots, K \\ & \sum_{i=1}^{m} x_i = 1 \\ & \sum_{j=1}^{n} y_j = 1 \end{aligned} \tag{12}$$

である。問題 (12) は制約式が $K+2$ 本の非線形計画問題であることがわかる。

また、(12) を緩和問題に変換し、さらに、緩和問題に対する変数変換 [4]

$$1/(\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} \alpha_{ij}^k x_i y_j^l + E_1^k - E_0^k) = t_l^k \tag{13}$$

$$x_i t_l^k = z_{il}^k \tag{14}$$

最小化問題に対する変数変換 [4]

$$1/(\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} \alpha_{ij}^k x_i^L y_j + E_1^k - E_0^k) = t^k \tag{15}$$

$$y_j t^k = z_j^k \tag{16}$$

を施すことによって、緩和問題は

$$
\begin{aligned}
&\max \ \sigma \\
&\text{subject to} \quad \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(a_{ij}^k+\alpha_{ij}^k)z_{il}^k y_j^l - E_0^k t_l^k \ \geq \sigma, \\
&\qquad l=1,2,\ldots,L,\ k=1,2,\ldots,K \\
&\qquad \sum_{i=1}^{m} z_{il}^k = t_l^k, \\
&\qquad l=1,2,\ldots,L,\ k=1,2,\ldots,K \\
&\qquad \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\alpha_{ij}^k z_{il}^k y_j^l + (E_1^k - E_0^k)t_l^k = 1, \\
&\qquad l=1,2,\ldots,L,\ k=1,2,\ldots,K
\end{aligned}
\tag{17}
$$

となる。この問題は、変数が $z_{il}^k(i=1,2,\ldots,m,\ l=1,2,\ldots,L,\ k=1,2,\ldots,K)$, $t_l^k(\ l=1,2,\ldots,L,\ k=1,2,\ldots,K)$, σ であり、$3LK$ 個の制約式を持つ線形計画問題である。実行可能性を調べたり、緩和問題に制約式を追加するための最小化問題は

$$
\begin{aligned}
&\min \ \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(a_{ij}^k+\alpha_{ij}^k)x_i^L z_j^k - E_0^k\, t^k \\
&\text{subject to} \ \sum_{j=1}^{n} z_j^k = t^k \\
&\qquad \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\alpha_{ij}^k x_i^L z_j^k + (E_1 - E_0)\, t^k = 1
\end{aligned}
\tag{18}
$$

となる。ただし、この最小化問題は添字 k に対して、K 個存在し、各 k について変数が $z_j^k(j=1,2,\ldots,n)$, t^k で制約式が2本の線形計画問題となる。問題が K 個存在することから、K 個の最適値のなかで最小となる最適値を与える問題に対応する解によって元問題の実行可能性が調べられ、実行不可能であるとき、対応する制約式が緩和問題に追加される。

ファジィ多目的行列ゲームの max-min 解のアルゴリズムは以下のように要約される。

[ステップ 1]

K 個の目的に対してファジィ目標を設定する。$y^1 \in Y$ となる任意の初期値を選択し、$l=1$ とする。これらのデータと K 個の利得行列をもとに線形緩和問題 (17) を定式化する。

[ステップ 2]

(17) を解き、最適解 $(z_{il}^{k*}, t_l^{k*}, \sigma^*)$ を求める。(13),(14) の変換により、そのときの x^L も求められる。

[ステップ 3]

ステップ 2 で求めた x^L より、K 個の線形最小化問題 (18) を定式化する。

[ステップ 4]

K個の (18) を解き、K 個の最適解 (z_j^{k*}, t^{k*}) を求める。このとき K 個の最小値を $\phi(z_j^{k*}, t^{k*})$ とし、この K 個の最小値の中での最小値を $\phi(z_j^{k**}, t^{k**}) = \min_k \phi(z_j^{k*}, t^{k*})$ とする。

[ステップ 5]

$\phi(z_j^{k**}, t^{k**}) \geq \sigma^* + \varepsilon$ ならば、イテレーションを終了し、x^L を max-min 解とする。ここで、ε は 0 に近い正の実数である。$\phi(z_j^{k**}, t^{k**}) < \sigma^* + \varepsilon$ ならば、$l=l+1$ としてステップ 2 へ戻る。

上記のアルゴリズムが有限回のイテレーションで終了することは、相吉、志水 [1] の定理を応用すれば容易に証明できる。

4. おわりに

本論文では、複数のファジィ利得行列をもつ2人ゼロ和ゲームに対してファジィ目標を導入し、max-min 解を考察した。max-min 解を求めるための問題は数理計画問題として定式化され、緩和法と適切な変数変換を施すことにとって線形計画問題に帰着することを示し、同時に、計算のためにのアルゴリズムも示した。ファジィ利得行列の要素やファジィ目標のメンバシップ関数は線形であると仮定した。一般には、任意の関数形をとることが考えられるが、線形でない問題については今後の課題としたい。また、複数の目的に関する集約のルールとして、最低の目標達成度をできるだけ引き上げるという基準に基づいて定式化したが、他の解釈に基づく定式化の可能性もある。この解の重要な特徴は、満足度が最悪となる目的をできるだけ高めるという意味での満足解を提示できることと、解を求めるための問題が線形計画問題として定式化されていることにより容易に計算できるため、現実問題への応用が期待できる。

参考文献

[1] 相吉、志水: Min-Max 計画法-理論と計算方法; 計測自動制御学会論文集, Vol.15, pp.754-761 (1979).

[2] R.E. Bellman and L.A. Zadeh: Decision Making in a Fuzzy Environment; Management Sci., 17, pp. 209-215 (1970).

[3] L. Campos: Fuzzy Linear Programming Models to Solve Fuzzy Matrix Games; Fuzzy Sets and Systems, Vol.32, pp. 275-289 (1989).

[4] A. Charnes and W. Cooper: Programming with Linear Fractional Function; Naval Research Logist Qualterly, Vol.9, pp.181-186 (1962).

[5] W.D. Cook: Zero-Sum Games with Multiple Goals; Naval Research Logistics Quarterly, Vol.23, pp. 615-622 (1976).

[6] 西崎、坂和: 複数のファジィ目標をもつ2人ゼロ和ゲーム; 日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.2, (1992). (印刷中)

[7] M. Zeleny: Games with Multiple Payoffs; International J. Game Theory Vol.4 pp.179-191 (1975).

[8] J. Zhao: The Equilibria of a Multiple Objective Game; International Journal of Game Theory, Vol.20, pp.171-182 (1991).

問合せ先: 606-01 京都市左京区吉田本町
京都大学経済研究所 西崎一郎 TEL 075-753-7125

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

国際協力ゲームにおけるファジイモデル

Fuzzy Modeling for International Cooperative Games

瀬尾　芙巳子
Seo Fumiko
京都大学経済研究所
Kyoto Institute of Economic Research, Kyoto University

坂和　正敏
Masatoshi Sakawa
広島大学工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

西崎　一郎
Ichiro Nishizaki
京都大学経済研究所
Kyoto Institute of Economic Research, Kyoto University

あらまし　国際的な葛藤解決のための国際協約の有効形成には、特性関数型n人協力ゲームが利用されうるが、本論文では特に提携の余剰の評価にあいまいさを導入することによって、ファジイ・モデルとして定式化し、その有効な解の性質について考察する。特性関数型ファジイ協力ゲームは、ファジイ特性関数をある許容範囲としての間差のある制約として持つファジイ制約付き線形計画問題として定式化され、その解が仁として獲得される。

キーワード　国際協力ゲーム、ファジイ制約付き線形計画問題、仁、国際的葛藤解決、集団意思決定、ファジイ・ゲーム

I. 開題

現代の世界経済においては、一方においてグローバリゼーションが唱えられている反面で、またリージョナリゼーションへの潮流も強まりつつある。ECはもとより環太平洋経済圏、環日本海経済圏構想のほか、もっと小さい地域化の構想さえ多数現われている。こうした中で、様々なレベルでの地域的な国際協力の有効な形成のためには、代替的な提携の有効性を測る評価方法を開発することが実践的にも重要になってきている。筆者らは特性関数型n人協力ゲームを国際協約の有効形成に利用する方法を提案すると共に（Seo & Sakawa 1990）、またその解のロバスト性をも考察してきた（Seo, Sakawa & Nishizaki 1992）。しかし、国際環境下では、各当事者（国）が独自の異なった社会的規準を有してをり、ゲームのpay-offを示す評価関数を一意に導出することは一般に困難である。筆者らはこのような問題意識の下に、国際協約の有効性の評価に当初よりあいまいさを明示的に導入することによって、ファジイ・ゲームとして問題を定式化することを提案した（Seo & Nishizaki 1992）。そこでは特性関数の評価において集団意思決定の結果を反映させるために可能性分布を用い、これを「外部提携」と「内部提携」によるそれぞれの評価を基礎にして別個に導出し、ファジイ決定の最適化ルールを用いることによって、その解の性質を吟味した。他方協力ゲームにおける特性関数を線形のファジイmembership関数として評価し、ファジイ決定に用いる提案もなされている（西崎・坂和 1992）。本稿では、このような方法とは別の形式でのファジイ・ゲームの構築について提案する。ここでは「内部提携」と「外部提携」による評価の差異については特に考慮することはなく、その代わりに、特性関数の評価に関して、外部環境の存在によるあいまいさの範囲の存在を考慮してある間差(interval)を定め、これをファジイ制約として有するファジイ線形計画問題を解くことによって、n人協力ゲームの解として仁を求める方法を提案し、その性質を吟味する。

II.　ファジイ環境下の協力ゲームの概念

各国$i, i=1,2,\ldots,n$, をゲームのプレイヤーとする。$N \triangleq (1,2,\ldots,n)$をプレイヤーの集合とし、$S \subseteq T \subseteq N$を提携とする。ここで$T$は$N$の非空の部分集合$S$のcollectionである。非ファジイ特性関数型n人協力ゲームは、$\Gamma \triangleq (\mathcal{S}, v(S))$によって定義される。ここに$\mathcal{S}$は$S$を要素としてもつ集合のcollectionである。ここでは$\tau_i^S \in \{0,1\}$が仮定されている。すなわちプレイヤーiの提携Sへの参加率τ_i^Sは0または1（クリスプ）である。Aubin (1981, 1982) らは、$\tau_i^S \in [0,1]$と仮定することによって、ファジイ提携の概念にもとづくファジイ・ゲームについて考察した。しかしながら、外部環境の存在はSにおけるゲームの価値の内部的評価の実現にリスクをもたらし、提携Sの特性関数$v(S)$の評価をファジイにする。本論文では、協力ファジイ・ゲームは、$F\Gamma \triangleq (\mathcal{S}, \tilde{v}(S))$により定義される。ここに$\mathcal{S}$は、$S$を要素としてもつ集合$S$のcollection、$\tilde{v}(S)$はファジイ特性関数である。

ファジイ協力ゲームの解の概念は、ファジイ特性関

数$\tilde{v}(S)$の価値を“非ファジイ化”(crispened)する、すなわちあるパラメーターによって表現することができれば、通常のゲームと同様に、coreおよび仁(nucleolus)として獲得することができるであろう。いま“非ファジイ化”された特性関数を$\mathring{v}$で表現すると、ファジイ・ゲーム $F\Gamma \triangleq (\mathcal{S}, \mathring{v}(S)), S \subseteq N$, における提携$S$の余剰は、

$$\tilde{e}(S,x) \triangleq \mathring{v}(S) - \sum_{i\in S} x_i, \quad S \subset N, \tag{1}$$

によって示されるから、ファジイ・ゲームのcoreは、非ファジイ・ゲームと同様に、

(i) 提携合理性：

$$\tilde{e}(S,x) \leq 0, \tag{2}$$

および(ii)全体合理性：

$$\sum_{i\in N} x_i, = \mathring{v}(N) \tag{3}$$

を用いて定義される。coreは常に存在するとは限らないから、(2)を緩和し、次の(4)と(3)を用いて、準core(ε-core)を定義することができる。

$$\tilde{e}(S,x) \leq \varepsilon \ \text{ for all } \ S \neq \phi, N, \tag{4}$$

ファジイ協力ゲームの仁は、ε-coreを用いて非ファジイ・ゲームと同様に

$$\begin{aligned}\mathcal{N}(F\Gamma) \triangleq \{x \mid & H(\tilde{e}(S_1,x),\ldots,\tilde{e}(S_{2^{n-2}},x)) \\ & \leq_L H(\tilde{e}(S_1,y),\ldots,\tilde{e}(S_{2^{n-2}},y)), \forall y \in \chi(F\Gamma)\}\end{aligned} \tag{5}$$

によって定義することができる(Schmeider 1969)。ここで$\leq_L$は·lexicographic orderであり、$H : R^{2^{n-2}} \to R^{2^{n-2}}$は置換である。$\chi(F\Gamma)$は、ファジイ・ゲームの配分の集合であり、次のように定義される。

$$\chi(F\Gamma) = \{x \mid x_i \geq \mathring{v}(\{i\}), \forall i \in N, \sum_{i\in N} x_i = \mathring{v}(N)\}. \tag{6}$$

Lexicographic orderの性質から、式(5)は提携の余剰（不満）の最大のものを最小にするようなpay-off vector xの集合によって、仁が定義されることを示している。ε-coreをパラメーターμを用いて

$$e_\mu(S,x) \triangleq \mathring{v}(S) - x(S) \leq \mu\varepsilon, \tag{7}$$

$$\mathring{v}(N) = x(N) \tag{8}$$

により拡張するとき、(7)(8)は非ファジイな拡張ε-coreを定義する。但し $x(S) \triangleq \sum_{i\in S} x_i$, $x(N) \triangleq \sum_{i\in N} x_i$。拡張$\varepsilon$-core用いて(5)により拡張仁を定義することができる(Maschler, Peleg and Shaply 1979)。(7)において$\mu = 1$のときは仁に帰着することは明かである。仁もしくは拡張仁は、次のように表現することができる。

$$\xi_\mu(x) = \min_{x\in X} \max_{S\neq\phi,N} \tilde{e}_\mu(S,x) \tag{9}$$

すなわち、提携の余剰（不満）を最大にするε-coreのうちの最小のものを求めることである。提携の余剰が非ファジイ化されていることによって、(9)は次の通常の線形計画問題(10)を解くことに帰着する。

$$\begin{aligned}(P)\quad & \\ \min_{x_i,\varepsilon} \quad & \varepsilon \\ \text{subject to} \quad & \mathring{v}(S) - (x(S) + \mu\varepsilon) \leq 0, \quad S \subset N \\ & \mathring{v}(N) - x(N) = 0 \\ & x_i \geq 0, \quad i \in N\end{aligned} \tag{10}$$

ここで$\mathring{v}(\{i\}) = 0$とするとき、たかだか$n-1$個の問題を解けばよいことが明らかにされている(Kopelowitz 1967)。

III. ファジイ制約を有する協力ファジイ・ゲームの構築

協力ファジイ・ゲームにおいては、提携$S \subseteq N$,の余剰(1)の評価はファジイである。すなわち、提携Sは、特性関数$v(S)$の値を評価するが、その評価は、Sにとってのある希求水準を示すに止まり、実際には意思決定における外部環境の存在によって、その評価値の実現をあいまいなものとする。このような特性関数の評価におけるあいまいさの存在は、コアを定義する基準(2)(3)をファジイなものとする。すなわち、

(iii) ファジイ提携合理性：

$$e(S,x) \triangleq v(S) - x(S) \lesssim 0 \tag{11}$$

および(iv)ファジイ全体合理性：

$$\sum_{i\in N} x_i \cong v(N) \tag{12}$$

によって、ファジイ・コアが定義される。同様に、ファジイ・ε-コアも(4)の代わりに、

$$e(S,x) \gtrsim \varepsilon, \quad S \neq \phi, N \tag{13}$$

および(12)を用いて定義される。ファジイ・ゲームの仁の定義(5)において(13)を用いると、lexicographic ordering $\lesssim_L$も当然ファジイとなる。このようなファジイ概念を用いたファジイ・ゲームは、ファジイ制約付のファジイ線形計画問題として定式化されることは直ちに明かである。すなわち、

$$\begin{aligned}(P^*)\quad & \\ \min_{x_i,\varepsilon} \quad & \varepsilon \\ \text{subject to} \quad & g_S(x,\varepsilon) \triangleq x(S) + \mu\varepsilon \gtrsim v(S), \quad S \subset N \\ & g_N(x) \triangleq x(N) \cong v(N) \\ & x_i \geq 0, \quad i \in N\end{aligned} \tag{14}$$

ファジイ線形計画問題(14)が通常のLP問題に還元されうることは既に知られている(Zimmerman 1975)。特にファジイ線形計画問題に対してパラメトリク・プログラミングの技法を応用することによって、ファジイ決定に関する完全な可能集合を解として見出す利点が論じられてきた(Verdegay 1982, Chanas 1983, Leung 1988)。ファジイ線形計画問題(14)によって定式化されたファジイ・ゲーム(P^*)は次の形式で考えることができる。

(P^{**})

$$\min_{x_i,\varepsilon} \quad \varepsilon$$

subject to

$$g_S(x,\varepsilon) = x(S) + \mu\varepsilon \gtrapprox [\underline{v}(S); \overline{v}(S)], \ S \subset N \tag{15}$$

$$g_N(x) = x(N) \lessapprox [v(N); \underline{v}(N); \overline{v}(N)], \tag{16}$$

$$x_i \geq 0, \quad i \in N$$

ここで、$\underline{v}(S), \overline{v}(S), \in R$, かつ$\underline{v}(N), \overline{v}(N), v(N) \in R$。($P^{**}$)は特性関数に付与せれる数値に上限と下限が存在することを示す。制約式(15)においては、提携Sにとって、$g_S(x,\varepsilon)$は基本的には$\overline{v}(S)$に等しいかまたはより大きくなくてはならないが、$\underline{v}(S)$は、その許容最小値であることを示している。$d = \overline{v}(S) - \underline{v}(S)$は$S$にとっての許容範囲を示す間差であり、$\overline{v}(S)$は$S$の内部的評価水準(希求水準)である。制約式(16)においては、提携Nにとって、$g_N(x)$は、基本的には$v(N)$に等しくなくてはならないが、$\underline{v}(N)$および$\overline{v}(N)$はそれぞれその許容最小値および最大値であることを示している。提携Nの許容範囲を示す間差は$d = \underline{d} + \overline{d} = (v(N) - \underline{v}(N)) + (\overline{v}(N) - v(N))$で示される。いまファジイ制約集合を定義する線形のメンバシップ関数$\mu_S(g_S(x,\varepsilon)), \mu_N(g_N(x))$を考えると、

$$\mu_S(g_S(x,\varepsilon)) = \begin{cases} 1, & \text{if } g_S(x,\varepsilon) > \overline{v}(S) \\ 1 - \dfrac{\overline{v}(S) - g_S(x,\varepsilon)}{d}, & \text{if } \underline{v}(S) < g_S(x,\varepsilon) \leq \overline{v}(S) \\ 0, & \text{if } g_S(x,\varepsilon) \leq \underline{v}(S), \end{cases} \tag{17}$$

$$\mu_N(g_N(x)) = \begin{cases} 0, & \text{if } g_N(x) \leq \underline{v}(N) \\ 1 - \dfrac{v(N) - g_N(x)}{\underline{d}}, & \text{if } \underline{v}(N) \leq g_N(x) < v(N) \\ 1, & \text{if } g_N(x) = v(N), \\ 1 - \dfrac{g_N(x) - v(N)}{\overline{d}}, & \text{if } v(N) < g_N(x) \leq \overline{v}(N) \\ 0, & \text{if } g_N(x) > \overline{v}(N), \end{cases} \tag{18}$$

ファジイ集合μ_S, μ_Nのそれぞれのα-レベル集合、$\alpha \in [0,1]$, の定義を用いて次の非負の集合を定義する。

$$\begin{aligned} C_\alpha^S &\triangleq \bigcap_S \{x \mid x \in R^S, \mu_S(g_S(x,\varepsilon)) \geq \alpha\} \\ &= \bigcap_S \{x \mid x \in R^S, g_S(x,\varepsilon) \geq r_S(\alpha)\} \end{aligned} \tag{19}$$

および

$$\begin{aligned} C_\alpha^N &\triangleq \{S \mid x \in R^N, \mu_N(x) \geq \alpha\} \\ &= \{x \mid x \in R^N, r'_N(\alpha) \geq g_N(x) \geq r_N(\alpha)\} \end{aligned} \tag{20}$$

(19)(20)より、α-レベルでの実行可能な解集合は、

$$C_\alpha = C_\alpha^S \bigcap C_\alpha^N \tag{21}$$

ここで、関数$r_S(\alpha)$および$(r_N(\alpha), r'_N(\alpha))$は、それぞれ$\alpha$に対応するメンバシップ関数の逆関数$\mu_S^{-1}(\alpha)$および$\mu_N^{-1}(\alpha)$であり、それぞれの$r$関数と$\mu$関数との間には1対1対応が存在する。問題($P^{**}$)は次のように定式化される。

(P^{***})

$$\begin{aligned} \min_{x_i,\varepsilon} \quad & \varepsilon \\ \text{subject to} \quad & g_S(x,\varepsilon) \geq r_S(\alpha), \ S \subset N, \\ & r'_N \geq g_N(x) \geq r_N(\alpha) \\ & x_i \geq 0, \quad i \in N \end{aligned} \tag{22}$$

ただし、$\alpha \in [0,1]$。ここでファジイ数理計画問題は、非ファジィなパラメトリック・プログラミング問題に帰着された。(17)(18)を用いて、問題(P^{***})は次のように表現される。

(P^{****})

$$\begin{aligned} \min_{x_i,\varepsilon} \quad & \varepsilon \\ \text{subject to} \quad & g_S(x,\varepsilon) = x(S) + \mu\varepsilon \geq \overline{v}(S) - (1-\alpha)d \\ & g_N(x) = x(N) \geq v(N) - (1-\alpha)\underline{d} \\ & g_N(x) = x(N) \leq v(N) + (1-\alpha)\overline{d} \\ & x_i \geq 0, \quad i \in N \end{aligned} \tag{23}$$

ここで$1 - \alpha = \theta, \alpha \in [0,1]$は、提携$S \subseteq N$による特性関数の評価の外部環境を考慮に入れた修正が、許容可能な間差dの範囲でなされることを示すパラメーターとしての意味をもっている。

IV. 国際協力ファジイ・ゲームにおける特性関数の構築と数値例

国際協約の形成における協力ゲームの特性関数は、各当事者(国)すなわちプレイヤーiが、ある提携Sを形成することによって得られる効用の増加、ないしリスク(不効用)の減少を、ゲームのpay-offとして評価することによって獲得される。すなわち、$ER_i(z), ER_S(z)$をそれぞれある事象zの発生に関してプレイヤーiおよび提携Sによって評価される期待リスクの値とすると、提携Sの特性関数は次により定式化される。

$$v(S) = \sum_{i \in S} \frac{1}{s} ER_i(z) - ER_S(z), \quad S \subseteq N \tag{24}$$

本稿では、$v(S), S \subseteq N$, の値はSにとっての希求水準としてのみ獲得されるとしているから、$v(S)$の評価

に含まれるあいまいさは、$v(S)$ の値が $[\underline{v}(S), \overline{v}(S)]$ のある間差をもつとして評価されている。ここでは外部環境による提携 Sの評価のあいまいさは、その他の不確実性と共に外部情報として Sによって manage され、ファジイ特性関数の評価の中に「取り込まれて」いるものとする。

このような Sにとって許容可能な間差 $[\underline{v}(S), \overline{v}(S)]$ の範囲での membership 関数の評価は、(拡張) 仁を求めるファジイ数理計画問題をパラメトリック・プログラミングの形で処理することにより、単なる maxmin 基準を用いた最適決定の選択とは異なって、提携にとっての許容範囲のすべての解の集合を実行可能解として見出すことができるという利点を有している。

(24) によって評価された特性関数を用いた国際協力ファジイ・ゲームの数値例は Table 1 と 2 に示されている。この例では、α-レベルの変化によってプレイヤーの間の利得の分配が変化し、α-レベルを上げることは、プレイヤー 3 と 4 には有利であるが、その他には不利となることを示している。結果としてα-レベルを低くする程プレイヤーの間の分配の格差は縮小する傾向があり、$\alpha = 1$ の時このゲームには core は存在しないことが分かる。

Table 1: 間差をもつ提携値 ($S \subseteq N$)

S	$\underline{v}(S)$	$\overline{v}(S)$	d	$\overline{v}(S) - (1-\alpha)d$
1	0	0	0	0
2	0	0	0	0
3	0	0	0	0
4	0	0	0	0
5	0	0	0	0
1,2	9	11	2	$9+2\alpha$
1,3	10	14	4	$10+4\alpha$
1,4	12	17	5	$12+5\alpha$
1,5	11	14	3	$11+3\alpha$
2,3	12	16	4	$12+4\alpha$
2,4	15	20	5	$15+5\alpha$
2,5	7	10	3	$7+3\alpha$
3,4	13	17	4	$13+4\alpha$
3,5	12	15	3	$12+3\alpha$
4,5	17	22	5	$17+5\alpha$
1,2,3	16	22	6	$16+6\alpha$
1,2,4	23	30	7	$23+7\alpha$
1,2,5	15	20	5	$15+5\alpha$
1,3,4	31	40	9	$31+9\alpha$
1,3,5	16	22	6	$16+6\alpha$
1,4,5	21	28	7	$21+7\alpha$
2,3,4	24	32	8	$24+8\alpha$
2,3,5	15	20	5	$15+5\alpha$
2,4,5	18	25	7	$18+7\alpha$
3,4,5	25	35	10	$25+10\alpha$
1,2,3,4	38	48	10	$38+10\alpha$
1,2,3,5	26	35	9	$26+9\alpha$
1,2,4,5	30	40	10	$30+10\alpha$
1,3,4,5	39	50	11	$39+11\alpha$
2,3,4,5	38	49	11	$38+11\alpha$
1,2,3,4,5	47	60	13	$47+7\alpha$
	$v(N)=54$			$60-6\alpha$

Table 2: 利得ベクトル (仁)

α	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
Player 1	11.67	10.35	9.00	8.00	7.00	6.25
Player 2	9.67	8.25	7.40	7.00	6.00	5.25
Player 3	12.00	13.95	16.00	16.60	15.80	15.25
Player 4	17.00	16.75	15.80	16.20	18.6	20.00
Player 5	9.67	9.50	9.40	8.60	7.80	7.25
ε	-9.67	-8.25	-6.20	-3.80	-1.40	1.25

参考文献

[1] J. P. Aubin, "Cooperative fuzzy games", *Mathematics of Operations Research*, 6(1), 1981, 1-13.

[2] J. P. Aubin, *Mathematical Methods of Game and Economic Theory*, North-Holland. Rev, ed., 1982.

[3] S. Chanas, "The Use of parametric programming in fuzzy linear programming", *Fuzzy Sets and Systems*, 11, 1983, 243-251.

[4] A. Kopelowitz, *Computation of the kernels of simple games and the nucleolus of n-person games*, R. M. 31, Dept. of Math., Hebrew University, 1967.

[5] Y. Leung, *Spatial Analysis and Planning Under Imprecision*, North-Holland, 1988.

[6] M. Maschler, B. Peleg and L. S. Shapley, "Geometric properties of the kernel, nucleolus, and related solution concepts", *Mathematics of Operations Research*, 4(4), 1979, 303-338.

[7] 西崎、坂和, "n 人協力ゲームにおけるファジィ決定に基づく解の概念", 日本ファジィ学会誌, 4(2), 1992.

[8] 坂和正敏, "経営数理システムの基礎", 森北出版, 1991, 別売ソフト, 森北出版, 1992.

[9] D. Schmeidler, "The Nucleolus of a characteristic function game", *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 17(6), 1969, 1163-1170.

[10] F. Seo and M. Sakawa, "A game theoretic approach with risk assessment for international conflict solving", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybvernetics*, 20(1), 1990, 141-148.

[11] F. Seo, M. Sakawa and I. Nishizaki, "A Technique in robust game theoretic methods with application to internationalconflict solving", in *Advances in Robust Control Systems Techniques and Applications, ed. by* C. Leondes, Academic Press, 1992.

[12] F. Seo and I. Nishizaki, "On construction of a cooperative game in international fuzzy environments", *Control and Cybernetics*, 1992.

[13] J. L. Verdegay, "Fuzzy mathematical programming", in M. M. Gupta and E. Sanchez (eds.), *Fuzzy Information and Decision Processes*, North-Holland, 1982, 231-237.

[14] H. J. Zimmerman, "Description and optimizaiton of fuzzy systems", *International Journal of General Systems*, 2, 1975, 209-215.

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィシナリオ分析

Fuzzy Scenario Analysis

中森義輝・劉伝棟・長谷川陽子　甲斐沼美紀子・森田恒幸
Y.Nakamori, C.D.Liu, Y.Hasegawa　M.Kainuma, T.Morita

甲南大学
Konan University

国立環境研究所
National Inst. for Env. Studies

あらまし　観測データに基づいて構築されたモデルは、システムとしての構造と環境に変化のないことが大前提となる。しかし、社会・経済・環境問題などにおいてはこの前提は絶対的なものではない。地域環境計画問題を例として、ファジィモデルに基づくシナリオ分析手法と、それを支えるモデルベースシステムの枠組みについて考察する。主張する点は、構造的あいまいさを内包したシステム表現法としてのファジィ理論の役割と、主観的予測を専門家の判断を介したフィードバックにより収束させていくというインターフェースとしてのファジィ理論の役割である。また、開発中の地域環境シナリオ分析支援システムを紹介する。

キーワード　ファジィモデル、シナリオ分析、モデルベース、地域環境計画、意思決定支援

1　はじめに

現在までのところ、ファジィ理論が成功しているのは事実的世界像が支配的な分野である。しかし、未来のデータを持たない我々の分野では、仮説的世界像のもとで行動せざるをえない[1]。実社会の問題を扱う以上、モデルやルールを固定することができない。これが最大のハードルである。さらに、不確実性の評価は人間の直観に頼らざるをえない。モデリングと評価においてファジィ理論に期待するゆえんである。「少数の変数値で表現できる現象はごく限られており、表面に現れる部分の下に存在する、明示されることのあまりない多種かつ膨大な量の前提条件群を明確に意識すべきである」[2]という確率論の立場からの主張は理解はできるが、事象の確率が計算可能となるような適切なモデルを有していない我々には実践することができない。

図1は現在構築中の環境計画策定支援システム[3]の概念図である。データの情報化（システム分析、モデリング）を支援し、さらに、情報化したもの（知識ベース、モデルベース）を含み、それらを利用（シミュレーション、最適化）することができるような情報システムの一形態である。知識やモデルを含めるといっても、関心事のすべてを包含することは不可能であるから、分析者または意思決定者がそれら不完全な知識やモデル、あるいはデータそのものに直接触れることによって、構造が明確でない環境問題に対決していくことを支援するコンピュータベースのシステムである。このようなシステムはこれで完成という区切りはなく、人間色の濃い対象を扱う宿命として、日々の改良を余儀なくされている。

本研究発表では、現在取り組んでいるシナリオ分析サブシステムについてその概要を報告する。あいまいさを内包したシステム表現法として、また思考支援に対する有力な武器として、ファジィ理論の応用を試みている。

2　シナリオ分析

シナリオ分析手法は対象がある状態から他の状態へ変化していくとき、その変化を引き起こすいくつかの変数・要因を相互的に考慮しながら、散文的に変化していく情景を描写する手法である。シナリオという概念は、もともと軍の作戦計画のために案出されたもので、この点 OR と似ている。しかし数学モデルで展開される OR の解をそのまま戦略決定に利用することには問題が多いので、その解を使った場合の情景を描き、モデル化された段階で考慮されなかったり、省略されたりしたいろいろな問題点を摘出しながら作戦計画を推進していく方法がとられるようになった。

シナリオ分析法はこのような過程から登場してきた手法であり、OR が完全に構成されたモデルを想定するのに対し、シナリオ分析法は自由に次々と情景を描くというストラクチュアのないところから出発している[4]。我々の最終目標は図1に示すようなシステムを用いて、政策分析を行うことである。しかしそれに至る距離はいまだ大きく、モデルのテスト・検証・確認あるいは心理的・主観的・社会的側面の発見のためにシナリオ分析支援システムを開発中である。システムの中心はファジィ理論を応用した予測・評価のためのモデルベースである。

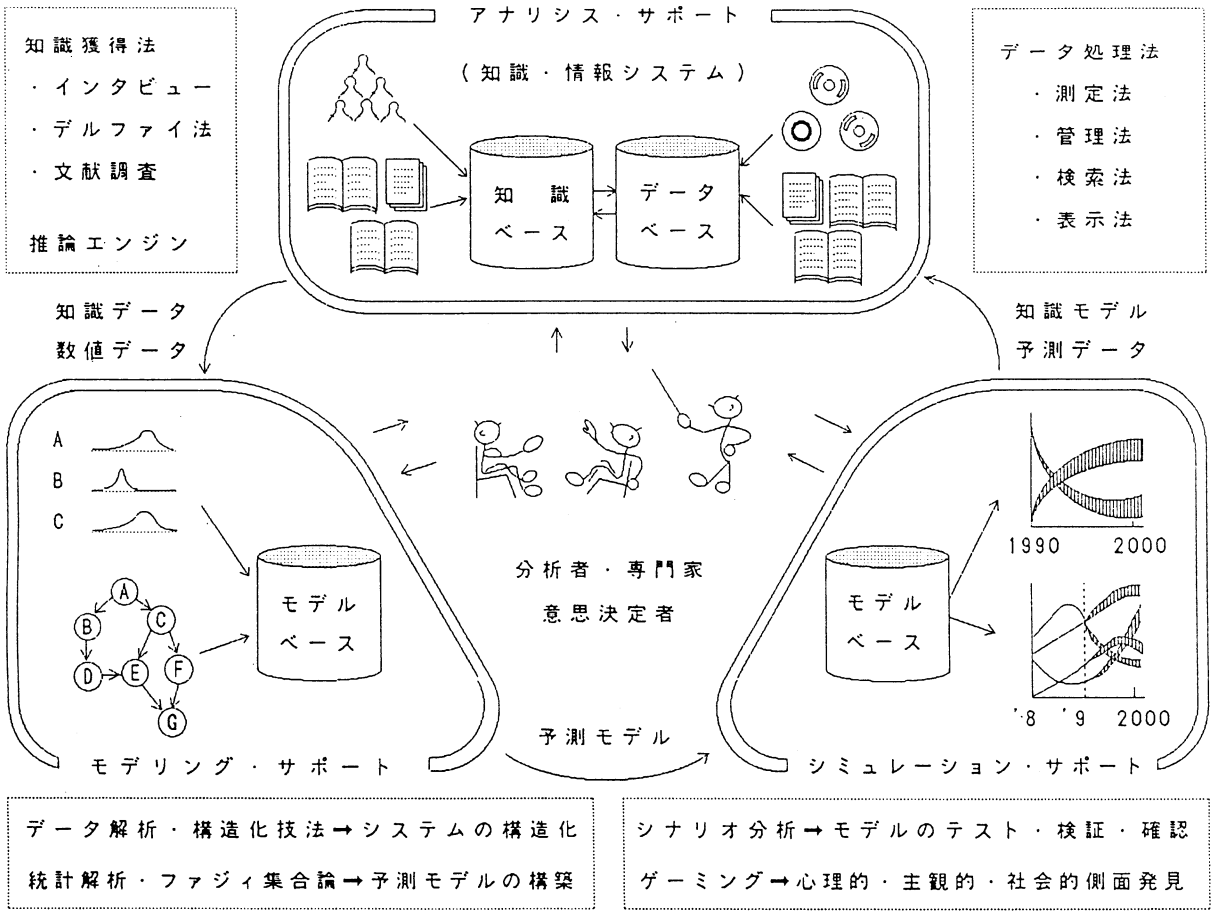


図1　環境計画策定支援システムの概念図

3　モデルベース

環境問題の大規模性・複雑性・非構造性は、すべての関心事を包含するモデルの構築を不可能としている。したがって、さまざまな部局で開発されているタイプやレベルの異なるサブモデル群、さらには関連する知識・情報を有効に統合して目的のシステムを構築しなければならない。また、システムは都市圏環境計画策定を体系的に支援するばかりでなく、特定の問題（大気・水質汚染、廃棄物、交通・騒音など）にも対応できなければならない。このようなことから、自律・分散・協調型モデルベースシステムを設計・構築している。

自律分散システム [5] とは、構成要素それぞれが高度な機能を有し自律的に行動するとともに、トータルシステムの目標達成のために互いに協力するというものである。すなわち、モデルあるいはサブシステムごとに高度な機能を持ち、ある特定の問題を解決できるばかりでなく、いくつかのモデル間の協調によって、都市圏環境計画という広い範囲の問題の解決にも利用できる。さらに、モデルの更新や新しく開発したモデルを増補するとき、システム全体を改めて構築するまでもなく、必要な部分を適当に修正すれば十分である。

自律分散システムにおいて、分散して担当の仕事を遂行している各部分をエージェントと呼ぶ。自律分散型モデルベースシステムの中のエージェントは、機能エージェントと協調エージェントの２種類がある。機能エージェントとは単独に利用でき、ある特定の問題を解決できるように構築された自律的なユニットである。したがって、知識・情報・モデルおよびそれらを総合的に利用できる部分と、外部との通信・協調に関する部分から構成される。

都市圏環境計画は複数の階層に関連する問題分野であり、直面した問題によってある特定のエージェントを利用するだけで問題を解決できることもあるし、いくつかの関連のあるエージェントを総合的に利用しなければならないこともある。後の方式でシステムを利用するとき、通信・協調エージェントが必要となる。モデルベースシステムにおける通信は機能によって２種類に分けられる。１つはシステムの協調のための通信であり、他の１つはモデル間の通信である。協調エージェントの機能は、ユーザーの意向を理解しシステム運行を計画するプランナー、モデル間の通信・協調を支援するスケジューラという特別のエージェントの設計と、分散協調型推論の応用によって実現する。

4 プロトタイプ

都市圏環境計画として相対的にみる切口は、都市空間構成、大気システム、水利用システム、固形廃棄物処理システム、交通・物流システムなどがある。それらに対応して、構築している体系化支援システムはいくつかのサブシステム、関連する知識・情報システム、モデリングシステム、およびシステム協調者としてのプランナーなどから構成される。システムはSUN-4上に開発中であり、以下では大気システムについて説明する。

大気システムは2つの問題の解決を目指して開発したものである。1つはシミュレーションモデルを利用して、都市開発による波及効果を人口密度、産業出荷額密度、交通密度および二酸化窒素濃度の側面からマクロに捉えようとするもの、いわゆる「シミュレーション」問題[6]である。他の1つはシミュレーション問題の逆問題、すなわち目的変数や状態変数の望ましい分布あるいはトラジェクトリを想定し、それに向けてどのような操作入力系列を用意すべきかという問題、いわゆる「シナリオ分析」問題である。

そのために、シミュレーションモデル、シナリオ分析モデルの構築に加えて、シナリオ設定、モデルの修正、新しいモデル（可能性分布モデル）の構築、さらにはシミュレーションやシナリオ分析結果の表示などの機能要素を開発した。つまり、別々のサブシステムをエージェントとして開発し、協調エージェントのプランナーを利用して、自律分散型の大気システムを構成した。大気システムは7つのエージェントから構成されており、それらエージェントの機能は以下のとおりである。

(1) プランナー…大気システムは自律分散協調型モデルベースシステムであり、構成要素とする各エージェントは独立に利用できる。システムを総合的に利用するとき、エージェント間の協調の機能はシステム協調エージェントのプランナーが担当する。プランナーは知能化エージェントであり、ユーザーのアイデアによって、いくつかのエージェントを利用してシステム運行プロセスを組織する。プランナーの画面を図2に示す。

(2) シナリオ設定エージェント…シナリオ設定エージェントは環境計画策定に関する政策変数・目標変数の参照軌道を設定する。特に、可能性分布型の参照軌道も設定できる。実際には、シナリオ設定エージェントはシステムとユーザー間のインターフェースの役割を担当している。このインターフェースを通じて、ユーザーは自分の考え方をシステムに伝送して、システムはユーザーの設定によって、適当なシナリオ設定データファイルをつくり、シミュレーションモデルとシナリオ分析モデルに提供する。シナリオ設定エージェントは知能化エージェントであり、常識知識によってユーザーのシナリオ設定を検査することができる。もしユーザーの設定が適当でなければ、設定したシナリオを修正するよう要求する。シナリオ設定エージェントの画面を図3に示す。

(3) シナリオ分析エージェント…目的変数や状態変数の望ましい分布を設定した後、このエージェントを利用して、設定した目標などを達成するために操作入力系列をどう用意すべきかという問題を解決する。これはシミュレーションモデル[6]の逆モデルであり、ルールベース型のファジィ予測モデルである。後件部は線形式が中心であるが、過去になかった状況に対応して可能性分布モデルを組み合わせている。

(4) シミュレーション・エージェント…2つの運行方式がある。1つは政策変数の参照軌道を設定した後、シミュレーションモデルにより将来を予測する。他の1つはシナリオ分析エージェントの出力に基づいて、同じくシミュレーションモデルによりシナリオ分析プロセスの妥当性を検証するものである。シミュレーション・エージェントの一画面を図4に示す。

(5) モデル修正・構築エージェント…過去のデータに基づいて開発したシミュレーションモデルとシナリオ分析モデルによる予測結果は、区域によっては不自然な場合がある。あくまでも将来を予測するのであるから、過去に存在しなかった状況や、実行されなかった政策の影響に対しても対処できなければならないため、モデルの修正や外挿用ルールの構築などは重要である。そのためにモデル修正・構築エージェントを開発した。このエージェントを利用して、可能性分布モデルのパラメータの修正や、新しいルールの構築も簡単におこなえる。モデル修正・構築エージェントの1つの対話画面を図5に示す。

(6) 予測・分析エージェント…これは対話式のシミュレーション・エージェントである。ユーザーはこのエージェントを利用して、コンピュータの画面上に説明変数の組合せに関する知識や予測結果の修正に関する知識を入力できる。もしユーザーの設定が不合理であれば、適当な情報を画面上に提示する。ユーザーが説明変数のある組合に対する予測結果を修正したいなら、エージェントは修正の方向を指摘する。

(7) 分析結果表示エージェント…シナリオ分析モデルやシミュレーションモデルを運行するとき、首都圏地域の140区域、20の変数、20年分の状態を分析・予測することができる。シナリオ分析やシミュレーションの結果を確認するため、分析結果表示エージェントを開発した。分析結果表示エージェントは分布（首都圏地域の状態分布図）あるいは軌道（曲線）により、区域・変数・年度ごとのシナリオ分析やシミュレーション結果をコンピュータの画面に表示する。図6は状態分布図の一画面である。

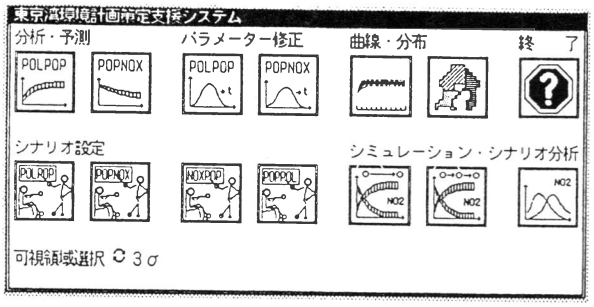


図2　大気システムのプランナー

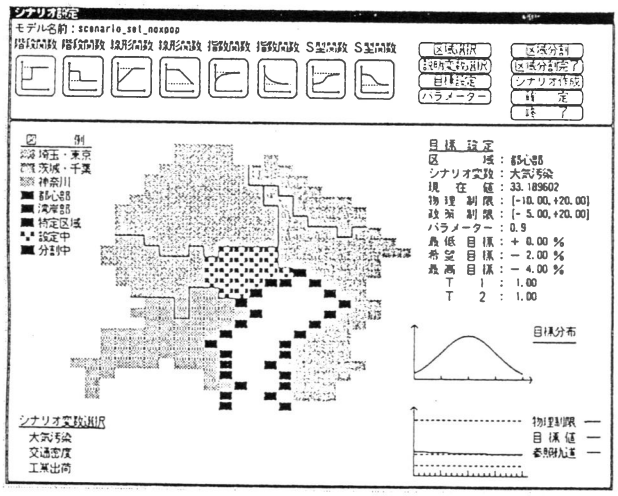


図3　シナリオ設定エージェント

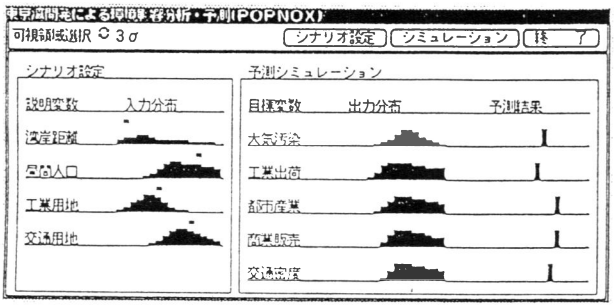


図4　シミュレーション・エージェント

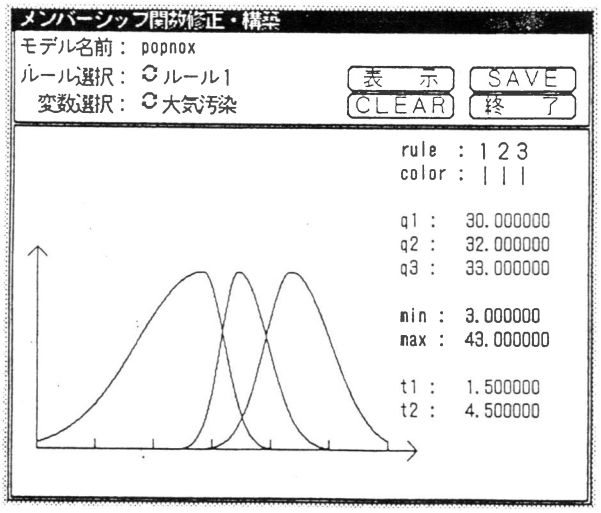


図5　モデル修正・構築エージェント

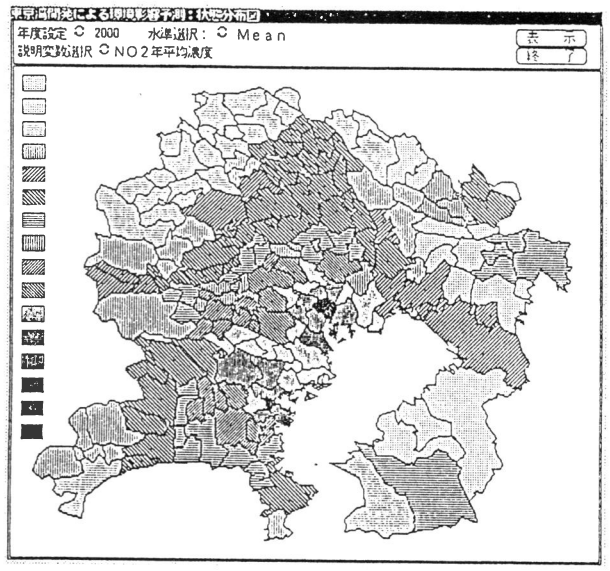


図6　分析結果表示エージェント

5　おわりに

モデリングは対象の認識を表現する行為であり、そして表現を用いて思考することにより、さらに認識を深めることができる。科学の発達はこのフィードバックに支えられてきた。科学的アプローチが困難な人間関係が交錯する複雑な問題に対して、シミュレーション技術がフィードバック機構の役割を果たしてくれる。その際、人間自身が機能として不確実性の測定装置[7]を演じざるをえないことから、システム表現法およびインターフェースとしてのファジィ理論への期待は大きく、また責任も大きい。

参考文献

[1] 市川: 世界認識するシステム科学. 三田出版会, 1990.

[2] 仁木: 確率の立場から見たファジィ理論. 日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.4, pp.15-31, 1991.

[3] M.Kainuma, Y.Nakamori and T.Morita: Integrated Decision Support System for Environmental Planning. IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., Vol.SMC-20, No.4, pp.777-790, 1990.

[4] 竹内編著: システム技法ハンドブック. 日本理工出版会, 1981.

[5] 井原: 自律分散システム. 計測と制御, Vol.26, No.1, pp.33-38, 1987.

[6] 中森・森田・甲斐沼・内藤: 東京湾開発による環境影響予測のためのファジィモデル. 環境科学会誌, 第4巻, 第2号, pp.123-137, 1991.

[7] A.Tverski: Assessing Uncertainty. J. Roy. Statist. Soc., B36-2, pp.148-159, 1974.

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ数の順序関係・基本演算とファジィ線形計画への応用

Order Relations and Operations on Fuzzy Numbers and Their Applications to Fuzzy Linear Programming

古川長太
Nagata Furukawa
九州大学　理学部
Faculty of Science, Kyushu University

あらまし　一般のファジィ数の集合上に、半順序の公理をみたす順序関係を定義する。次に若干特殊化したＬファジィ数を考え、その集合上に基本演算を定義する。ついでＬファジィ数の間の順序関係の特徴付けを与え、これをもとにしてここで定義した順序関係が基本演算とどのように関わり合うかをしらべる。最後にこれらの結果のいくつかを、２種類の型のファジィ線形計画問題に適用して、いずれも非ファジィな最適化問題に帰着されることを示す。

キーワード　ファジィ数、順序関係、基本演算、ファジィ線形計画問題

１．　はじめに

通常の線形計画問題をファジィ線形計画問題に拡張するときにまず始めに考えなければならないのは、ファジィスウの間の基本演算の定義と、不等号の解釈をどうするかについてである。この２つのことについて、既に代表的な研究として　D. Dubois, H. Pradeによる　[2], [3], [4] 等がある。それ以後、彼等の定義に基づいたファジィ線形計画に関する研究が多くの人達によって為されてきた。

ここであらためて考えてみたい点がある。その第１はdubois, Prade によって定義された演算が線形演算ではないこと、第２は同じく彼等によるファジィ数間の大小関係が実数の大小関係の自然なファジィ化とは異なる概念であることである。第１の点はファジィ線形計画に対しては殆ど支障はないが、ファジィ非線形計画に応用するためには、このことが大きな障害になる。また第２の点については、ファジィ線形計画に適用して非ファジィな問題に変換した結果が、ファジィ数のレベルに依存することになるという性質がある。不等号をファジィ数間の包含関係でおきかえた問題を解く方法も研究されているが（ e.g. [1] ）、一般のファジィ集合の場合とは違って、ファジィ数間の包含関係でおきかえると非常に窮屈な制約条件を考えることになってしまう。

以上の理由から、本報告は通常の線形計画の出来るだけ自然なファジィ化が為されるように、かつまたそれがファジィ非線形計画にも十分適合し得るように基本概念の設定から考え直し、理論を組み立てて行こうとする試みを与えるものである。

２．　ファジィ数の順序関係

一般にファジィ集合Ａ，Ｂのメンバーシップ関数をμ_A，μ_B で表す。

定　義　2.1　ファジィ集合Ａのメンバーシップ関数μ_Aが実数の全体　Ｒ　上で定義された［0, 1］への関数で、次のことを満たすときＡはファジィ数であるという：

実数ｍが一意に存在して

(a)　$\mu_A(m) = 1$,

(b)　μ_A は $(-\infty, m]$ 上で広義単調増加，

(c)　μ_A は $[m, +\infty)$ 上で広義単調減少．

通常のファジイ数の定義では上記のｍの一意性は仮定していないが、ここでは一意としておく。ファジイ数Ａに対して定まる上記のｍをＡのセンターと呼び、m_A で表す。同様にしてファジィ数Ｂ，Ｃのセンターをm_B，m_C とかく。

ファジィ数の全体からなる集合を　Ｆ　とかくことにする。実数のメンバーシップ関数はその特性関数であり、特性関数は明らかに上の定義をみたすから、次の関係が成り立つ。

$$R \subset F .$$

ファジィ数の大小関係を次のように定義する。

定　義　2.2　２つのファジィ数Ａ，Ｂに対して、次の (a), (b) が成立することをもって『ＡはＢより大である』といい、これを記号で

$$A \gtrsim B$$

とかく。

(a) $m_B \leqq m_A$,

(b) $m_B \leqq c \leqq m_A$ なるcが存在して

$\mu_A(x) \leqq \mu_B(x) \quad \forall x < c$,

$\mu_A(x) \geqq \mu_B(x) \quad \forall x > c$,

をみたす。

命 題 2.1 実数α, βに定義 2.2で導入した大小関係をあてはめると、

$$\alpha \gtrsim \beta \iff \alpha \geqq \beta$$

が成り立つ。

命 題 2.2 α R, A F にたいして

(a) $\alpha \lesssim A \iff \mu_A(x) = 0 \quad \forall x < \alpha$,

(b) $A \lesssim \alpha \iff \mu_A(x) = 0 \quad \forall x > \alpha$.

系 2.1

(a) $0 \lesssim A \iff \mu_A(x) = 0 \quad \forall x < 0$,

(b) $A \lesssim 0 \iff \mu_A(x) = 0 \quad \forall x > 0$.

定 理 2.1 定義 2.2で導入した大小関係は、F上で半順序の公理をみたす。

命題 2.1はファジィ数の集合上で定義した大小関係が実数上では通常の実数の大小関係と一致することを示している。また、系 2.1(a) の右辺の式は、従来から使われている正のファジィ数の定義に等しく、同じく (b)の右辺の式は負のファジィ数の定義に等しい。これらの結果と定理 2.1により、はじめに定義したファジィ数間の順序が、実数間の順序のひとつの自然なファジィ化としての拡張であることが分かる。

3. L- ファジィ数の基本演算

この節では、従来から知られているL- Rファジィ数を若干特殊化したL- ファジィ数なるものを定義し、L- ファジィ数の集合上に基本演算を定義する。

定 義 3.1 R上で定義された実数値関数Lは次の条件をみたすものとする。

1. $L(x) = L(-x) \quad \forall x \in R$,
2. $L(0) = 1$,
3. Lは $[0, +\infty)$ 上で狭義単調減少,
4. $L(x_0) = 0$ をみたす正数 x_0 が存在する.

このとき関数Lを shape function と呼び、4.のx_0をLの零点と呼ぶ。

定 義 3.2 m, α ($\alpha \neq 0$)を任意の実数とする。ファジィ数Aのメンバーシップ関数μ_Aがshape function Lを使って

$$\mu_A(x) = L((x-m)/\alpha) \vee 0 , \quad x \in R, \qquad (1)$$

で表されるとき、AをL- ファジィ数と呼ぶ。このとき定義 2.1で定めたことによりmはAのセンターになる。αをAの偏差係数と呼ぶ。

αの絶対値が小さいほど (1)の曲線は、$x = m$ のまわりに集中してくる。そこで$\alpha \to 0$ のときの極限として$\alpha = 0$ の時 (1)は、

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x = m \\ 0 & \text{if } x \neq m , \end{cases} \qquad (2)$$

であると解釈することにする。以下、(1), (2)を併せてあらためてL- ファジィ数と呼ぶことにする。

(注) 通常のL- Rファジィ数の定義ではαは正の値だけに限って定義しているが、ここでは負、零の値も許していることが従来とは異なる点である。

L- ファジィ数を、記号で簡単に

$$A = (m, \alpha)_L , \qquad (3)$$

と表すことにする。(2)によって$\alpha = 0$ のときは

$$(m, 0)_L = m , \qquad (4)$$

となる。

shape function Lを任意にとったとき、L- ファジィ数の全体からなる集合を F_L とかく。即ち

$$F_L = \{A = (m, \alpha)_L \mid m, \alpha \in R\} .$$

さてここで、L- ファジィ数の間の演算を定義しよう。

定 義 3.3 F_L 上に次の演算を導入する：

$A = (m, \alpha)_L$, $B = (n, \beta)_L$, $\lambda \in R$に対し

1. $A + B = (m+n, \alpha+\beta)_L$,
2. $A - B = (m-n, \alpha-\beta)_L$,
3. $\lambda A = (\lambda m, \lambda \alpha)_L$.

命 題 3.1

(a) 定義 3.3の演算の下でF_L は線形空間をなす. このとき、F_L の零元は $(0, 0)_L$ である。

(b) 定義 3.3の演算をR上に制限したものは、通常の実数間の演算と一致する。

F_L の零元は (4)により本質的には実数の零に等しいが、F_L の元であるから形式的に区別して

$$\theta = (0, 0)_L \qquad (5)$$

とおく。上の命題の (a)で述べているように、Aを任意のL- ファジィ数とすると次式が成立する。

$$A - A = A + (-A) = \theta . \qquad (6)$$

Aと (−A) とでは、演算の定義の 3. により偏差係数の絶対値は変わらず符号だけが異なる。Lの対称性より

Aと（−A）のメンバーシップ関数のグラフは、平行移動を除外して同じになる。このことと(6)式の右半分とは整合性を欠くように見えるかも知れないが、それに対してはメンバーシップ関数のグラフに偏差係数の符号に応じた向きをつけて考えることによって、説明がつけられる。

4. L- ファジィ数の順序関係

この節ではまず始めにL- ファジィ数上に2節で定義した順序関係を適用し、その特徴付けの定理をあたえる。

定 理 4.1

$A=(m, \alpha)_L$, $B=(n, \beta)_L$, x_0 をLの零点とする。$\alpha\beta \geqq 0$ とする。このとき次の関係が成立する。

$$A \gtrsim B \iff \begin{cases} m \geqq n, \\ |\alpha-\beta| \leqq (m-n)/x_0. \end{cases} \tag{7}$$

定 理 4.2

A, B, x_0 は定理 4.1に同じとする。$\alpha\beta < 0$ とする。このとき次の関係が成立する。

$$A \gtrsim B \iff \begin{cases} m \geqq n, \\ |\alpha+\beta| \leqq (m-n)/x_0. \end{cases} \tag{8}$$

上の2つの定理によって、2つのL- ファジィ数の間の大小関係が、それぞれのセンターと偏差係数で完全に特徴付けられたことになる。これらの定理を使うと、実数の世界での不等式の演算に相当するファジィ数上の演算が導かれる。また特に定理 4.1はファジィ線形計画において重要な役割を演じるが、これについては次の節で述べる。

命 題 4.1

$A=(m, \alpha)_L$, $B=(n, \beta)_L$, に対して次のことが成立する。

(a) $A \gtrsim \theta \iff [m \geqq 0, \ |\alpha| \leqq m/x_0]$,
(b) $A \lesssim \theta \iff [m \leqq 0, \ |\alpha| \leqq (-m)/x_0]$,
(c) $A \gtrsim \theta \iff (-A) \lesssim \theta$,
(d) $A \gtrsim B \iff \lambda A \gtrsim \lambda B \quad \forall \lambda > 0$,
(e) $A \gtrsim B \iff \lambda A \lesssim \lambda B \quad \forall \lambda < 0$.
(f) $A \gtrsim \theta, \ B \gtrsim \theta \implies A+B \gtrsim \theta$.

系 4.1 $A \gtrsim \theta$ をみたすL- ファジィ数Aの全体を K_L とおくと、K_L は F_L における凸錐である。

命 題 4.2

$A=(m, \alpha)_L$, $B=(n, \beta)_L$, $\alpha\beta \geqq 0$ とする。このとき

$$A \gtrsim B \iff A-B \gtrsim \theta \iff B-A \lesssim \theta.$$

命 題 4.3

命題 4.2のA, Bにおいて $\alpha\beta < 0$ とする。このとき次のことが成立する：

$$A-B \gtrsim \theta \implies A \gtrsim B. \tag{9}$$

（注） (9)の逆向きの関係は必ずしも成り立たない。

命 題 4.4

$A=(m, \alpha)_L$, $B=(n, \beta)_L$, $C=(l, \gamma)_L$ とし、$\alpha>0, \beta>0, \gamma>0$ とする。

(a) $\beta \geqq \gamma$ のときは次のことが成立：
$A+C \gtrsim B \iff A \gtrsim B-C$.

(b) $\alpha \geqq \gamma$ のときは次のことが成立：
$A \gtrsim B+C \iff A-C \gtrsim B$.

命 題 4.5

命題 4.4のA, B, C, において、$\gamma>0$ とする。次の (a), ～ ,(e)のいずれかが満たされるときは、

$$A \gtrsim B \implies A+C \gtrsim B+C$$

が成立する。

(a) $\alpha>0, \ \beta>0$,
(b) $\beta<0<\alpha$ かつ $\beta+\gamma<0$,
(c) $\alpha<0<\beta$ かつ $\alpha+\gamma<0$,
(d) $\alpha<0, \ \beta<0, \ \alpha+\gamma<0$ かつ $\beta+\gamma<0$,
(e) $\alpha<0, \ \beta<0, \ \alpha+\gamma>0$ かつ $\beta+\gamma>0$.

以上の命題で示されるように、実数の世界で成り立つ不等式に関するスカラー倍の演算は、L- ファジィ数の場合にも成り立つ。移項の演算に関しては、実数の世界で成立つことが、L- ファジイ数についても常に成り立つとは限らない。しかしながら偏差係数に関するある一部の場合を除いて、大半の場合に成り立つことがこれらの命題から分かる。これらの中には、ファジィ線形計画には必要ないが、ファジィ非線形計画を論じる際に役立つものが多く含まれている。

5. ファジィ線形計画への応用

これまでに与えた概念と定義を使って、2つの型のファジィ線形計画問題を定式化する。形式的には従来のものとおなじであるが、意味的には新しい問題である。更にこれらの問題がここで得られた定理を使って非ファジィな最適化問題に変換されることが示される。

5．1　目的関数の係数が実数の場合

$c_1, c_2, \cdots, c_n$ を与えられた任意の実数、$L_1, L_2, \cdots, L_m$ を与えられた任意の shape function とする。各 i にたいして、L_i の零点を x_{i0} とおく。また各 i (i=1,2,...,m) に対して

$$A_{ij}=(m_{ij}, \alpha_{ij})L_i, \qquad j=1,2,\ldots,n$$

$$B_i=(n_i, \beta_i)L_i,$$

をいずれも与えられた L_i - ファジィ数とする。ここで m_{ij}, n_i はすべて任意の実数、α_{ij}, β_i はすべて任意の非負の実数とする。次の最小化問題を考える。

(FLP1)

$$\text{minimize} \quad \sum_{j=1}^{n} c_j x_j$$

$$\text{suject to}$$

$$x_1 A_{i1} + x_2 A_{i2} + \cdots + x_n A_{in} \lesssim B_i, \qquad i=1,2,\ldots,m$$

$$x_j \geq 0, \qquad j=1,2,\ldots,n$$

定理 4.1を使って次の定理が導かれる。

定　理　5.1　問題 (FLP1) は次の線形計画問題と同値である。

(LP1)

$$\text{minimize} \quad \sum_{j=1}^{n} c_j x_j$$

$$\text{subject to}$$

$$\sum_{j=1}^{n} m_{ij} x_j \leq n_i, \qquad i=1,2,\ldots,m$$

$$\sum_{j=1}^{n} (m_{ij} + x_{i0}\alpha_{ij}) x_j \leq n_i + x_{i0}\beta_i,$$

$$\sum_{j=1}^{n} (m_{ij} - x_{i0}\alpha_{ij}) x_j \leq n_i - x_{i0}\beta_i,$$

$$i=1,2,\ldots,m$$

$$x_j \geq 0, \qquad j=1,2,\ldots,n$$

5．2　目的関数の係数がファジィ数の場合

L_0 を与えられた任意の shape function とし、L_0 の零点を x_0 とおく。

$$C_j=(l_j, \gamma_j)L_0, \qquad j=1,2,\ldots,n$$

を与えられた L_0 ファジィ数とし、l_j は任意の実数、γ_j は任意の非負実数とする。このとき次の問題を考える。

(FLP2)

$$\text{minimize} \quad \sum_{j=1}^{n} x_j C_j$$

$$\text{subject to}$$

$$x_1 A_{i1} + x_2 A_{i2} + \cdots + x_n A_{in} \lesssim B_i, \qquad i=1,2,\ldots,m$$

$$x_j \geq 0, \qquad j=1,2,\ldots,n$$

上の問題で“minimize”の意味は、2節で導入した半順序に関するものとする。したがって一般に (FLP2) の最小解が存在するとは限らないので次の定義をする。

定　義　5.1　(FLP2)における制約条件のすべてをみたす点 $X=(x_1, x_2, \cdots, x_n)$ の全体の集合を S とおく。Sの点 X^* が次の関係をみたすとき、X^* は (FLP2) の efficient solution であるという。即ち

$$[X \in S,\ CX < CX^* \implies CX = CX^*]$$

但し $C=(C_1, C_2, \cdots, C_n)$, CXは内積を表す。

定理 4.1により、次の定理を得る。

定　理　5.2　問題 (FLP2) の efficient solution を求めることは、次の問題を解くことと同値である。

(P2)

$$\text{Find} \quad X^* \in S$$

$$\text{such that :}$$

$$X \in S, \quad \sum_{j=1}^{n} l_j (x_j^* - x_j) \geq 0,$$

$$\left| \sum_{j=1}^{n} \gamma_j (x_j^* - x_j) \right| \leq \sum_{j=1}^{n} l_j (x_j^* - x_j)/x_0,$$

$$\implies \sum_{j=1}^{n} l_j (x_j^* - x_j) = 0.$$

ただし x_j^*, x_j はそれぞれ X^*, Xの第 j 成分を表す。

参考文献

[1] D. Dubois, Linear programming with fuzzy data, in “Analysis of FuzzyInformation” 3, 241-263, (1987).

[2] D. Dubois & H. Prade, Operations on fuzzy numbers. Int. J. Systems Sci. 9, 613-626, (1978).

[3] D. Dubois & H. Prade, Ranking fuzzy numbers in the setting of possibility theory, Information, Sci. 30, 183-224, (1983).

[4] H. Prade, Model semantics and fuzzy set theory, in “Fuzzy Set and Possibility Theory” 232-246, (1982)

問い合わせ先：九州大学理学部数学教室　古川長太

TEL (092)641-1101(EXT 4369)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

Simulated Annealing法によるファジィ・スケジューリング

Simulated Annealing for Fuzzy scheduling

○御前伸太　　石渕久生　　田中英夫
Shinta MISAKI　Hisao ISHIBUCHI　Hideo TANAKA

大阪府立大学工学部
University of Osaka Prefecture

あらまし　本研究では，各ジョブの加工終了時間に対する満足度を示すファジィ集合（ファジィ納期）を導入することにより，ファジィ・フローショップ・スケジューリング問題を定式化し，その解法を示す．まず，ファジィ納期を表すメンバーシップ関数を意思決定者との対話的方法により導出する方法を示す．次に，各ジョブの加工終了時間に対する最小満足度を最大化することを目的としたファジィ・フローショップ・スケジューリング問題を定式化する．さらに，シミュレーティッド・アニーリング法（ＳＡ法）を用いて効率的に探索を行うために，メンバーシップ関数を修正する方法を示す．最後に，数値実験により，提案手法の有効性を示す．なお，数値実験では，改良型ＳＡ法の適用も試みる．

キーワード　ファジィ・フローショップ・スケジューリング，ファジィ納期，ＳＡ法，

1　緒言

本研究では，石井[1]によって示されたファジィ・スケジューリングを参考にして，各ジョブの納期がファジィ集合として与えられているようなフローショップ・スケジューリング問題を定式化し，Kirkpatrick ら[2]によって提案されたＳＡ法および，Ishibuchi ら[3]によって提案された改良型ＳＡ法の適用を試みる．

2　フローショップ・スケジューリング

フローショップ・スケジューリング問題は，m個の工程により順に加工されるｎ個のジョブの加工順序を決める問題である．このとき，図１に示すように各工程でジョブの加工順序は同一であるとする．したがって，可能な加工順序はｎ！通り存在する．

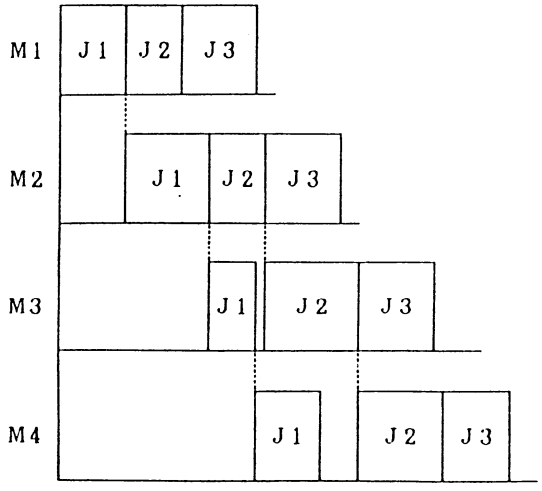


図１フローショップ・スケジューリング問題

3　ファジィ・フローショップ・スケジューリング

3.1 各ジョブに対するファジィ納期の与え方

本研究では，各ジョブの加工終了時間に対する満足度を示すため，各ジョブの納期をファジィ集合で表現することにする．ジョブｊの加工終了時間に対する満足度を示すファジィ集合をA_jとし，そのメンバーシップ関数を$\mu_j(\cdot)$と表すことにする．このとき，ジョブｊの加工終了時間をt_{fj}とすれば，t_{fj}におけるA_jのメンバーシップ値$\mu_j(t_{fj})$はt_{fj}がジョブｊに対する納期を満足する度合を表す（図２参照）．

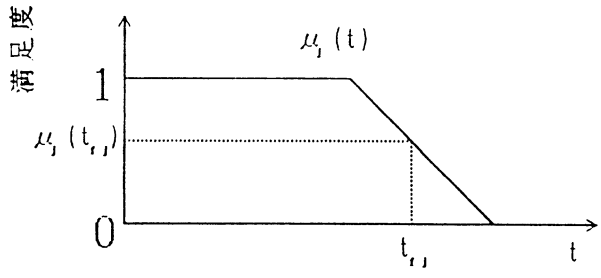


図２　ファジィ納期

3.2 メンバーシップ関数の設定方法

本研究では，各ジョブのファジィ納期に対するメンバーシップ関数を次のように設定する．

1)メンバーシップ関数を設定するために６個の点を指定する（図３参照）．この６個の点は，図３に示すように，区間[ｃ，ｄ]内でジョブの加工が終了すれば完全に満足であり（満足度１），区間[ａ，ｆ]外で加工が終了すれば全く満足できない（満足度０）ことを示している．また，点ｂとｅはそれぞれ満足度が0.5 となる点である．

2)左右の３点を，それぞれ，関数$y = x^p$によって近似することによってメンバーシップ関数を設定する．このメンバーシップ関数を意思決定者に示し，各点の調

整を行うため(1) へ戻る．このような6点を用いた方法により，図4に示すような種々のメンバーシップ関数が設定可能である．

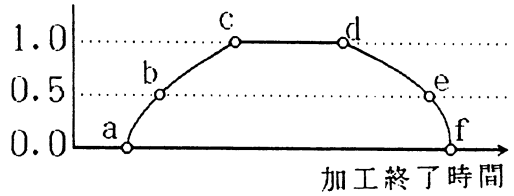


図3　メンバーシップ関数の設定

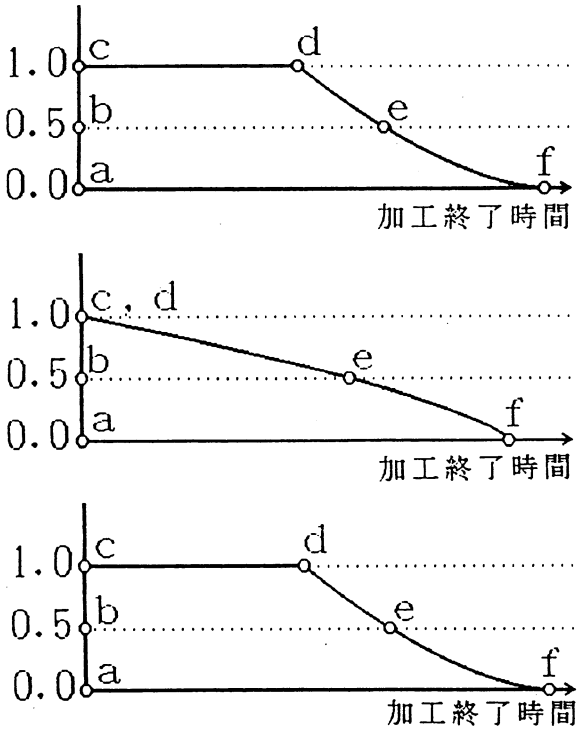


図4　種々のメンバーシップ関数の設定

3.3 ファジィ・フローショップ・スケジューリング問題

本研究では，各ジョブの加工終了時間に対する満足度の最小値を最大化することにする．したがって，目的関数f(x) は次のように設定される．

$$f(\mathbf{x})=\min\{\mu_j(t_{fj}(\mathbf{x})) \mid j=1,\cdots,n\} \qquad (1)$$

ここで，xはn個のジョブの加工順序を示すベクトルであり，$t_{fj}(\mathbf{x})$ は加工順序xのもとでのジョブjの加工終了時間である．このようなスケジューリング問題において，目的値の最適化を行う探索手法としてシミュレーティッド・アニーリング法（ＳＡ法）および，改良型ＳＡ法を用いることにする．

4　シミュレーティッド・アニーリング法

4.1 ＳＡ法アルゴリズム

ＳＡ法は局所探索を基本にしており，目的関数の値が悪くなる状態遷移も確率的に許す探索法である．その基本的アルゴリズムは次のように書くことができる[2]．

[ＳＡ法アルゴリズム]

手順１：初期解xをランダムに設定する．i=1 とする．

手順２：近傍の中から候補解yをランダムに選び出す．

手順３：$c=c_1$ とし，次式の確率でx＝：yとする．

$$P(\mathbf{x}\rightarrow\mathbf{y})=\min\{1,\exp(\frac{f(\mathbf{y})-f(\mathbf{x})}{c})\} \qquad (2)$$

手順４：i≧Nならば計算終了する．i＜Nならば，i=i+1として手順２へ戻る．

ここで，N は繰り返し数，cは温度と呼ばれる制御変数であり，一般に$c_i \geqq c_{i+1}$である．

近傍としてはOsman & Potts[4]によって示された近傍構造を用いることにする（図５参照）．この近傍構造は単なる２ジョブ交換の近傍構造よりも近傍の範囲が大きく，性能においても優れていることがすでに示されている．また，温度の冷却スケジュールとしてはLundy & Mees[5]の方法を用いた．この冷却スケジュールは次式で示される．

$$c_i=c_1/(1+(i-1)\cdot\alpha\cdot c_1) \qquad i=1,2,\cdots,N \quad (3)$$

ここで，αは定数である．式(3) による冷却スケジュールを図示すると，図６のようになる．

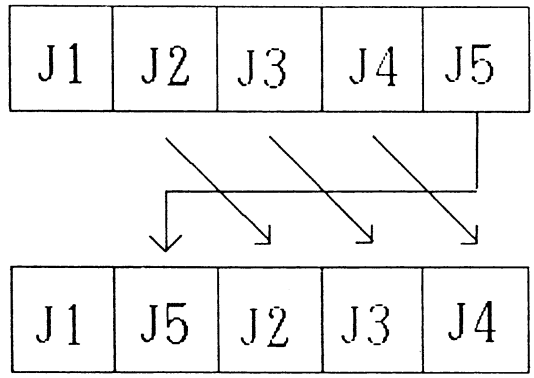


図5　Osman & Pottsの近傍構造

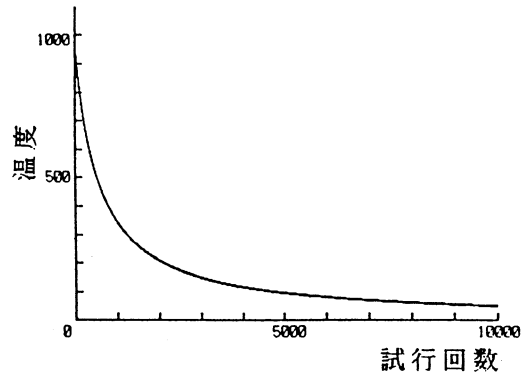


図6　Lundy & Meesの冷却スケジュール

4.2 改良型ＳＡ法アルゴリズム

改良型ＳＡ法はＳＡ法のアルゴリズムの手順２を改良したもので，Ishibuchiら[3]によって提案された次のような手法である．

[改良型ＳＡ法アルゴリズム]

手順１’：初期解xをランダムに設定する．i=0 とする．

手順２’：近傍の中から候補解をジョブと同じ数ｋだけ

ランダムに生成する．

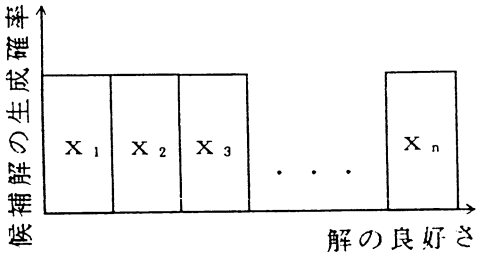
手順3’：候補解の中で，一番良好な候補解 $\mathbf{y}$ を選ぶ．

手順4’：$c = c_1$ とし，次式の確率で $\mathbf{x} = \mathbf{y}$ とする．

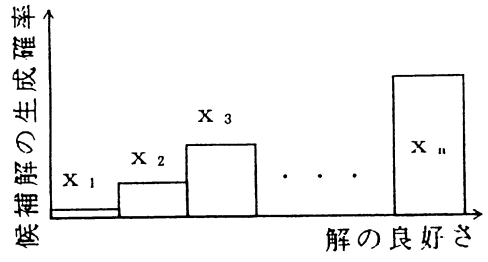
$$P(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = \min\{1, \exp(\frac{f(\mathbf{y})-f(\mathbf{x})}{c})\} \qquad (2)$$

手順5’：$i \geq N$ ならば計算終了する．$i<N$ ならば，$i=i+k$ として手順2へ戻る．

この改良型ＳＡ法は，従来のＳＡ法の候補解の生成メカニズムについて改良を行ったものである．従来のＳＡ法では，初期段階において，温度が高いことから劣悪な解への遷移が必要以上に行われる．これに対して改良型ＳＡ法では，近傍の中から候補解を複数個（ここではジョブと同じ数）サンプリングを行って一番良好な解を次の遷移に対する候補解とすることで，不必要な改悪を少なくしたものである．図7で示すように，従来のＳＡ法では候補解が近傍の中から等確率で選ばれているが，改良型ＳＡ法では良好な解が候補解として選ばれる確率が高くなっている．また，この改良法は，ＳＡ法において問題点となる温度の設定が非常に楽であるということや，並列化が可能であることがその特徴である．



(a) 従来のＳＡ法における生成確率



(b) 改良型ＳＡ法における生成確率

図7　従来のＳＡ法と改良型ＳＡ法の候補解の生成確率

5　メンバーシップ関数の修正

通常のメンバーシップ関数は区間[0,1] 内の値で与えられる．このとき，ほとんど全ての $\mathbf{x}$ に対して式(1) の値が0となるような問題の場合，効率的に探索を行うことは非常に困難であり，どのような探索手法を用いた場合でもランダム探索となんら変らなくなる．そこで，図8のようにメンバーシップ関数の修正を行うことにする．図8において，点ａより左の領域および点ｆより右の領域は，次式で定義されている．

$$y = s(x - x_a) \qquad x \leq x_a \text{のとき} \qquad (4)$$

$$y = s(x_f - x) \qquad x \geq x_f \text{のとき} \qquad (5)$$

ここで，ｓはメンバーシップ関数の修正部分の傾きである．図8のように修正を行ったメンバーシップ関数を $\nu_j(t)$ と表記することにすれば，式(1) による目的関数は次のように変形される．

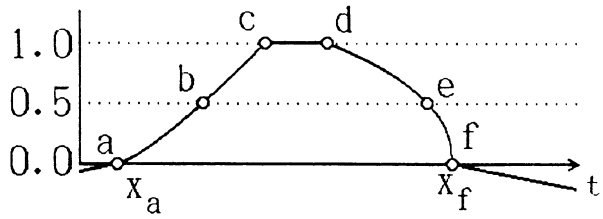


図8　改良型メンバーシップ関数

$$g(\mathbf{x}) = \min\{\nu_j(t_{fj}(\mathbf{x})) \mid j=1,\cdots,n\} \qquad (6)$$

6　数値実験

6.1 問題の設定

加工時間が区間[1,99]内の整数によりランダムに与えられている10ジョブ10工程のフローショップ・スケジューリング問題に対し，乱数を用いて各ジョブのファジィ納期のメンバーシップ関数を設定した．各ジョブに対する納期を表すファジィ集合の例を図9に示す．このような問題に対し，繰り返し数を10,000回とし，ＳＡ法および改良型ＳＡ法を適用した．

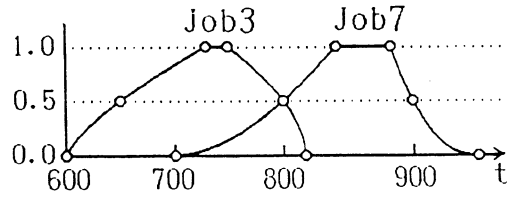


図9　各納期を表すファジィ集合の例

6.2 実験条件

6.1 で示した方法によりランダムに問題を10問作成し，ＳＡ法および改良型ＳＡ法を用いて以下の条件で数値実験を行った．

初期温度　100

終了温度

{ 10 ,50 ,20 ,10 ,5 ,2 ,1 ,0.5 ,0.2 ,0.1 ,0.05 ,0.02 ,0.01 ,0.005 ,0.002 ,0.001 }

修正部分の傾き s　{ 10 ,1 ,0.1 ,0.01 ,0 }

6.3 実験結果

数値実験の結果を図10～図14に示す．ここで，縦軸は最適解に対する相対的満足度である．

s=0.01の場合（図10参照），従来のＳＡは終了温度が高いときにはかなり性能が低くなり，改良型ＳＡ法と比べてもかなり性能が悪いことがわかる．またs=0.1,1.0の場合（図11,12参照）においても，従来のＳＡ法は終了温度の高いときにおいて改良型ＳＡ法と比べて性能がやや悪くなっているのがわかる．しかし，s=0.01の場合

と比較すると，性能の差はほとんどないといえる．次に，s=10の場合（図13参照）を見ると，従来のＳＡ法も改良型ＳＡ法も性能にほとんど差がないことがわかる．

次に，初期温度100 ，終了温度1.0 と設定した場合での修正部分の傾きｓと性能との関係を図14に示す．図１４より次のようなことがわかる．

1)改良型ＳＡ法は通常のＳＡ法よりメンバーシップ関数の修正部分の傾きｓの設定が簡単である．

2)メンバーシップ関数の修正を行うことにより良好な解が得られた．ただし，s=0 はメンバーシップ関数の修正を行わないことを示している．

8　結言

本研究では，ファジィ・フローショップ・スケジューリング問題を定式化し，ＳＡ法および改良型ＳＡ法の適用を試みた．その結果，改良型ＳＡ法において良好な解が得られるという結果が得られた．また，数値実験により，本研究で提案したメンバーシップ関数の修正方法の有効性も確認することができた．

［参考文献］

1)石井博昭.:"ファジィ組合せ最適化",日本ファジィ学会誌,Vol.4,No.1,pp.31-40(1992)

2)Kirkpatrick,s., Gelatt Jr.,C.D. and Vecchi,M.P.: "Optimization by Simulated Annealing",Science, pp.671-680, Vol.220, No.4598 (1983)

3)Ishibuchi,H., Misaki,S. and Tanaka,H.:"Parallel Algorithm of Simulated Annealing with Modified Generation Mechanism", Proc.of International Joint Conference On Neural Networks(Singapore), Vol.3, pp.2434-2439 (1991)

4)Osman,I.H. and Potts,C.N.:"Simulated Annealing for Permutaion Flow-Shop Scheduling",Omega, Vol.17, No.6, pp.551-557 (1989)

5)Lundy,M. and Mees,A.:"Convergence of Annealing Algorithm", Mathematical Programming, Vol.34, pp.111-124(1986)

［問い合わせ先］

〒593　堺市学園町1-1

大阪府立大学工学部経営工学科第３講座

御前伸太

TEL 0722-52-1161

FAX 0722-59-3340

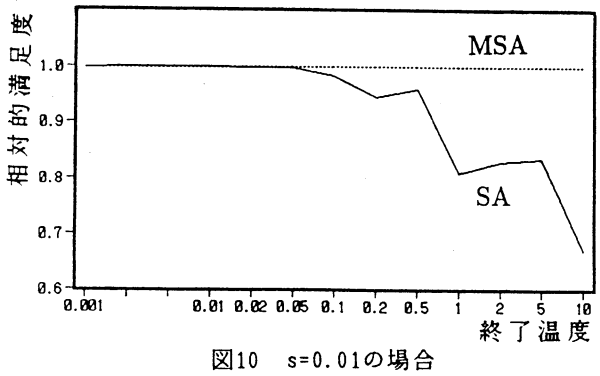


図10　s=0.01の場合

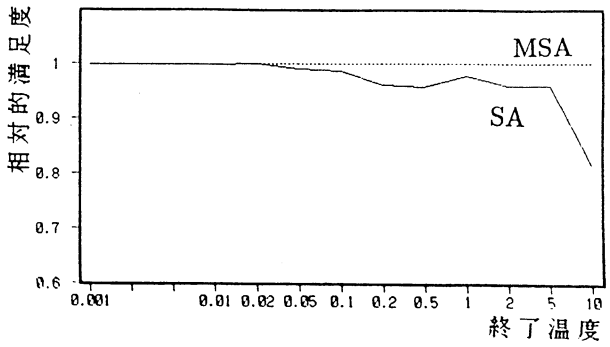


図11　s=0.1 の場合

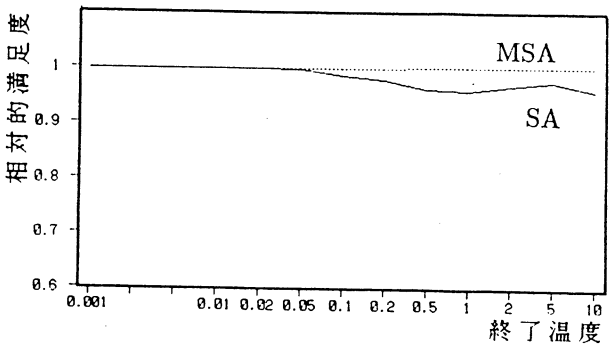


図12　s=1.0 の場合

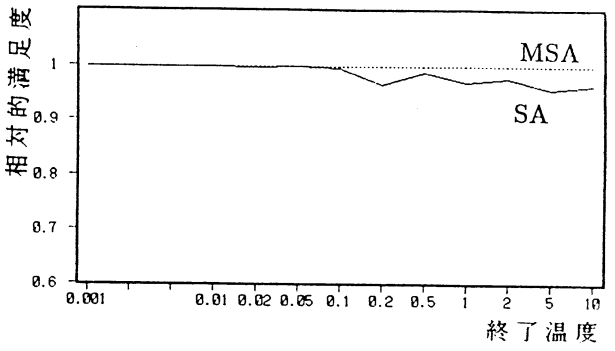


図13　s=10の場合

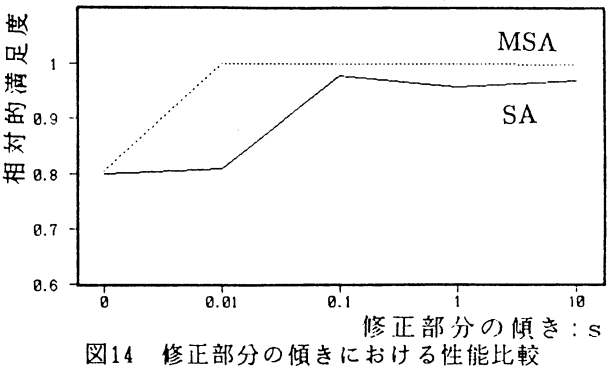


図14　修正部分の傾きにおける性能比較

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

証拠優位則について
On Evidential Dominances

乾口 雅弘, 白井 正志, 久米 靖文
Masahiro INUIGUCHI, Tadashi SHIRAI, Yasufumi KUME
大阪府立大学工学部
College of Engineering, University of Osaka Prefecture

あらまし 本研究では，リスクを伴った意思決定問題において有効な手法の一つである確率優位則の概念を，Dempster-Shaferの証拠理論を用いて表現される意思決問題へ導入し，証拠優位則を定義する．この意思決定問題においては，期待効用は正確に定まらず，閉区間として得られる．そこで，期待効用の大小関係を定めるため，閉区間に関する７通りの大小関係を定義し，それらの相互関係を議論する．また，それぞれの閉区間の大小関係の立場から，証拠優位則を定式化し，各証拠優位則が成立するための必要十分条件を示す．さらに，簡単なシミュレーションにより，各証拠優位則の有用性を検討する．

キーワード 確率優位則，Dempster-Shaferの証拠理論，期待効用，証拠優位則

1．はじめに

意思決定問題は，各代替案の利得が明確に定められる“確実性のもとでの意思決定問題”，利得が確率分布として（注１）が定められる“リスクを伴った意思決定問題”，利得の取りうる範囲しか定められない“厳密な不確実性のもとでの意思決定問題”に分類される[１]．リスクを伴った意思決定問題では，通常，期待効用最大化により，確率分布が順序付けられ，最適な代替案が決定される．このような期待効用最大化に基づく意思決定法では，各代替案の確率分布および意思決定者の選好を表す基数的効用関数を同定する必要がある．しかし，現実問題においては，確率分布および基数的効用関数を同定することはそれほど容易なものではない．

基数的効用関数の同定の困難さに対しては，HaddarとRussel[2,3]およびHanochとLevy[4]により，基数的効用関数の部分的情報に基づき代替案（確率分布）を順序づける確率優位則が提案されている．確率優位則では，基数的効用関数に関する情報が不足しているため，最適な代替案を決定することは困難であるが，多くの代替案が存在している場合には，代替案の絞り込みに有効な手法である．

確率分布の同定の困難さに対しても，Dempster-Shaferの証拠理論[５]を適用して，確率分布に関する部分的情報に基づき代替案を比較しようとする方法が提案されている[6,7,8]．この場合，各代替案の利得は基本割当[5]として表現され，リスクを伴った意思決定問題と厳密な不確実性のもとでの意思決定問題との中間的な問題となる．この問題では，期待効用は閉区間として得られるため，閉区間の大小関係をどのように定義するか[６]，閉区間として得られる期待効用をどのようにして一つの値へ変換するか[7,8]などが議論され，決定法が構成されている．これらの研究では，最適な代替案を決定するため，閉区間として得られる期待効用の大小関係を線形順序関係になるように工夫している．

上述のように，確率優位則や証拠理論の適用などが提案されているが，いずれも確率分布と基数的効用関数の同定の困難さのいずれか一方しか考慮していない．

本研究では，確率分布と基数的効用関数の同定の困難さの双方に対処するため，証拠理論を用いて表現される意思決問題へ確率優位則の概念を導入し，７種類の証拠優位則を提案する．まず，証拠理論における期待効用が閉区間として得られることを述べ，７種類の閉区間の大小関係について考察する．この際，代替案を絞り込むという観点から，閉区間の順序関係の線形性にはこだわらない．次に，閉区間の各大小関係に基づき証拠優位則を定義し，各証拠優位則が成立するための必要十分条件を示す．最後に、乱数を用いて多くの代替案（基本割当）を発生させ，各証拠優位則により代替案数がどの程度縮少されるかを考察し，各証拠優位則の有用性を検討する．

2．準備

2.1 確率優位則

リスクを伴う意思決定問題では，代替案は確率分布として表現される．したがって，最適な代替案を選択する問題は，最適な確率分布を選択する問題に帰着される．ここでは，代替案と確率分布を同一視する．

（注1） 正しくは，ある確率分布に従う確率変数と記述すべきであるが，簡単のため，単に確率分布と記す．

本研究では，閉区間[0,a]上で定義された区分的に連続微分可能な次の基数的効用関数u：[0,a]→Rを仮定する．

$$u(x)=\begin{cases} u_1(x) & ; 0=a_0\leqq x<a_1 \\ u_2(x) & ; a_1\leqq x<a_2 \\ \vdots & \\ u_{n-1}(x) & ; a_{n-2}\leqq x<a_{n-1} \\ u_n(x) & ; a_{n-1}\leqq x\leqq a_n=a \end{cases} \quad (1)$$

また，基数的効用関数族として，次のU_1，U_2を考える．

$$U_1=\{u \mid u_i\in C^1,\ \partial u_i/\partial x\geqq 0,\ \forall x\in[a_{i-1},a_i],\ i=1,2,\cdots,n\} \quad (2)$$

$$U_2=\{u \mid u\in U_1,\ u_i\in C^2,\ u(\lambda x_1+(1-\lambda)x_2)\geqq \lambda u(x_1)+(1-\lambda)u(x_2),\ 0\leqq\lambda\leqq 1,\ \forall x_1,x_2\in[0,a]\} \quad (3)$$

U_1は非減少な基数的効用関数族を表し，U_2は凹（上に凸）で非減少な基数的効用関数族を表している．凹の基数的効用関数uのもとでは，任意のくじの確実同値額は期待値以下，すなわち，Fを確率分布関数，$E(\cdot:F)$を期待値とすると，

$$u^{-1}(E(u(x):F))\leqq E(x:F) \quad (4)$$

あるいは，

$$E(u(x):F)\leqq u(E(x:F)) \quad (5)$$

が成立する．意思決定者の選好が凹の基数的効用関数で表されるとき，(4)，(5)式より，意思決定者はくじに参加するよりくじの期待値を確実に受け取ることを選好する．この意味から，選好が凹の基数的効用関数で表されれば，その意思決定者の危険に対する態度は弱危険回避的(注2)であるといわれる．したがって，U_2は，弱危険回避的な基数的効用関数族を表している．

確率優位則は，次のように定義される[10]．

［定義1］　F_1，F_2を確率分布関数とする．任意の$u(x)\in U_i$, i=1,2に対して，$E(u(x):F_1)\geqq E(u(x):F_2)$が成立するとき，i次確率優位の意味で$F_1$は$F_2$を支配するといい，$F_1\geqq_i F_2$と記す．

確率分布関数Fの累積関数（2次累積分布関数）を$\hat{F}$と表すと確率優位則に関する次の定理が得られる[3,4]．

［定理1］　次が成立する．

(1) $F_1\geqq_1 F_2 \Leftrightarrow F_1(x)\leqq F_2(x),\ \forall x\in[0,a]$

(2) $F_1\geqq_2 F_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1(x)\leqq \hat{F}_2(x),\ \forall x\in[0,a]$

2.2 証拠理論における期待効用

証拠理論では，人間の主観に関わる不確実性を取り扱うため，通常の確率論のように全体集合Xの各要素に確率を割り当てるのではなく，人間の知識の不明確さを反映して，Xの部分集合に確率を割り当てる．各部分集合に割り当てられる確率は，次の条件(i)～(iii)を満足する基本割当関数m：$2^X\rightarrow[0,1]$により定まる．

(i) $0\leqq m(A)\leqq 1,\ A\subseteq X$

(ii) $m(\varnothing)=0$

(iii) $\sum_{A\subseteq X} m(A)=1$

ただし，$\varnothing$は空集合である．m(A)は部分集合Aに割り当てられた確率を示し，Aの各要素を自由に動くことができる半可動確率質量と考えられている[5]．$m(A)>0$なる部分集合Aは焦点要素と呼ばれる．

基本割当関数mのもとで，次の二つの測度が定義できる[5]．

$$Bel(A)=\sum_{B\subseteq A} m(B) \quad (6)$$

$$Pl(A)=\sum_{A\cap B\neq\varnothing} m(B) \quad (7)$$

これらは，それぞれ，Belief 測度，Plausibility測度と呼ばれている．また，実数関数g：X→Rが与えられたとき，g(x) の期待値も一つの値として得られず，次式で定義される上限期待値$E^*(g(x):m)$と下限期待値$E_*(g(x):m)$により閉区間$\hat{E}(g(x):m)=[E_*(g(x):m),E^*(g(x):m)]$と与えられる．

$$E^*(g(x):m)=\int_{-\infty}^{+\infty} y\ dF_*(y) \quad (8)$$

$$E_*(g(x):m)=\int_{-\infty}^{+\infty} y\ dF^*(y) \quad (9)$$

ただし，F_*，F^*は次のように定義される．

$$F_*(y)=Bel(\{x \mid g(x)\leqq y\}) \quad (10)$$

$$F^*(y)=Pl(\{x \mid g(x)\leqq y\}) \quad (11)$$

以上より，基数的効用関数$u:[0,a]\rightarrow R$が与えられたとき，期待効用は閉区間$[E_*(u(x):m),E^*(u(x):m)]$として与えられる．$E^*(u(x):m)$，$E_*(u(x):m)$に関して次の定理が成立する．

［定理2］　R上の基本割当関数mの焦点要素数が有限で，すべての焦点要素が閉集合であり，かつ，基数的効用関数uが非減少であるとき，次式が成立する．

$$E^*(u(x):m)=E(u(x):F^R) \quad (12)$$

$$E_*(u(x):m)=E(u(x):F^L) \quad (13)$$

ただし，確率分布関数F^R，F^Lは次のように定められる．

$$F^R(x)=Bel(\{z \mid z\leqq x\}) \quad (14)$$

$$F^L(x)=Pl(\{z \mid z\leqq x\}) \quad (15)$$

3．閉区間の大小関係

前章で示したように，証拠理論における期待効用は閉区間として得られる．したがって，期待効用最大化の概念を用いるためには，閉区間の大小関係を定義する必要がある．本研究では，意思決定者が危険受容的ではないと想定し，閉区間の下限値の大きい方，あるいは，閉区間の幅の小さい方を選好する傾向にあると仮定する．この観点から，次の7種類の大小関係が定義できる．

［定義2］　閉区間$A=[a^L,a^R]$，$B=[b^L,b^R]$を考える．A，Bの中心a^C，b^Cおよび幅a^W，b^Wを$a^C=(a^L+a^R)/2$，$b^C=(b^L+b^R)/2$，$a^W=a^R-a^L$，$b^W=b^R-b^L$ と定める．次の7種類の立場から，区間の大小関係が定義できる．

(注2)　(4)，(5)式の不等号≦が<であるとき，危険回避的と定義される[9]．

(1) $a^L \geqq b^R$が成立するとき，AはB以上であるとみなし，$A \geqq_{L\times R} B$と記す．

(2) $a^L \geqq b^L$かつ$a^R \geqq b^R$が成立するとき，AはB以上であるとみなし，$A \geqq_{LR} B$と記す．

(3) $a^L \geqq b^L$かつ$a^C \geqq b^C$が成立するとき，AはB以上であるとみなし，$A \geqq_{LC} B$と記す．

(4) $a^L \geqq b^L$かつ$a^W \geqq b^W$が成立するとき，AはB以上であるとみなし，$A \geqq_{LW} B$と記す．

(5) $a^R \geqq b^R$かつ$a^W \leqq b^W$が成立するとき，AはB以上であるとみなし，$A \geqq_{RW} B$と記す．

(6) $a^C \geqq b^C$かつ$a^W \leqq b^W$が成立するとき，AはB以上であるとみなし，$A \geqq_{CW} B$と記す．

(7) $a^L > b^L$あるいは（$a^L = b^L$かつ$a^R \geqq b^R$）が成立するとき，AはB以上であるとみなし，$A \geqq_{L\text{-}R} B$と記す．

定義２で，(1)は可能性理論から導かれる最も厳しいものであり[11,12]，(2)は閉区間のmax演算を用いて，max(A，B)＝Aという立場から定義されるものである[13]．(6)は閉区間を一様分布と考えたとき，期待値最大化と分散最小化の両方を加味したものであり，確率計画法[10,14]ではよく使用される．

これら７種類の相互関係を調べると，次の定理が得られる．

［定理３］　次式が成立する．

$$A \geqq_{L\times R} B \Rightarrow A \geqq_{LR} B \quad (16)$$

$$A \geqq_{LW} B \Rightarrow A \geqq_{LR} B \quad (17)$$

$$A \geqq_{RW} B \Rightarrow A \geqq_{LR} B \quad (18)$$

$$A \geqq_{RW} B \Rightarrow A \geqq_{CW} B \quad (19)$$

$$A \geqq_{LR} B \Rightarrow A \geqq_{LC} B \quad (20)$$

$$A \geqq_{CW} B \Rightarrow A \geqq_{LC} B \quad (21)$$

$$A \geqq_{LC} B \Rightarrow A \geqq_{L\text{-}R} B \quad (22)$$

定理３をまとめると，図１のようになる．図１の上に位置するものほど厳しく，下に位置するものほど緩い．これら７種類の大小関係の中では，$A \geqq_{L\text{-}R} B$ が最も緩いことがわかる．

４．証拠優位則の定式化

本章では，証拠理論を用いて表現される意思決定問題に確率優位則の概念を導入し，証拠優位則を定義する．なお，焦点要素数が有限であり，すべての焦点要素が閉集合となる[0,a]上の基本割当関数を考える．また，リスクを伴った意思決定問題と厳密な不確実性のもとでの意思決定問題との中間的な問題である，証拠理論を用いて表現される意思決定問題では，代替案は基本割当関数として表現される．したがって，最適な代替案を選択する問題は，最適な基本割当関数を選択する問題に帰着される．そこで，２章と同様に以下では，代替案と基本割当関数を同一視する．

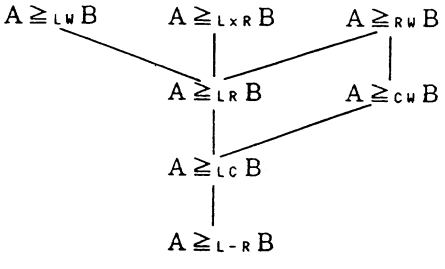


図１．閉区間の大小関係の相互関係

確率優位則との対応から，証拠優位則を次のように定義できる．

［定義３］　m_1，m_2を基本割当関数とし，閉区間の大小関係を$\gtrsim$と記すことにする．任意の$u(x) \in U_i$，i=1,2 に対して，$\hat{E}(u(x):m_1) \gtrsim \hat{E}(u(x):m_2)$が成立するとき，ｉ次証拠優位の意味で$m_1$は$m_2$を支配するといい，$m_1 \geq_i m_2$と記す．

定義３に示すように，閉区間の大小関係$\gtrsim$の定義に依存して，証拠優位則を定めることができる．本研究では，前章で述べた７種類の閉区間の大小関係を用いて定義される次の７種類の証拠優位則を考える．

(1) $\gtrsim$を$\geqq_{L\times R}$とするとき，Ｌ×Ｒ証拠優位則といい，ｉ次Ｌ×Ｒ証拠優位の意味でm_1はm_2を支配することを$m_1 \geq_i^{L\times R} m_2$と記す．

(2) $\gtrsim$を$\geqq_{LR}$とするとき，ＬＲ証拠優位則といい，ｉ次ＬＲ証拠優位の意味でm_1はm_2を支配することを$m_1 \geq_i^{LR} m_2$と記す．

(3) $\gtrsim$を$\geqq_{LC}$とするとき，ＬＣ証拠優位則といい，ｉ次ＬＣ証拠優位の意味でm_1はm_2を支配することを$m_1 \geq_i^{LC} m_2$と記す．

(4) $\gtrsim$を$\geqq_{LW}$とするとき，ＬＷ証拠優位則といい，ｉ次ＬＷ証拠優位の意味でm_1はm_2を支配することを$m_1 \geq_i^{LW} m_2$と記す．

(5) $\gtrsim$を$\geqq_{RW}$とするとき，ＲＷ証拠優位則といい，ｉ次ＲＷ証拠優位の意味でm_1はm_2を支配することを$m_1 \geq_i^{RW} m_2$と記す．

(6) $\gtrsim$を$\geqq_{CW}$とするとき，ＣＷ証拠優位則といい，ｉ次ＣＷ証拠優位の意味でm_1はm_2を支配することを$m_1 \geq_i^{CW} m_2$と記す．

(7) $\gtrsim$を$\geqq_{L\text{-}R}$とするとき，Ｌ－Ｒ証拠優位則といい，ｉ次Ｌ－Ｒ証拠優位の意味でm_1はm_2を支配することを$m_1 \geq_i^{L\text{-}R} m_2$と記す．

これらの証拠優位則間の相互関係は，定理３および図１と全く同様になる．

m_1，m_2に対する(14)，(15)式で定義される確率分布関数をF_1^R，F_1^L，F_2^R，F_2^Lとし，その累積関数をそれぞれ，$\hat{F}_1^R$，$\hat{F}_1^L$，$\hat{F}_2^R$，$\hat{F}_2^L$と記すと，証拠優位則に関する次の定理が得られる．

［定理４］　次が成立する．

(1) $m_1 \geq_i^{L\times R} m_2 \Leftrightarrow F_1^L(x) \leqq F_2^R(x)$，$\forall x \in [0,a]$

(2) $m_1 \geq_i^{LR} m_2 \Leftrightarrow F_1^L(x) \leqq F_2^L(x)$ かつ
$F_1^R(x) \leqq F_2^R(x)$，$\forall x \in [0,a]$

(3) $m_1 \geq_1^{LC} m_2 \Leftrightarrow F_1^L(x) \leqq F_2^L(x)$ かつ
$F_1^L(x)+F_1^R(x) \leqq F_2^L(x)+F_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(4) $m_1 \geq_1^{LW} m_2 \Leftrightarrow F_1^L(x) \leqq F_2^L(x)$ かつ
$F_1^L(x)-F_1^R(x) \leqq F_2^L(x)-F_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(5) $m_1 \geq_1^{RW} m_2 \Leftrightarrow F_1^R(x) \leqq F_2^R(x)$ かつ
$F_1^L(x)-F_1^R(x) \leqq F_2^L(x)-F_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(6) $m_1 \geq_1^{CW} m_2 \Leftrightarrow F_1^L(x)+F_1^R(x) \leqq F_2^L(x)+F_2^R(x)$
かつ $F_1^L(x)-F_1^R(x) \leqq F_2^L(x)-F_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(7) $m_1 \geq_1^{L-R} m_2 \Leftrightarrow F_1^L(x) < F_2^L(x)$ または
$(F_1^L(x)=F_2^L(x)$ かつ $F_1^R(x) \leqq F_2^R(x))$, $\forall x \in [0,a]$

(8) $m_1 \geq_2^{LxR} m_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1^L(x) \leqq \hat{F}_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(9) $m_1 \geq_2^{LR} m_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1^L(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)$ かつ
$\hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(10) $m_1 \geq_2^{LC} m_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1^L(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)$ かつ
$\hat{F}_1^L(x)+\hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)+\hat{F}_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(11) $m_1 \geq_2^{LW} m_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1^L(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)$ かつ
$\hat{F}_1^L(x)-\hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)-\hat{F}_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(12) $m_1 \geq_2^{RW} m_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^R(x)$ かつ
$\hat{F}_1^L(x)-\hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)-\hat{F}_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(13) $m_1 \geq_2^{CW} m_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1^L(x)+\hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)+\hat{F}_2^R(x)$
かつ $\hat{F}_1^L(x)-\hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^L(x)-\hat{F}_2^R(x)$, $\forall x \in [0,a]$

(14) $m_1 \geq_2^{L-R} m_2 \Leftrightarrow \hat{F}_1^L(x) < \hat{F}_2^L(x)$ または
$(\hat{F}_1^L(x)=\hat{F}_2^L(x)$ かつ $\hat{F}_1^R(x) \leqq \hat{F}_2^R(x))$, $\forall x \in [0,a]$

定理４：　任意の二つの基本割当関数m_1とm_2間の証拠優位則の成立・不成立を議論できる．

５．各証拠優位則の有用性の検討

乱数により100個の代替案（基本割当関数）を発生させ，各優位則を適用したとき，代替案（基本割当）数がどの程度に縮少されるかをシミュレーションにより確かめた．100回実行したときの結果の平均，分散，メジアン，最小値，最大値を表１に示す．

表１より，確率優位則の場合と同様に，１次証拠優位則では代替案数はあまり縮小されないが，２次証拠優位則を適用することにより，代替案数がかなり縮小されることがわかる．また，Ｌ－Ｒ証拠優位則が最も縮小され，次に，ＬＣ証拠優位則の縮小率が小さく，７種類の証拠優位則に図１の関係が成立することがわかる．このことより，意思決定者が代替案全体を把握できるサイズまで，適当な証拠優位則を用いて代替案数を減らすことが考えられる．この際，閉区間の大小関係として，

$$A \gtrsim B \Leftrightarrow A \geqq_{LR} B \text{ あるいは } A \geqq_{CW} B \qquad (23)$$

$$A \gtrsim B \Leftrightarrow A \geqq_{LxR} B \text{ あるいは } A \geqq_{RW} B \qquad (24)$$

などを用いて，新たに証拠優位則を構成し，さまざまな縮小率が得られるようにすることも考えられる．ＬＷ証拠優位則については，２次証拠優位則を考えても代替案はあまり縮小されない．これは，次の理由によるものと考えられる．ＬＷ証拠優位則は，期待効用の下限値が大きく，期待効用の幅が大きい代替案を選好する．凹で非減少な基数的効用関数のもとでは，代替案の利得の下限値が大きいほど，効用の幅が小さくなり，期待効用の下限値を大きくすることと期待効用の幅が大きくすることは相反する．したがって，弱危険回避型の基数的効用関数のもとでは，ＬＷ証拠優位則は適当ではない．

表１．各証拠優位則における縮小率に関するデータ

証拠優位則	平均	分散	ﾒｼﾞｱﾝ	最小値	最大値
1次Ｌ×Ｒ	98.5	4.63	99	86	100
1次ＬＲ	86.28	57.44	87.5	62	97
1次ＬＣ	77.6	84.42	80	54	92
1次ＬＷ	99.98	0.02	100	99	100
1次ＲＷ	99.98	0.02	100	99	100
1次ＣＷ	99.96	0.06	100	98	100
1次Ｌ－Ｒ	63.69	87.09	64	37	84
2次Ｌ×Ｒ	71.22	1142.01	91	1	100
2次ＬＲ	5.73	32.06	4	1	37
2次ＬＣ	2.71	5.21	2	1	14
2次ＬＷ	99.92	0.07	100	99	100
2次ＲＷ	13.54	115.75	11.5	1	51
2次ＣＷ	6.72	28.04	5.5	1	27
2次Ｌ－Ｒ	2.06	2.54	2	1	11

参考文献

[1] S. French: Decision Theory: An Introduction to the Mathematics of Rationality, Ellis Horwood (1986).

[2] J. Haddar and W.R. Russel: Rules for Ordering Uncertain Prospects; American Economic Review, Vol.59, pp.25-34 (1969).

[3] J. Haddar and W.R. Russel: Stochastic Dominace and Diversification; J. Economic Theory, Vol.3, pp.288-305 (1971).

[4] G. Hanoch and H. Levy: The Efficiency Analysis of Choices Involving Risk; Review of Economic Studies, Vol.36, pp.335-345 (1969).

[5] G. Shafer: A Mathematical Theory of Evidence; Princeton Univ. Press (1976).

[6] 田中，市橋，西原：証拠理論によるベイズ決定問題；日本経営工学会昭和61年度秋季研究大会予稿集，pp.87-88 (1986).

[7] J.Y. Jaffray: Application of Linear Utility Theory to Belief Functions; in B. Bouchon, L. Saitta and R.R. Yager (eds.): Uncertainty and Intelligent Systems, pp.1-8 (1988).

[8] T.M. Strat: Decision Analysis Using Belief Functions; Int. J. Approximate Reasoning, Vol.4, pp.391-417 (1990).

[9] R.L. Keeney and H. Raiffa: Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-off, Wiley (1975).

[10] 中山，中森：多目的意思決定－理論と応用－Ⅶ－確率優位則と対話型モデリング－；システムと制御，Vol.31, No.6, pp.432-442 (1987).

[11] D. Dubois and H. Prade: Ranking Fuzzy Numbers in the Setting of Possibility Theory; Information Sci., Vol.30, pp.183-224 (1983).

[12] 乾口，久米：Gödel含意を用いた様相測度に基づくファジィ数の順序付け指標；第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.135-138 (1990).

[13] 乾口，久米：不等号関係に基づく種々のファジィ数の順序付け方法とそれらの相互関係；第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.139-142 (1990).

[14] 石井：確率論的最適化；伊理，今野編：数理計画法の応用＜理論編＞，産業図書，pp.1-40 (1982).

問い合わせ先：〒593 堺市学園町１番１号
大阪府立大学工学部経営工学科
乾口　雅弘
TEL.(0722)52-1161（内線2374）

感度分析概念による非ファジィ化法の一提案

A Proposal of Defuzzification Strategy by the concept of Sensitivity Analysis

間渕　重昭
Shigeaki　Mabuchi
神戸商船大学
Kobe University of Mercantile Marine

あらまし　系統的な非ファジィ化の手法を提案する．場合に応じて望ましいと考えられる非ファジィ化値選択の基準を，未知の理想的非ファジィ化値からのズレを表す感度として表現し，最大の感度を最小にする値として非ファジィ化値を定める．区間値とファジィ集合の両者についてその非ファジィ化を考える．距離を基準に選んだ場合と2種のファジィ関数の最適化問題を例として考察する．

キーワード　minmax基準，ファジィ関数，最適化，区間値

1．まえがき

ファジィモデルを構成する際の問題点の一つとして，非ファジィ化法の決定がある．このことについてファジィ理論発展の初期の段階でZadeh の示唆［5］があって以来，多くのやり方，たとえば重心法とかモード法などが使われているものの，どのような場面にどの方法が適切かという議論は，いくつかの特定の場面での経験的あるいは実験的な検討があるのみで［1］，［3］，［4］，統一的な議論は皆無といってよい［2］．

本報ではこのことに関し，感度分析の概念を導入した非ファジィ化の手法を提案する．本手法は場面に応じて望ましいと考えられる非ファジィ化値選択の基準を，未知の理想的非ファジィ化値からのズレを表す感度として表現し，考えられうる最悪の場合における感度を最小にする値として非ファジィ化値を定めるものである．

区間値とファジィ集合の両者について，その非ファジィ化法を示す．次に理想値からの距離を基準に選んだ場合と2種のファジィ関数の最適化の問題に対して，提案の手順を適用して非ファジィ化を行う．

2．非ファジィ化の方法

メンバシップ関数（以下ＭＦと略記）$\mu_X(x)$（但し $\mu_X : U \to [0, 1]$，Uはクリスプな全体集合）で表されるファジィ集合X及びそのαカットとみることのできる区間値［x_L，x_R］の非ファジィ化問題を取り上げる．簡単のためファジィ集合は，凸とするが，以下の議論はそうでない場合にも容易に拡張できる．

区間値またはファジィ集合を代表する値として理想の値x＊を定めたいが，通常このx＊の真値は実際上知りえないと考えられる．そこでx＊選定の選択基準を表すものとして，次の性質をもつ関数Y(x；x＊)を構成する．この関数を感度と呼ぶこととする．

$$Y(x;x^*)\begin{cases}=1, & \text{if } x = x^*,\\ >1, & \text{if } x \neq x^*\end{cases} \qquad (1a)$$

$$\text{if } x^* - x'' > x^* - x' > 0, \text{ or } \text{ if } x'' - x^* > x' - x^* > 0,$$
$$\text{then} \quad Y(x'';x^*) > Y(x';x^*). \qquad (1b)$$

なお次のようにおく

$$Z(x;x^*) \equiv Y(x;x^*) - 1. \qquad (2)$$

ここで最も望ましいと考えられる非ファジィ化値$\hat{x}$を定める方略として次を提案する．

［ｉ］区間値［x_L，x_R］の非ファジィ化値は

$$\min_{\hat{x}\in[x_L,x_R]} \max_{x^*\in[x_L,x_R]} Z(\hat{x};x^*) \qquad (3)$$

をみたすものである．（ここでＺの代わりにＹでおきかえても結果に変わりはない．）

［ii］ＭＦ$\mu_X(x)$で定まるファジィ集合Ｘの非ファジィ化として，次の2通りの方略ＤＳ１とＤＳ２を考える．

（ＤＳ１）非ファジィ化値$\hat{X}$は

$$\min_{\hat{x}\in X} \max_{x^*\in X} Z(\hat{x};x^*)\mu_X(x^*) \qquad (4)$$

をみたすものである．

（ＤＳ２）X^α＝［$x_L(\alpha)$，$x_R(\alpha)$］がファジィ集合Ｘのαカットで，$\hat{x}(\alpha)$が［ｉ］の(3)によるX^αの非ファジィ化値であるとする．このときＸ の非ファジィ化値$\hat{x}$は次式により定まる．

$$\hat{x} = \int_0^h \hat{x}(\alpha)\alpha\, d\alpha \Big/ \int_0^h \alpha\, d\alpha = \frac{2}{h^2}\int_0^h \hat{x}(\alpha)\alpha\, d\alpha, \qquad (5)$$

ここでｈはＭＦ$\mu_X(x)$の高さである．

上述の非ファジィ化の考え方は，$\hat{x}$の真の非ファジィ化値ｘ＊からの差の評価となっている感度ＹあるいはＺを，最悪な場合で最小にするという意味でmin・max方略である．ＤＳ１とＤＳ２では，形式的には前者の方が好ましいとみられるが，$\hat{x}$を近似的に求める計算上の点からは，後者の方が多くは好都合といえる（４節の例題参照）．

この非ファジィ化方略によれば，重心法は

$$Z(\hat{x};x^*) = (\hat{x} - x^*)^2$$

とおいた場合で，

$$f(x_c;x^*)=\int_{x^*\in X}(x_c-x^*)^2\mu_X(x^*)\,dx^*.$$

を最小にする値であるということになる．

3．区間値の非ファジィ化－3種の基準の場合

3.1 Zが真値x*からの距離である場合

$$Z(x;x^*)=|x-x^*|. \tag{6}$$

とする．このとき区間［x_L，x_R］の非ファジィ化$\hat{x}$は

$$\min_{\hat{x}}\max_{x^*\in[x_L,x_R]}|\hat{x}-x^*|=\min_{\hat{x}\in[x_L,x_R]}[(\hat{x}-x_L)\vee(x_R-\hat{x})].$$

により，次式で与えられる．（∨はmaxを表す）

$$\hat{x}=(x_L+x_R)/2 \tag{7}$$

3.2 Ax＋B／xの形の関数の最適値の非ファジィ化

$$c(x)=Ax+B/x, \tag{8}$$

なる関数c(x)を最小にするxはやはり区間値となる．但し，A＝［a_L，a_R］，B＝［b_L，b_R］．これをX_0＝［x_{0L}，x_{0R}］とおき，この非ファジィ化を考える．

パラメタA，Bがクリスプ値a，bであるとき，xの最適値x_0，c(x)の最小値c_0は

$$x_o=\sqrt{a/b},\qquad c_o=2\sqrt{ab}. \tag{9}$$

であり，このときの感度y(x)は

$$y(x):=\frac{c(x)}{c_o}=\frac{1}{2}\left(\frac{x}{x_o}+\frac{x_o}{x}\right). \tag{10}$$

となるので，Y(x；x*)を次のようにおく．

$$Y(x_o;x^*)=\frac{c(x_o)}{c(x^*)},\quad x^*\in X_o=[x_{oL},x_{oR}],$$
$$x_{oL}=\sqrt{a_L/b_R},\quad x_{oR}=\sqrt{a_R/b_L}, \tag{11}$$

このとき次のように書ける．

$$\max_{x^*\in[x_{oL},x_{oR}]}Y(x_o;x^*)=Y(x_o;x_{oL})\vee Y(x_o;x_{oR})$$
$$=\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x_o}{x_{oL}}+\frac{x_{oL}}{x_o}\right)\bigvee\left(\frac{x_o}{x_{oR}}+\frac{x_{oR}}{x_o}\right)\right],$$

(3)によればこの値を最小にする$\hat{x}_0\in$［x_{0L}，x_{0R}］は

$$Y(\hat{x}_o;x_{oL})=Y(\hat{x}_o;x_{oR}) \tag{12}$$

から定まることがわかる．その結果次を得る．

$$\hat{x}_o=\sqrt{x_{oL}x_{oR}}=\sqrt{a_La_R/b_Rb_L}. \tag{13}$$

3.3 Ax＋B／(1－x)の形の関数の最適値の非ファジィ化

$$d(x)=\frac{A}{x}+\frac{B}{1-x},\quad A,B\geq 0;\quad 0\leq x\leq 1 \tag{14}$$

を考える．ここでA，Bは3．2同様の区間値とする．

パラメタA，Bがクリスプ値a，bであるとき最適解(x_0，d_0)と感度y(x)は

$$x_o=\frac{\sqrt{a}}{\sqrt{a}+\sqrt{b}},\qquad d_o=(\sqrt{a}+\sqrt{b})^2.$$
$$y(x):=\frac{d(x)}{d_o}=\frac{x_o^2}{x}+\frac{(1-x_o)^2}{1-x}. \tag{15}$$

である．3．2と同様の手順に従えば

$$Y(x_o;x^*)=\frac{d(x_o)}{d(x^*)},\quad x^*\in X_o=[x_{oL},x_{oR}],$$
$$x_{oL}=\frac{\sqrt{a_L}}{\sqrt{a_L}+\sqrt{b_R}},\ x_{oR}=\frac{\sqrt{a_R}}{\sqrt{a_R}+\sqrt{b_L}}, \tag{16}$$

$$\max_{x^*\in[x_{oL},x_{oR}]}Y(x_o;x^*)=Y(x_o;x_{oL})\vee Y(x_o;x_{oR})$$
$$=\left[\frac{x_{oL}^2}{x_o}+\frac{(1-x_{oL})^2}{1-x_o}\right]\bigvee\left[\frac{x_{oR}^2}{x_o}+\frac{(1-x_{oR})^2}{1-x_o}\right]$$

でx_0は(12)から次式のように定まる

$$\hat{x}_o=\frac{1}{2}(x_{oL}+x_{oR}). \tag{17}$$

4．ファジィ集合の非ファジィ化－3種の基準の場合

4.1 Zが真値x*からの二乗距離である場合

$$Z(x;x^*)=(x-x^*)^2 \tag{18}$$

とする．

（DS1による非ファジィ化）

(4)と(18)から

$$f(x;x^*)\equiv Z(x;x^*)\mu_X(x^*)=(x-x^*)^2\mu_X(x^*) \tag{19}$$

とおく．f（x；x*）を最大にするx*は，

$\partial f/\partial x^*=0$，すなわち次式から求まる．

$$2\mu_X(x^*)+(x^*-x)\frac{d\mu_X(x^*)}{dx^*}=0.$$

XのMFを

$$\mu_X(x)=\begin{cases}h\dfrac{x-a}{b-a}, & \text{when } a\leq x\leq b\\ \dfrac{ch-bg-(h-g)x}{c-b}, & \text{when } b<x<c\\ g\dfrac{d-x}{d-c}, & \text{when } c\leq x\leq d\end{cases} \tag{20}$$

（但しh＞gと仮定）と表した場合につき考える．

(19)のx*に関する極大値は（20）を仮定した場合，その3つの区間［a，b］，（b，c），［c，d］での最大値f^L_{max}，f^C_{max}，f^R_{max}からh＞gの場合，f^L_{max}と$f^C_{max}\vee f^R_{max}$となる．そして非ファジィ化値$\hat{x}$は

$$f^L_{max}(\hat{x})=f^C_{max}(\hat{x})\vee f^R_{max}(\hat{x})$$

から定まる．これは$f^C_{max}(\hat{x})>f^R_{max}(\hat{x})$なら次式で与えられる．（$f^C_{max}(\hat{x})<f^R_{max}(\hat{x})$の場合は省略）

$$\hat{x}=\frac{\dfrac{ch-bg}{h-g}+\left(\dfrac{h(c-b)}{(h-g)(b-a)}\right)^{\frac{1}{3}}a}{1+\left(\dfrac{h(c-b)}{(h-g)(b-a)}\right)^{\frac{1}{3}}} \tag{21}$$

なお上記でh＜gなら上の各式でa，bをそれぞれd，cとおきかえ，$\hat{x}$を$f^L_{max}\vee f^C_{max}=f^R_{max}$より求める．

（DS2による非ファジィ化）

(18)を非ファジィ化基準にとったときMFμ_X(x)のαカット［$x_L(\alpha)$，$x_R(\alpha)$］の非ファジィ化$\hat{x}(\alpha)$は3．1の場合と同様に

$$\hat{x}(\alpha)=[x_L(\alpha)+x_R(\alpha)]/2 \tag{22}$$

と求まる．したがって（5）により次式を得る．

$$\hat{x}=\frac{1}{h^2}\int_0^h[x_L(\alpha)+x_R(\alpha)]\alpha\,d\alpha,\quad \text{where}\quad \mu_X(x)=\alpha \tag{23}$$

(20)のMFの場合これは次のようになる．

$$\hat{x}=\frac{1}{6}\left[(d-b)\left(\frac{g}{h}\right)^2+(c-b)\frac{g}{h}+a+4b+c\right]. \tag{24}$$

重心法による非ファジィ化値x_cは次式で与えられる．

表1. ファジィ最適解 X の MF の α カット

	$a_4/b_4 < a_3/b_3$	$a_4/b_4 > a_3/b_3$
$\frac{a_2}{b_2} > \frac{a_1}{b_1}$	$\left[\min\left(\sqrt{\frac{a_2}{b_3}}, \sqrt{\frac{a_L(\alpha)}{b_L(\alpha)}}, \sqrt{\frac{a_R(\alpha)}{b_R(\alpha)}}\right), \sqrt{\frac{a_3}{b_2}}\right]$	$\left[\min\left(\sqrt{\frac{a_2}{b_3}}, \sqrt{\frac{a_L(\alpha)}{b_L(\alpha)}}\right), \max\left(\sqrt{\frac{a_3}{b_2}}, \sqrt{\frac{a_R(\alpha)}{b_R(\alpha)}}\right)\right]$
$\frac{a_2}{b_2} < \frac{a_1}{b_1}$	$\left[\min\left(\sqrt{\frac{a_2}{b_3}}, \sqrt{\frac{a_R(\alpha)}{b_R(\alpha)}}\right), \max\left(\sqrt{\frac{a_3}{b_2}}, \sqrt{\frac{a_L(\alpha)}{b_L(\alpha)}}\right)\right]$	$\left[\sqrt{\frac{a_2}{b_3}}, \max\left(\sqrt{\frac{a_3}{b_2}}, \sqrt{\frac{a_L(\alpha)}{b_L(\alpha)}}, \sqrt{\frac{a_R(\alpha)}{b_R(\alpha)}}\right)\right]$

$$x_c = \frac{1}{3}\frac{h(c-a)(a+b+c)+g(d-b)(b+c+d)}{h(c-a)+g(d-b)}$$

例1（図1）$h=1, g=1/2, a=0, b=1, c=4, d=6.$

この場合 f^{C}_{max} は存在せず，$\hat{x}$ は $f^{L}_{max} = f^{R}_{max}$ から求められる．$\hat{x}=2.32$ で $x_c=2.44$ となる．

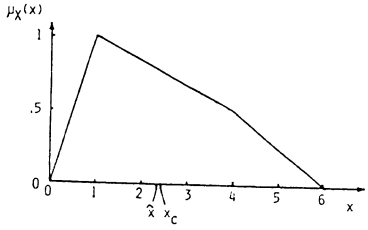


図1 例1のMFと非ファジィ化値

例2（図2）$h=1, g=1/5, a=0, b=1, c=2, d=16.$

この場合 $f^{C}_{max} < f^{R}_{max}$ で $f^{L}_{max} = f^{R}_{max}$ から $\hat{x}=3.12$. また $x_c=4.2$ である．

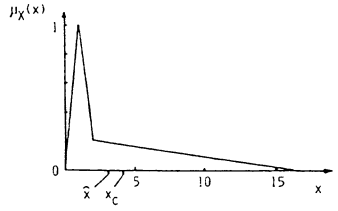


図2 例2のMFと非ファジィ化値

4.2 Ax＋B／xの形のファジィ関数の最小化問題

(8)の形の関数でそのパラメタA，Bがファジィ数である場合のこの関数の最小化を考える．

さらにA，Bはそれぞれ（a_1，a_2，a_3，a_4），（b_1，b_2，b_3，b_4）で表される台形MF $\mu_A(a)$，$\mu_B(b)$ で規定されるとする．このときAについて次式が書ける（図3参照）．

$$\begin{aligned} a_L(\alpha) &= (a_2-a_1)\alpha + a_1, && \text{when } a_1 < a \le a_2 \\ \alpha &= 1, && \text{when } a_2 < a < a_3 \\ a_R(\alpha) &= a_4 - (a_4-a_3)\alpha, && \text{when } a_3 \le a < a_4. \end{aligned} \tag{25}$$

Bについても同様．

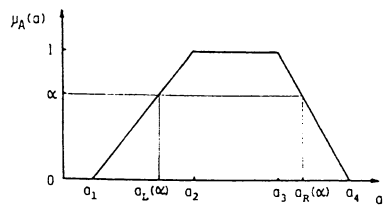


図3 台形MF

この場合最適解Xもファジィ数となり，そのMFの α カット［$x_L(\alpha)$，$x_R(\alpha)$］はパラメタ値の大小関係によってきまる4つの場合に対して表1のように求まる．

（DS1による非ファジィ化）

(10)，(11)から

$$Z(x;x^*)\mu_X(x^*) = \left[\frac{1}{2}\left(\frac{x^*}{x}+\frac{x}{x^*}\right)-1\right]\mu_X(x^*) \tag{26}$$

と書け，この最大値を与えるx＊は

$$(x^*+x)\mu_X(x^*) + x^*(x^*-x)d\mu_X(x^*)/dx^* = 0. \tag{27}$$

からきまることがわかる．

$\mu_X(x)$ は台形ではないが，以下ではこれを次式で表した台形で近似して考える．

$$\mu_X(x) \cong \begin{cases} \dfrac{x-p}{q-p}, & \text{when } p < x \le q, \\ 1, & \text{when } q < c < r, \\ \dfrac{s-x}{s-r}, & \text{when } r \le x < s, \end{cases} \tag{28}$$

ここで $q=\sqrt{a_2/b_3}$, $r=\sqrt{a_3/b_2}$ であり，p，sは表1で $p=x_L(0)$，$s=x_R(0)$ として求まる．

(27)と(28)から(26)の2つの極大点を与えるx＊が求まり，これからそのときの(26)の極大値 $f^{L}_{max}(x)$ と $f^{R}_{max}(x)$ が得られる．$f^{L}_{max}(p)=0$，$f^{R}_{max}(s)=0$ で $f^{L}_{max}(x)$（$f^{R}_{max}(x)$）はx∈［p，s］の単調増加（減少）関数であり，DS1に従う非ファジィ化 $\hat{x}$ は

$$f^{L}_{max}(\hat{x}) = f^{R}_{max}(\hat{x}). \tag{29}$$

により定まる．ここで

$$f^{L}_{max}(x) = \left[x+\frac{5p}{2}-\frac{p^2}{8x}-p\left(1+\frac{p}{8x}\right)\sqrt{1+\frac{8x}{p}}\right]\Big/(q-p)$$

$$f^{R}_{max}(x) = \left[-x-\frac{5s}{2}+\frac{s^2}{8x}+s\left(1+\frac{s}{8x}\right)\sqrt{1+\frac{8x}{s}}\right]\Big/(s-r).$$

（DS2による非ファジィ化）

(5)，(13)により

$$\hat{x} = 2\int_0^1 \sqrt{x_L(\alpha)x_R(\alpha)}\,\alpha\,d\alpha, \tag{30}$$

で，$x_L(\alpha)$，$x_R(\alpha)$ は表1に与えられている．

(30)の積分は解析的に求まるが複雑で実用的でない．実用的には α を離散化して(30)を総和の形に書き換えて $\hat{x}$ を求める方が目的にかなっている．すなわち

$$\hat{x} \cong \frac{2}{N+1}\sum_{i=1}^{N}\sqrt{x_L(\alpha_i)x_R(\alpha_i)}\,\alpha_i. \tag{31}$$

例3（図4）A:(20, 28, 30, 36), B:(54, 56, 60, 64)

$$\frac{a_1}{b_1} = \frac{20}{54} < \frac{a_2}{b_2} = \frac{28}{56} = \frac{1}{2}, \quad \frac{a_3}{b_3} = \frac{30}{60} = \frac{1}{2} < \frac{a_4}{b_4} = \frac{36}{64}$$

$$\sqrt{\frac{a_2}{b_3}} = \sqrt{\frac{28}{60}} = 0.6831 > \sqrt{\frac{a_1}{b_1}} = \sqrt{\frac{20}{54}} = 0.6086$$

$$\sqrt{\frac{a_3}{b_2}} = \sqrt{\frac{30}{56}} = 0.7319 < \sqrt{\frac{a_4}{b_4}} = \frac{3}{4} = 0.75.$$

であり，以下のようになる．

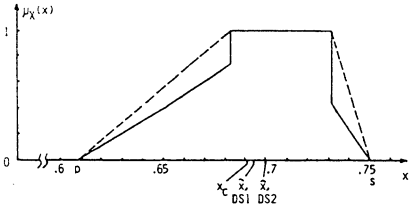


図4　例4のファジィ最適値のＭＦと非ファジィ化値
破線は台形による近似を示す.

（ＤＳ１）p=0.609, q=0.683, r=0.732, s=0.75となり $\hat{x}$=0.694を得る.

（ＤＳ２）Ｎ＝５として近似的に求めた $\hat{x}$ は0.700.

Ｘを台形近似した場合の重心の値は x_c =0.691.

4.3　Ａｘ＋Ｂ／（１－ｘ）の形のファジィ関数の最小化問題

(14)の形の関数ｄ(x)でパラメタＡ，Ｂが４．２と同様の台形ファジィ数である場合の最小化を考える.

αカット［$x_L(\alpha)$, $x_R(\alpha)$］の非ファジィ化値は(17)から(22)と書け，(16)からα＝１で

$$x_L(1)=\frac{\sqrt{a_2}}{\sqrt{a_2}+\sqrt{b_3}},\quad x_R(1)=\frac{\sqrt{a_3}}{\sqrt{a_3}+\sqrt{b_2}}$$

α＜１で

$$x_L(\alpha)=\min\left(\frac{\sqrt{a_L(\alpha)}}{\sqrt{a_L(\alpha)}+\sqrt{b_L(\alpha)}},\frac{\sqrt{a_R(\alpha)}}{\sqrt{a_R(\alpha)}+\sqrt{b_R(\alpha)}},x_L(1)\right)$$
$$x_R(\alpha)=\max\left(\frac{\sqrt{a_L(\alpha)}}{\sqrt{a_L(\alpha)}+\sqrt{b_L(\alpha)}},\frac{\sqrt{a_R(\alpha)}}{\sqrt{a_R(\alpha)}+\sqrt{b_R(\alpha)}},x_R(1)\right)\quad(32)$$

となる．$x_L(\alpha)=x_L(1)$, $x_R(\alpha)=x_R(1)$がすべてのα∈［０，１］について成立てば，ＤＳ１，ＤＳ２の両者に対して $\hat{x}$ ＝［x_L（１）＋x_R（１）］／２である.

（ＤＳ１による非ファジィ化）

4.2と同様の手順により，Ｚ(ｘ；ｘ*)μ_X(ｘ*)を最大にするｘ*は，(15),(16)から

$$2\mu_X(x^*)+(x^*-x)\frac{d\mu_X(x^*)}{dx^*}=0.$$

で与えられることがわかる．やはり4.2同様μ_X(ｘ*)を台形（ｐ，ｑ，ｒ，ｓ）で近似すれば

$$x^*=\begin{cases}(2p+x)/3, & \text{when } p<x^*\le q,\\ (2s+x)/3, & \text{when } r\le x^*<s\end{cases}\qquad(p\le x\le s)$$

となる.

これからＤＳ１による非ファジィ化 $\hat{x}$ として

$$\hat{x}=\frac{s(q-p)^{1/3}+p(s-r)^{1/3}}{(q-p)^{1/3}+(s-r)^{1/3}}.\quad(33)$$

が得られる.

（ＤＳ２による非ファジィ化）

$$\hat{x}=\int_0^1[x_L(\alpha)+x_R(\alpha)]\alpha\,d\alpha$$

であるが，４．２同様αを離散化して $\hat{x}$ を近似的に定める．すなわち

$$\hat{x}\cong\frac{1}{N+1}\sum_i[x_L(\alpha_i)+x_R(\alpha_i)]\alpha_i.\quad(34)$$

特にx_L（α_i），x_R（α_i）を近似的に

$$x_L(\alpha_i)\cong(q-p)\alpha_i+p=[x_L(1)-x_L(0)]\alpha_i+x_L(0),$$
$$x_R(\alpha_i)\cong s-(s-r)\alpha_i=x_R(0)-[x_R(0)-x_R(1)]\alpha_i.\quad(35)$$

と表せば次式を得る.

$$\hat{x}\cong\frac{1}{6N}[(2N+1)(q+r)+(N-1)(p+s)].\quad(36)$$

例４（図５）　例３と同じＭＦを仮定すると　$x_L(1)$=0.406, $x_R(1)$=0.423, $x_L(0)$=0.378, $x_R(0)$=0.429

（ＤＳ１）　(33)によると $\hat{x}$ ＝0.410

（ＤＳ２）　(34)でＮ＝５とする．(32)を用いると $\hat{x}$ ＝0.412，(35)つまり(36)によると $\hat{x}$ ＝0.411.

最適解のＭＦを台形近似した場合の重心x_c＝0.408.

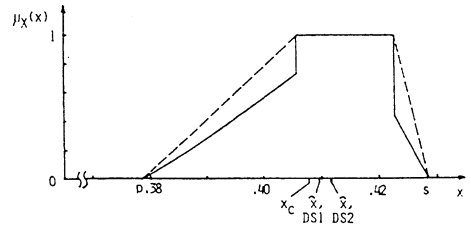


図5　例４のファジィ最適値のＭＦと非ファジィ化値
破線は台形による近似を示す.

５．むすび

何らかの非ファジィ化の方針あるいは基準に基ずいて系統だった手順で，ファジィ集合又は区間値の非ファジィ化を行う方法を示した．他の方法によるものと数値的にあまり変わらない結果になることが多いと考えられるが，本提案による場合，非ファジィ化の方針あるいは基準にもとづいて行える点に特徴がある.

本方法による場合，計算が厄介になることがあるが，実質的にはほとんど変わらない結果が簡単に求められる近似計算法を示すことができた.

参考文献

［１］M.Braae and D.A.Rutherford, Fuzzy relations in a control setting, Kybernetics 7 (1978) 185-188

［２］C.C.Lee, Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller-Part Ⅰ, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybern. 20, 2 (1990) 404-418.

［３］柴山，石本，武藤，城戸，ファジィ制御における非ファジィ化に関する検討，平成３年電気学会全国大会，13.9-13.10(1991)

［４］R.M.Tong, Synthesis of fuzzy models for industrial processes-some recent results, Int. J.General Systems 4(1978)143-162

［５］L.Zadeh, Fuzzy algorithm, Informat. Control, 12 (1968)94-102

（問い合わせ先）
〒658　神戸市東灘区深江南町5-1-1
神戸商船大学　間渕重昭
TEL (078)453-2332　FAX (078)412-1850

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

知識ベースを導入した柔軟な意思決定支援システム

A Flexible Decision Making Support System Introducing Knowledge Base

○前田　博　　吉田　和明
Hiroshi MAEDA　　Kazuaki YOSHIDA

九州工業大学　工学部　　東陶機器（株）
Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology　　TOTO Corp.

あらまし　柔軟な意思決定支援システムを実現するするためには，その構成要素が人間の特徴であるあいまいな知識や推論，論理の矛盾の許容，認識の定性的，発見的，直観的などを受け入れることができなければならない．本研究ではその一環として，伝統的ＤＳＳの枠組みであるモデルベースの代替要素として知識ベースを導入する．知識ベースは意思決定者の属性情報を基に，その背景を推論したり，自然言語データベース問い合わせ文の意味を認識したり，代替案の結果の可能性を推定する機能を持つ．

キーワード　　意思決定，ファジィデータベース検索，知識ベース

1．はじめに

最近，情報システムに関して意思決定支援システム（ＤＳＳ）が大きな関心を呼んでいる．1970年代にＤＳＳという概念が提案されて以来，現在ようやくその定義や方法論が固まりつつある[1)2)]．すなわち，ＤＳＳはコンピュータ上にデータベース，モデルベース，意思決定手法，対話インターフェースを基本的構成要素に持ち，人間とコンピュータとの相互作用を通して意思決定の支援を行う情報システムである．ＤＳＳの実用性を高めるためには，人間とコンピュータとの円滑な相互作用が不可欠であり，そのためには人間に対するＤＳＳの柔らかさや，優しさが求められている[3)]．これに対する一つのアプローチとして人間特有の発見的能力を組み入れた対話型システムの導入[4)]がある．ＤＳＳの構成要素によって現実の問題が完全にモデル化できない以上，現実とモデルとのギャップを補完するものとして，このアプローチは当然の帰結と言えよう．

柔軟なＤＳＳでは，さらに人間－コンピュータ間の柔らかい対話を考えてみたい．言うまでもなく，人間同士の対話は柔らかであり，円滑に行われている．これには，共通の言語や知識，言語が意味の曖昧さを持っていること，すなわち，(1)対話がある程度の意味理解の矛盾や，誤謬を許容し，それを積極的に明示しないこと，(2)話者が直接言及されていない相手の意図や背景を推察しつつ，対話を進めていることなどが大きな役割を果たしている．人間－コンピュータ間の対話の柔らかさを実現する端緒として，このような人間同士の対話に学ぶことが考えられる．

本研究ではこのような観点から，柔軟なＤＳＳとして(1)自然言語対話方式の導入，(2)知的情報処理機能の導入を考える．他方で，実際のＤＳＳの稼働時には，痒いところまで手の届く十分な機能や操作のし易さと言ったマンマシンインタフェースも大いに柔らかさに寄与する．しかし，これらは極めてad hocであり，方法論として体系化が困難と思われるので，ここでは言及しない．

さて，自然言語対話の一環として本研究では，代替案候補の絞り込みや代替案評価のためのデータ参照を目的とした自然言語問い合わせによるファジィデータベース検索を実現している[5)6)]．本稿では，新たに知識ベースを導入し，知的情報処理機能を実現する．知識ベースは，意思決定者の属性情報とデータベース世界との関連を記述し，同一の検索要求であっても意思決定者の背景によって微妙に異なる意味の違いを推論して検索結果に反映させたり，代替案の取る結果の可能性を推定したりする機能を持ち，学生の就職ガイダンスを決定問題の事例として記述される．

2．システムの概要

図１に本システムの代表的な利用時における処理過程を示す．ユーザは，まず，自然言語問い合わせによるデータベース検索を行い，検索結果を参照して代替案の絞り込みを行う．代替案の絞り込みが行われると，ユーザは評価目的の選択を行い，階層構造を作成する．１つの階層は３目的まで評価目的を持つことができる．続いて，システムが選好構造調査のために出す質問に回答する．この回答をもとに，システムは選好構造モデルを同定する．選好構造モデルが同定されると，ユーザは最下位評価目的ごとに，各代替案に対して評価を行う．ここで得られる評価値と選好構造モデルを用い，システムは階層構造の階層毎に評価値を求め上げ，最終的な総合評価値をユーザに示す．図中の ═ の部分は，新たに知識ベースを導入した部分である．

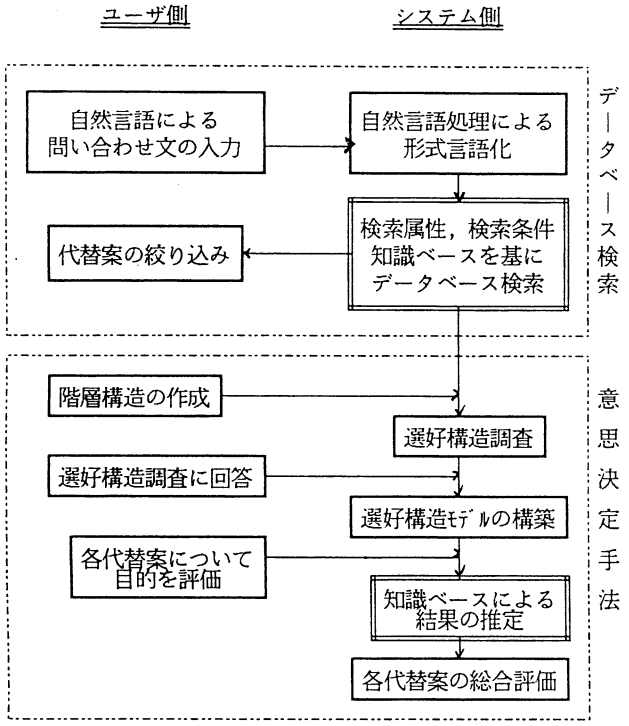


図１．システムの処理過程

３．自然言語問い合わせによる ファジィデータベース検索[5)6)]

本システムでは，システムの柔らかさを実現するために，自然言語対話形式を取り入れている．ここでは，自然言語問い合わせ文の持つあいまいな表現を，データベース検索に必要な情報（形式言語）に置き換え，この形式言語を処理することで，データが検索，提示される．

３．１　自然言語問い合わせ文の形式化

システムに問い合わされる自然言語は，漢字仮名混じりの平易な文であることを前提とし，単文について以下の検索情報を持つものとする．単文を接続語により結合した複合問い合わせ文は，各単文に分解されて処理されるので，以後の記述は特に断らない限り単文に関するものである．

1)検索対象(E)：検索要求によって特徴づけられ，最終的に出力される対象
2)検索属性(T)：検索対象を特徴づける種々の属性
3)比較演算子(R)：検索属性間の関係
4)比較の対象(O)：比較演算子における比較の対象
5)ファジィ集合(F)：検索条件として使われるあいまい語
6)ファジィ修飾詞(M)：比較演算子，ファジィ集合を修飾するあいまいな語
7)否定(N)：否定を表す語
8)並列語(LW)：検索属性，比較の対象を複数接続する語

検索対象は企業名に限定されているので，残りの７項目の組を形式言語として定義し，Q(T,R,O,M,F,N,LW)と表す．問い合わせ文中に該当する情報があればその記号を，なければ記号φを代入すれば，形式言語と自然言語問い合わせ文は下例のように対応する．

例．「給料がＡ社よりとても高い。」
→ Q（T，R，O，M，φ，φ，φ）
（T：給料，R：高い，O：Ａ社，M：とても）

３．２　形式言語の処理

1)検索属性(T)と比較の対象(O)の特定

検索属性や比較の対象に確定した文字列は，データベースの検索属性に変換される．これは，検索属性シソーラスとのマッチングによってなされる．文字列がシソーラスの登録語と完全マッチングすれば，見出し語となる検索属性名に，しなければ，語の部分マッチングとファジィ推論によるアルゴリズム[7)]により決定される．なお，データベースの検索属性は，自然言語の意味の包含性に対応するために階層構造を許容している．

2)ファジィ修飾詞(M)の処理

ファジィ修飾詞はファジィ集合や比較演算子のメンバーシップ値を操作するヘッジとして用いられ，その修飾の度合いは３つのレベルに分けられる．

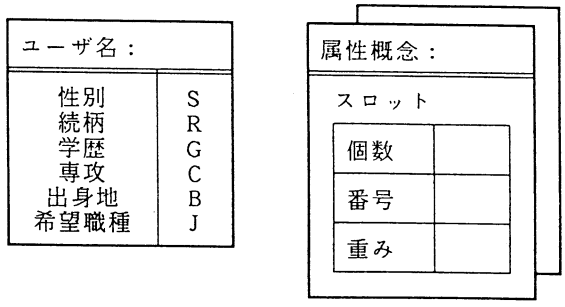
3)ファジィ集合(F)の処理

本システムでは，データベースのデータタイプとして，シングルトン，区間値，ファジィ数，言語値を許容しているので，ファジィ集合に対するデータの適合度は可能性測度と必然性測度により測られる．

４．知識ベースによる知的情報処理

４．１　知識ベース

本システムでは，ユーザの属性（続柄，出身地，…）を利用し，よりユーザの立場をシステムに反映させるために知識ベースを新たに導入する．知識ベースは，図２に示すように，ユーザの属性情報とデータベース世界との関連を記述したフレーム表現とプロダクションルールから構成される．

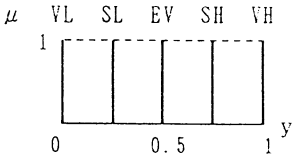


(1)ユーザ属性フレーム　(2)属性概念フレーム

if X is S then (Y is P) is Z
ここで，X：ユーザ属性 ，S：属性値，
Y：評価目的，P:属性値，Z：重視度,可能性
(3)プロダクションルール

図２．知識ベース

ユーザ属性フレームは，図２(1)に示すように，ユーザ名をフレーム名に，ユーザの個人情報を６つの属性によって登録している．属性概念フレームは，図２(2)に示すように，属性概念名をフレーム名に，属性概念を形成する下位属性の個数とその番号，そして，それらの下位属性が上位属性に寄与する度合い（重み）の３つをスロットとして登録している．適用される知識は，図２(3)のようなファジィプロダクションルールにより表現される．後件部のメンバーシップ関数は図３のような棒型とする．



VL:とても低い
SL:低い
EV:どちらとも言えない
SH:高い
VH:とても高い

図３．後件部のメンバーシップ関数

４．２　データベース検索における知識ベースの使用

ユーザがある属性に対しデータベース検索をしたいとき，その属性はデータベース中のいずれかの属性でなければならない．しかし，「福利厚生」のようないくつかの属性が統合された属性を検索する場合，同一の問い合わせ表現を用いても，ユーザによってその意図するところが微妙に異なってくる．それは，属性概念フレームの『重み』がユーザにより異なることから引き起こされるものと考え，ユーザ属性を用いた知識からの推論によって『重み』を推定するシステムを提案する．知識ベースがデータベース検索時にどの様に使用されているかを，事例に「福利厚生が良い。」を挙げて説明する．

『福利厚生』は，「社宅」，「独身寮」の２つの属性により表現されるとする．福利厚生に対する一般的知識として以下のようなものを考えてみよう．

① もし女性ならば，独身寮を重視する度合はとても高い．
② もし女性ならば，社宅を重視する度合は低い．
③ もし長男ならば，独身寮を重視する度合はまずまず．
④ もし長男ならば，社宅を重視する度合は低い．
⑤ もし九州出身ならば，独身寮を重視する度合いは高い．
⑥ もし九州出身ならば，社宅を重視する度合いはさほどではない．

このような知識は，if～then形式のファジィルールで表現できる．ここでは，前件部に，ユーザ属性だけでなく，代替案の属性も用いることができる．重視度を表すメンバーシップ関数は図３の様な棒型とする．上位属性に対する下位属性Ｐの重視度y_pは，属性Ｐに関する知識を用いた簡略ファジィ推論により求められる．

$$y_p = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i * y_{pi}}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \qquad (1)$$

ここで，w_i　：前件部の適合度合
y_{pi}　：ｉ番目の知識における属性ｐの重視度
ｎ　：属性Ｐに対する知識の数

次に，『福利厚生』に対する「社宅」，「独身寮」の重視度を推論する過程を，ユーザ属性が表１のようになっているとして述べてみよう．

表１．　ユーザ属性の例

ユーザ属性	属性値	ユーザ属性	属性値
性別	男	専攻	理系
続柄	長男	出身地	福岡
学歴	大学院卒	希望職種	研究職

i)　「社宅」について

「社宅」に対するルールは，②，④，⑥である．②，④，⑥における前件部の適合度w_1, w_2, w_3は，

$$w_1 = 0.0,\ w_2 = 1.0,\ w_3 = 1.0$$

となる．また②，④，⑥における重視度y_{11}，y_{12}，y_{13}は

$$y_{11}=SL=0.25,\ y_{12}=SL=0.25,\ y_{13}=EV=0.5$$

であるので，「社宅」に対する重視度y_1は，式(1)より

$$y_1 = \frac{0.0*0.25+1.0*0.25+1.0*0.5}{0.0+1.0+1.0} = 0.375$$

となる．

ii)　「独身寮」について

「独身寮」に対するルールは，①，③，⑤である．i)と同様に，「独身寮」に対する重視度y_2は式(1)より，

$$y_2 = \frac{0.0*1.0+1.0*0.5+1.0*0.75}{0.0+1.0+1.0} = 0.625$$

となる．「社宅」,「独身寮」に対する重みω_1, ω_2はy_1，y_2を正規化することで得られる．よって，ω_1，ω_2は，

$$\omega_1 = 0.375*2/1 = 0.75,\ \omega_2 = 0.625*2/1 = 1.25$$

となる．ある会社の検索条件「良い」に対する「社宅」，「独身寮」の満足度を各々μ_1，μ_2とすると，検索条件に対する『福利厚生』の満足の度合μ_{min}，μ_{max}は以下のように導かれる．

$$\mu_{min} = \min(\mu_1^{\omega_1}, \mu_2^{\omega_2}) \text{（正規化：} \omega_1+\omega_2=2) \qquad (2)$$

$$\mu_{max} = \max(\mu_1^{\omega_1}, \mu_2^{\omega_2}) \text{（正規化：} \omega_1+\omega_2=2) \qquad (3)$$

μ_{min}，μ_{max}の検索要求への意味は以下のようになる．

μ_{min}：検索要求に対し，厳しく検索させる．
（下位属性の満足度はどれも高くないといけない．）

μ_{max}：検索要求に対し，緩く検索させる．
（下位属性に，満足度の高いものが何かあればよい．）

ユーザはμ_{min}，μ_{max}のいずれかを選択できる．

４．３　意思決定手法における代替案の結果の可能性の推定

意思決定手法において，代替案の評価を行う場合に，評価値が一意に定まらず枝分かれが生ずる場合がある．このような場合，各々の結果が生じる可能性によって代替案の評価は大きく異なってくる．そこで，代替案とユーザ属性に対する知識から，このような可能性をファジ

ィ確率によって推定する．事例として「勤務地」の場合について説明する．

ユーザは勤務地が九州となるか，その他の地域となるかによって評価が異なっているとする．

勤務地に対する知識として以下のようなものを考えてみよう．

① もし希望職種が技術職で研究所が関東にあるならば，
勤務地は関東になる可能性が高い．

② もし希望職種が技術職で勤務地が関東にないならば，
勤務地は本社のある場所になる可能性が高い．

③ もし長男で九州出身で勤務地が九州にあるならば，
勤務地が九州になる可能性がある．

④ もし勤務地が九州にあり，出身地が九州でないならば，
勤務地が九州になる可能性がとても低い．

⑤ もし出身地に勤務地があり，希望職種が事務職ならば，
勤務地が出身地になる可能性はとても高い．

⑥ もし大学院卒ならば，
勤務地は本社のある場所になる可能性がある．

このような知識は，if～then形式のファジィルールで表現できる．可能性を表すメンバーシップ関数は図３の様な棒型とする．勤務場所ｑに対する可能性y_qは，簡略ファジィ推論により求められる．

$$y_q = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i * y_{qi}}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \qquad (4)$$

ここで，w_i　：前件部の適合度
y_{qi}　：ｉ番目の知識におけるｐの可能性
ｎ　：属性ｐに対する知識の数

よって，勤務場所ｑへのファジィ確率ＦＰ(ｑ)は

$$FP(q) = \{ \tilde{a} \mid \mu_a(yq) = 1 \} \qquad (5)$$

で表される．例として，ある企業Ａ社について，勤務地が九州あるいは九州以外になるというおおよその可能性（ファジィ確率）を推定する．ユーザ属性，Ａ社のデータは表１，表２のようになっているとする．

表２：Ａ社の企業データ

業種	赴任先	研究所	本社
電気メーカー	東京 大阪 福岡	神戸 横浜 鎌倉	大阪

i)　「九州」について

「九州」に対するルールは③,④,⑤である．③,④,⑤における前件部の適合度w_1，w_2，w_3は，

$$w_1 = 1.0,\ w_2 = 0.0,\ w_3 = 0.0$$

となる．また，ルール③，④，⑤における可能性y_{11}，y_{12}，y_{13}は

$$y_{11}=EV=0.5,\ y_{12}=VL=0.0,\ y_{13}=VH=1.0$$

であるので，「九州」に対する可能性y_pは，式(6)より

$$y_1 = \frac{1.0*0.5+0.0*0.0+0.0*1.0}{1.0 + 0.0 + 0.0} = 0.5$$

となる．

ii)　「九州以外」について

「九州以外」に対するルールは①,②,⑥である．i)と同様に，「九州以外」に対する可能性y_qは，

$$y_2 = \frac{1.0*0.75+0.0*0.75+1.0*0.5}{1.0 + 0.0 + 1.0} = 0.625$$

となる．よって，「九州」，「九州以外」へ割り当てられるファジィ確率は，式(7)により$\tilde{0.5}$，$\tilde{0.6}$となる．

４．おわりに

本研究では，柔軟な意思決定支援システムの実現の一環として知識ベースによる知的情報処理機能の実現を試みた．知識ベースにより，意思決定者の背景を推論したり，自然言語データベース問い合わせ文の意味を認識したり，代替案の結果の可能性を推定出来るようになった．

今後の課題としては，知識の獲得が大きな問題である．推論に使用される知識をより充実させることにより，よりユーザの立場を反映した，柔軟なシステムになるものと考えられる．

参考文献

1) 広内哲夫，小坂武，意思決定支援システム，竹内書店新社　(1983)

2) R.H.Sprague Jr. and E.D.Carlson,Building Effective Decision Support System（倉谷，土岐　訳，意思決定支援システムＤＳＳ，東洋経済新報社，1986)

3) 中森義輝，しなやかなＤＳＳ，オペレーションズ・リサーチ，Vol.35，No.6，328-332,(1990)

4) 椹木，中山，中森：新しいシステム工学入門，オーム社(1988)

5) 前田，石飛：ファジィデータベース検索のための最適モデルを用いた自然言語インターフェース，日本ファジィ学会誌，Vol.3，No.1，108-119，(1991)

6) 吉田，前田：ファジィデータベース検索のための自然言語インターフェースの処理能力，日本ファジィ学会誌，vol.4，No.2，(1992)（掲載予定）

7) 前田，村上：ファジィ理論の対話型ファジィ意思決定支援システムにおける自然言語処理への適用，計測自動制御学会論文集，26-9，92/98　(1990)

［問い合わせ先］

〒804 北九州市戸畑区仙水町１－１

九州工業大学　工学部　情報工学教室

前田　博

TEL：093-871-1931(内)434

FAX：093-871-5835

構造化された教材に対する学習行動のファジィモデル

Fuzzy Learning Model for Structured Instructional Materials

吉根　勝美[*1]　　磯本　征雄[*1]　　石井　直宏[*2]
Katsumi YOSHINE　　Yukuo ISOMOTO　　Naohiro ISHII

[*1]名古屋市立大学　　[*2]名古屋工業大学
Nagoya City University　　Nagoya Institute of Technology

あらまし　教材制作者が教材を易しい項目から難しい項目の順番に並べても，学習者は必ずしもこの順序で学習するとは限らず，現実には項目の間を前進後退しながら試行錯誤により学習している．本研究では，学習項目に対する理解度のファジィ性が試行錯誤という学習行動に結び付くと考え，構造化された教材の学習時の行動をファジィ推論によりモデル化する．筆者らは，項目の順序関係に沿う学習行動と理解の落差に着目する学習行動にについて，ファジィ推論ルールにより学習行動モデルを定式化した．推論ルールは簡潔であるが，試作ＣＡＬシステムの挙動は複雑な試行錯誤の学習行動を実現している．
キーワード　理解度　試行錯誤　ファジィ推論　ＣＡＬ

１．はじめに

基礎的項目から応用的項目へと順序づけられた教材を学習する場合，その順序通りに習得することが理想である．しかし現実には，項目の間の前進後退を繰り返して試行錯誤しながら学習している．こうした学習時における試行錯誤は，複雑ではあるが非常に興味深い学習行動である．本研究では，教材に対する理解の程度のファジィ性が試行錯誤という学習行動に結び付くと考え，構造をもつ教材の学習時の行動をファジィ推論によりモデル化し，ＣＡＬ(Computer Assisted Learning)システムへの応用を試みる．

２．構造化された教材に対する学習行動

2.1 教材の構造化

ある程度まとまった内容を学習するための教材は，学習項目に分割して，その間の順序関係を定めることができる．本稿では，この学習項目をフレームと呼ぶ．フレーム間の順序関係は次のように構成する[1]．まず，教材全体の最終的な学習目標となるフレームを定める．そして，最終目標フレームを学習する前に理解する必要があるフレームを１個以上定める．これらのフレームについても，その学習開始の前提となるフレームを定める．前提となるフレームが尽きるまでこれを繰り返すと，図１に示すような構造化された教材が得られる．前提となるフレームが複数個あるときには，そのすべてを理解する必要がある連言分岐(◆; and)か，少なくとも一つを理解すればよい選言分岐(◇; or)かを明示する[2]．

このような方法で構造化された教材では，順序に従って一つ一つのフレームを確実に理解することは理想的である．しかし実際の学習では，理解した，しないに応じてフレームを前後に行き来しながら，教材に対する理解を深めている．本稿では，このような学習行動を試行錯誤型の学習と呼び，これらの挙動について考察する．

2.2 試行錯誤型の学習行動

学習時の試行錯誤行動の好例は，本を読む時の行動である．本は，一段落が一フレームに相当する構造化された教材とみなせる．読書は，一つ一つの文章を完全に理解してから次に読み進むという厳格なものでは決してない．実際に本を読むときは，理解が不十分でも次に読み進むことがあれば，前に読んだ文章に立ち返って読み直すこともある．この行動は，本稿でいう試行錯誤に他ならない．

本を読むときの前進後退の判断は，文章に対する理解度を規準にする．クリスプなしきい値に対し，これ以上の理解度なら前進，以下なら後退ということにすると，本を読む行動としては極めて不自然になる．前進後退を分けるしきい値が存在するとしたら，それはファジィであり，一冊の本全体の理解の状況に応じて変動するものでもあろう．

そこで，理解度をファジィに捉えることが，自然な試行錯誤型学習行動のモデル化に有効であると筆者らは考えた．次章以降では，これを元にし

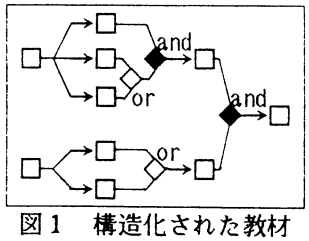


図１　構造化された教材

て，構造化された教材の学習時における試行錯誤行動のモデル化を試みる．

3．ファジィな理解度と局所的な学習行動

3.1 理解度の計測

フレーム毎の理解度は，テストの点数として客観的に計測できる．しかし，テストの点数が１点良ければ，１点分だけよりよく理解しているわけでは決してない．そこで，客観的な理解度計測の場合でも，その結果にはファジィ性を加味する必要がある．フレーム毎の理解度を学習者の主観による自己申告で定める場合は，理解度にファジィ性が内在していることは言うまでもない．

本稿では，理解度を実数区間[0,1] で計測する．まったく理解していないことが 0 ， 完全に理解していることが 1 にそれぞれ対応する． そして，特定のフレーム f_i の理解度は，図２に示すような区間[0,1] 上で定義される三角型ファジィ数[3] $M_i=(a_i,b_i,c_i)$ として与える． ただし，モード（最大レベル対応値）b_i に対する a_i，c_i をそれぞれ次のように定める．

$$a_i=(1-w)b_i,\ c_i=(1-w)b_i+w \qquad (1)$$

w はファジィ数の広がり($0\leqq w\leqq 1$)を表す定数である．

3.2 隣接フレーム対における局所的な学習行動

フレームの前進後退を判断するには，単独のフレームの理解度だけに着目するのではなく，その直前直後のフレームの理解度との何らかの比較が必要である．そこで本節では，順序関係で直接に結ばれている２つのフレームに注目し，どちらのフレームを学習するかをそれぞれの理解度から判断するという学習行動を考える．この判断は，実数区間[-1,+1] で与えるものとする．先行側フレームを学習することが -1 ，後続側フレームを学習することが +1 にそれぞれ対応する．このようなフレーム対における局所的な学習行動は，

写像 s ： $[0,1]\times[0,1]\rightarrow[-1,+1]$

を決定することに他ならない．この定義域は，先行側フレームの理解度の集合と後続側フレームの理解度の集合の直積であり，値域は判断値の集合である．

写像 s は， 理解度が境界値をとる場合の像である判断値 s(0,0)，s(0,1)，s(1,0)，s(1,1) を補間する関数として，次式で定める．

$$s(m_i,m_j)=\sum_{p_i=0}^{1}\sum_{p_j=0}^{1} s(p_i,p_j)\,\delta(m_i-p_i,m_j-p_j) \qquad (2)$$

$$(0\leqq m_i,m_j\leqq 1)$$

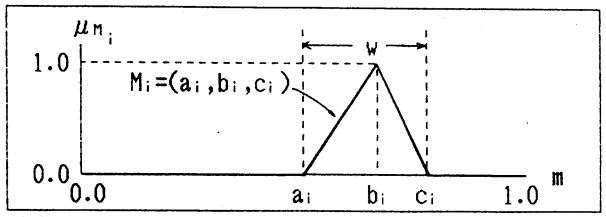


図２ フレーム毎の理解度を表す三角型ファジィ数

表１ 局所的な学習行動の判断値

(a) 経路追跡モデル			(b) 俯瞰探索モデル		
m_i	m_j	$s(m_i,m_j)$	m_i	m_j	$s(m_i,m_j)$
0	0	-0.5	0	0	0.0
0	1	-1.0	0	1	-1.0
1	0	+1.0	1	0	+1.0
1	1	+0.5	1	1	0.0

ここで， m_i は先行側フレームの理解度， m_j は後続側フレームの理解度であり，基底関数の役割を果たす関数 δ は次式で与える．

$$\delta(x,y)=(1-|x|)(1-|y|)\ (-1\leqq x,y\leqq +1) \qquad (3)$$

フレーム毎の理解度は区間[0,1] 上のファジィ数であるから，写像(2)に対して Zadeh の拡張原理を適用することで，フレーム対における判断値は区間[-1,+1] 上のファジィ数として得られる．

この局所的な学習行動は，理解度が境界値をとる場合の４つの判断値を与えることで一意に定まる．これらは教材全体における学習行動モデルに依存する．表１は，次章で考察する教材全体の学習行動の２つのモデルに依存した４つの判断値を示している．

4．ファジィ推論による学習行動モデル

4.1 局所的な学習行動の教材全体における評価

フレームに分割され構造化された教材における学習行動とは，フレーム毎の理解度に応じて，学習するフレームを探索することである．前章の局所的な学習行動における判断値は，学習フレームを探索する際の重要な指標となる．以後，フレーム対における判断値を探索指標と呼び，これに基づいた学習行動のモデル化を試みる．

局所的に決定される探索指標は，教材全体の理解の状況に応じて評価が変動する．例えば，学習の初期段階では理解していないフレームが多いので，教材全体の探索指標は -1 に近い方に多く分布する．学習が終了に近くなると理解しているフレームが多くなるので，探索指標は +1 に近い方に多く分布する．そこで，探索指標の集合[-1,+1] に対して，先行側フレームを学習することを表すファジィ部分集合 S_- および後続側フレームを学習することを表すファジィ部分集合 S_+ を定義する．それぞれのメンバシップ関数は図３のように定める．図中の s_{min}，s_{max} は後述するように与えることで， 学習の進行に応じてメンバシップ関数が適切に変化する．これらのファジィ集合を用いることで，局所的な探索指標の評価に教材全体の学習状況を反映させることができる．

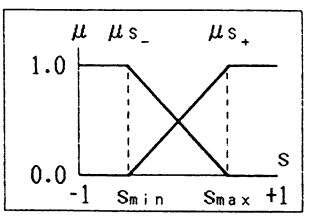


図３ ファジィ集合 S_-，S_+

s_{min} は， 先行側を学習することが明確である

場合と明確でない場合の境界である．同様に s_{max} は，後続側を学習することが明確である場合と明確でない場合の境界である．ここで，学習目標に対して要求される到達度を与える定数として合格点 m_{pass} と，フレーム毎の理解度を表すファジィ数のモードの最小値 m_{min} を導入する（ただし選言分岐では，その中の最大モードを比較対象とする）．このとき，後続側フレームの理解度が m_{pass} 以上で，先行側フレームの理解度が m_{min} 以下である場合は，先行側を学習することが明確である．同様に，先行側フレームの理解度が m_{pass} 以上で，後続側フレームの理解度が m_{min} 以下である場合は，後続側を学習することが明確である．そこで，s_{min}，s_{max} をそれぞれ次のように与える．

$$s_{min}=s(m_{min},m_{pass}),\ s_{max}=s(m_{pass},m_{min}) \quad (4)$$

4.2 順序関係に従った学習行動（経路追跡モデル）

フレーム間の順序関係で構造化されている教材において，順序関係に沿って学習フレームを探索する学習行動を経路追跡による探索と呼ぶことにし，本節では，そのモデル化を試みる．

あるフレーム f_k（理解度 m_k）に着目するとき，その先行フレーム f_p（理解度 m_p）との探索指標 $s(m_p,m_k)=s_{pk}$，および後続フレーム f_s（理解度 m_s）との探索指標 $s(m_k,m_s)=s_{ks}$ は，表1(a)の値を参照して式(2)により算出される．２つの探索指標は，それぞれ先行側，後続側のどちらを学習するかを与えるので，その組み合わせは４通りある．それぞれの典型例と経路追跡による探索行動を図４に示す．

(a)：理解されていないフレーム f_k の前後のフレームは理解されている場合で，２つの探索指標はいずれも f_k を学習することを示し，f_k を学習フレームとして決定する(この探索行動のことをQ_0と呼ぶ)．

(b)：理解されていないフレームの前後のフレームも理解されていない場合は，これら以前のフレームも理解されていないとみなし，探索指標を -0.5 として先行フレーム f_p について探索を繰り返す(Q_-)．

(c)：理解されているフレームの前後のフレームも理解されている場合は，これら以前のフレームも理解されているとみなし，探索指標を +0.5 として後続フレーム f_s について探索を繰り返す(Q_+)．

(d)：理解されているフレームの前後のフレームは理解されていない場合で，探索指標から学習フレームの方向が定めることができず，経路追跡による探索を中止する($Q_\cdot$)．

以上の考察に基づいて，次のように経路追跡モデルにおけるファジィ推論ルールを構成した．

if s_{pk} is S_+ and s_{ks} is S_- then q_k is Q_0.
if s_{pk} is S_- and s_{ks} is S_- then q_k is Q_-.
if s_{pk} is S_+ and s_{ks} is S_+ then q_k is Q_+.
if s_{pk} is S_- and s_{ks} is S_+ then q_k is $Q_\cdot$.

ここで q_k はフレーム f_k に注目したときの探索行動である．図５にファジィ推論の過程を示す．４つの探索行動 Q_0，Q_-，Q_+，$Q_\cdot$ はクリスプであるから，それぞれのメンバシップ関数は図５右側に示すように与えた．q_k の推論結果はモード(最大レベル対応値；図５△印)をもって非ファジィ化する．

経路追跡モデルでの学習行動は次の通りである．最後に学習したフレームを起点として，Q_- またはQ_+ が選ばれる限り，上記ルールを再帰的に適用する．Q_0 が選ばれた時点で学習フレームが決定する．$Q_\cdot$ が選ばれたときは，後述の俯瞰探索モデルに移る．

4.3 理解の落差に着目する学習行動（俯瞰探索モデル）

経路追跡による探索が不可能な場合に，隣接フレームとの理解の落差を教材全体について同時に求め，それから学習フレームを決定する学習行動を俯瞰探索と呼ぶことにし，本節では，そのモデル化を試みる．

フレーム f_k に関する２つの探索指標は，表１(b)の値を参照して式(2)から算出される．経路追跡の場合と同様にして，４通りの典型例と俯瞰探索でフレーム f_k が学習フレームとして選ばれる可能性を図６に示す．

(a)：隣接フレームとの理解の落差が大きい場合は，２つの探索指標はともに f_k を学習することを示し，f_k が学習フレームとして選ばれる可能性は高い（この可能性のことをT_Hと呼ぶ)．

(b)：隣接フレームとの理解の落差が無い場合には，探索指標を 0 とし，f_k が学習フレームとして選ばれる可能性も(a)と(d)の中間とする(T_M)．

(c)：隣接フレームとの理解の落差が無いという点で，(b)とまったく同様である(T_M)．

(d)：隣接フレームよりも理解しているフレーム f_k が学習フレームとして選ばれる可能性は低い(T_L)．

以上の考察に基づいて，次のように俯瞰探索モデルにおけるファジィ推論ルールを構成した．

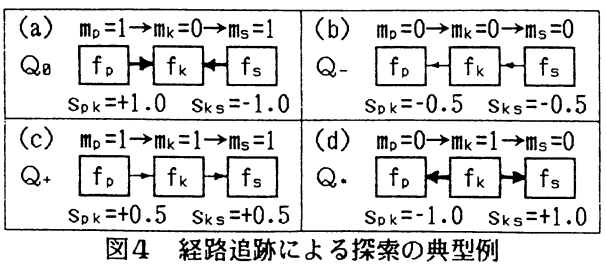


図４　経路追跡による探索の典型例

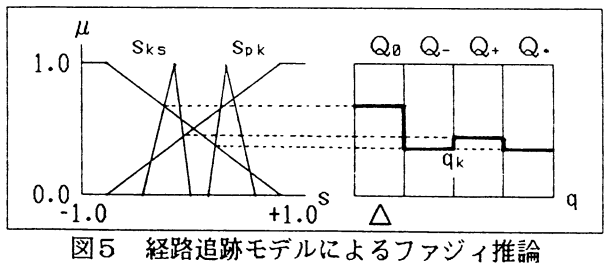


図５　経路追跡モデルによるファジィ推論

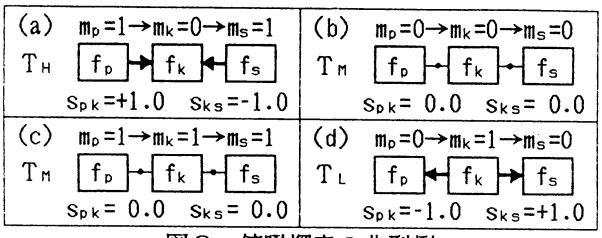


図６　俯瞰探索の典型例

if S_{pk} is S_+ and S_{ks} is S_- then t_k is T_H.
if S_{pk} is S_- and S_{ks} is S_- then t_k is T_M.
if S_{pk} is S_+ and S_{ks} is S_+ then t_k is T_M.
if S_{pk} is S_- and S_{ks} is S_+ then t_k is T_L.

t_k はフレーム f_k が学習フレームとして選ばれる可能性である．図７にファジィ推論の過程を示す．可能性の高低は実数値の大小で表し，３種類の可能性 T_H，T_M，T_L は，それぞれ図７右側に示すようなメンバシップ関数で定義されるファジィ集合として扱う．t_k の推論結果は重心(図７▲印)をもって非ファジィ化する．

俯瞰探索モデルでは，教材のすべてのフレームについて同時に学習フレームである可能性を計算し，その重心が最大のフレームを学習フレームとして決定する．

4.4 試作ＣＡＬシステムの挙動

ここまで議論してきた学習行動モデルの応用として，ＣＡＬシステムを試作した．推論ルールはｐｒｏｌｏｇ言語で記述し，数値計算にはＣ言語を使用している．

単純な直列型の教材において，ファジィな理解度に対するＣＡＬシステムの挙動の一例を図８に示す．図中の括弧内の数値は，理解度を表すファジィ数のモードであり，右肩の＊印は合格点 m_{pass}=0.60 に達していないことを示す．第５ステップでフレーム f_6 の理解度は合格点に達していないが，学習行動モデルは次のフレームを選択した．第８ステップでフレーム f_3 の理解度は極めて低く，学習行動モデルは前進不可能と判断し，f_6 の再学習を選択した．ここで合格点を得ると，学習行動モデルは f_3 の再学習を選択した．最初の学習で合格点に達しなかったフレーム f_3 や f_6 でも同様に，前進後退を繰り返す試行錯誤行動が見られる．図８の例は，ファジィ推論によって，試行錯誤という複雑な学習行動のモデル化が実現できていることを示している．

分岐を含む教材では，連言，選言それぞれに複雑な挙動を示しているが，紙面の都合で詳細は割愛する．

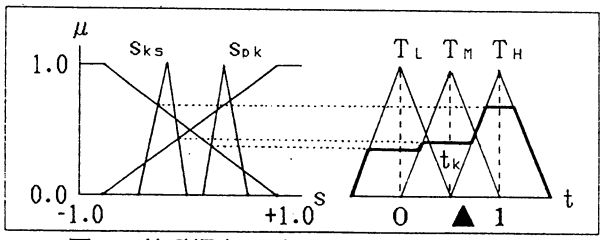


図７　俯瞰探索モデルによるファジィ推論

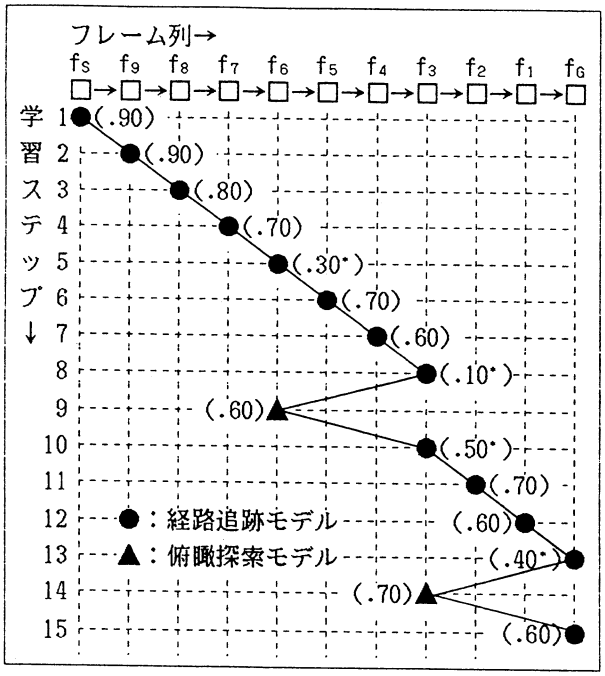


図８　直列型教材における試作ＣＡＬシステムの挙動

５．まとめ

本研究では，試行錯誤という複雑な学習行動を理解度のファジィ性に帰着して，構造化された教材を対象とする学習者の行動モデルをファジィ推論により構成した．ファジィ推論のルール数は８個で極めて簡潔であるが，試作ＣＡＬシステムの挙動は非常に複雑であった．

今回の研究で教材構造はクリスプとしたが，ファジィグラフによる教材構造分析の研究[4] もあり，こうした面での発展も可能である．また，ファジィ集合の定義方法には改善の余地が残されており，検討を重ねることでモデルの発展や実用化への可能性が大きい．

参　考　文　献

[1] 沼野一男：“情報化社会と教師の仕事”，国土社，(1986)
[2] 磯本征雄，吉根勝美，石井直宏，木村吉男：“段階的理解向上をめざしたファジィ理論に基づく学習制御”，信学技報，ET91-87(1991)
[3] Kaufmann A. and Gupta M. M.（田中英夫監訳,松岡浩訳）：“ファジィ数学モデル”，オーム社(1992)
[4] 山下元：“ファジィグラフを応用した教材構造分析法”,信学論(Ｄ-Ｉ)，J74-D-Ｉ,2,88/94(1991)

[問い合わせ先]
〒467 名古屋市瑞穂区瑞穂町山の畑１
名古屋市立大学 計算センター　吉根勝美
TEL: 052-872-5782　FAX: 052-872-5781

ファジィ線形計画法による資源の最適配置

Optimal Allocation of Resource Based on Fuzzy Linear Programming

水沼洋人*　田中丈久*　和多田淳三*　乙部秋良**
Hiroto MIZUNUMA　Tomohisa TANAKA　Junzo WATADA　Akira OTOBE

*大阪工業大学　Osaka Institute of Technology
**鴻池組　Konoike Construction Co.,LTD.

あらまし：　製品を適切に配送するための一手法として線形計画法がある。線形計画問題を定式化する際、制約となる値等は何らかの方法を用いて導き出され、確定値として用いられるが、現実にはあいまいさが含まれている。そこでそれらの値をファジィ数として扱い、ファジィ線形計画法として解く方が適切であると考えられる。よって本研究では、資源配置として配送センターの設置をファジィ線形計画法を用いて解く方法を検討する。その際、配送センターの容量に制限の無い場合および制限のある場合の両者を取り扱う。

キーワード：　ファジィ線形計画法，配送問題

１．はじめに

工業製品あるいは農産物等の供給量が、それらを消費する需要量よりも多く生産した場合には、どこか特定の場所に配送センターを建設し、そこに一旦蓄えておいて、随時必要となったときに配送センターから適切に配送することが考えられる。しかし、配送センターに運ばれてくる余剰分、つまり各都市で発生する過剰分およびその他、不足が生じた都市における不足分は、一般に何らかの予測方法等を用いて求められた値、つまり確定値として扱われるが、それよりも、過剰分および不足分の数量は、ある区間に発生する可能性があると考えられるため、専門家等によって過剰分および不足分の発生する可能性がある区間を設定してもらい、それに幅をもたせてファジィ化することの方が、現実的な対応であると考えられる。このような考えから配送センターの建設を検討するために、可能性を考慮した問題を解くための一手法としてファジィ線形計画法の適用が考えられる。

本研究では、配送センターを建設する最適地を決定することを検討する。配送センター建設に関する評価には、配送コスト最小や配送時間最小といったことが考えられる。ここでは、配送コスト最小である一目的形式の問題を取り扱う。また、配送センターの規模に制限を付加することも考慮する。つまり、①配送センターの容量に制限の無い場合、②配送センターの容量に制限のある場合の両者を取り扱う。このような拘束条件のもとで、ファジィ線形計画法を用いてこの問題を単純に解くことは困難である。このため、組み合わせ最適の方法も用いて、これを解決する方法を提案する。

２．ファジィ線形計画法[1]

線形計画法にファジィ理論を適用したファジィ線形計画法はいくつか存在する[2]が、本研究では、H.-J.Zimmermannによる方法を用いる。このZimmermannによるファジィ線形計画法は、通常の線形計画問題に対して意思決定者のファジィ目標およびファジィ制約を線形のメンバシップ関数で表して、BellmanとZadehによる最大化決定[3]を行えば、通常の線形計画問題に帰着できるものである。

３．定式化

いまn個の都市があり、各々の都市で生産および消費が行われているものとする。そのような中でi番目の都市に着目して考えた場合、その都市と何らかのルートで直接結ばれている都市を確認する。それがh番目の都市およびj番目の都市であったとする。ここでi番目の都市で生産される数量をP_i、消費される数量をC_iとする。また、h番目の都市およびj番目の都市からi番目の都市へ配送される数量をX_{hi}およびX_{ji}とし、その逆、つまりi番目の都市からh番目の都市およびj番目の都市へ配送される数量をX_{ih}およびX_{ij}とすると、

$$P_i+X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij}=C_i \qquad (1)$$

となる。これはi番目の都市の需要量と供給量が、一致していることを表している。ここで、i番目の都市に配送センターを建設するものと仮定すると(1)式は、

$$P_i+X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij}\geqq C_i \qquad (2)$$

となる。(2)式は、容量に制限の無い場合を表している。

容量に制限のある場合についても上述と同様にi番目

の都市に配送センターを建設するものと仮定し、その容量の上限をS_iとすると、

$$S_i+C_i \geqq P_i+X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij} \geqq C_i \qquad (3)$$

となる。

以上から一般式の形式で定式化すると、

①容量に制限の無い場合

$$\min.\ Z=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij}X_{ij}$$

制約条件

$$P_k+\sum_{j=1}^{n}(X_{jk}-X_{kj}) \geqq C_k$$

$$P_i+\sum_{j=1}^{n}(X_{ji}-X_{ij}) = C_i$$

$$X_{jk}, X_{kj}, X_{ji}, X_{ij} \geqq 0$$

$$i=1,2,3,\cdots,n\ ;\ i \neq k$$

②容量に制限のある場合

$$\min.\ Z=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij}X_{ij}$$

制約条件

$$S_k+C_k \geqq P_k+\sum_{j=1}^{n}(X_{jk}-X_{kj}) \geqq C_k$$

$$P_i+\sum_{j=1}^{n}(X_{ji}-X_{ij}) = C_i$$

$$X_{jk}, X_{kj}, X_{ji}, X_{ij} \geqq 0$$

$$i=1,2,3,\cdots,n\ ;\ i \neq k$$

となる。ただし、a_{ij}はi番目の都市からj番目の都市へ配送するためにかかる1単位当たりの配送コストである。

ここで、(1),(2)および(3)式のP_iおよびC_iは確定値であるから、

$$X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij}=C_i-P_i \qquad (1)'$$

$$X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij} \geqq C_i-P_i \qquad (2)'$$

$$S_i+C_i-P_i \geqq X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij} \geqq C_i-P_i \qquad (3)'$$

と式を変形できる。そこで、制約となるC_i-P_iおよび$S_i+C_i-P_i$をファジィ化して、ファジィ制約を構成すると以下のようになる。

（1）' :

これは制約条件が等式となっているため、C_i-P_iのメンバシップ値が1となるような三角型メンバシップ関数から構成されるものとする。つまり、

$$\mu \leqq 1-\frac{X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij}-(C_i-P_i)}{d_1'}$$

$$\mu \leqq 1-\frac{-(X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij})+C_i-P_i}{d_1'}$$

の2式のminをとればよい。また、この2式は制約条件でもある（図1参照）。

（2）' :

容量に制限の無い配送センターを建設する都市では、

$$\mu \leqq 1-\frac{-(X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij})+C_i-P_i}{d_2}$$

が制約条件となる（図2参照）。

（3）' :

(3)'は、次の2式に分けることができる。

$$X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij} \geqq C_i-P_i \qquad (3)'\text{-}1$$

$$X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij} \leqq S_i+C_i-P_i \qquad (3)'\text{-}2$$

ここで(3)'-1は、容量に制限のある配送センターを建設する都市において下限にあたる制約条件となり、それは

$$\mu \leqq 1-\frac{-(X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij})+C_i-P_i}{d_3'}$$

である（図3参照）。また、(3)'-2は上限にあたる制約条件となり、それは

$$\mu \leqq 1-\frac{X_{hi}+X_{ji}-X_{ih}-X_{ij}-(S_i+C_i-P_i-d_3)}{d_3}$$

である（図4参照）。

また、ファジィ目標については、できるだけ配送コストを小さくしたい。このため、線形メンバシップ関数は図5となり、制約条件は

$$\mu \leqq 1-\frac{Z-z'}{d}$$

となる。

以上から一般式の形式で定式化すると、

①容量に制限の無い場合

$$\max.\ \mu$$

制約条件

$$\mu \leqq 1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij}X_{ij}}{d}$$

$$\mu \leqq 1-\frac{\sum_{j=1}^{n}(X_{ji}-X_{ij})-(C_i-P_i)}{d_i'}$$

$$\mu \leqq 1-\frac{-\sum_{j=1}^{n}(X_{ji}-X_{ij})+(C_i-P_i)}{d_i''}$$

$$\mu \leqq 1-\frac{-\sum_{j=1}^{n}(X_{jk}-X_{kj})+(C_i-P_i)}{d_i'''}$$

$$X_{jk}, X_{kj}, X_{ji}, X_{ij} \geqq 0$$

$$i=1,2,3,\cdots,n\ ;\ i \neq k$$

②容量に制限のある場合

$$\max.\ \mu$$

制約条件

$$\mu \leqq 1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij}X_{ij}}{d}$$

$$\mu \leqq 1-\frac{\sum_{j=1}^{n}(X_{ji}-X_{ij})-(C_i-P_i)}{d_i'}$$

$$\mu \leqq 1 - \frac{-\sum_{j=1}^{n}(X_{ji}-X_{ij}) + (C_i-P_i)}{d_i^{'}}$$

$$\mu \leqq 1 - \frac{-\sum_{j=1}^{n}(X_{jk}-X_{kj}) + (C_i-P_i)}{d_i^{L}}$$

$$\mu \leqq 1 - \frac{\sum_{j=1}^{n}(X_{jk}-X_{kj}) - (S_i+C_i-P_i-d_i^{H})}{d_i^{h}}$$

$$X_{jk}, X_{kj}, X_{ji}, X_{ij} \geqq 0$$

$$i = 1, 2, 3, \cdots, n \; ; \; i \neq k$$

となる。

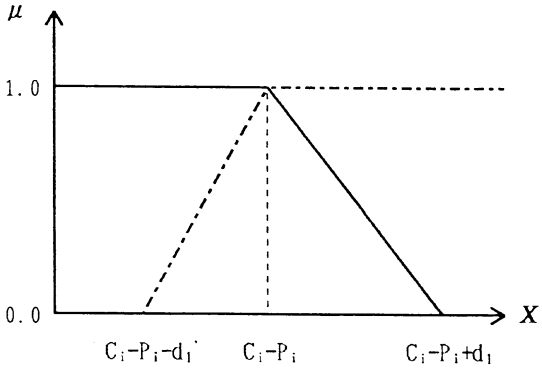


図1 等式の場合のメンバシップ関数

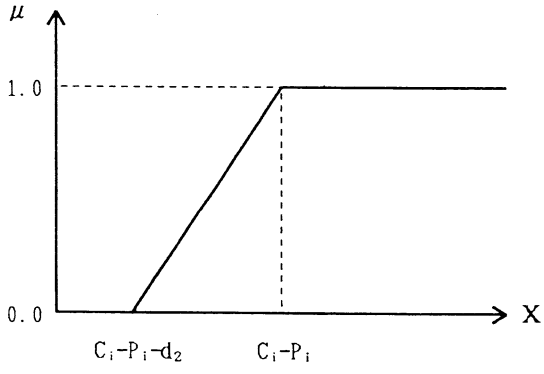


図2 容量に制限の無い場合のメンバシップ関数

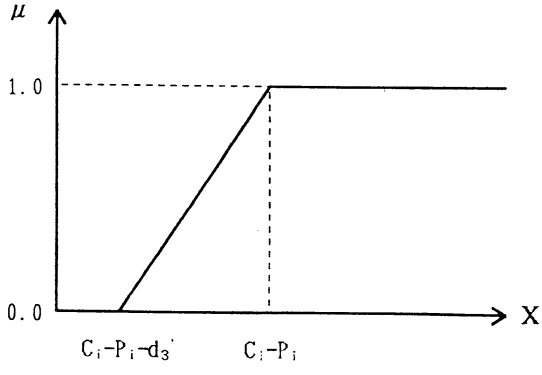


図3 容量に制限のある場合のメンバシップ関数(下限)

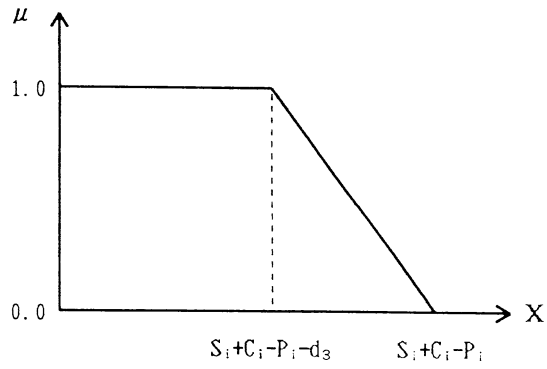


図4 容量に制限のある場合のメンバシップ関数(上限)

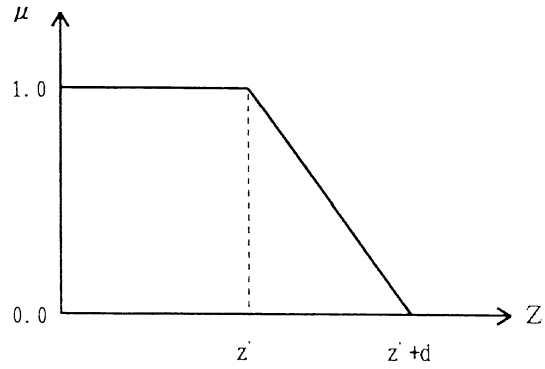


図5 配送コストに関するメンバシップ関数

4. 解法アルゴリズム

配送センター建設の都市を決定するためには、1カ所に建設する場合、kを1からnまでについて解き、配送コストが最小となるものを最適解とする。また、2カ所以上に配送センター建設都市を決定する必要がある場合には、これも同様に総当たりで解き、配送コストが最小となる組を最適解とする。図6に解法のためのアルゴリズムを示す。

5. モデルの設定と結果

図7に示すモデルを用いて、配送センター建設都市を決定した。その結果、容量に制限が無く1カ所に配送センターを建設する場合では、"8"の都市に建設すれば配送コストが最小になることがわかった。これは通常の線形計画法でも、"8"の都市が配送コスト最小であった。だが、ファジィ線形計画法の方が配送コストは小さくなっている。また、容量に制限が無く2カ所に配送センターを建設する場合においては、ファジィ線形計画法および線形計画法とも"5"および"8"の都市に建設すれば、配送コストが最小となる結果となり、3カ所に配送センターを建設するという条件では、これもファジィ線形計画法および線形計画法ともに"2", "5"および"8"の都市に建設すれば、配送コストが最小となる結果を得た。

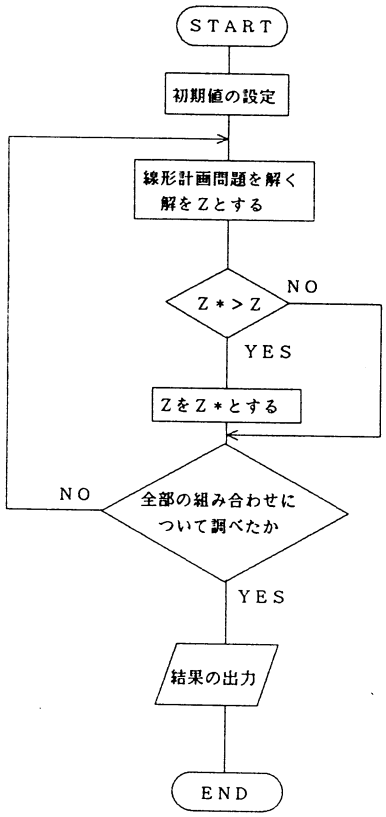


図6 解法のアルゴリズム

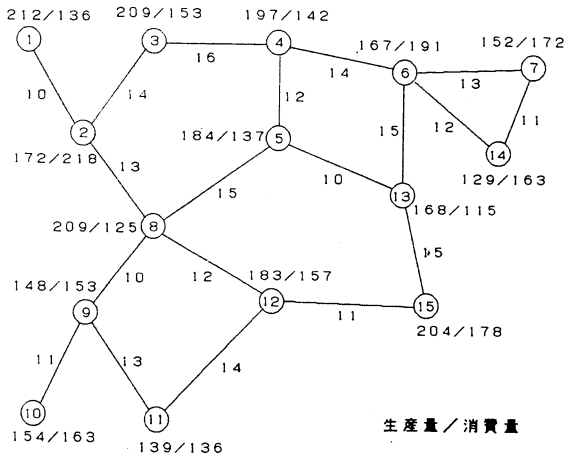


図7 配送モデル

これらも、配送コストはファジィ線形計画法による方が小さくなっている。

また、容量に制限があり２カ所に配送センターを建設する場合および３カ所に配送センターを建設する場合も、容量に制限の無い場合と同様の都市に建設すれば、配送コストが最小となる結果を得た。ただし、配送センターの容量に制限があるため、容量に制限の無い場合よりも配送コストは高くなっている（表１参照）。

表1 シミュレーション結果

	ファジィ		非ファジィ	
	建設都市	配送ｺｽﾄ	建設都市	配送ｺｽﾄ
制限無し（１カ所）	8	7,055	8	7,489
制限無し（２カ所）	5,8	5,379	5,8	5,721
制限無し（３カ所）	2,5,8	4,314	2,5,8	4,590
制限あり（２カ所）	5,8	5,847	5,8	6,245
制限あり（３カ所）	2,5,8	4,966	2,5,8	5,275

６．おわりに

今回は配送コスト最小という一目的のみで行った。結果的には、ファジィ線形計画法の方が線形計画法よりも優位であると思われるが、実際には配送コストが安くなればなるほど、配送時間が長くなると考えられるため、今後は、配送時間も考慮した多目的形式で行ってみたいと考えている。また、モデル自体も小さいものであったことから、総当たりで配送センター建設都市を決定したが、規模が大きくなればなるほど計算時間が長くなってしまうという問題が発生するため、このことを回避する方法も同時に研究されなければならない。

【参考文献】

[１] H.-J.Zimmermann:"Description and Optimization of Fuzzy Systems", Int. Journal of General Systems, Vol. 2, PP. 209-215 (1976)

[２] 乾口雅弘:"ファジィ数理計画問題の可能性理論に基づく体系的定式化法", 大阪府立大学博士学位論文 (1991)

[３] R.E.Bellmann and L.A.Zadeh:"Decision Making in a Fuzzy Environment", Management Science, Vol. 17, PP. 141-164 (1970)

[問い合わせ先]

〒535 大阪市旭区大宮5-16-1
大阪工業大学　経営工学科
人間情報学研究室
水沼　洋人
TEL 06-952-3131
EX. 3702
FAX 06-952-6197

ファジィ多目的線形計画問題に対するパソコン支援対話型プログラムとその応用

Personal Computer Aided Interactive Program for Fuzzy Multiobjective Linear Programming Problems and Its Application

広島大学工学部　第二類（電気系）　坂和正敏
Faculty of Engineering, Hiroshima University　Masatoshi SAKAWA
名古屋市立女子短期大学　矢野　均
Nagoya Municipal Women's College　Hitoshi YANO

あらまし：　近年、多目的線形計画問題の各目的関数に対する意思決定者の主観的な判断のあいまい性に対処するため、意思決定者のファジィ目標をメンバシップ関数により規定した後，意思決定者の設定する基準メンバシップ値を対話的に更新することにより，意思決定者の満足解を導出するという対話型ファジィ満足化手法が提案された。本稿では、提案された対話型アルゴリズムに基づいて作成したパソコン支援対話型プログラムの構成と、自動倉庫最適操作問題に対する対話型プログラムの適用結果について報告する。
キーワード：　多目的線形計画問題、ファジィ目標、対話型プログラム

1．はじめに

近年、坂和ら[1]は、多目的線形計画問題の各目的関数に対して意思決定者はファジィ目標を持つという仮定のもとで、意思決定者のファジィ目標を主観的にメンバシップ関数で規定した後，意思決定者の設定する基準メンバシップ値を対話的に更新することにより，最終的に意思決定者の各目的関数に対する要望を反映させた満足解を導出するという対話型ファジィ満足化手法を提案した。本稿では、提案した対話型アルゴリズムに基づいて作成した、パーソナルコンピュータ支援対話型プログラム[2]について説明する。また、作成した対話型プログラムの自動倉庫最適操作問題[3]への適用結果について報告する。

2．対話型ファジィ多目的線形計画法

一般の多目的線形計画問題は，複数個の互いに相競合する線形の目的関数を与えられた線形の制約条件のもとで何らかの意味で最適化するという問題として定義され，形式的には，次のようなベクトル最小化問題として定式化される．

$$\begin{array}{ll}\text{minimize} & z(\boldsymbol{x})=(z_1(\boldsymbol{x}),\ldots,z_k(\boldsymbol{x}))\\ \text{subject to} & \boldsymbol{x}\in X=\{\boldsymbol{x}\in E^n \mid \\ & A\boldsymbol{x}\leq \boldsymbol{b},\boldsymbol{x}\geq \mathbf{o}\}\end{array}\qquad (1)$$

ここで，$\boldsymbol{x}$ は n 次元決定変数ベクトル，$z_1(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{c}_1\boldsymbol{x},\ldots,z_k(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{c}_k\boldsymbol{x}$ は k個の相競合する線形の目的関数で，X は線形の制約領域を表す．

多目的線形計画問題では，目的関数がベクトルであるため，通常のスカラーの目的関数の最適解の代わりに，ある目的関数の値を改善するためには少なくとも他の1つの目的関数の値を改悪せざるを得ない解，すなわち，パレート最適解が定義されている．

定義1（パレート最適解）
すべての $x^*\in X$ に対して $z_i(x)\leq z_i(x^*), i=1,\cdots,k$, で，しかもある jについて $z_j(x)\neq z_j(x^*)$ となる $x\in X$ が存在しないとき，x^* をパレート最適解であるという．

ベクトル最小化問題として定式化される多目的線形計画問題に対して，人間の判断のあいまい性を考慮すれば，意思決定者は「$z_i(\boldsymbol{x})$ をだいたい a_i以下にしたい」というようなファジィ目標をもつものと考えられる．

ファジィ計画法では，さらにより一般的な場合として，意思決定者が，「$z_i(\boldsymbol{x})$ はだいたい a_i以下にしたい」，あるいは「$z_i(\boldsymbol{x})$ はだいたい b_i以上にしたい」というファジィ目標のみならず，「$z_i(\boldsymbol{x})$ はだいたい c_iぐらいにしたい」というファジィ目標をもつような，一般化された多目的線形計画問題を取り扱うことができる．このような一般化多目的線形計画問題は，形式的には次のように表すことができる．

$$\begin{array}{lll}\text{fuzzy min} & z_i(\boldsymbol{x}) & i\in I_1\\ \text{fuzzy max} & z_i(\boldsymbol{x}) & i\in I_2\\ \text{fuzzy equal} & z_i(\boldsymbol{x}) & i\in I_3\\ \text{subject to} & \boldsymbol{x}\in X & \end{array}\qquad (2)$$

$$I_1\cup I_2\cup I_3=\{1,2,\ldots,k\}, I_i\cap I_j=\phi, \quad i,j=1,2,3, i\neq j,$$

ここで，fuzzy min $z_i(\boldsymbol{x})$ あるいは fuzzy max $z_i(\boldsymbol{x})$ は「$z_i(\boldsymbol{x})$ をだいたい a_i 以下，あるいはだいたい b_i 以上にしたい」という意思決定者のファジィ目標を表し，fuzzy equal $z_i(\boldsymbol{x})$ は「$z_i(\boldsymbol{x})$ はだいたい c_i ぐらいにしたい」というファジィ目標を表す。以下では、これらのファジィ目標は、それぞれ対応するメンバシップ関数により規定されるものと仮定する．

意思決定者のファジィ目標として fuzzy equal $z_i(\boldsymbol{x})$ が含まれる場合には，$z_i(\boldsymbol{x})$ の大小関係に基づいて定義されているパレート最適解の概念をそのまま適用することはできない．そこで，目的関数の代わりにメンバシップ関数の大小関係に基づいて定義されるパレート最適解として、M-パレート最適解の概念を導入する．

定義 2（M-パレート最適解）

$\boldsymbol{x}^* \in X$ に対して $\mu_i(z_i(\boldsymbol{x})) \geq \mu_i(z_i(\boldsymbol{x}^*)), i = 1,\cdots,k$ で，しかもある j について $\mu_i(z_j(\boldsymbol{x})) \neq \mu_i(z_j(\boldsymbol{x}^*))$ となるような $\boldsymbol{x} \in X$ が存在しないとき，$\boldsymbol{x}^*$ を M-パレート最適解であるという．

一般に，k 個の相競合するメンバシップ関数に対して，いわゆる統合関数とでもよぶべき関数

$$\mu_D(\mu_z(\mathbf{x})) = \mu_D(\mu_{z_1}(\mathbf{x}),\ldots,\mu_{z_k}(\mathbf{x})) \quad (3)$$

を導入すれば，次のようなファジィ多目的意思決定問題が形式的に定義できる．

$$\text{maximize}_{x\in X}\ \mu_D(\mu_z(\mathbf{x})) \quad (4)$$

もし意思決定者の統合関数 $\mu_D(\mu_z(\mathbf{x}))$ の関数形を大域的に同定することができれば，後は単一目的計画問題を解くことに帰着され，話は簡単である．しかし一般には意思決定者のこのような統合関数の関数形を大域的に固定することは非常に困難な作業であると思われる．したがってこのような場合には，意思決定者の陰に存在する統合関数を大域的に陽に固定することなく，意思決定者との対話により，局所的な選好情報を引き出し，最終的に意思決定者の満足解を求めるという対話型手法が望ましい．

多目的線形計画問題 (1) あるいは一般化多目的線形計画問題 (2) の各目的関数に対する意思決定者のメンバシップ関数が決定された後，各メンバシップ関数に対して意思決定者の志望水準を反映させる基準メンバシップ値 $\bar{\boldsymbol{\mu}} = (\bar{\mu}_1,\cdots,\bar{\mu}_k)^T$ が主観的に設定されたとする。この基準メンバシップ値にある意味で近い (M-) パレート最適解は，次のミニマックス問題を解くことにより求められる．

$$\begin{aligned} \underset{\boldsymbol{x}\in X}{\text{minimize}} \quad & v \\ \text{subject to} \quad & \bar{\mu}_i - \mu_i(z_i(\boldsymbol{x})) \leq v, \\ & i = 1,\cdots,k \end{aligned} \quad (5)$$

この問題を解くことにより，ミニマックスの意味で，意思決定者が主観的に設定した基準メンバシップ値 $\bar{\mu}_i$ に近い (M-) パレート最適解が得られる．

ミニマックス問題を解いて得られる最適解と（一般化）多目的線形計画問題の (M-) パレート最適解との関係は，次の定理に与えられる．

定理 1

(1) もし $\boldsymbol{x}^* \in X$ がある基準メンバーシップ値に対するミニマックス問題の一意的な最適解であれば，$\boldsymbol{x}^*$ は（一般化）多目的計画問題の (M-) パレート最適解である．

(2) もし，$\boldsymbol{x}^* \in X$ が（一般化）多目的計画問題の (M-) パレート最適解であれば，$\boldsymbol{x}^*$ がミニマックス問題に対する最適解となるような基準メンバシップ値が存在する．

定理 1 からもわかるように，ミニマックス問題の最適解 x^* の一意性が保証されなければ，x^* が (M-) パレート最適解であるかどうかをテストする必要がある．x^* のパレート最適性のテストは，線形計画問題

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & \sum_{i=1}^{k} \varepsilon_i \\ \text{subject to} \quad & \mu_{z_i}(x) + \varepsilon_i = \mu_{z_i}(x^*) \\ & i = 1,\ldots,k, \quad x \in X \quad \varepsilon \geq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

を解くことにより実施できることがわかる．この問題の最適解 $\bar{x}$，$\bar{\varepsilon}$ に対して，次の定理が成立する．

定理 2

パレート最適性のテスト問題 (6) の最適解 $\bar{x}$，$\bar{\varepsilon}$ に対して，

(1) $\bar{\varepsilon} = 0$ であれば，x^* は多目的線形計画問題のパレート最適解である．

(2) $\bar{\varepsilon} \geq 0$ のときは，x^* は多目的線形計画問題のパレート最適解ではない．このとき，$\bar{x}$ がミニマックス問題 (5) に対応したパレート最適解となる．

さて，意思決定者が現在の (M-) パレート最適解で満足するのか，あるいは基準メンバシップ関数を更新するのかの判断のための情報として，現在の解における各メンバシップ関数間のトレード・オフ比を与えることが考えられる．このトレード・オフ比は，ミニマックス問題 (5)

のメンバシップ関数に関する制約式のシンプレックス乗数を π_i とすると，$\pi_i > 0 (i = 1, \cdots, k)$ であれば，次式で与えられる．

$$-\frac{\partial \mu_i(z_i(\boldsymbol{x}))}{\partial \mu_1(z_1(\boldsymbol{x}))} = \frac{\pi_1}{\pi_i} \qquad i = 2, \ldots, k \qquad (7)$$

意思決定者は主観的に設定した基準メンバシップ値にある意味において近い (M-) パレート最適解の目的関数の達成レベルに，もし満足できなければ，満足のできる (M-) パレート最適解が得られるまで，対話的に次々と基準メンバシップ値を更新することになる．このような意思決定者の (M-) パレート最適性の保証された満足解を求めるための対話型アルゴリズムを，次のように構成することができる．

ここで，* 印のついた手順では，意思決定者との対話が行われる．

《対話型アルゴリズム》

手順 0　：与えられた制約領域における各目的関数の個別の最小値と最大値を求める．

手順 1*：各目的関数に対するメンバシップ関数を決定する．

手順 2：初期の基準メンバシップ値を 1 に設定する．

手順 3：設定された基準メンバシップ値に対して，ミニマックス問題を解き，(M-) パレート最適解と現在の解における各メンバシップ関数間のトレード・オフ比を求める．

手順 4*：現在の解に満足なら終了．そうでなければ，現在のメンバシップ関数値とトレード・オフ比を考慮して，基準メンバシップ値を更新して手順 3 へもどる．

3．対話型計算機プログラムと自動倉庫最適操作問題への応用

提案した対話型アルゴリズムに基づいて、多目的線形計画問題に対する意思決定者の満足解を導出するための対話型計算機プログラムを C 言語 (MS-C Ver 5.1) で作成した。以下では、作成した計算機プログラムの構成と使用方法について説明する。

プログラムは、C 言語による 10 個のソースプログラム IFMOLP.C, IFMOLP2.C, MEM2.C, PREV.C, MF.C, GRAPHM.C, MEMLS.C, MENU.C, LOK.C および DATAIN2.C と対応する実行可能プログラム IFMOLP.EXE から構成されている。10 種類のソースプログラムの役割を要約すると，次のようになる．

(1) IFMOLP.C, IFMOLP2.C：メインプログラムと対話型アルゴリズムの主要サブルーチン，および MINMAX, LOOK, SUMMARY などの各コマンドのサブルーチン．

(2) MEM2.C：ミニマックス問題を二分法により解くためのサブルーチン．

(3) PREV.C：改訂シンプレックス法のサブルーチン．

(4) MF.C：ファジィ目標を表わすメンバシップ関数を，線形のみならず非線形も含む 5 つのタイプの関数形の中から，対話的に設定するためのサブルーチン．

(5) GRAPHM.C：メンバシップ関数のグラフ表示用サブルーチン．

(6) MEMLS.C：メンバシップ関数に関する情報のロードとセーブを行なうサブルーチン．

(7) MENU.C：メニューコマンドのサブルーチン．

(8) LOK.C：各コマンドの実行結果の表示用サブルーチン．

(9) DATAIN2.C：データ入力用サブルーチン．

本プログラムでは、意思決定者のファジィ目標を表すメンバシップ関数として，意思決定者は主観的に満足度の増加率を考慮して，線形の関数のみならず，非線形の関数として，指数，双曲線，逆双曲線，区分的線形、以下の 5 つのタイプから選択して，それぞれの関数に対するパラメータ値を，意思決定者との対話により決定することができるように設計されている．ここで、z_i^a は目的関数 $z_i(x)$ のメンバシップ関数 $\mu_i(z_i(x))$ の値が a となるような $z_i(x)$ の値を表わす．

(1) 線形メンバシップ関数

$$\mu_i(z_i(x)) = (z_i(x) - z_i^0) \,/\, (z_i^1 - z_i^0)$$

(2) 指数型メンバシップ関数

$$\mu_i(z_i(x)) = \alpha_i\{1 - \exp(-\beta_i(z_i(x) - z_i^0) \,/\, (z_i^1 - z_i^0))\}$$

ここで $\alpha_i > 1$, $\beta_i > 0$ あるいは $\alpha_i < 0$, $\beta_i < 0$ で，β_i は型パラメータである．

(3) 双曲線型メンバシップ関数

$$\mu_i(z_i(x)) = (1/2)\tanh(\alpha_i(z_i(x) - \beta_i))$$

$$+(1/2)$$

ここで $\alpha_i > 0$ あるいは $\alpha_i < 0$ で，α_i は型パラメータ，β_i は変曲点を表す．

(4) 逆双曲線型メンバシップ関数

$$\mu_i(z_i(x)) = \alpha_i \tanh^{-1}(\beta_i(z_i(x) - \gamma_i)) + (1/2)$$

ここで $\alpha_i > 0, \beta_i > 0$ あるいは $\beta_i < 0$ で，β_i は型パラメータ，γ_i は変曲点を表す．

(5) 区分的線形メンバシップ関数

$$\mu_i(z_i(x)) = t_{ir} z_i(x) + s_{ir}$$

$$g_{i,r-1} \leq z_i(x) \leq g_{ir}$$

ここで，g_{ij}, $j = 1, \ldots, N_i$ は，区分的線形メンバシップ関数の区分点で，t_{ir} と s_{ir} は，それぞれ，区間 $[g_{i,r-1}, g_{ir}]$ における直線の傾きと y 切片を表す．

実行可能プログラム IFMOLP.EXE をロードすると，オープニングメッセージで，取り扱うことのできる問題の規模が表示される．設定値でよければ，リターンキーを押せば，次のようなメニュー画面が現れる．

(1) DATAIN：問題に含まれるパラメータの入力

(2) MINMAX：制約条件のもとで各目的関数の最大値と最小値を表示する

(3) GO：基準メンバシップ値の更新による，(M-) パレート最適解の集合の中からの意思決定者の満足解の導出

(4) LOOK：問題構造の表示

(5) SUMMARY：全対話過程の要約の表示

(6) GRAPH：各目的関数に対するメンバシップ関数のグラフ表示

(7) MF：意思決定者による各目的関数のメンバシップ関数の設定

(8) SHELL：DOS コマンドの実行

(9) STOP：プログラムの終了

各コマンドの詳しい説明については、紙面の都合上、当日述べる。

作成した対話型プログラムを、以下のような3目的線形計画問題として定式化される自動倉庫最適操作問題 [3] に適用した。

$$\begin{aligned}
\text{maximize} \quad & z_1(x) = x_1 + x_2 \\
& +5x_3 + 5x_4 + 4x_5 + 4x_6 + 2x_7 + 2x_8 \\
\text{minimize} \quad & z_2(x) = x_3 + x_4 + x_5 + x_6 \\
\text{minimize} \quad & z_3(x) = \\
& 5.6x_1 - 5.6x_2 - 2.4x_3 + 2.4x_4 \\
& -5.25x_5 + 5.25x_6 - 8.4x_7 + 8.4x_8 \\
\text{subject to} \quad & x_1 + x_2 \leq 1000,\ x_3 + x_4 \leq 200, \\
& x_5 + x_6 \leq 250,\ x_7 + x_8 \leq 500; \\
& -x_1 + x_2 \leq 300,\ x_3 - x_4 \leq 100, \\
& x_5 - x_6 \leq 200,\ x_7 - x_8 \leq 200; \\
& x_1 + x_3 + x_5 + x_7 \leq 1500, \\
& x_2 + x_4 + x_6 + x_8 \leq 1500; \\
& 500 \leq x_1 + x_2 + x_5 + x_6 \leq 1500, \\
& 300 \leq x_3 + x_4 + x_7 + x_8 \leq 1000; \\
& 2x_1 + 2x_2 + x_3 + x_4 \leq 3000, \\
& x_1 + x_2 + 6x_3 + 6x_4 \leq 1000; \\
& 3x_5 + 3x_6 + x_7 + x_8 \leq 800, \\
& x_5 + x_6 + 2x_7 + 2x_8 \leq 1400.
\end{aligned}$$

仮想的な意思決定者は、各目的関数に対するファジィ目標として、それぞれ次のようなメンバシップ関数を設定したものと仮定する。

$z_1(x)$: 区分的線形型, $(z_1^0, z_1^{0.2}, z_1^{0.5}, z_1^1) = (1400, 1700, 1950, 2400)$

$z_2(x)$: 指数型, $(z_2^0, z_2^{0.5}, z_2^1) = (200, 60, 0)$

$z_3(x)$: 線形型, $(z_3^0, z_3^1) = (0, -4650)$

この時、仮想的な意思決定者と対話型プログラムとの対話過程については、紙面の都合上、当日述べる。

参考文献

[1] 坂和正敏、経営数理システムの基礎、森北出版 (1991)

[2] 坂和正敏、経営数理システムの基礎プログラムソフト使用説明書、森北出版 (1992)

[3] H.Nakayama, Y.Karasawa and S.Dohi, Subjective programming applied to optimal operation in automated warehouses, Int. J. Systems Sci., Vol.11, 513-525 (1980).

連絡先：〒 724 東広島市鏡山 1-4-1

広島大学工学部第二類　坂和正敏

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

区間生産関数を用いた応用研究

An Application Study Based on Interval Production Function

森本正昭 Masaaki MORIMOTO 電通 Dentsu Inc.
秋元 武 Takeshi AKIMOTO ナブラ Navla Inc.
和多田淳三 Junzo WATADA 大阪工業大学 Osaka Institute of Technology

This paper proposes to employ interval regression analysis for modelling a production function proposed by C.W.Cobb and P.H.Douglas. The function obtained by interval regression analysis is named here as Interval Production Function because of its possibilistic concept. In this paper, we analyze 1) time series data of American and Japanese industries, and 2) crossection data of prefectural domestic product in Japan. In terms of these analysises, we clarify the meaning of the interval regression analysis in the industries.

1 はじめに

生産要素の投入量とその結果としての産出量との数量的関係を示すものが生産関数である。生産要素としては土地および資本、労働を取り入れ、当初は特定農産物の収穫量との理論構成に使用された。初めて具体的な統計データにもとづいて生産関数を測定したのがP．H．ダグラスであり、これはダグラス型生産関数として知られている。彼はアメリカの製造工業全体の生産関数を測定し、この手法の有用性を明らかにした。さらにR．ソローは一国の国民生産のレベルで測定された生産関数を成長勘定に活用することを提唱した。将来の労働人口や、投下資本の推定値から国の成長率が予測できることになる。その前提は生産関数のパラメータが安定していることである。例えば期間を変えてもその値に大した変化がなければ実用性があることになる。しかし、生きた経済現象から生じる統計値からは安定したパラメータが得られない経験をすることが多い。そこでどの期間のどのようなデータをとるか、計算結果がどれくらいの範囲に入れば良いのかという質的な側面からの検討が必要となる。この研究では区間回帰分析2)の特徴を活かした区間生産関数の導入により、まずダグラスと同様の結果が得られるかどうか、さらには安定したパラメータではなくとも、可能性の幅のある係数を計算し利用できないかなどを検討する。

2 ダグラス型生産関数

生産関数は１８２０年代にドイツのフォン・テューネンによって限界生産力説を発展させ、実験的に生産要素としての労働と資本を分離し、限界生産力曲線を観察した。その後、１８８８年にクラークが示した限界生産力説は、生産物市場および生産要素市場が競争的であるとき、賃金率、利子率、地代などの各生産要素の価格が限界生産物に一致することを明らかにした。

P．H．ダグラスは１９２７年にアメリカの１８９９年から１９２２年の間のデータを用いて、製造業全体についての労働雇用人数、物価指数で修正した固定資本額を指数化し、雇用指数系列L、固定資本指数系列Cと物的生産量指数列Pの関係を

$$P=bL^kC^{1-k} \quad \text{または}$$
$$\log P=B+k\log L+(1-k)\log C$$

で表し、C．W．コップの助力を得てこの対数線型式に最小自乗法を当てはめ k=0.75の値を得たとしている。これに対し、D．デューランドはこの式では生産関数が一次同次であり、一般的収穫不変をアプリオリに仮定しているとし

$$P=bL^kC^j \quad \text{または}$$
$$\log P=B+k\log L+j\log C$$

の形式で重回帰推定を行い、k+jが1となることを問題にすべきであると指摘した。ダグラスはこの批判を受け入れ、その後コップ・ダグラス型の妥当性を証明するため数多くの追試を行った結果、kの値は0.42から0.84に散らばるものの、ある程度は説明できるとし、また k+j はだいたい1に近くなるとしている。

一般にコブ・ダグラス型生産関数では

$$k+j=1 \qquad 0<k<1$$

と仮定されることが多い。この仮定のもとでは、この生産関数は一次同次性、要素間の限界代替率逓減の性質を持つとされている。生産関数のパラ

メータのズレは市場における不完全競争要因に起因すると説明している。

本論の区間生産関数ではこのようなズレは経済現象というシステム記述の不正確性にもとずく可能性の範囲でのズレであり、モデルの係数にその曖昧性を幅で表現しようとするものである。

先ほどのダグラスが使ったのと同じデータによって期間を移動したりデータ数をいろいろ変えて統計的回帰分析を用いて計算してみると、k，jの値は大きく変動し、時には係数が負になることもある（表２）。それでは意味をなさないので、幅のある推定をする方法を試みる意義がある。

3　区間回帰分析

入出力データを区間線形システムによってモデル化する方法を区間回帰分析といい、入出力関係の可能性をシステムの係数の区間の幅に帰着させる方法である。係数が実数区間によって定義された線形システムを区間線形システムと呼ぶ。

区間$A_j=(\alpha_j, C_j)$によって区間線形システムを

$$Y=A_1x_1+\cdots\cdots+A_nx_n$$

と表す。A_jの特性関数$\chi_{AJ}(\alpha_j)$を次のように定義する。

$$\chi_A(x)=\begin{cases}1 & x\in[\alpha-C,\ \alpha+C]\\ 0 & x\notin[\alpha-C,\ \alpha+C]\end{cases}$$

区間回帰分析では区間出力データを取り扱うので、与えられるデータは(Y_i, x_i), $i=1,\cdots,N$とする。ただしY_iはファジィ出力で$Y_i=(y_i, e_i)$と表し、$x_i=(x_{i1},\cdots,x_{in})^t$はi番目のデータに対する説明変数である。

区間回帰の解は次のＬＰ問題を解くことによって得られる。

$$J(C)=\min\Sigma C^t|x| \qquad (1)$$

$$y_i+e_i\leqq\Sigma\{x_i\alpha+C^t|x|\}$$
$$y_i-e_i\geqq\Sigma\{x_i\alpha-C^t|x|\}$$
$$C\geqq 0$$
$$i=1,\cdots\cdots,N$$

また区間回帰分析の特徴は次のようにまとめることができる。

１）データ数が多いほど区間の幅が大きくなる。
　少ないと幅が狭くなる。

２）ＬＰ問題(1)の解は常に存在する。

要因効果を判定する尺度は特にないが、ここでは経験的に係数の幅Ｃにゼロでない値が得られる要因X_iが変動が大きいものとして注目した。

これらの特徴は通常の回帰分析とは大いに異なるものである。

4　区間生産関数の応用事例

区間生産関数の応用事例を以下に示す。

例１と例２はデータが時系列データであり、例３はクロスセクションデータを与えている。時系列データについては可能性回帰分析が実用性が高いことを3)4)で示したので、本論ではクロスセクション・データの事例についても説明する。

＜例１＞ダグラスの生産関数

ダグラスが用いた米国の製造業全体の資本ストック他の指数（１８９９年から１９２２年）を使うと分析結果は表１のようになる。

表１　生産関数の係数の比較

従来の生産関数による分析結果	
労働指数の係数ｋ	資本ストックの係数ｊ
0.7640	0.2460
係数の和ｋ＋ｊ	1.0100

区間生産関数による分析結果	
労働指数の係数ｋ	資本ストックの係数ｊ
0.746 , 0.000	0.294 , 0.036
係数の和ｋ＋ｊ	1.040, 0.036

区間生産関数は従来の方法とは全然違う計算法にもかかわらず、その結果はほぼ一致している。区間の幅は資本ｋの方に0.036が得られた。

労働に対する係数が0.764というのは他のデータ（労働分配率）とも一致し、妥当な値が得られたとしているが、ダグラスはこの近傍の値が得られるような期間を模索したのであろう。係数の値は表２のように期間を変えてみると大きく変わってしまい安定性がないし、負の係数が出力されるに至っては妥当性もない。そこで区間生産関数を使うとどうなるかであるが、ｙの推定値は区間内に納まるとしても、係数そのものの意味づけをするには今の場合$\alpha\pm C$ 0.294±0.036でカバーできる範囲を越えている。

表２　期間を変えた計算結果

	ｋ	ｊ
最初の１０年	1.4820	-0.0560
中間の１０年	1.4660	0.0001
終りの１０年	0.6100	0.2160

＜例２＞　日本の産業分析

生産関数の係数を産業別に産出してみる。ここでは繊維工業、電気機械工業、精密機械工業および建築業の生産性を分析している。資料は１９８０年から１９８３年までの指数化されたデータを使用している。産出額は生産者価格、労働は各産業への就業者数、資本は総固定資本形成のデータを使用した。表３に各産業ごとの区間生産関数の係数を示す。表４は対応する統計的回帰分析で得られた生産関数の係数を示している。

分析結果から、生産関数の資本投入量と労働投入量の係数a,bの値は、これを弾性値とみるとき大きすぎるものもあるが、相対的には意味のある数値を示している。係数a,bの和は、繊維工業0.680、電気機械工業1.928、精密機械工業1.324、建築業1.018である。これは建築業の生産は限界生産力不変であるが、繊維工業は限界生産力逓減であり、電気機械工業と精密機械工業は限界生産力逓増になっており、一次同次性ではないことを示している。

表３　区間生産関数による分析結果

	資本の係数 a		労働の係数 b		係数の和a+b	
	中心値	幅	中心値	幅	中心値	幅
繊維工業	0.678	0.002	0.009	0.000	0.680	0.000
電気機械	1.860	0.000	0.680	0.010	1.928	0.010
精密機械	1.071	0.006	0.253	0.000	1.324	0.006
建築業	0.991	0.000	0.027	0.000	1.018	0.000

表４　従来の生産関数による分析結果

	資本の係数 a		労働の係数 b		係数の和a+b	
	回帰係数	標準化	回帰係数	標準化	回帰係数	標準化
繊維工業	0.703	1.019	0.054	0.056	0.757	1.075
電気機械	1.569	0.866	0.322	0.125	1.891	0.991
精密機械	1.146	0.970	0.923	0.374	2.116	1.344
建築業	1.060	1.075	0.225	0.090	1.285	1.165

この例ではデータの期間が短いので、区間回帰分析の特徴１）により、区間が狭くなり表４の係数をカバーできていない。

＜例３＞　県民生産性の分析

クロスセクション・データの例として、県民生産性の分析を行う。そのため、まず４７都道府県をいくつかにグルーピングする。方法は民力指数（基本指数、産業活動指数、消費指数、文化指数）６）を基にファジィ・クラスター分析を行った。ファジィ化したクラスター分析を行なう理由は、類似した県群内での生産関数を計算するためと各群の県の数に偏りがでた場合、境界領域にある県を他の群でも使うようにしてデータ数をある程度以上に揃えるためである。ファジィ化したｋ－ｍｅａｎｓ法により５群を抽出したが（表５）、その結果をさらにまとめて次の３グループとした。

第１群　地方県グループ　　表５のクラス１
鳥取　高知　島根　徳島　佐賀　福井など２４県
第２群　地域県グループ　　表５のクラス３
広島　新潟　宮城　三重　福島　岡山など１３県
第３群　都市圏グループ　　表５のクラス２、４、５　東京　大阪　神奈川　愛知　埼玉　福岡など１０県

表５　県のファジィ・クラスター分析の結果
（朝日民力の４指数をデータとする）

	クラス1	クラス2	クラス3	クラス4	クラス5
北海道	0.017	0.025	0.032	0.002	0.924
青森	0.974	0.001	0.023	0.000	0.002
岩手	0.980	0.000	0.018	0.000	0.001
宮城	0.138	0.003	0.841	0.000	0.017
秋田	0.999	0.000	0.001	0.000	0.000
山形	0.993	0.000	0.006	0.000	0.001
福島	0.169	0.003	0.816	0.000	0.012
茨城	0.074	0.006	0.878	0.001	0.041
栃木	0.074	0.002	0.916	0.000	0.008
群馬	0.036	0.001	0.958	0.000	0.005
埼玉	0.028	0.069	0.052	0.003	0.848
千葉	0.008	0.007	0.018	0.000	0.967
東京	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
神奈川	0.023	0.792	0.035	0.007	0.143
新潟	0.009	0.000	0.988	0.000	0.002
富山	0.989	0.000	0.010	0.000	0.001
石川	0.961	0.001	0.036	0.000	0.003
福井	0.972	0.001	0.024	0.000	0.003
山梨	0.979	0.001	0.018	0.000	0.002
長野	0.005	0.000	0.994	0.000	0.001
岐阜	0.048	0.002	0.943	0.000	0.008
静岡	0.110	0.043	0.314	0.004	0.529
愛知	0.023	0.834	0.033	0.007	0.103
三重	0.267	0.003	0.714	0.001	0.016
滋賀	0.944	0.001	0.051	0.000	0.004
京都	0.090	0.008	0.842	0.001	0.059
大阪	0.033	0.794	0.043	0.032	0.097
兵庫	0.005	0.006	0.009	0.000	0.980
奈良	0.988	0.000	0.011	0.000	0.001
和歌山	0.999	0.000	0.001	0.000	0.000
鳥取	0.914	0.003	0.072	0.001	0.011
島根	0.944	0.002	0.047	0.000	0.006
岡山	0.111	0.002	0.876	0.000	0.010
広島	0.106	0.010	0.805	0.001	0.078
山口	0.766	0.003	0.219	0.000	0.012
徳島	0.957	0.001	0.037	0.000	0.005
香川	0.999	0.000	0.001	0.000	0.000
愛媛	0.882	0.002	0.109	0.000	0.007
高知	0.948	0.002	0.044	0.000	0.006
福岡	0.057	0.029	0.130	0.003	0.782
佐賀	0.948	0.002	0.044	0.000	0.006
長崎	0.970	0.001	0.027	0.000	0.002
熊本	0.771	0.003	0.213	0.000	0.012
大分	0.999	0.000	0.001	0.000	0.000
宮崎	0.995	0.000	0.005	0.000	0.000
鹿児島	0.778	0.003	0.207	0.000	0.012
沖縄	0.963	0.001	0.032	0.000	0.004

注）アンダーラインは各クラスへの所属度の最大値を表す。

表６は労働と資本の２変数をとっているが、労働生産性は都市圏で高く、地域県、地方県に行くに従って低くなっている。これは第１次産業の比率など産業構造の違いを示している。またダグラスの頃の結果と比べると資本に対する係数がいずれも高く労働の係数が低いことが分かる。これは

労働コストの上昇をオートメーションなどの技術的進歩が代替するといった労働と資本の代替率の変化を意味しているのであろう。現在のようなストック経済の時代にはそれ以前とは資本の構成も大きく変わっていることも考えられる。

区間回帰分析で係数の幅C にゼロでない数値が得られるのはその変数の変動が大きいことを示しているが、表６ではいずれも資本のところに幅C の値が出ている。

表６　資本、労働の２変数の場合

	地方県ｸﾞﾙｰﾌﾟ		地域県ｸﾞﾙｰﾌﾟ		都市圏ｸﾞﾙｰﾌﾟ	
	α	C	α	C	α	C
資本 a	0.827	0.020	0.644	0.013	0.863	0.016
労働 b	0.180	-	0.271	-	0.434	-
a+b	1.007	-	0.915	-	1.297	-

表７　資本、労働、情報化の３変数の場合

	地方県ｸﾞﾙｰﾌﾟ		地域県ｸﾞﾙｰﾌﾟ		都市圏ｸﾞﾙｰﾌﾟ	
	α	C	α	C	α	C
資本 a	0.560	0.014	0.601	-	2.097	-
労働 b	0.183	-	0.011	-	-1.154	-
情報 c	0.053	-	0.016	0.006	0.003	0.003
a+b+c	0.796	-	0.628	-	0.946	-

a　資本の係数　　データは県内総資本形成
b　労働の係数　　データは就業者総数
c　情報化の係数　データは情報化率から指数化

次にオートメーションが人的労働の領域に食い込んでくるような技術的進歩を生産関数に表現するため第３の変数として試みに「情報化のレベル」を指数として与えることにする。技術進歩をタイムトレンド項としてモデルに e^t を加えることもよく行われる。実際には「朝日民力」の中の情報化率から情報化指数を計算して入力した。表７の値が分析結果である。情報化は省力化を促進し、そのためか労働の係数がさらに低くなっている。また幅C の値が得られた変数が、２変数の場合は「資本」であったのが、「情報化」に移っていることが分かる。ただし、都市圏グループだけは東京のデータが突出しているためか、妥当な係数が得られていない。

区間グラフの例を示すと図１のようになる。これは地域県グループの県内総生産を区間生産関数の区間グラフで表したものである。区間内における丸点は実際の県内総生産の値を示しており、その位置によって分類したグループへの所属の程度や、その県の「投入－産出」関係からみた特性を示していることになる。

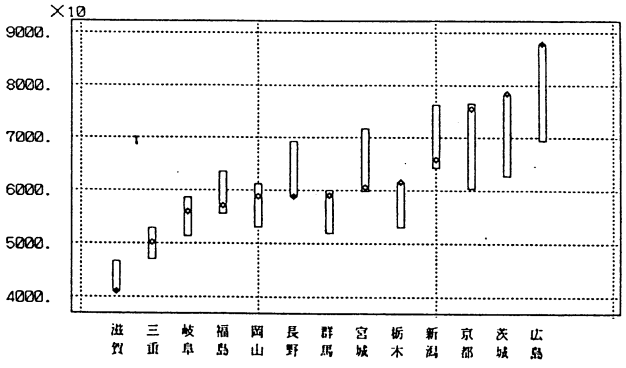


図１　県内総生産の区間生産関数の区間グラフ

<参考文献>

1)辻村江太郎　計量経済学　岩波書店　1981
2)田中英夫　ファジィモデリングとその応用　朝倉書店　1990
3)和多田淳三　区間生産関数に基づく産業分析　日本経営工学会　平成３年度春季研究会予稿集　1991
4)森本正昭、秋元武、和多田淳三　可能性回帰分析の応用と評価　第６回ファジィシステムシンポジウム　1990
5)森本正昭、和多田淳三　可能性回帰分析による景気動向の予測　第２回ﾉﾝｴﾝｼﾞﾆｱﾘﾝｸﾞ・ﾌｧｼﾞｨﾜｰｸｼｮｯﾌﾟ　1992
6)朝日新聞社編　'９１民力　朝日新聞社　1991
7)経済企画庁編　昭和５５年基準改訂国民経済計算報告　1986
8)経済企画庁経済研究所編　県民経済計算年報　1991

ニューラルネットワークによるファジィ多目的組合せ最適化

Fuzzy Multiobjective Combinatorial Optimization through Neural Networks

坂和　正敏　　○澤田　一哉　　銅木　洋治
Masatoshi SAKAWA　　Kazuya SAWADA　　Youji DOUKI

広島大学工学部　　松下電工（株）　　広島大学工学部
Hiroshima University　　Matsushita Electric Works , Ltd　　Hiroshima University

あらまし　本稿では，ホップフィールドモデルにおける各ニューロンへの入力の総和にガウス分布に従うノイズ項を付加して局所的最小値から逃れることを目指したガウシアンマシンに注目して，ニューラルネットワークのエネルギー最小化の原理に基づいて，従来の多目的組合せ最適化問題の各々の目的関数に対する意思決定者のファジィ目標を考慮したファジィ多目的組合せ最適化問題に対する高速近似解法について考察するとともに，パソコン上でのソフトウェアシミュレーション手法とその結果を示す．

キーワード　ニューラルネットワーク，ガウシアンマシン，組合せ最適化，多目的最適化，意思決定･支援システム

1　はじめに

組合せ最適化問題は，原理的には単なる数え上げの問題であるといえるが，対象とする問題の規模が大きくなれば，飛躍的に組合せの数が増大するので，最適解を求めることが実際には不可能になると考えられている．組合せ最適化問題の代表的な一例としての巡回セールスマン問題は，NP 完全な問題としてよく知られているが，J. J. Hopfield と D. W. Tank [1] が相互結合型ニューラルネットワークのエネルギー最小化（極小化）に着目して，この巡回セールスマン問題の近似解が高速に求められること示したことにより，ニューロコンピューティング手法への期待が高まってきている．

ところが，Hopfield らのいわゆるホップフィールドモデル [2] では，エネルギー関数の局所的最適解に収束し易く，組合せ問題の大域的な最適解を得るのは困難であるという問題点が指摘されてきた．このような局所的最適解への収束を避けるために，一般的な Simulated Annealing 法 [3] や，ボルツマンマシン [3] とその拡張とみなされるガウシアンマシン [5] などのニューラルネットワークモデルが提案されてきている．本稿では，各ニューロンへの入力の総和にガウス分布に従うノイズを付加して，シャープニングとアニーリングを行うことにより，局所的最小値から逃れることを目指しているガウシアンマシン [5] に注目して，このガウシアンマシンを用いたファジィ多目的 0-1 計画問題の近似解法について検討する．

2　ファジィ多目的 0-1 計画問題

一般に，k 個の目的関数 $z_i(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{c}_i\boldsymbol{x}$, $(i = 1,\ldots,k)$ の存在する多目的 0-1 計画問題は次のように定式化される．

$$\text{minimize} \quad (z_1(\boldsymbol{x}), z_2(\boldsymbol{x}), \ldots, z_k(\boldsymbol{x}))^T \tag{1}$$

$$\text{subject to} \quad A\boldsymbol{x} \leq b \tag{2}$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad j = 1,\ldots,n \tag{3}$$

ここで，$\boldsymbol{c}_i = (c_{i1},\ldots,c_{in})\,(i = 1,\ldots,k)$, $\boldsymbol{x} = (x_1,\ldots,x_n)^T$, $b = (b_1,\ldots,b_m)^T$, $A = (a_{ij})$ は $m \times n$ 行列であるとする．

このように定式化される多目的 0-1 計画問題において，人間の判断のあいまい性を考慮すれば，各々の目的関数 $z_i(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{c}_i\boldsymbol{x}$ に対して意思決定者は，“だいたい g_i 以下”であればよいというファジィ目標をもっているものと考えられる [6]．このような状況では，もとの問題は次のように表される．

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{c}_1\boldsymbol{x} \preceq g_1 \\ &\cdots\cdots\cdots \\ &\boldsymbol{c}_k\boldsymbol{x} \preceq g_k \\ &A\boldsymbol{x} \leq b \\ &x_j \in \{0,1\} \quad j = 1,\ldots,n \end{aligned} \tag{4}$$

ここで，記号「$\preceq$」はファジィ不等号を表しており，例えば，「$x \preceq a$」は，「x はだいたい a 以下」ということを意味している．

本稿では，意思決定者のファジィ目標を特性づけるメンバシップ関数として，メンバシップ関数の値が 0 と 1 になるような目的関数の値 z_i^0 と z_i^1 に対応する 2 点を線分で結んだ，次のような線形メンバシップ関数 $\mu_i(z_i(\boldsymbol{x}))$ を考えることにする．

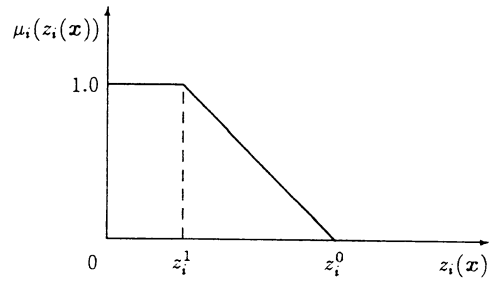


図1　線形メンバシップ関数$\mu_i(z_i(\boldsymbol{x}))$

$$\mu_i(z_i(\boldsymbol{x})) = \begin{cases} 0 & z_i(\boldsymbol{x}) \geq z_i^0 \text{のとき} \\ \dfrac{z_i(\boldsymbol{x}) - z_i^0}{z_i^1 - z_i^0} & z_i^0 \geq z_i(\boldsymbol{x}) \geq z_i^1 \text{のとき} \\ 1 & z_i(\boldsymbol{x}) \leq z_i^1 \text{のとき} \end{cases} \quad (5)$$

ここで，z_i^0 と z_i^1 は意思決定者が主観的に設定するものである．

このような線形メンバシップ関数 $\mu_i(z_i(\boldsymbol{x}))$ と Bellmann と Zadeh のファジィ決定に対する最大化決定 [7] を採用すれば，多目的 0-1 計画問題は次のように変換できる．

$$\text{maximize} \quad \min_{i=1,\ldots,k} \{\mu_i(z_i(\boldsymbol{x}))\} \quad (6)$$

$$\text{subject to} \quad \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} \leq \boldsymbol{b} \quad (7)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad j = 1,\ldots,n \quad (8)$$

これは，最小のメンバシップ関数値を最大にするような $\boldsymbol{x}^* \in \{0,1\}$ を求めることを意味している．

さらに，補助変数 λ を導入すれば，この問題は次のような混合 0-1 計画問題に帰着する．

$$\text{maximize} \quad \lambda \quad (9)$$

$$\text{subject to} \quad \lambda \leq \mu_i(z_i(\boldsymbol{x})) \quad i = 1,\ldots,k \quad (10)$$

$$\boldsymbol{A}\boldsymbol{x} \leq \boldsymbol{b} \quad (11)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad j = 1,\ldots,n \quad (12)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1 \quad (13)$$

ここで，不等式制約を等式制約に変換するために，式(10)，(11)にスラック変数 $s_t (0 \leq s_t \leq 1, t = 1,\ldots,k+m)$ を導入すると，次のようになる．

$$\text{maximize} \quad \lambda \quad (14)$$

$$\text{subject to} \quad \lambda = \mu_i(z_i(\boldsymbol{x})) - s_i \quad i = 1,\ldots,k \quad (15)$$

$$(\boldsymbol{A}\boldsymbol{x})_l + s_{k+l} = b_l \quad l = 1,\ldots,m \quad (16)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad j = 1,\ldots,n \quad (17)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1, \quad 0 \leq s_i \leq 1 \quad (18)$$

本稿では，このように変換された問題に対して，ガウシアンマシンを適用することにより，高速近似解を求めることを提案する．

3 ニューラルネットワークモデル

3.1 ホップフィールドモデル

ホップフィールドモデル [1),2)] では，ニューロン i への入力和を

$$U_i = \sum_{j=1}^{n} W_{ij} V_j + I_i \quad (19)$$

としてシグモイド関数

$$V_i = \frac{1}{2}\left\{1 + \tanh\left(\frac{U_i}{\mu_o}\right)\right\} \quad (20)$$

でニューロン i の出力値 V_i を定義する．

シナプス荷重が対称性をもち $(W_{ij} = W_{ji})$，各ニューロンが非同期的に状態変化を行うという条件のもとで，ネットワークのエネルギー関数

$$En = -\frac{1}{2}\sum_i \sum_j W_{ij} V_i V_j - \sum_i I_i V_i \quad (21)$$

が自発的に減少することを利用すると，組合せ最適化問題の近似解が求められる．しかし，ホップフィールドモデルの場合には，多数のシナプス結合によって定義されるエネルギー関数が複数の局所的最小値をもてば，局所的最小値に収束する可能性が大きいという問題点がある．そこで，このような問題点を回避するためにガウシアンマシンが考案されてきている [5)]．

3.2 ガウシアンマシン

ガウシアンマシン [5)] では，ホップフィールドモデルの入力和にノイズ項 ε を加えている．

$$U_i = \sum_{j=1}^{n} W_{ij} V_j + I_i + \varepsilon \quad (22)$$

ここで，ε は平均 0，標準偏差 kT のガウス分布に従うものとし，T はネットワークの温度と呼ばれるパラメータである．

ガウシアンマシンで組合せ最適化問題を解くときは，μ_0 の値を計算中に少しずつ小さくするシャープニングと，温度 T の値を小さくしていくアニーリングという 2 つの技法が有効である．この 2 つの技法を併用することによって，局所的最小値への収束を避ける工夫を行っている．

実際に，デジタル・コンピュータで各ニューロンの動作を時間的にアナログとしてシミュレートするのは困難なため，次のような離散モデルを用いる．

ニューロンの入力

$$U_{xi,k} = \sum_y \sum_j W_{xi,yj} V_{xi,k-1} + I_{xi} + \varepsilon \quad (23)$$

ニューロンの出力

$$V_{xi,k} = \frac{1}{2}\left\{1 + \tanh\left(\frac{U_{xi,k}}{\mu_o}\right)\right\} \quad (24)$$

3.3 エネルギー関数の設定

さて，式(14)~(18)で表される問題をガウシアンマシンを用いて解くために，エネルギー関数を次のように設定してみよう．

まず，1 次元的に並んだ $(n+k+m+1)$ 個のニューロンのうち，n 個のニューロンはその出力状態 x_j によって，組合せを表現するように設定する．

$$x_j = \begin{cases} 1 & j\text{番目を採択する} \\ 0 & j\text{番目を採択しない} \end{cases} \quad j = 1,\ldots,n \quad (25)$$

また，残りの $(k+m+1)$ 個のニューロンは，その出力状態が式(15)，(16)において λ, s_i の値を表すように次のように設定する．

$$\begin{aligned} &V_{n+1} = \lambda \\ &V_{n+2} = s_1 \\ &\cdots\cdots\cdots \\ &V_{n+k+m+1} = s_{k+m} \end{aligned} \quad (26)$$

次に，ネットワークのエネルギーが，最適解に対応する状態で最小値をとるようにニューロン間の結合を求める．

$i = 1,\ldots,n$ のアナログニューロンが最終的に 0 か 1 の 2 値のいずれか一方の状態をとるようにするために，次のようなエネルギー関数が考えられる．

$$E_1 = \sum_{j=1}^{n} x_j(1 - x_j) \quad (27)$$

また，λ の最大化を反映する項として，次のようなエネルギー関数を考える．

$$E_2 = -\lambda^2 \tag{28}$$

さらに，式(15)を満たすために，次のようなエネルギー関数を考える．

$$E_{i+2} = \{\lambda + s_i - \mu_i(z_i(\boldsymbol{x}))\}^2 \quad i = 1, \ldots, k \tag{29}$$

この式(29)は，式(15)で定式化した制約条件に対応し，問題の制約条件を満たしているネットワークの状態のとき，エネルギーが低く，制約条件を満たしてない場合，満たしてない度合い応じてエネルギーを増加させるような意味をもっている．

同様に，ネットワークの状態を問題の制約条件式(16)を満たすような組合せに対応するものに限るために，次のようなエネルギー関数を考える．

$$E_{k+l+2} = \{b_l - (A\boldsymbol{x})_l - b_l s_{k+l}\}^2 \quad l = 1, \ldots, m \tag{30}$$

これらの，E_1, E_2, E_{i+2}, E_{k+l+2} の総和をネットワークのエネルギー関数にとれば，最小エネルギー状態を最適状態に対応させることができる．

エネルギー関数

$$\begin{aligned} En \;=\; & \frac{A}{2}\sum_{j=1}^{n} x_j(1-x_j) - \frac{B}{2}\lambda^2 \\ & + \sum_{i=1}^{k} \frac{C_i}{2}\{\lambda + s_1 - \mu_i(z_i(\boldsymbol{x}))\}^2 \\ & + \sum_{l=1}^{m} \frac{D_l}{2}(b - A\boldsymbol{x} - bs_2)^2 \end{aligned} \tag{31}$$

4 プロジェクト選択問題

4.1 数値例

ファジィ多目的 0-1 計画問題の 1 つの数値例のとして，次のようなプロジェクト選択問題を考えることにする．

ある研究所の企画室では，来年度の新規研究計画の査定を行っている．提案された 10 件の研究計画の初年度経費，成功した場合の予想利益，成功の確率，及びある計画を実施した際に発生するゴミの量等は既知（表1）であるものとしたとき，予算の枠内でどの計画を採択すると利益をできるだけ大きくすることができ，かつゴミの量を少なくすることができるか？

表1　各計画の経費・予想利益・成功確率・ゴミの量

計画番号	経費	予想利益	成功確率	ゴミの量
1	3.8	6.0	0.50	14
2	0.5	2.5	0.89	41
3	2.0	3.9	0.86	33
4	3.2	4.5	0.76	27
5	1.5	2.9	0.77	24
6	3.0	4.9	0.98	56
7	5.6	8.8	0.91	70
8	8.0	10.5	0.87	62
9	2.9	5.1	0.81	45
10	4.5	6.7	0.79	35

第 j 計画の初年度経費を a_j(万円)，予想利益を d_j(万円)，成功確率を p_j，発生するゴミの量を g_j(kg) とする．変数 V_j が 1 のとき第 j 計画を採択，0 のとき第 j 計画を採択しないものとする．予算総額を b (万円) として問題を定式化すると次のようになる．

$$\text{maximize} \quad \sum_{j=1}^{n} d_j p_j V_j \tag{32}$$

$$\text{minimize} \quad \sum_{j=1}^{n} g_j V_j \tag{33}$$

$$\text{subject to} \quad \sum_{j=1}^{n} a_j V_j \le b \tag{34}$$

$$V_j \in \{0,1\} \quad j = 1, \ldots, n \tag{35}$$

このプロジェクト選択問題に対して，意思決定者は目的関数 $\sum_{j=1}^{n} d_j p_j V_j$ を許容レベル z_1 より大きく，$\sum_{j=1}^{n} g_j V_j$ を許容レベル z_2 より小さくしたいというファジィ目標をもつものと仮定すれば，解くべき問題は次のようになる．

$$\text{maximize} \quad \lambda \tag{36}$$

$$\text{subject to} \quad \lambda \le \mu_1\left(-\sum_{j=1}^{n} d_j p_j V_j\right) \tag{37}$$

$$\lambda \le \mu_2\left(\sum_{j=1}^{n} g_j V_j\right) \tag{38}$$

$$\sum_{j=1}^{n} a_j V_j \le b \tag{39}$$

$$V_j \in \{0,1\} \quad j = 1, \ldots, n \tag{40}$$

この問題において，$\lambda \le \mu_1(-\sum_{j=1}^{n} d_j p_j V_j)$ にスラック変数 $s_1(0 \le s_1 \le 1)$ を導入し，$\lambda \le \mu_2(\sum_{j=1}^{n} g_j V_j)$ にスラック変数 $s_2(0 \le s_2 \le 1)$ を導入して等式制約に変換した後，不等式制約 $\sum_{j=1}^{n} a_j V_j \le b$ にスラック変数 $s_3(0 \le s_3 \le 1)$ を導入して $\sum_{j=1}^{n} a_j V_j + bs_3 = b$ とみなすと，次のようになる．

$$\text{maximize} \quad \lambda \tag{41}$$

$$\text{subject to} \quad \lambda = \mu_1\left(-\sum_{j=1}^{n} d_j p_j V_j\right) - s_1 \tag{42}$$

$$\lambda = \mu_2\left(\sum_{j=1}^{n} g_j V_j\right) - s_2 \tag{43}$$

$$\sum_{j=1}^{n} a_j V_j + s_3 = b \tag{44}$$

$$V_j \in \{0,1\} \quad j = 1, \ldots, n \tag{45}$$

この問題に対応するエネルギー関数は，次のように表される．

エネルギー関数

$$\begin{aligned} En \;=\; & \frac{A}{2}\sum_{j=1}^{n} V_j(1-V_j) - \frac{B}{2}\lambda^2 \\ & + \frac{C_1}{2}\left\{\lambda + s_1 - \mu_1\left(-\sum_{j=1}^{n} d_j p_j V_j\right)\right\}^2 \\ & + \frac{C_2}{2}\left\{\lambda + s_2 - \mu_2\left(\sum_{j=1}^{n} g_j V_j\right)\right\}^2 \\ & + \frac{D_1}{2}\left(b - \sum_{j=1}^{n} a_j V_j - bs_3\right)^2 \end{aligned} \tag{46}$$

4.2 シミュレーション結果

各目的関数に対するファジィ目標を特性づける線形メンバシップ関数が，それぞれ $\mu_1(15) = 0$, $\mu_1(20) = 1$ と $\mu_2(120) = 1$, $\mu_2(180) = 0$ のように与えることにする（図2，図3参照）.

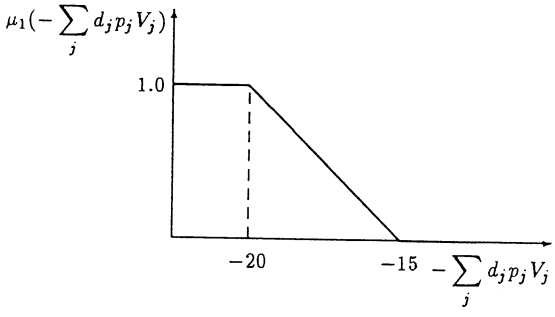


図2　線形メンバシップ関数 $\mu_1(-\sum_j d_j p_j V_j)$

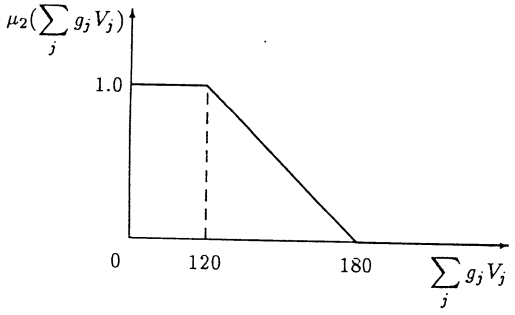


図3　線形メンバシップ関数 $\mu_2(\sum_j g_j V_j)$

前述のエネルギー関数を用いてガウシアンマシンによるシミュレーションを行ったが，一例として，重み付け定数 $A = 4.2$, $B = C_1 = C_2 = D_1 = 1.0$ に対するガウシアンマシンによる計算結果を示すと表2のようになり，全数探査を行って得られた最適解と比べても比較的良好な結果が得られたといえる.

表2　計算結果

	最適解	ガウシアンマシン
採用計画番号	3,4,5,8	3,4,5,8
総経費	14.6	14.6
期待収益	18.142	18.142
ゴミの量	146	146
λ の値	0.5667	0.5614

ここで，最適解は全数探査を行って求めた解である.

5　おわりに

本稿では，多目的0-1計画問題の各目的関数に対して，意思決定者がファジィ目標をもっているものと仮定して，Bellmann と Zadeh のファジィ決定に対する最大化決定を採用したファジィ多目的0-1計画問題において，ホップフィールドモデルの各ニューロンの入力の総和にガウス分布に従うノイズ項を付加させて，局所的最小値から逃れることを目指したガウシアンマシンを用いた高速近似解法を考察し，パソコン上でのソフトウェアシミュレーション手法を示した．数値例として，プロジェクト選択問題を解いてみた結果，比較的良好な結果が得られた．今後は，重み付け定数のオートチューニングのための有効な手法の開発や，本稿で提案した手法を，各目的関数に対する意思決定者のファジィ目標を決定した後，意思決定者との対話により意思決定者の満足解を導くという対話型ファジィ計画法[6]へ拡張することなとが望まれる.

《参考文献》

1) J. J. Hopfield, and D. W. Tank : " Neural computation of decision in optimization problems ", Biol. Cybern. 52, 141 (1985)

2) J. J. Hopfield : " Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons ", Proc. Natl. Acad. Sci. USA 81, 3088 (1984)

3) S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr., and M. P. Vecchi : " Optimization by simulated annealing ", Science 220, 671 (1983)

4) D. H. Ackly, G. E. Hinton, and T. J. Sejnowski : " A learning algolithm for Boltzmann machines ", Cognitive Science 9, 147 (1985)

5) 秋山泰ほか：" ガウシアンマシンによる組合せ最適化 "，電気情報通信学会技術報告，MBE 88-183 (1988)

6) 坂和正敏：非線形システムの最適化，森北出版 (1986)

7) R. E. Bellmann, and L. A. Zadeh : " Decision making in a fuzzy environment ", Management Sci., 17, 141 (1970)

[問い合わせ先]

〒724　東広島市鏡山 1-4-1
広島大学工学部第二類（電気系）
計数管理工学講座
坂和　正敏
TEL : 0824-22-7111 [内線]3474
FAX : 0824-22-7195
e-mail :sakawa@ms1.sys.hiroshima-u.ac.jp

Simulated Annealing法とファジィモデリングによる電気炉の最適運用計画

Optimal Operation Planning of an Electric Furnace by Simulated Annealing and Fuzzy Modeling

坂和　正敏 Masatoshi SAKAWA　広島大学工学部 Hiroshima University
岩佐　元嗣 Mototsugu IWASA　広島大学工学部 Hiroshima University
○宇高　淳也 Junya UTAKA　広島大学工学部 Hiroshima University
五百旗頭　正 Tadashi IOKIBE　(株)明電舎 Meidensha Corp.

あらまし　本稿では，アルミニウムの電気精錬における電気炉の最適運用計画のための意思決定問題に対して，ファジィ理論を導入した混合整数計画としての定式化を行い，さらに単一の目的関数だけではなく複数の目的関数を考慮した多目的計画問題として取扱い，それぞれの目的関数に対する意思決定者の“だいたい～以下あるいは～以上にしたい”というファジィ目標を考慮して定式化を行う．さらにSimulated Annealing法とよばれる組合せ最適化問題の一般的な解法を適用して最適解を求めるという手法を提案する．ここでSimulated Annealing法のパラメータ決定の困難な点に対処するため，対話によりSimulated Annealing法の各種パラメータを決定して，各々のファジィ目標の統合方法の決定を対話的に行うという意思決定支援システムをワークステーション上で開発し，具体的な数値例によりその有効性を示す．

キーワード　対話型ファジィ計画法，Simulated Annealing，組合せ最適化，電気炉運用計画，意思決定支援システム

1　はじめに

一般に現実の意思決定状況を数理計画問題として定式化する場合には，目的関数や制約式の係数をある値に決定する困難さや，単一の目的関数だけではなく複数の目的関数を考慮せざるを得ないというような問題点が挙げられる．本研究では，現実の電気炉最適運用計画問題に対処するため，特に混合整数計画問題としての定式化を取り上げ，上記の問題点を解決するための手段としてファジィ理論の概念を取り入れる．また大規模な混合整数計画問題においては制約数あるいは変数の数が増加し，現存の数理計画法の手法を用いて解くことは困難である．しかし，Simulated Annealing法[1](以下SA法とよぶ)とよばれる組合せ最適化問題に対する一般的な解法を適用すれば，問題の構造を仮定しないという利点があるために，様々な制約を取り込んだ定式化が可能であり，最適解を得ることが可能となる．本研究では，応用例としてアルミニウムの電気精錬における電気炉の最適運用計画の決定問題に対して，通常の定式化では望ましくない部分に対してファジィ理論を導入した定式化を行い，SA法の適用を試みる．さらにSA法においてはパラメータの決定が困難であるのでこれを対話により決定する手法を提案する．

2　電気炉の最適運用計画問題の定式化

電気炉を用いた電気精錬においては，“複数の電気炉を，一定の契約供給電力制約を絶対に越えることなく，最大限利用して，効率よく稼働することにより可能な限りの精錬作業を行いたい”という観点から電気炉の運用スケジュールを決定することが望まれる．しかし，電気炉の運用スケジュールを決定する問題は，電気炉の立ち上がり時期の最適な組合せを求める問題であり，組合せ最適化問題となる．

この問題の定式化を行うに際して，現実の状況を考慮して，以下のような仮定を設けることにする．

2.1　仮定

(1) 各電気炉の作業中に消費する電力は既知である．

(2) 各電気炉は一定時間だけ作業を行う．

(3) 考察期間中の供給電力は一定であり，しかも既知である．

これらの仮定のもとで問題は次のように定式化することができる．

2.2　制約条件

電気炉の作業の状態

$$T(i)\cdot\sum_{j\in J_P}X(i,j)=\sum_{j\in J_X}P(i,j)\qquad i\in I \tag{1}$$

$$T(i)\cdot X(i,j)=X(i,j)\cdot s\sum_{k=j}^{j+T(i)-1}P(i,k)\quad \begin{cases} i\in I \\ j\in J_X \end{cases} \tag{2}$$

電力の容量制約

$$\left.\begin{aligned}\sum_{i\in I}D(i,j)-Q(j)&=S\\ Q(j)&\geq 0\end{aligned}\right\}\ j\in J_P \tag{3}$$

これらの制約条件式において，式(1),(2)は各電気炉の作業の状態が連続であるという制約であり，式(3)は各期間の電力の容量の制約である．また，$Q(j)$は各期間の電力の容量の制約に対する違反量に対応している．

ここで，

$X(i,j)$ $\begin{cases}1 & \text{電気炉}i\text{が期間}j\text{で作業を開始する}\\ 0 & \text{電気炉}i\text{が期間}j\text{で作業を開始しない}\end{cases}$

$P(i,j)$ $\begin{cases}1 & \text{電気炉}i\text{が期間}j\text{で作業中}\\ 0 & \text{電気炉}i\text{が期間}j\text{で停止中}\end{cases}$

$D(i,j)$　電気炉iが期間jで消費する電力量

S　使用できる電力量の最大値
$C(i)$　電気炉 i の一回の作業で精錬できるアルミニウムの量
$T(i)$　電気炉 i の一回の作業に必要な期間数
J_X　電気炉の作業開始が可能な期間の集合
J_P　電気炉の作業が可能な期間の集合
I　電気炉の添字の集合

2.3 目的関数

本研究で取り扱う問題の目的関数としては，単一目的としては精錬されるアルミニウムの総和の最大化であるが，契約電力を可能な限り無駄なく使用するための各期間の電力余裕の総和の最小化や電気炉の立ち上げに関する作業の軽減のための電気炉の立ち上がり回数の総和の最小化といった通約性のない相競合する複数の目的関数を考慮することが望ましいといえる．これらの目的関数はそれぞれ次のように定式化される．

精錬されるアルミニウムの総和の最大化

$$\text{maximize} \quad \sum_{i\in I}\sum_{j\in J_X} C(i)X(i,j) \tag{4}$$

各期間の電力余裕の総和の最小化

$$\text{minimize} \quad \sum_{j\in J_P}(S-\sum_{i\in I} D(i,j)) \tag{5}$$

電気炉の立ち上がり回数の総和の最小化

$$\text{minimize} \quad \sum_{i\in I}\sum_{j\in J_X} X(i,j) \tag{6}$$

3 ファジィ理論の適用

3.1 ファジィ係数及びファジィ目標

ファジィ係数

一般に各電気炉の消費電力の時間変化は一定ではありえないことを考慮すれば，消費電力を一意に決定するよりはむしろ，だいたいこれぐらいだろうと思われる値に設定するほうがより適切である．この係数が影響を与えるのは各期間の電力の容量制約の式中のみである．またこの式はSA法の実行に際しては制約違反は違反量としてペナルティーとして目的関数に組み込まれるものであり，そこで違反量 $Q(j)$ の算出方法が変更される．

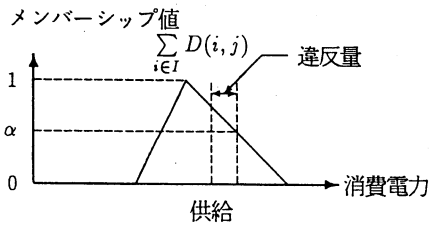


図1. 違反量の計算の変更

図1のように，求められた $\sum_{i\in I} D(i,j)$ は予め設定される α-レベルによりクリスプな集合に変換され，その集合の要素の最大値と供給 S を比較して供給値の方が小さいならばその差分が違反量 $Q(j)$ となる．

ファジィ目標

各目的関数に対する意思決定者のファジィ目標は，それぞれ次のような線形のメンバシップ関数で規定できるものとする[2]~[8]．

各期間の電力余裕の総和の最小化

$$\mu_1(z_1) = \begin{cases} 0 & z_1 \geq z_1^0 \\ \dfrac{z_1 - z_1^0}{z_1^1 - z_1^0} & z_1^0 \geq z_1 \geq z_1^1 \\ 1 & z_1 \leq z_1^1 \end{cases} \tag{7}$$

$$z_1 = \sum_{j\in J_p}(S - \sum_{i\in I} D(i,j))$$

精錬されるアルミニウムの総和の最大化

$$\mu_2(z_2) = \begin{cases} 0 & z_2 \leq z_2^0 \\ \dfrac{z_2 - z_2^0}{z_2^0 - z_2^1} & z_2^0 \leq z_2 \leq z_2^1 \\ 1 & z_2 \geq z_2^1 \end{cases} \tag{8}$$

$$z_2 = \sum_{i\in I}\sum_{j\in J_X} C(i)X(i,j)$$

電気炉の立ち上がり回数の総和の最小化

$$\mu_3(z_3) = \begin{cases} 0 & z_3 \geq z_3^0 \\ \dfrac{z_3 - z_3^0}{z_3^1 - z_3^0} & z_3^0 \geq z_3 \geq z_3^1 \\ 1 & z_3 \leq z_3^1 \end{cases} \tag{9}$$

$$z_3 = \sum_{i\in I}\sum_{j\in J_X} X(i,j)$$

3.2 多目的計画法 [2]~[8]

統合関数について

一般に n 個のファジィ目標を統合するファジィ決定 D における意思決定としては，D に帰属する度合いを最大にするものを選ぶという最大化決定がある．すなわちファジィ決定に対する最大化決定とは，ファジィ決定 D のメンバシップ関数 $\mu_D(\mu_f(z))$ の値を最大化するような z を選ぶことであり，

$$\mu_D(\mu_f(z^*)) = \max_{z\in Z} \min_{i=1,\cdots,n} (\mu_i(z_i)) \tag{10}$$

となるような z^* を求めるものである．ここで，このような z^* は存在しない場合もあれば，無数に存在する場合もある．

しかし，ファジィ目標を統合する方法は，最大化決定以外にも，凸ファジィ決定，あるいは，積ファジィ決定として

$$\mu_D^{co}(\mu_f(z^*)) = \max_{z\in Z}\left\{\sum_{i=1}^{n}\alpha_i\mu_i(z_i)\right\} \tag{11}$$

$$\sum_{i=1}^{n}\alpha_i = 1$$

$$\mu_D^{pr}(\mu_f(z^*)) = \max_{z\in Z}\left\{\prod_{i=1}^{n}\mu_i(z_i)\right\} \tag{12}$$

などが定義され，また上記の式を満足するような z^* を選ぶ最大化決定が定義される．

一般に n 個のメンバシップ関数に対して，いわゆる統合関数とでもよぶべき関数

$$\mu_D(\mu_f(z)) = \mu_D(\mu_1(z),\cdots,\mu_k(z)) \tag{13}$$

を導入すれば，次のようなファジィ多目的意思決定問題が形式的に定義できる．

$$\max_{z\in Z} \quad \mu_D(\mu_f(z)) \tag{14}$$

ここで，統合関数 $\mu_D(\mu_f(z))$ の値は，n 個のファジィ目標に対する意思決定者の全体としての満足度を表すものと解釈される．統合関数 $\mu_D(\mu_f(z))$ の例として最大化決定，凸ファジィ決定，積ファジィ決定があげられる．

従って，SA 法の目的関数は形式的には次のように定式化される．

$$\text{minimize} - \mu_D(\mu_f(z)) + \beta \cdot \sum_{j\in J_P} Q(j) \tag{15}$$

ここで　βは制約違反に対するペナルティー係数である．

対話型ファジィ計画法 [2)~8)]

統合関数 $\mu_D(\mu_f(z))$ の例として最大化決定，凸ファジィ決定，積ファジィ決定は一つの特殊な例であり，一般の状況において，k 個のメンバシップ関数の統合方法として必ずしも満足できるものであるとはいえない．もちろん統合関数の関数形を大域的に同定することができれば，通常の非線形計画問題に帰着できるが，一般には意思決定者のこのような統合関数を大域的に同定することは非常に困難である．したがってこのような場合には，意思決定者の陰に存在する統合関数を大域的に陽に同定することなく，意思決定者との対話により，局所的な選好情報を引き出し，最終的に意思決定者が満足のできる解を求める手法が望ましい．

このような概念から各目的関数に対するメンバシップ関数が決定された後，メンバシップ関数空間において，意思決定者の設定する基準点に近い解を求め，もし満足できなければ対話的に基準点を更新することにより，最終的に満足解を求めるという手法を適用する．

n 個の目的関数に対する意思決定者のメンバシップ関数が決定された後，各メンバシップ関数に対して意思決定者の志望水準を反映させる基準点 $\hat{\mu} = (\hat{\mu}_1, \cdots, \hat{\mu}_n)$ が設定されると，意思決定者の要求に近い解は，次のような問題を解くことにより求められる．

$$\max_{z\in Z,\lambda} \quad \lambda \tag{16}$$

$$\text{subject to} \quad \mu_i(z) - \hat{\mu}_i \geq \lambda, \qquad i = 1, \cdots, k \tag{17}$$

そこで，SA 法の目的関数は以下のように定式化される．

$$\text{minimize} - \lambda + \beta \cdot \sum_{j\in J_P} Q(j) \tag{18}$$

ここで　βは制約違反に対するペナルティー係数である．

このような対話型ファジィ計画法のアルゴリズムの概略は，次のようになる．

対話型ファジィ計画法のアルゴリズム

手順 1 初期の基準点を意思決定者が設定する．(もし設定が困難であれば，理想点を用いればよい．)

手順 2 意思決定者の設定した基準点に対するパレート最適解を求める．

手順 3 現在のパレート最適解のメンバシップ関数や目的関数の達成レベルに満足ならば終了．

そうでなければ現在のメンバシップ関数や目的関数の達成レベルを考慮して，基準点を更新して手順 2 へもどる．

4 Simulated Annealing 法の適用

SA 法の概念は，金属がエネルギーの高い溶融状態からエネルギーの低い結晶状態に至るプロセスと最適化問題において目的関数を最小にする解を求めるプロセスとの強い類似性に基づいており，そのプロセスは，次の 2 つのステップから成る．

- 熱浴の温度を，金属が溶融状態になるまで上昇させる．
- 熱浴の温度を，金属が結晶状態になるまで注意深く (ごくゆっくりと) 下げる．

SA 法では，温度の役割をするパラメータが導入される．また，膨大な数の新しい解をランダムに発生する手続きが必要となり，その発生には高速性が要求される．

4.1 アルゴリズム

SA 法の基本的なアルゴリズムは，次のように要約される．

ステップ 0 初期化

温度に対するイテレーション $k = 0$ とする．初期温度 T^0 を十分に高く設定する．初期解を生成する．

ステップ 1 各温度 T^k に対して，定常状態になるまでステップ 2～4 を繰り返す．

ステップ 2 近傍の解の生成

現在の解の近傍でランダムに新しい解を生成する．

ステップ 3 解の選択

目的関数値の変化分 Δ を計算し，[0,1) 乱数 ξ を選ぶ．

- $\Delta < 0$ ならば新しい解を採択する．
- $\Delta \geq 0$ ならば $\exp(-\Delta/T^k) > \xi$ の確率で新しい解を採択する．

ステップ 4 定常状態の判定

定常状態と判定されれば，ステップ 5 へ．そうでなければ，ステップ 2 へ戻る．

ステップ 5 冷却スケジュール

$T^{k+1} = \rho \cdot T^k$, $0 < \rho < 1$ に従い，次の温度を計算する．

ステップ 6 基底状態の判定

基底状態と判定されれば，プログラムを終了する．そうでなければ，$k = k + 1$ としてステップ 1 に戻る．

5 対話型意思決定

SA 法においては，一般に最適なパラメータの決定が困難であるので，これを対話により意思決定者の満足のいくパラメータを決定するほうがより適切であると考えられる．さらに，複数の目的関数のメンバシップ関数の規定やそれらをいかに統合するかについても，意思決定者との対話により決定する必要が生じる．

対話により SA 法の各パラメータを変更するために必要なデータをシステムに提示させそれをもとにパラメータの変更を行う．またパラメータの変更の後そのパラメータを使用して SA 法を実行し，再度データを提示する．これを意思決定者の満足のいく解を得るパラメータを得るまで繰り返す．

表 1. 各統合関数による結果の比較

	ファジィ決定			凸決定			積決定			対話型ファジィ計画		
ケース	μ_1	μ_2	μ_3	μ_1	μ_2	μ_3	μ_1	μ_2	μ_3	μ_1	μ_2	μ_3
no.	精錬量		(冷却回数)	精錬量		(冷却回数)	精錬量		(冷却回数)	精錬量		(冷却回数)
ケース	0.70	0.50	0.48	0.75	0.53	0.43	0.70	0.50	0.48	0.75	0.53	0.43
1	610		(413)	640		(401)	610		(372)	640		(443)
ケース	0.54	0,47	0.51	0.62	0.54	0.40	0.59	0.51	0.43	0.62	0.54	0.40
2	670		(372)	760		(345)	730		(388)	760		(409)

SA 法を実行する際のパラメータには以下のものがあり，それぞれ，初期温度，冷却スケジュール，基底状態判定パラメータ，定常状態判定パラメータ，ペナルティー係数とよばれるものである．

パラメータ変更の為に収集するデータ

パラメータを変更するためのデータは各温度で定常状態となったときの各温度における採択された解の個数，SA 法の目的関数値および目的関数値に含まれる違反量および本当の目的関数値を基底状態になるまで収集する．また，これとは別に現在の各パラメータである，初期温度，冷却率，基底状態判定パラメータ，定常状態判定パラメータ，ペナルティー係数およびファジィ数の α -レベルの値を含むものとする．

6 数値計算結果

本手法の有効性を検証するために，電気炉 4 台，考察期間 20 期間の小規模モデル (ケース 1) 及び電気炉 5 台，考察期間 135 間の実規模モデル (ケース 2) を用いて数値計算を行った結果を表 1 に示す．対話型ファジィ計画法を用いたときの基準値は (0.7,1.0,0.5) である．また，実規模モデルについては得られた運用計画を表 2 に示す．なお，数値計算には明電舎のワークステション μ PORT-III を使用した．

6.1 各種パラメータについて

SA 法の目的関数のペナルティ係数は最終的には生じてはならない制約違反に対するペナルティであるので，大きく設定する方がよい．しかしあまり大きすぎると制約違反を経由した局所解の出現を妨げることになるので，最終的に制約違反が解消される程度に小さく設定するのが望ましいと考えられる．本研究の例題では，経験的に 1 から 2 が適切であるといえる．

6.2 統合関数について

統合関数は凸決定を用いると比較的よい結果を得ることができる．またファジィ決定，凸決定，積決定は意思決定者の主観はメンバシップ関数の決定の部分に反映されるので，意思決定者が満足できる解を得るためには，メンバシップ関数の変更が不可欠であり望ましい解を得るの容易ではない．これに対して，基準点を導入した対話型ファジィ計画法を用いれば相競合する目的関数の場合，i 番目を犠牲にして j 番目をもう少し達成したい等の意思決定者の意向をより適切に反映させることが可能になる．このような観点から対話型ファジィ計画法を適用するほうがより望ましいと思われる．

表 2. 実規模モデルの解

発電機番号	立ち上げ期間番号
1	2,62
2	33,90
3	9,28,48,75,99,116
4	1,22,42,62,82,110
制約違反なし	

7 おわりに

本稿では，電気炉の最適運用計画問題に SA 法とファジィ理論を用いた新しい対話型意思決定手法を提案した．提案した手法に基づいて作成したワークステション上での対話型ソフトウェアによる数値計算により比較的良好な結果が得られた．

[参考文献]

(1) E.Aarts et al.:Simulated Annealing and Boltzman Machine,John Wily (1989).

(2) 坂和:非線形システムの最適化, 森北出版 (1986).

(3) 坂和:ファジィ理論の基礎と応用", 森北出版 (1989).

(4) 坂和:経営数理システムの基礎, 森北出版 (1991).

(5) 坂和:多目的計画法とファジィ計画法, システムと制御, Vol.32, pp.447-454 (1988).

(6) 坂和:ファジィ多目的最適化問題と対話型意思決定, 計測と制御, Vol.32, No.8, pp.447-454 (1990).

(7) 坂和:対話型ファジィ線形計画問題, コンピュートロール, No.35, pp.13-20, (1991).

(8) 坂和:ファジィ対話型多目的計画法, 日本ファジィ学会, Vol.4, pp.11-20, (1982).

[問い合わせ先]

〒 724 東広島市鏡山 1-4-1
広島大学工学部第二類 (電気系)
計数管理工学講座
坂和 正敏
TEL : 0824-22-7111 [内線]3474
FAX : 0824-22-7195
e-mail :sakawa@ms1.sys.hiroshima-u.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ニューラルネットワークを用いたセールスプロモーション計画策定支援システム
Sales Promotion Plannning Support System by Neural Networks

西尾 チヅル　　中西 祥八郎
Chizuru NISHIO　　Shohachiro NAKANISHI
東海大学　　東海大学
Tokai University　　Tokai University

あらまし　ニューラルネットワークを用いて、小売企業が一定期間に目標売上数量を達成するための具体的なセールスプロモーション計画を策定支援するシステムを提案する。システムは、まず、複数のニューラルネットワークに、売上数量と様々なセールスプロモーションとの関係を小売店舗レベルのＰＯＳデータから直接学習させるという方法により、企業の目標売上数量を達成するセールスプロモーション計画代替案を複数作成する。次に、作成された各代替案をファジィ推論を用いて獲得可能な売上金額の観点から評価し、それを各代替案に対する推奨度として出力する。最後に、システムを実際のインスタントコーヒー市場に応用した結果を示し、システムの有効性について検討する。

キーワード　セールスプロモーション、ニューラルネットワーク、ファジィ推論、ＰＯＳデータ

１．　はじめに

通常、小売店舗内で実施されているセールスプロモーション（sales promotion：以下ＳＰ）は、値引き、エンド大量陳列、デモストレーション、試供品等複数に及ぶ。ＳＰの目的は、これら実施可能なＳＰを効率的かつ効果的に用いて目標売上数量を達成させるということである。ある一定期間で同じ売上数量を達成する方法は、店舗内で実施可能な各種ＳＰの組合せの仕方によって複数通り存在する。売上数量とＳＰに関しては、これまでにも様々なモデルが提案されている[1]。しかしながら、従来のマーケティング研究で提案されているモデルは、いずれも個々のＳＰが売上数量にどのような効果をもつのかの解明に留まっている。従って、目標売上数量を達成するためには具体的に各種ＳＰをどのように組み合わせてＳＰ計画案を実施すればよいのかについて明確な回答を出すには至っていない。このような課題に回答を出すためには、売上数量と各種ＳＰ計画案との関係を、個々のＳＰの効果だけでなくＳＰ間の相互作用を含めてモデル化する必要がある。その場合、モデルに取り込むべき変数が多くなりかつその因果関係も複雑であるため、これまでの方法論では的確なモデル化が困難であった。

このような複雑な因果関係が内包される対象をモデル化するための方法論として、ニューラルネットワークは非常に有効であると考えられる。ニューラルネットワークはモデル化したい対象に関する適切な入出力パターンを与えることによって、その関係を自己組織化的に学習させることができるという特徴をもっているからである。すでに筆者らは各種ＳＰと売上数量との関係をニューラルネットワークを用いることによって的確にモデル化できることを示した[2]。本研究では、ニューラルネットワークに売上数量と各種ＳＰ計画案との関係を学習させる。そして両者の関係を学習したニューラルネットワークの「知識」を用いて、企業の目標売上数量を実現するＳＰ計画代替案を自動的に作成するシステムを提案する。なおシステムは、企業が代替案の中から最も望ましいＳＰ計画を選択し決定できるように、各ＳＰ計画代替案をファジィ推論により評価した情報も合わせて出力する。

以下ではＳＰ計画策定支援システムの詳細をその開発手順に従って説明する。最後にシステムを実際のインスタントコーヒー市場に応用した結果を紹介する。

２．システムの概要

本稿で提案するシステムの概略を図１に示す。システムは、大別してＳＰ計画代替案作成プロセスとＳＰ計画代替案評価プロセスから構成されている。

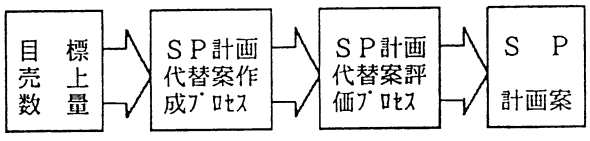


図１．ＳＰ計画策定支援システム

2.1 ＳＰ計画代替案作成プロセス

ＳＰ計画代替案作成プロセスの目的は、企業の目標売上数量を実現可能にするＳＰ計画代替案を複数作成し、その代替案の集合を決定することである。複数のＳＰ計画代替案を作成するためには、まず、売上数量と各種ＳＰ計画の間にどのような関係があるのかを的確に捉える

必要がある。売上数量とＳＰ計画の関係は、既述のように複雑な因果関係が内包されており、既存の方法では的確なモデル化が困難である。そこで本システムではニューラルネットワークを用いて売上数量をＳＰ計画との関係をモデル化する。ニューラルネットワークを用いてモデル化する場合、対象（本研究の場合は売上数量と各ＳＰ計画）についての「適切な」データが必要である。売上数量とＳＰ計画の関係を捉える「適切な」データとしては、近年の小売業におけるＰＯＳシステムの普及によって、入手しやすくなった小売店舗レベルのＰＯＳデータが利用可能である。本システムではこのＰＯＳデータを直接用いることによって、売上数量とＳＰ計画案との間の複雑な因果関係をニューラルネットワークに学習させる。

ニューラルネットワークは入力と出力のパターンからその因果関係を学習しようというものである。従来の方法論のように、入出力の間にどのような関数型を設定するのかを決定する必要はないが、学習させようとする入力と出力は原則として一対一対応でなければならない。しかしながら、通常企業が行うＳＰは複数に及ぶので、同じ目標売上数量を達成する方法、すなわち計画は何通りも存在する。そこで本システムでは図２のように複数のニューラルネットワークを使って、同じ売上数量を実現する複数のＳＰ計画を個別に学習させるという方法を用いる。

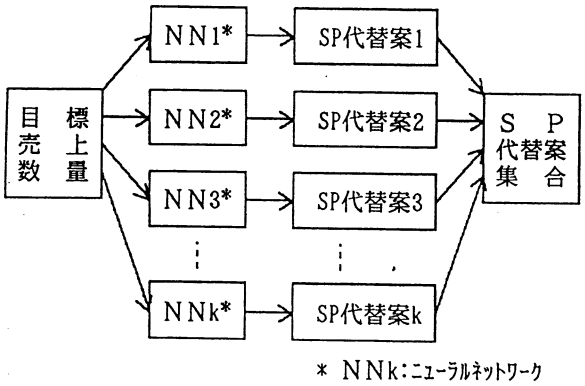


図２．ＳＰ計画代替案作成プロセス

各ニューラルネットワークの学習は誤差逆伝播学習アルゴリズム[3]によって行われる。ニューラルネットワークを学習させるための入力データ、及び、その入力データに対応した望ましい出力値（教師信号）をＰＯＳデータより抽出する。入力データはある一定期間における当該ブランドの売上数量及び、当該ブランドのＳＰ以外でその売上数量に影響を及ぼすその他の変数から構成される。消費者の購買行動は購入しようとしているブランドのＳＰ状態だけでなく、競合ブランドのＳＰ状態や前回のＳＰ状態の影響を受ける[1]ので、それらの情報も当該売上数量に影響を及ぼすその他の変数として入力する。教師信号はある一定期間で各売上数量を実現するＳＰ計画と競合ブランドのその期間の売上数量である。

このような方法で売上数量と各ＳＰ計画案との関係を学習したニューラルネットワークを用いれば、企業の目標売上数量を達成するＳＰ計画案を容易に得ることができる。売上数量と様々なＳＰ計画との関係を学習している複数のニューラルネットワークに企業の目標売上数量を入力すると、各ニューラルネットワークは各々の「知識」に基づいてＳＰ計画案を出力する。従って、システムのユーザーはニューラルネットワークの数分のＳＰ計画代替案を売ることが可能となる。

2.2 ＳＰ計画代替案評価プロセス

ＳＰ計画代替案評価プロセスでは、ＳＰ計画代替案作成プロセスで作成された代替案を評価し、本システムのユーザーが最も望ましい代替案を選択できるような情報を出力する。目標売上を実現する代替案をどのような観点から比較・評価するのかは企業の立場や目的によって異なる。本稿では、前プロセスで作成された各ＳＰ計画代替案を、実施した時に獲得可能な売上金額の大きさから評価し、それに基づいて各計画代替案の推奨度を出力する方法について紹介する。そのプロセスを図３に示す。

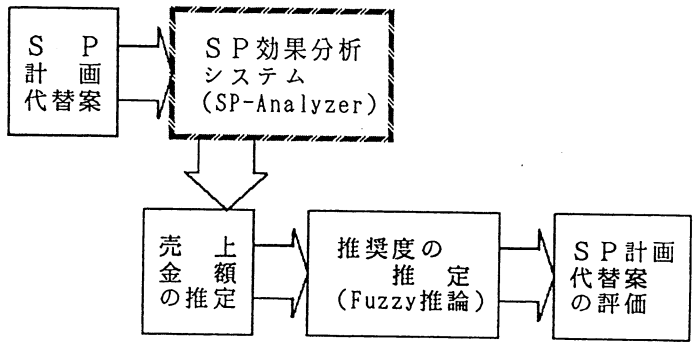


図３．ＳＰ計画代替案評価プロセス

ＳＰ計画代替案作成プロセスで出力されるＳＰ計画代替案はある一定期間分のＳＰ代替案である。そこでその期間全体の売上金額を算出するためには、各ＳＰ計画代替案を構成している各種ＳＰを実施した場合に、実際にどれだけの売上数量が獲得できるかについての実データが必要である。しかしながら、現実にこれらのデータを入手するためには直接、店頭実験を行う等の必要があり、コスト等の面からも非常に困難である。本システムではあるＳＰを実施した時の売上数量の推定に、筆者らの提案したＳＰ効果分析システム[2]を利用する。これは各種ＳＰと売上数量との関係を消費者のもつあいまい性も含めてモデル化したものであり、その妥当性はすでに検討済みである。このＳＰ効果分析システムにＳＰ計画代替案を構成する個々のＳＰパターンを入力すると、システムは各ＳＰを実施した時に獲得可能な売上数量を出力

する。その場合システムは、各種ＳＰに対する消費者の反応そのものがもつあいまいさを内包するように、当該ＳＰを実施した時に獲得可能な最大売上数量と最小売上数量を出力する。そこで、最大、最小売上数量を個別に次式に代入すれば、最大、最小売上金額を推定できる。

$$G_i = \sum_{j=1}^{n} S_{ij} P_{ij} \qquad (1)$$

ここで、G_i はＳＰ代替案ｉの総売上金額、S_{ij}はＳＰ代替案ｉを構成するＳＰｊ時の売上数量、P_{ij}はＳＰｊ時の販売価格である。

ＳＰ効果分析システムを用いて推定された各ＳＰ計画代替案の最大売上金額と最小売上金額の差は、当該ＳＰによってそのブランドが獲得可能な売上金額の可能性の幅を示すものである。各計画代替案の期待売上金額は最大売上金額と最小売上金額の中央値であり、各計画に対する消費者の反応がもつあいまいさの程度がこの可能性の幅の大きさに反映されているものと考えられる。従って期待売上金額（中央値）が大きくても、この可能性の幅も大きいような計画はその計画に対する消費者の反応のあいまいさが大きいために、計画を実施しても期待売上金額を獲得できない可能性も大きくなることを示している。そこで、売上金額という観点から各計画代替案を評価する場合には、期待売上金額の大きさと可能性の幅の大きさの両方から評価をする必要がある。

期待売上金額やその可能性の幅の大きさをどのように評価するのかは専門家の主観的な知識や判断に依存する。そのため、その判断基準を記述するためには判断そのものに含まれるあいまいさをうまく表現できるような手法が必要である。本システムでは、期待売上金額の大きさと可能性の幅の大きさを次式のようなファジイルールに反映させて、各計画代替案を売上金額という観点から評価した場合の推奨度を出力する。

$$\text{if } MG_i \text{ is } a_i \text{ and } L_i \text{ is } b_i \text{ then } EG_i \text{ is } c_i \qquad (2)$$

ここで、前件部の MG_iはＳＰ計画代替案ｉの期待売上金額、L_iは可能性の幅を表す。後件部のEG_iは ＳＰ計画代替案ｉの売上金額という観点からの推奨度を示す。a_i, b_i, c_iはファジィ変数である。 売上金額の観点からの推奨度（EG_i）は 期待売上金額の大きさと消費者の反応のあいまい性を示す可能性の幅の大きさの程度から推定[4]され、１～５までの＃印の数で示される。 期待売上金額が非常に大きく、かつ、可能性の幅が非常に小さい場合には、その代替案は多くの売上金額を確実に獲得できることから、システムは売上金額の観点からの推奨度を「＃＃＃＃＃」と出力する。本システムのユーザーは、同じ売上数量を達成する複数のＳＰ計画代替案に対して、この推奨度の大きさを比較することによって、売上金額の観点で最も効果的なＳＰ計画を選択・決定することが可能となる。

３．インスタントコーヒー市場への応用例

本稿ではシステムをインスタントコーヒー３ブランドに応用した例を示す。この３ブランドはメーカーは異なるが、製品タイプ、量、通常売価共に同じであり、かつ売れ筋の商品であることから、共に市場において競合しているものと考えられる。この応用例で、各プロセスのニューラルネットワークの学習に使用したデータを以下に示す。

［使用データ］

首都圏郊外の大手スーパーマーケットの日別ＰＯＳデータ３７週分の売上データ（データ収集期間は1990年４月～1991年１月）。

［入力データ］

- 週単位の売上数量
- 競合ブランドのＳＰ内容
- 当該ブランドの前回のＳＰ内容

［教師信号］

- 週単位のＳＰ内容
- 競合ブランドの週単位の売上数量

ＳＰ計画作成プロセスでは、様々な売上数量とＳＰ計画との関係を、一対一対応になるように複数のニューラルネットワークに分散させて学習させる。本応用例では使用データの都合上、３つのニューラルネットワークを使用した。

ある目標売上数量を入力した時のシステムの出力の例を以下に示す。図４はブランドＡの目標売上数量を 300個とし、競合ブランドのＳＰ及び前回のＳＰが実施されない場合のシステムの出力例を示したものである。ここで、本システムの出力結果が妥当なものかどうかを検討するために、ＳＰ計画代替案評価プロセスで売上金額の推定に用いたＳＰ効果分析システム[2] を用いて各ＳＰ計画代替案の獲得売上数量を推定した。その結果代替案Ａは282～343個、代替案Ｂは247～305個、代替案Ｃは302～351個となり、各代替案共に 300個程度の売上が期待でき、妥当なものと判断できる。

各代替案についてシステムの出力結果をもとに考察する。代替案Ａは、１週間（内１日は定休日のため実際には平日４日週末２日の計６日間）で 300個売るための計画代替案として、平日250円の値引きを２日、200円の値引きと175円の値引きを１日ずつ行い、週末に２日間250円の値引きをする計画案を出力する。そしてその計画を実施した時の総売上金額は143,686円～175,814円であり、売上金額という観点からの本代替案の推奨度は「＃＃」であることを示す。

代替案Ｂは平日にエンド大量陳列と250円の値引きのＳＰを２日、250円の値引きのみのＳＰを２日行えば、週末

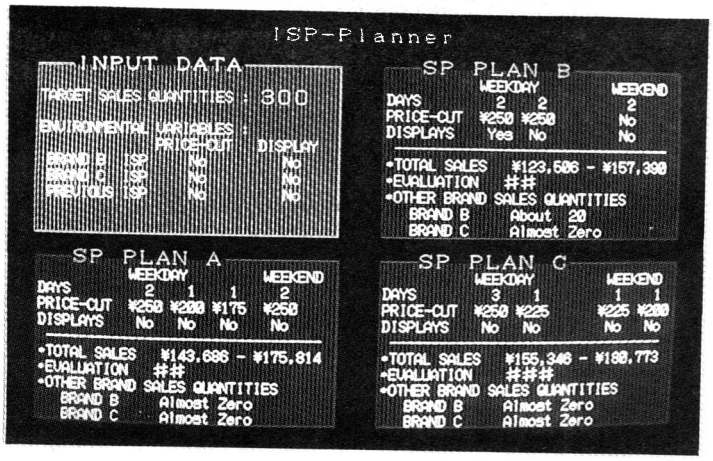


図４．システムの出力例（１）
（目標売上数量 300個の場合）

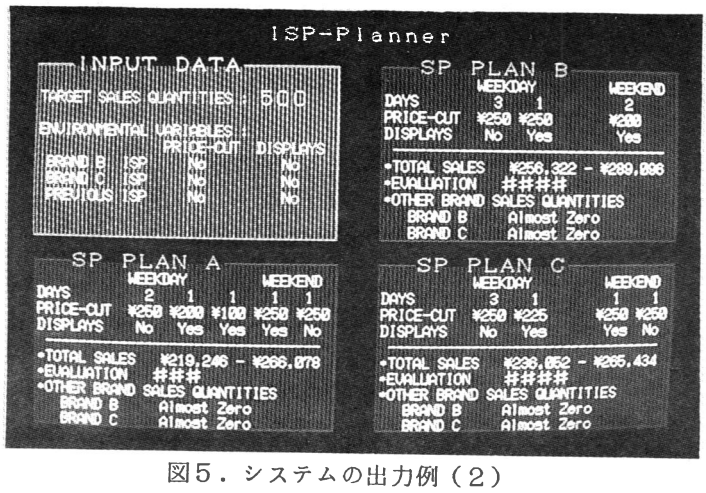


図５．システムの出力例（２）
（目標売上数量 500個の場合）

には全くＳＰを実施しなくても300個達成できることを示している。その場合の総売上金額は123,506円～157,390円であり、その推奨度は「＃＃」である。また、この代替案では競合ブランドＢは何もＳＰを行わなくても20個程度売れることを示している。

代替案Ｃは、平日に250円の値引きを３日、225円の値引きを１日行い、週末は225円の値引きを１日、200円の値引きを１日する計画案を出力する。この代替案の総売上金額は155,346円～180,773円、推奨度は「＃＃＃」であることを示す。この３つの計画代替案のどれを選択するのかについては、売上金額による評価によれば「＃＃＃」である代替案Ｃが最も望ましいということになる。ただし、ユーザーがウイークエンドにＳＰを実施することにコストやリスクが大きいと判断するならば、売上金額の評価は落ちてもウイークエンドにＳＰを実施しない代替案Ｂを検討することも可能である。

次に，目標売上数量として 500個を設定した場合の例を図５に示す． 300個の場合同様，ＳＰ効果分析システムによる各ＳＰ戦略代替案の獲得売上数量の推定値は，代替案Ａは427～511個，代替案Ｂは489～552個，代替案Ｃは474～533個であり，妥当なものと判断できる．

紙面の都合上詳細な分析は割愛するが，売上金額の面では代替案ＢとＣが共に「＃＃＃＃」で，かなり期待できる計画案であることがわかる．

以上のように、ユーザーは１週間で達成したい目標売上数量をシステムに入力するだけで、具体的なＳＰ計画代替案を複数得ることができる。そして、各計画代替案に対する評価情報を比較することによって、自社にとって最も効果的なＳＰ計画を決定することが可能となる。

４．おわりに

ニューラルネットワークを用いて、企業のＳＰ計画決定を支援し得るようなシステムの開発を行った。本システムでは、ニューラルネットワークに売上数量と各種ＳＰの組合せであるＳＰ計画との関係を両者の間に存在するダイナミクスを含めて直接学習させた。そして、学習済みのニューラルネットワークを用いることによって、目標売上数量を実現可能にするＳＰ計画代替案を作成することが可能となった。また、同じ売上数量を実現する異なるＳＰ手段の組み合せを複数のニューラルネットワークに分散して学習させることによって、計画代替案を複数作成することが可能となり、それにより代替案集合を決定することができた。さらに、本システムでは作成された計画代替案を売上金額の観点から評価し、各計画代替案の推奨度をファジィ推論により推定した。これにより本システムのユーザーは、出力された計画代替案及びその評価情報を比較することによって、具体的で適切なＳＰ計画を決定することが可能となった。

付　記

ＰＯＳデータの使用にあたっては財団法人流通経済研究所のご援助を得た．心より感謝申し上げる次第である．

参考文献

[1] 恩蔵直人：「セールス・プロモーション研究の発展過程と今後の課題」，早稲田商学第338,339合併号，pp.219-248,(1990).

[2] 西尾チヅル・宮澤永光・中西祥八郎：「ニューラルネットワークとファジィ推論を用いたセールスプロモーション効果分析システム」，日本経営工学会誌Vol. 42, No.6, pp.431-439,(1992).

[3] Rumelhart, D.E. and McClelland, J.L.:"Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition," The MIT Press,(1986)

[4] Mamdani, E.H.:"Applications of Fuzzy Logic to Approximate Reasoning Using Linguistic Systems," IEEE, Computers, Vol.C26-12, pp.1182-1191,(1977)

問い合わせ先

〒259-12　神奈川県平塚市北金目1117
東海大学工学部経営工学科
西　尾　チヅル
TEL:0463(58)1211(内線4471)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

統計的品質管理へのファジィ理論の応用

Application of Fuzzy Sets Theory to Statistical Quality Control

長沢 伸也
Shin'ya NAGASAWA

亜細亜大学経営学部
Fac. of Bus. Admin., Asia Univ.

あらまし　わが国では品質管理は多くの業種に導入され、世界中から注目されるところとなっている。こうした品質管理、特に統計的品質管理の実施場面では、解析者が有する固有技術上の知見がや重要であったり、事務・営業・研究開発などの部門では主観的なデータがほとんどであったりする。そこで、本研究では、人間の主観や曖昧さを統計的品質管理へ取り込むことを積極的に行う必要があること、および、その方法論としてファジィ理論を応用する必要があることを論じ、具体的な適用方法をいくつか述べる。
キーワード　品質管理、経営、統計解析、ファジィ理論

1．緒　言

ＪＩＳによると品質管理は次のように定義されている。「買い手の要求に合った品質の品物又はサービスを経済的に作り出すための手段の体系。品質管理を略してＱＣということがある。また、近代的な品質管理は、統計的な手段を採用しているので、特に統計的品質管理（statistical quality control，略してＳＱＣ）ということがある。品質管理を効果的に実施するためには、市場の調査、研究・開発、製品の企画、設計、生産準備、購買・外注、製造、検査、販売及びアフターサービス並びに財務、人事、教育など企業活動の全段階にわたり、経営者を始め管理者、監督者、作業者など企業の全員の参加と協力が必要である。このようにして実施される品質管理を全社的品質管理（company-wide quality control，略してＣＷＱＣ）又は総合的品質管理（total quality control，略してＴＱＣ）という。（JIS Z 8101）」

わが国の品質管理は戦後製造業を中心に導入されたが、1980年代には一種のＱＣブームとも言うべき傾向が現れ、多くの業種が導入を図り、一般のマスコミまでもがＱＣを取り上げ、世界中から注目されるところとなっている。

こうした品質管理、特にＳＱＣの実施場面では、解析者が有する固有技術上の知見が統計解析のモデル構築の過程や結果の解釈などに大きな影響を与える場合が多い。また、事務・営業・研究開発などの部門では、数値データが得られにくく主観的なデータがほとんどである。

そこで、本研究では、各論よりもむしろ総論として、人間の主観や曖昧さを統計的品質管理へ取り込むことを積極的に行う必要があること、および、その方法論としてファジィ理論を応用する必要があることを論じ、具体的な適用方法をいくつか述べる。

2．統計手法における曖昧さ

統計的品質管理に必要な統計手法では、計算そのものに主観や曖昧さの入る余地はない。しかし、計算の前後の処理に曖昧さがあるために初学者が戸惑うことも意外に多い。そのような例を列挙すると以下の通りである。

2.1 度数分布やヒストグラムの作成・見方

データの存在する範囲をいくつかの区間に分けて、各区間に属するデータの出現度数を並べたものである度数分布や、これに比例する面積をもつ柱（長方形）を並べた図であるヒストグラムは、製品の品質の状態が規格値に対して満足のいくものか等を判断するときに役立ち、ＱＣ七つ道具の１つにも挙げられ広く普及している[1]。

このヒストグラムを作成する場合には、データをなるべく多く集める必要があるが、最低いくつあればよいのかについては曖昧である。また、級の数はデータ数に対する目安が幅をもって与えられており、適切に決める必要がある。しかも、これが適切でないと分布の変動パターンの把握を誤る恐れがある。さらに、ヒストグラムにより分布形を判断する場合、正常型か否かなどの判断は細部にとらわれすぎずに大まかに行う必要がある。

2.2 散布図の作成・見方

２変数を横軸と縦軸に取り、データを打点して作る散布図は、ＱＣ七つ道具の１つとして広く普及しており、主に２つの変数間の関連を調べるのに使われる。

この散布図を描く場合、縦軸の長さと横軸の長さとがほぼ同じになるように調節しないと２変数間の関連の把握を誤る恐れがある。また、点の並び方の傾向の有無や、その傾向が直線的か曲線的かの判断、外れ値や点の集まり（クラスター）の有無や相関の強さの判断は、見る人の主観に依存する。

2.3 データの層別

機械別、原材料別、作業方法別または作業者別のように、データの履歴に着目して、同じ共通点や特徴を持ついくつかのグループ（層）に分けることを層別という。

ヒストグラムあるいは散布図などでは、層別の必要性の有無やどの要因で層別すべきかについては固有技術や経験による判断が重要である。

2.4 パレート図による分析

項目別に層別して、出現度数の大きさの順に並べるとともに、累積和を示した図をパレート図という。パレート図は、不良品数や損失金額の大部分はごくわずかの不良項目によって占められることを示し、これを重点項目として退治することの重要さを教えてくれる。

しかし、いくつの項目が累積和で何パーセントあれば「小数重点項目」と言えるのかという判断は、ケース・バイ・ケースである。

2.5 管理図の見方

工程が安定な状態にあるかどうかを調べるため、又は、工程を安定な状態に保持するため、管理限界を示す一対の線を引いておき、これに品質又は工程の条件などを表す点を打っていく図を管理図という。

この管理図の見方のうち、点の並び方のくせとして、周期性や中心的傾向の有無については明確な判定基準がなく、見落としがちである。

2.6 仮説検定・統計的推定

仮説検定では、有意確率が十分小さい値をとったとき、稀なことが起こったとは考えないで帰無仮説を棄却する。どの程度の確率を小さいと見なすかの基準の有意水準αには、伝統的に５％あるいは１％が使われている。また、仮説検定をひっくり返す形で構成される区間推定を行うときの信頼率１－αも伝統的に95％が使われている。

しかし、仮説検定における５％あるいは１％という有意水準や、区間推定における95％という信頼率の設定の根拠は曖昧であり、主観の問題であるといえる。

2.7 抜取検査

検査ロットから、あらかじめ定められた抜取り検査方式に従って、サンプルを抜き取って試験し、その結果をロット判定基準と比較して、そのロットの合格・不合格を判定する検査を抜取り検査という。

しかし、検査ロットから抜き取るサンプルの大きさとロット判定基準との組合せである抜取り検査方式を求めるために設定する生産者危険・消費者危険や、合格させたいロットの不良率の上限等の設定値は曖昧である。

2.8 主成分分析や因子分析等の結果の解釈

データを縮約するための多変量解析手法である主成分分析や因子分析等では、結果の解釈が重要である。構造係数や因子負荷量を手がかりに主成分や因子を解釈する場合、これらの絶対値の大きい変量に着目せよとされる。

しかし、これらの絶対値の大小の判断は曖昧であり、解釈の基準もない。

2.9 重回帰分析等の変数選択

重回帰分析（数量化理論Ⅰ類を含む）あるいは判別分析（同Ⅱ類を含む）等、反応変数の振舞いをいくつかの説明変数から予測するモデルを作成する際、必要にしてかつ十分な説明変数の集合を選び出そうとすることを変数選択という。最終的なモデル選択は固有技術を踏まえてなされるべきであるとされる。

つまり、偏Ｆ値などの選択のための指標の大小のみに基づいて変数選択を行うと、固有技術的にはなるべく取り込みたい変数が取り込まれない場合や、この逆の場合が生じたりする。しかし、固有技術的な知見を反映させる方法については具体的には示されていない。

2.10 実験計画法における計画・解析

結果にばらつきの伴う実験において、一定の費用・時間の制約の下で、得られる情報をできるだけ大きくするような実験のやり方を与える手法である実験計画法で得られたデータの解析には、分散分析が通常用いられる。

実験の計画をするときに、どの因子を実験に取り上げるか、またどの水準を選ぶかを決めることが最も重要な段階であるが、実際には固有技術で選定される。また、分散分析では、Ｆ値が有意ではないもののかなり大きい交互作用項をプーリングすべきか否かは固有技術的に検討する必要がある。

2.11 統計的官能検査手法

官能検査とは、人間の感覚を使って行なう検査をいう。所謂「感性の時代」を迎えている今日、嗜好や好き嫌いといった選好に関する感性品質を評価する手法として官能検査手法が改めて注目されている。官能検査には様々な手法があるが、一対比較による評点データは Scheffé の一対比較法により解析するのが一般的である。また、ＳＤ法による評点に多変量解析を適用する場合も多い。

しかし、このようなデータは、人間の主観や曖昧さを伴うので、距離尺度としてみなすことが必ずしも保証されているわけではない。

本来、なぜみなすかという操作を加えるかといえば、それはそのことによって生まれる利益を期待するからである。尺度は、分類尺度（名義尺度）、順序尺度（序数尺度）、距離尺度（間隔尺度）、比例尺度（比率尺度）の順に高度となり、データに対して適用できる統計量の種類と引き出すことのできる情報の量が多くなる。従って、この観点に立つかぎり、上・中・下の尺度を距離尺度あるいは比例尺度とみなす扱い方が最良であるということになる。つまり、みなすことによって生じると期待される利益と、そのことによって冒すかもしれない誤りの双方を秤りにかけて、格付けデータを扱うことになる。

しかし、実際の官能検査では、格付け尺度を近似的に距離尺度とみなして１，２，３のように数値を与え、採点法の結果と同様に扱う場合が多い。これは、そのように扱ってもほとんどの場合に支障を来すことがないという過去の経験に基づいて許されるとされている[2]。

3．非統計手法における曖昧さ

ＴＱＣでは、必ずしも純粋な統計手法とはいいがたい手法も多用されている。本章では、これらの手法にも曖昧さがあることを述べる。

3.1 特性要因図

特性要因図とは、特定の結果と原因系との関係を系統的に表した図であり、ＱＣ七つ道具の１つである。

特性要因図の上手な描き方や良い悪いの判断、また、どの要因が重要だと考えるかについては客観的な基準があるわけではない。

3.2 新ＱＣ七つ道具

新ＱＣ七つ道具とは、言語データを図に整理する方法として開発されたものであり、親和図法（ＫＪ法）、連関図法、マトリックス図法、マトリックス・データ解析法（主成分分析）、アロー・ダイヤグラム法（ＣＰＭ）、ＰＤＰＣ法の７つの手法で構成される。

しかし、例えば連関図やマトリックス図法における関連の強さの度合いなどのように、言語データには主観や曖昧さがあるため、解析は便宜的なものにとどまっているといえる。

3.3 品質展開

品質展開とは、顧客の要求を代用特性に変換し、製品の設計品質を定め、これを各機能部品の品質、更に個々の構成部品の品質や工程の要素に至るまで、それらの関連を明確にしながら、系統的に展開していくことである。品質展開では、まず顧客の要求を収集し、分類・整理して要求品質展開表を作成する。ついで、各要求項目ごとの代用特性を列挙・整理して要求特性展開表を作成する。これらを二元表の形に組合わせて相互の対応関係を明確にした品質表は、設計品質を定めるのに用いられる。

しかし、顧客の要求自体が曖昧なことに加えて、品質表において◎○△等で表される関連の強さの度合いは人間の主観による曖昧なものである。これらを経験的な点数で置き換えて集計する解析は便宜的であるといえる。

4．ＱＣストーリーにおける目標・評価

ＱＣの世界では、データに基づく実証的問題解決法がその適用範囲の広さと確実性のために広く提唱されており、ＱＣストーリーと呼ばれている。ＱＣストーリーでは、改善前にテーマや目標を設定し、改善後これが達成されたかどうかの効果の確認を行う。

しかし、例えば「不良50%減」という設定は客観的な根拠に乏しいといえ、改善の結果47%減になった場合は目標が達成されたか否かは曖昧である。

また、感性品質を特性値とすることが多くなっているが、チェックリスト的に加算したり、重視度のウエイトと充足度のウエイトの積を合計したりする線形評価としてみなすことが必ずしも保証されているわけではない。

5．考　察

5.1 各種手法と曖昧さ・固有技術

以上のように、新ＱＣ七つ道具や品質表等はもちろん、統計手法においても感性のような主観的な曖昧さを含む場合や固有技術的な判断に頼らざるをえない場合が多い。

結局、ＱＣでは、各種手法はあくまでも手段なのであって、既得の固有技術から出発し、そのブラシュアップを図ることが目的なのではないだろうか。

5.2 経験・勘・度胸と固有技術

統計的品質管理では、「主観あるいは経験・勘・度胸はいけない。客観的なデータでモノを言え。そのためには統計手法を活用せよ」といわれる。その一方で「固有技術は重要だ」ともいわれる。しかし、これは矛盾していないだろうか。固有技術とは、熟練者の主観的な経験・勘やコツのことではないだろうか。

5.3 固有技術とファジィ理論

従来の経営学でいわれている経営管理論は、経営計画、経営組織等について、大所高所から経営のあるべき姿を追求しているが、それらの計画を下部組織にどう具体的に展開し、日常業務としてどう実施し、その結果をどうチェックし、どうアクションをとっていくかという点については具体性を欠いていた。この点について、ＴＱＣの考え方はより具体的、実践的であるという特徴を持っているとされる[1]。

そうであるならば、ＴＱＣあるいはＳＱＣにおいては、感性や固有技術のような主観的な曖昧さをより具体的、実践的に各種手法に取り込む必要があるのではないか。

現在のところ、人間の主観による判断や曖昧さを扱えるのはファジィ理論が唯一である。したがって、品質管理における各種手法にファジィ理論を取り込んで改良したり拡張したりする必要があると著者は考える。

6．統計的品質管理へのファジィ理論の応用

以上の観点から、主観による判断や曖昧さを伴うために定量的な解析が困難あるいは厳密でなかった様々な品質管理的な問題について、著者は、ファジィ理論の適用方法をこれまで日本品質管理学会[３]-[12]、米国品質管理学会[13]、日本ファジィ学会[14]-[17]、日本経営工学会[18]の研究発表会や放送大学[19]などで提案してきた。

以下にその具体的な適用方法の概要を述べる。

6.1 重回帰分析等の変数選択

重回帰分析等の変数選択における曖昧さを考慮するため、偏Ｆ値の大小の度合と各変数の取り込みたい度合をそれぞれメンバーシップ関数として表し、ファジィ意思決定により選択変数を決定する方法を提案している[10]。

6.2 分散分析における要因のプーリング

分散分析のプーリングにおける曖昧さを考慮するため、分散比F_0の値の大小の度合と各要因の重要度をそれぞれ

メンバーシップ関数として表し、ファジィ意思決定によりプーリングを決定する方法を提案している[11]。

6.3 官能検査における選好の解析

官能検査データにおける人間の主観や曖昧さを考慮するため、これを曖昧なデータとして取り扱い、ファジィ構造モデルを適用して、どっちつかずや矛盾した判断を含めた選好構造を多元的に表現することを提案している[7]-[9],[14],[17],[19]。また、これに関連して、被験者の負担を軽減するため、一対比較数を削減する方法についても検討している[15]。

6.4 連関図における因果関係の解析

新ＱＣ七つ道具の１つである連関図法において、各要素感の因果関係が複雑で、しかも関連の強さの度合が主観によりウエイト付けられている場合に、ファジィ構造モデルを適用して、因果関係の階層構造を浮き彫りにすることを提案している[6],[13],[16]。

6.5 複数のマトリックス図の合成

新ＱＣ七つ道具の１つであるマトリックス図法において、関連の度合が主観によりウエイト付けられたマトリックス図をファジィ関係ととらえ、複数のマトリックス図をファジィ合成して組合せる方法を提案している[18]。

6.6 マトリックス図や品質表などの診断

マトリックス図法の範疇である方針展開や品質表などにおいて、例えば方針と方策の関係行列および方針間のウエイトから、ファジィ逆問題の解法を用いて方策間のウエイトを求める方法を提案している[4],[5]。

6.7 品質評価の問題

品質を評価する場合、Σ(重要度のウエイト)×(充足度のウエイト)による線形評価を用いる場合が多いが、これらのウェイトは主観による曖昧な値であるので、ファジィ積分を用いて品質評価を行う方法を提案している[3]。

7. 結　言

以上、本研究では、人間の主観や曖昧さを品質管理へ取り込むことを積極的に行う必要があること、および、その方法論としてファジィ理論を応用する必要があることを論じ、具体的な適用方法を述べた。

ファジィ理論に対する関心が必ずしも高いとは言えない品質管理の分野において、本研究がファジィ理論を導入する端緒となれば幸いである。

参考文献

[1]三浦新、狩野紀昭、津田義和、大橋靖雄編、ＴＱＣ用語辞典、日本規格協会 (1985).

[2]佐藤信：官能検査入門、日科技連 (1978).

[3]長沢伸也：ファジィ理論の品質管理への応用（１）－ファジィ積分による品質評価－、日本品質管理学会第17回年次大会研究発表要旨集、29/32 (1987).

[4]長沢伸也：同上（２）－ファジィ推論による方針展開および品質表の診断－、同第17回年次大会研究発表要旨集、33/36 (1987).

[5]長沢伸也：同上（３）－目標方策展開・品質表などの診断の応用－、同第33回研究発表会研究発表要旨集、49/52 (1988).

[6]長沢伸也：同上（４）－ファジィ構造モデルによる連関図の階層化－、同第18回年次大会研究発表要旨集、33/36 (1988).

[7]長沢伸也：同上（５）－ファジィ構造モデルによる選好構造の階層化－、同第35回研究発表会研究発表要旨集、81/84 (1989).

[8]長沢伸也：同上（６）－ＡＨＰとファジィ構造モデルとの比較－、同第19回年次大会研究発表要旨集、49/53 (1989).

[9]長沢伸也：同上（７）－ファジィ構造モデルによるマンションの外観評価データの解析－、同第37回研究発表会研究発表要旨集、41/44 (1990).

[10]長沢伸也：同上（８）－重回帰分析の選択変数のファジィ決定－、同第20回年次大会研究発表要旨集、53/56 (1990).

[11]長沢伸也：同上（９）－分散分析におけるプーリングのファジィ決定－、同第39回研究発表会研究発表要旨集、43/46 (1991).

[12]長沢伸也：同上（10）－品質管理における曖昧さ－、同第21回年次大会研究発表要旨集、39/42 (1991).

[13]Nagasawa, S. : Appilcation of Fuzzy Theory to Relation Diagram, 44th ASQC Quality Congress Transactions, 573/578 (1990).

[14]長沢伸也：ファジィ構造モデルの官能検査への適用、第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、349/352 (1990).

[15]長沢伸也：ファジィ構造モデルにおける一対比較数の削減方法、第７回同シンポジウム講演論文集、319/322 (1991).

[16]長沢伸也：品質管理へのファジィ理論の応用、日本ファジィ学会ノンエンジニアリングファジィ研究会第１回ワークショップ講演論文集、6/7 (1991).

[17]長沢伸也：デザイン評価へのファジィ理論の応用、同第２回ワークショップ講演論文集、6/7 (1992).

[18]長沢伸也：ファジィ理論の新ＱＣ七つ道具への応用、日本経営工学会平成３年度春季大会予稿集、92/95 (1991).

[19]野呂影勇・長沢伸也：あいまいさを測る、野呂影勇編『生活のための工学（放送大学印刷教材）』、放送大学教育振興会 (1992).

[問い合わせ先] 〒180 東京都武蔵野市境5-24-10
亜細亜大学経営学部　長沢　伸也
TEL:0422-54-3111　FAX:0422-36-4857

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

財務分析へのファジィ理論の一応用

An Application of Fuzzy Theory to Financial Analysis

塚本　弥八郎
Yahachiro TSUKAMOTO
名城大学短大部
Meijo University

佐藤　靖
Osamu SATOH
名城大学商学部
Meijo University

あらまし　本研究では，企業の短期的支払能力を評価する上で、ファジィ流動比率を導入する。すなわち，従来のクリスプな　One Year Rule に代えて，高い流動性を持つ資産あるいは厳しい条件下での負債とかをファジィ概念として捉え直し，これらに基づいて企業の短期的支払能力を評価するモデルを作成し事例分析を通してその有効性を検討する。今回は，とくに諸資産（負債）の流動性配列が不明確な場合に，一様分布に加えて，楽観的・悲観的な分布を想定してモデルを実行し，ファジィ流動比率の下限・上限を算出し，評価の指標として参照している。

キーワード　　経営分析，財務分析，流動性，流動比率，ファジィ

１．緒　言

本研究は，経営分析とりわけ財務分析へファジィ理論を応用する試みの第１ステップとして，財務分析のうち「流動性分析」に焦点をあてて考察する。流動性分析は財務分析の主要部分であり，その代表的な分析指標は流動比率（＝流動資産／流動負債）である。

この比率を算定するには，資産および負債をそれぞれ流動項目と非流動（固定）項目に二分しなければならない。しかし，資産および負債の流動性（各種の形態の資金が貨幣形態に転化するまでの期間，あるいは，調達された資金が当該企業の支配下に滞留しうる期間）は本来不確定なものであって，流動と非流動との間に明確な境界線を引くことは困難である。このことは，じつは，流動と非流動を区分する場合の基準そのものに問題が伏在している，ということを意味している。

このような観点から，筆者らは，ファジィ流動比率を定義し，企業の短期的支払能力の評価に用いる試みとその事例分析について報告した。〔１〕

本稿では，以下、流動性分析へファジィ概念を導入し、それに基づく流動性分析モデルの概要について述べ，さらに「ケーススタディ」として具体的な分析（評価）例を示す。今回は、とくに，諸資産，あるいは，負債の流動性配列が不明確な場合に、楽観的・悲観的な配列を想定してモデルを実行し、ファジィ流動比率の下限・上限を算出し，評価指標として参照する。同時に，下限・上限に対応する評価指標の差が，支払能力に関しての不透明の大きさを表していることを指摘する。

２．流動性分析へのファジィ概念の導入

はじめに通常の貸借対照表による企業の流動性分析について述べ、ファジィ流動比率という考え方について説明する。ただし，流動ー固定資産の構成比率についてのファジィ的表現については文献〔１〕に述べられており省略する。

ある時点で測られた貸借対照表は、つぎの表のような構成になっている。

表2.1 貸借対照表

流動資産 ＣＡ	流動負債 ＣＬ
	固定負債（含；資本） ＦＬ
固定資産 ＦＡ	

表2.1 より、つぎの流動比率（σ）と資産の構成比（ρ）が定義される。

$$\sigma = (CA / CL) \times 100 \quad (2.1)$$

$$\rho = (CA / (CA + FA)) \times 100 \quad (2.2)$$

(2.1)式から明らかなように，流動比率は，流動資産額を流動負債額で割ることにより求められる。この比率によって，分析者は，短期的に到来する支払義務に対して，支払手段たる貨幣ないし短期的に貨幣に転化しうる資金をどれだけ準備しているか，ということを読み取ることができる。資産および負債の構成比は，各産業の生産，流通の構造から規定される最適比のようなものが考えられるため，一概に言うことはできないが，流動比率は高い方が好ましい。しかしながら、流動比率のある一定の数値を境目にして、突然、当該企業の短期支払能力の評価が変化するわけではないということは明白である。

さて，流動資産は，Current Assets であるが，Currency とは，通貨，通用性，普及，通用期間，（貨幣）流通といった意味をもつ。ここでは，短期的貨幣通用性のように捉えておこう。流動比率分析の文脈では，Currencyの度合は，Cashとの距離を意味し，その距離は，主に現金化（Cashing)できるまでの期間により特徴づけられる。

いま，つぎのように記号を定める。

CA :Current Assets, HA :High Currency

HCA :High Current Assets, CL:Current Liabilities KCL :Severe Current Liabilities

通常の流動資産は、単純にクリスプ集合の特性関数によって図2.1 の太線で，また，高い流動性というのは，たとえば，同図の点線のように表される。

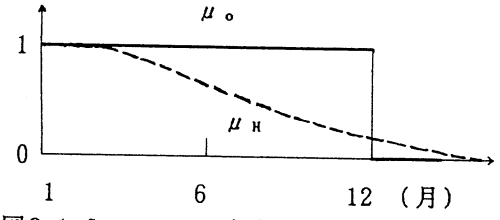


図2.1 Currencyの度合のメンバーシップ関数

以上の考察は負債(Liability) についても言える。すなわち、きびしい条件の下での負債と比較的ゆるやかな条件の負債もそれぞれファジィ集合概念で表すことができる。

さて、流動資産および流動負債の期間に渡っての分布が次のように与えられたとしよう。

{ X(i) , i =1, 2, 3, ---- ,n }

{ Y(j) , j=1, 2, 3, ---- ,n }

ここで、X(i)は、i カ月後に現金化可能な資産額、他方、Y(j)は j カ月後までに決済すべき負債額である。このとき、通常の流動資産は、つぎのように書き表すことができる。

$$CA = \Sigma \mu_{0}(i)\, X(i) \qquad (2.3)$$

ただし、

$$\mu_{0}(i) = \begin{cases} 1, & i \leq 12 \\ 0, & i > 12 \end{cases} \qquad (2.4)$$

高い通用性の資産額は、(2.3) 式の自然な拡張として、

$$HCA = \Sigma \mu_{H}(i)\, X(i) \qquad (2.5)$$

と表される。上式で、H の代わりにL を用いれば、低い通用性の資産額が導出される。つぎに流動負債について、厳しい負債額は、次式により表される。

$$KCL = \Sigma \mu_{K}(j) Y(j) \qquad (2.6)$$

ここで，(2.5) および (2.6)式等は，Σ_{count}（Zadeh 〔５〕）の考え方に基づいている。

さて、ファジィ流動比率は、HCA と KCL を用いて、つぎのように定義される。

$$\sigma_{f} = HCA \,/\, KCL \qquad (2.7)$$

この比率は，より短期的な企業の支払能力に対応する指標とみなすことができる。また，後出のように，HとKのメンバーシップ関数を適当に与えることにより，それなりの意味に対応したファジィ流動比率を定めることが可能である。

3．ファジィ推論による評価モデル

本節では、前節に定義した指標を用いて、より具体的に各企業の短期的支払能力を評価するために、ファジィ推論に基づく評価モデルを構築する。

本評価モデルは、If～Then～の条件文により記述され，前件、後件命題ともにファジィ述語を含む25個のルールからなり、その実行はファジィ推論による。推論の方式としては，とくに、言語的面を強調した Caoら〔６〕の手法を採用した。作成したシステム、-FAREWELL-の構成を図3.1 に示す。以下，モデルと本システムの説明を合わせて行う。

まず、企業毎に資産と負債の四半期別の分布データを算出し、本システムの入力データとする。しかしながら，外部報告データ（有価証券報告書に記載されている会計データ）から四半期別分布データを必ずしも十分な信頼性をもって作成できるとは限らない。どうしてもかかる分布の未定の部分については，３通りの仮定，すなわち，一様分布，評価の観点からみての，楽観的および悲観的分布を措定して作成した。

ＨＡとＫＬのメンバーシップ関数は、本システム - FAREWELL- では、つぎのように与えられる。

$$HA = (KL) = 1/1 + 0.5/2 + 0.25/3 + 0.1/4 \qquad (3.1)$$

さらに、２つの指標、通常の流動比率とファジィ流動比率を用いて、企業の短期的支払能力を評価するルールは、

If σ is high and σ_{f} is low Then e is E (3.2)

のように表される。

後件部の記述は，９個の評価を表す言語を全体集合とするファジィ集合で与えられる。たとえば、σ が very high で σ_f が high であれば、

$$E = 0.25/v.v.g. + 1/v.g. \qquad (3.3)$$

ようなファジィ集合で表現することになるが、これらの定め方は熟練者による。

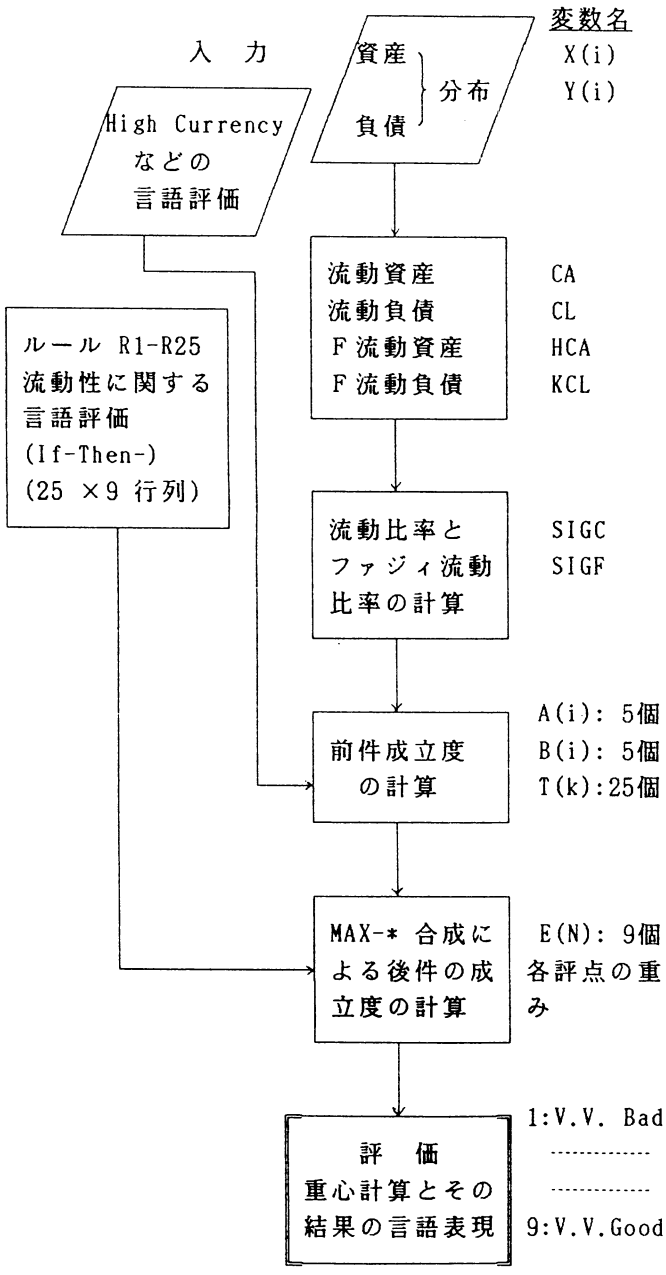


図3.1 評価システムFAREWELL
のブロックチャート

前件部の作成では、σ と σ_f の言語的評価が必要で、いずれも５つの言語が用意される。すなわち、very high, high, medium, low, very low で，これらのラベルに対応するメンバシップ関数は、以下の図3.2 のように描かれる。

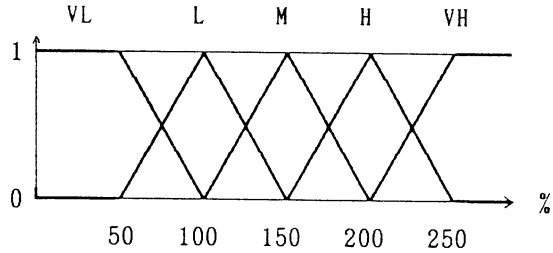


図3.2 High 等のメンバシップ関数

さて、以上の準備のもとで、図3.1 に示されるブロックチャートにしたがって、企業の短期的支払能力を算定するに至るまでのプロセスを説明しよう。

入力として、ある企業の四半期別データが与えられると、まず、(3.1) 式と，(2.5) 式および(2.6) 式によりHCA とKCL が算定され、25個の前件部の成立の度合が算出される。(3.2) における and で結ばれた２つの前件の成立度は、それぞれの成立度のミニマム演算により求められ、25個の要素からなるベクトル$\underline{A}$を得る。つぎに，用意された25 x 9 のファジィ行列Ｒとの合成により、評定ベクトル$\underline{E}$は次式により求められる。

$$\underline{E} = \underline{A} \circledast R \qquad (3.4)$$

ただし，$\circledast$ としては，ここでは，Max-Product 演算を採用している。 ファジィ・プロダクション・ルールでは各ルールが部分的に発火し、それらを統合化する過程が必要となるが、本稿では、以下のように定めている。すなわち、支払能力の評価値１，２，－－，９ に対して、総合評定は

$$\text{総合評定値} = \sum_{N=1}^{9} N \times \underline{E}(N) \Big/ \sum_{N} \underline{E}(N) \qquad (3.5)$$

により定める。さらに、これらの数値は、これまでの処理にふさわしく言語化されて出力されるが、そのときのルールについては省略する。

４．事例による分析

前節までに述べた財務分析（FAREWELL）の有効性を調べるため，８通りの事例について検討したが，ここでは，Ｐ社とＲ社の２通りの結果のみ示す。

流動資産における短期借入金等の四半期別データ作成にあたっては，前述したような３通りの分布を

想定し，それぞれのファジィ流動比率を求めた。

前節のモデルによる２つの事例についての結果を以下の表4.1,表4.2 に示す。

表4.1　P社　（ σ = 257.8 ）

	ファジィ流動比率（評定値）		
①	196.7	(8.1)	very good
②	215.3	(8.3)	very good
③	179.8	(7.8)	good

表4.2　R社　（ σ = 116.2 ）

	ファジィ流動比率（評定値）		
①	75.3	(2.7)	very bad
②	149.8	(4.3)	slightly bad
③	44.4	(2.1)	very bad

上の表で，①は，四半期別分布が不確定の項目について一様分布を仮定して集計した場合，②は，最も楽観的にみた分布，すなわち，資産であれば第１四半期側に，負債であれば第４四半期側に集中させた場合，③は最も悲観的にみた分布（②の反対）からのファジィ流動比率を与え，（　）内の数値は，本モデルから得る評価値（１～９）である。

ここで，楽観的値と悲観的値との差に注目する。P社では 0.5 ，R社では 2.2 となるが，これらの差が大きい程，不透明な部分が多いと言える。

5．結　言

「流動性」をファジィ概念として捉えることにより，資産や負債の時期に渡っての分布の不明確な場合に，楽観と悲観の両者からの比率を得ることができたが，こうした処理は，従来のクリスプな one year rule（または，正常営業循環基準）による扱いでは不可能で、ファジィ的扱いが有用であることを示唆している。

今後の課題は、本モデルを，たとえば，財務安全性を示す指標である自己資本比率等を考慮に入れた評価へと拡張し，より現実性のあるモデルを構築することである。

最後に、本研究のスタート時（平成２年度）に財政的支援を賜りました国際ファジィ工学研究所に感謝します。また、有意義なコメントを頂きました杉岡仁教授（名城大学商学部）に深く謝意を捧げます。

参　考　文　献

〔１〕塚本，佐藤；　財務分析へのファジィ応用，SOFT　中部支部・北信越ファジィ研究会合同研究会講演論文集，48-56，　芦原温泉，1992

〔２〕Miller, Donald E., The Meaningful Interpretation of Financial Statements : The Cause-and-Effect Ratio Approach, American Management association, 1972 青山英男訳，『近代財務分析』地人書館，1978

〔３〕Ganoe, Fred Junior, "Design and Evaluation of a Prototype Fuzzy-Logic-Based Knowledge System for Financial Ratio Analysis", Doctoral Dessertation (Georgia State Univ.), 1986

〔４〕Zadeh, L.A., A Computational Approach to Fuzzy Quantifiers in Natural Languages , in FUZZY SETS AND APPLICATIONS, Selected Papers by L.A.Zadeh, edited by Yager, R.R. et al., 1989

〔５〕Zadeh, L.A., The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning, FUZZY SETS AND APPLICATIONS , Selected Papers by L.A.Zadeh, edited by Yager ,R.R. et al., 1989

〔６〕Cao, Z., Kandle, A. and Li, L., A New Model of Fuzzy Reasoning , Fuzzy Sets and Systems, 36, 1990

〔７〕Bouwman, M., Human Diagnostic Reasoning by Computer: an Illustrative from Financial Analysis , Management Science, Vol.29, No.6, 1983

〔８〕塚本弥八郎，組織評価へのファジィ応用ービジネス実践例ー，日本ファジィ学会ノンエンジニアリング・ファジィ研究会，　第１回ワークショップ，講演論文集，　50-51，名古屋，1991

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィデータベースにおける更新
Updating in Fuzzy Databases

中田典規
Michinori NAKATA
千葉経済短期大学
Chiba-Keizai Junior College

あらまし: 更新処理がファジイ関係データベースにおいて、可能性分布と基本確率割り当ての関係を用いて論じられる。その際、基本確率が焦点要素に一様に分布しているという仮定が用いられる。更新処理は挿入、削除、変更から成っている。各々の処理は正確な値に対する不正確な更新、不正確な値に対する正確な更新、不正確な値に対する不正確な更新の順に調べられる。挿入、削除では" 値が存在しない" という意味の空値が導入される。挿入は従来の関係データベースには無かった統合という機能を持たせることによって、既存の情報と新しい情報を一つにすることが可能になる。変更は更新条件の無い場合、更新条件を受ける属性と変更の対象となる属性が異なる場合と同一の場合とに分けて論じられる。

キーワード: ファジィデータベース、更新処理、関係データベース、可能性分布、基本確率割り当て

1 はじめに

更新処理はデータベース操作において質問処理とともに最も重要なものであり、最近活発に研究されている [1][17]。しかし、これまでのファジィデータベースの研究の大部分は質問処理に関するものである。関係データベースの標準質問処理言語ＳＱＬの可能性理論による拡張の研究がなされているが、それも質問処理の部分に集中している。更新処理の可能性理論による拡張もなされるべきである。本論文の目的は更新処理の可能性理論による拡張の一つの方法を提案することである。更新処理はファジィデータベースでは従来のデータベースよりも重要な意味を持っている。後者において更新処理はデータベースで表現された状態が別の状態に変わることを意味するが、前者ではより信頼できる状態に移行するという意味が加わる。これはデータベースに不確な情報を取り入れたことによって生じた新しい側面である。更新処理は二種類に分けて考えられている [10]。一つは新しい情報が付加されるものである。これは挿入や削除によってなされる。もう一つは属性値が別の属性値に変わものである。これは変更によってなされる。これら二つの他に新たに統合を更新処理に付加する。この機能は挿入の一つの形態として考えられ、ファジィデータベースの可能性を広げるものである。ファジィデータベースの研究は殆ど大部分が Codd に始まる関係データベース [4] の可能性理論による拡張という形で行われている [15][13][19]。そこで、ファジィ関係データベースの枠組みの中で議論がなされるが、この限定によって一般性が失われるものではない。その場合、更新処理の対象は二つに分けられる。一つは基本関係に関する更新である。[2][10]. もう一つは一つ以上の関係から生み出された関係（ビュー）に関するものである [3][6]。本論文では前者のみが取り扱われる。また、議論を簡単にするために単一の関係に対する更新処理に限定する。

2 ファジィ関係データベース

ファジィ関係データベースは、関係データベースにおいて値は存在するが未知であるというタイプの空値としてしか取り扱えなかった不正確なデータに対してその内部状態を Zadeh によって提出された可能性理論 [18] で取り扱うことによって関係データベースを拡張したものと考えられる。

定義 2.1

あるタプル t_j の属性 A_i における値 d_{ij} は、正規な可能性分布 $\pi_{d_{ij}}$ によって表される。

$$d_{ij} = \sum_{u \in D_i} \pi_{d_{ij}}(u)/u.$$

ここで、定義域 D_j は非ファジィ値の集合で、特別な値を含むものとする。

特別な値の一つの例は値が存在しないという空値である。

定義 2.2

ファジィ関係データベースにおいて、関係 S は S に対してメンバシップ値 $\mu(t)$ を持つタプルのファジィ集合である。

$$S = \{\mu(t)/t | \mu(t) > 0\}.$$

メンバシップ値を値として取る属性はファジィ関係データベースにおいて不可欠である。たとえ基本関係でメンバシップ値が問題にならなくても、その基本関係にある条件を付加して得られる導出関係では、その導出関係に対するタプルのメンバシップ値が必ず必要になる。関係完備という点からみれば、ある関係から得られた関係も元の関係と同じ性質を持ち、基本関係と導出関係との区別があってはならない [5]。基本関係におけるメンバシップ値はタプルが一貫性制約を満たす度合いで、可能性測度や必然性測度を用いて計算される。但し、本論文では、議論の簡単化のために、基本関係のタプルのメンバシップ値は全て 1 とする。

3 更新操作

挿入、削除、変更の順に議論する。関係について、特に断らない限り、各タプルは属性の組 (SUPPLIER, PART) によって一意に識別されるものする。即ち、この組は関係における複合主キーである。

3.1 挿入

既存の不正確な値に対する正確な値の挿入、既存の正確な値に対する不正確な値の挿入、統合の順に議論する。

定義 3.1.1

値が関係に挿入されるのは、関係の既存のタプルに対して冗長でない時である。

挿入される値が冗長かどうかの判定は可能冗長度及び類似冗長度が指定されたしきい値以上であることによる [11]。

定義 3.1.2

正確な値 $d_1 = 1/a_1, d_2 = 1/a_2, \ldots, d_n = 1/a_n$ が挿入されるとする。n 項関係において、不正確な一つの属性値 d_{ij}以外の全ての属性値において挿入される値に等しい値を持つタプル t_j が存在する時、属性値 d_{ij} の要素 a_i が @ に置き換えられ、@の分布値を $\sup \pi_{d_{ij}}(@)$ とした後、挿入される。
ここで、@は値が存在しないという意味の空値である。

定義 3.1.3
属性 A_iの値として不正確な値 d_i を持つものが挿入されるとする。関係において、正確な値 $(d_{ij} = 1/a_{ij})$ を持つ一つの属性 A_i以外の全ての属性において挿入される値に等しい値を持つタプル t_j が存在する時、挿入されるものの属性 A_iの値 d_i の要素 a_{ij} が @ に置き換えられ、@の分布値を $\sup \pi_{d_i}(@)$ とした後、挿入される。

例 3.1.1

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	1/20
1/a	1/y	1/20
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/30

関係 R1

(SUPPLIER = 1/a, PART = 0.6/x + 1/y + 0.8/z, PRICE = 1/20),
(SUPPLIER = 1/b, PART = 1/y, PRICE = 1/30)
という二つの値を関係 R1 に挿入する。

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	1/20
1/a	1/y	1/20
1/a	1/@ + 0.8/z	1/20
1/b	1/y	1/30
1/b	0.6/x + 1/@ + 0.8/z	1/30

さて、ここでSUPPLIER が主キーである関係 R2 を考えよう。

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	1/20
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/30

関係 R2

この場合 PART と PRICE は SUPPLIER に関数従属である。よって、納入業者は一つの部品のみ供給することを意味する。挿入する値を "SUPPLIER = 1/a, PART = 1/y, PRICE = 1/20" と "SUPPLIER = 1/b, PART = 0.6/x + 1/y, PRICE = 1/30" とする。たとえこれらのデータが既存のデータと同等な信頼性を持っていたとしても、これらの納しかし、入業者は関係 R2 に既存であるので、関係データベースでは挿入が拒否される。ファジィ関係データベースでは既存のデータと新たに得られたデータの統合という機能を挿入に持たせることによって新しいデータを取り込むことが可能である。

可能性分布 $\pi(u)$ が二つの可能性分布 $\pi_1(u)$ と $\pi_2(u)$ から作り出されるものとする。

$$\pi(u) = \min(\pi_1(u), \pi_2(u)) / \sup \min(\pi_1(u), \pi_2(u)),$$

これは可能性理論における Dempster の結合則の自然な拡張として知られている [7]。しかし、多数の矛盾の無いデータに対して一つでも矛盾のあるデータが存在する時、結合結果は矛盾のみを反映する欠点等が指摘されている [12][8]。データの統合において、矛盾の無い部分は強め合い、矛盾のある部分は弱まるという状態を実現したい。そこで、Dubois and Prade によって示された可能性分布と基本確率割り当ての関係を用いた方法を提案する [7]。

可能性分布 $\pi(u)$ が分布値が 0 でない n 個の要素から構成されているものとする。

$$\mathcal{A}_i = \{u_1, u_2, \ldots, u_i\},$$

ここで、$\{u_1, u_2, \ldots, u_i\}$ は分布値の降順に並べられており、$\mathcal{A}_i$ は焦点要素で、$\mathcal{A}_1 \subseteq \mathcal{A}_2 \subseteq \cdots \subseteq \mathcal{A}_n$ である。可能性分布と基本確率 $m(\mathcal{A}_i)$ の関係は

$$m(\mathcal{A}_i) = \pi(u_i) - \pi(u_{i+1}),$$

ここで、$\pi(u_{n+1}) = 0$。
いま、各基本確率が焦点要素に対し一様に分布していると仮定する。この時、要素 u_i の基本確率 $m(u_i)$ は、

$$m(u_i) = \sum_{i \leq j} m(\mathcal{A}_j)/j.$$

これは belief function の有効な近似法の一つとして知られている [7][9][16][14]。$m(u_i)$ は降順に並んでおり、

$$m(\mathcal{A}_i) = i(m(u_i) - m(u_{i+1})), \quad (1)$$

ここで、$m(u_{n+1}) = 0$。

$$\pi(u_i) = \sum_{i \leq j} m(A_j). \quad (2)$$

可能性分布 $\pi(u)$ が二つの可能性分布 $\pi_1(u)$ と $\pi_2(u)$ から作り出されるものとする時、各要素 u の統合された基本確率は、

$$m(u) = (m_1(u) + m_2(u))/2. \quad (3)$$

$m(u_i)$ が降順に並べられた後、新しい分布が式 (1) と (2) によって計算される。

例 3.1.2
この規則に従って上述の挿入が関係 R 2 にされた結果は以下のとおりである。

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x + 1/y	1/20
1/b	0.65/x + 1/y + 0.45/z	1/30

最初の挿入の結果は合い矛盾するものは共存することを示している。二番目の挿入結果は矛盾の無い部分は強め合い、矛盾のある部分は弱め合うことを示している。この規則は結合律が成り立たず、結果としてより新しい情報が一番大きな重みを持つことを意味する。

関係のタプルの形成に使われた挿入の回数 n を考慮に入ると、式 (3) の代わりに、

$$m(u) = (n \cdot m_1(u) + m_2(u))/(n+1).$$

この式を用いれば、結合律は満たされ、全ての情報は等しい重みを持つことになる。

3.2 削除

不正確な更新条件での正確な属性値に対する削除、正確な更新条件での不正確な属性値に対する削除、不正確な更新条件での不正確な属性値に対する削除の順に述べられる。

定義 3.2.1
属性値が正確で、更新条件が不正確である時、更新条件を満足する度合い $m_c(S)$ は、

$$m_c(S) = \mu_{h \circ \theta}(u).$$

ここで、$d_{ij} = 1/u$ で $h \circ \theta$ はファジィ比較演算子 θ を含む更新条件である。d_{ij} が @ である基本確率と u である基本確率はそれぞれ、

$$m_{d_{ij}^{update}}(@) = m_c(S),$$

$$m_{d_{ij}^{update}}(u) = 1 - m_c(S).$$

基本確率を降順に並べた後、削除後の属性値 d_{ij}^{update} の可能性分布は式(1)と(2)で計算される。

定義 3.2.2

属性値が不正確で、更新条件が正確である($A_i = 1/u$)時、属性値 d_{ij} を構成する要素 u のみが @ によって置き換えられる。

定義 3.2.3

属性値が不正確で、更新条件が不正確である時、属性値を構成する要素 u が更新条件を満たす度合い $m_{c,u}(S)$ は、

$$m_{c,u}(S) = \mu_{ho\theta}(u).$$

d_{ij} が @ である基本確率と u である基本確率はそれぞれ、

$$m_{d_{ij}^{update}}(@) = \sum_{u \in D_i} m_{d_{ij}}(u) \cdot m_{c,u}(S) + m_{d_{ij}}(@),$$

$$m_{d_{ij}^{update}}(u) = m_{d_{ij}}(u) \cdot (1 - m_{c,u}(S)).$$

要素の基本確率を降順に並べた後、削除後の属性値 d_{ij} の可能性分布は式(1)と(2)で計算される。

この定義は定義 3.2.1 と 3.2.2 を含んでいる。

例 3.2.1

関係 R1 から PART = 0.7/x + 1/y を満たすものを削除。

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	0.6/x + 1/@	1/30
1/b	0.18/x + 0.66/z + 1/@	1/30

3.3 変更

先ず、更新条件の無い場合を取り上げる。次に、更新条件がある時、更新条件を受ける属性と変更の対象となる属性が異なる場合と同一の場合とに分けて論じられる。

定義 3.3.1

正確な変更 f が属性値 A_i に指定された時、変更後の属性値は、

$$d_{ij}^{update} = \sum_{u \in D_i} \pi_{d_{ij}}(u)/f(u).$$

例 3.3.1

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	1/30
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/30 + 0.7/40

関係 R3

関係 R3 にある部品を３０%値上げする。

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	1/39
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/39 + 0.7/52

定義 3.3.2

不正確な変更 $f = \sum \mu(g_k)/g_k$ が属性 A_i になされる時、属性値を構成する各要素 u は、以下のように変更される。

$$u^{update} = \sum_{k, u \in D_i} \mu(g_k)/g_k(u).$$

要素の基本確率は、

$$m_{d_{ij}}(g_k(u)) = m_{d_{ij}}(u) \cdot m_{u^{update}}(g_k(u)).$$

要素の基本確率を降順に並べた後、式(1)と(2)を用いて可能性分布を計算する。

例 3.3.2

関係 R3 にある部品を約３０%値上げする。

約30%は以下の式で表されるものとする。

$$f = 0.6/1.2 + 0.8/1.25 + 1/1.3 + 0.8/1.35 + 0.6/1.4.$$

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	0.6/36 + 0.8/37.5 + 1/39 0.8/40.5 + 0.6/42
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	0.68/36 + 0.86/37.5 + 1/39 0.86/40.5 + 0.68/42 0.42/48 + 0.61/50 + 0.88/52 0.61/54 + 0.42/56

次に、更新条件付きの変更を考える。先ず、変更を受ける属性が更新条件を課される属性と異なっている場合を考える。

定義 3.3.3

変更条件を受ける属性値が正確で($d_{lj} = 1/v$)、更新条件が不正確である場合、タプル t_j が更新条件を満たす度合いは、

$$m_c(S) = \mu_{ho\theta}(v).$$

定義 3.3.4

更新条件を受ける属性値 d_{lj} が不正確で、更新条件が正確である場合、タプル t_j が更新条件を満たす度合いは、

$$m_c(S) = m_{d_{lj}}(v).$$

ここで、更新条件 $h \circ \theta$ は $A_l = 1/v$ である。

定義 3.3.5

変更条件を受ける属性値 d_{lj} が不正確で、更新条件が不正確である場合、タプル t_j が更新条件を満たす度合いは、

$$m_c(S) = \sum_{u \in D_l} m_{d_{lj}}(u) \cdot \mu_{ho\theta}(u).$$

この定義は定義 3.3.3 と 3.3.4 を含んでいる。

変更を受ける属性の各要素 $u \in D_i$ の基本確率は、

$$m_{d_{ij}^{update}}(g_k(u)) = m_c(S) \cdot m_{d_{ij}}(u) \cdot m_{u^{update}}(g_k(u)),$$

$$m_{d_{ij}^{update}}(u) = (1 - m_c(S)) \cdot m_{d_{ij}}(u).$$

各要素の基本確率を降順に並べた後、式(1)と(2)を用いて可能性分布を計算する。

例 3.3.3

関係 R3 において PART = 1/x + 0.6/z である部品を約３０%値上げする。

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	0.6/36 + 0.8/37.5 + 1/39 0.8/40.5 + 0.6/42
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	1/30 + 0.81/40 0.32/36 + 0.42/37.5 + 0.57/39 0.42/40.5 + 0.32/42 0.19/48 + 0.28/50 + 0.44/52 0.28/54 + 0.19/56

最後に、変更を受ける属性が更新条件を課される属性と同じである場合を考える。

変更を受ける属性値が正確で、更新条件が不正確である場合、定義 3.3.3 をそのまま使うことができる。

変更を受ける属性値が不正確で、更新条件が正確である場合、定義 3.3.4 が以下のように変更される。

定義 3.3.6

変更を受ける属性値 d_{ij} が不正確で、更新条件が正確である場合、属性値を構成する要素 u が更新条件を満たす度合いは、

$$m_{c,u}(S) = \begin{cases} 1 & \text{if u = v,} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

ここで、変更条件 $h \circ \theta$ は $A_j = 1/v$ である。

各要素の基本確率は、v に等しい要素 $u \in D_i$ について、

$$m_{d_{ij}^{update}}(g_k(u)) = m_{d_{ij}}(u) \cdot m_{u^{update}}(g_k(u)).$$

それ以外の要素については基本確率は変わらない。各要素の基本確率を降順に並べた後、式 (1) と (2) を用いて可能性分布を計算する。

変更を受ける属性値が不正確で、更新条件が不正確である場合、定義 4.3.5 が以下のように変更される。

定義 3.3.7

変更を受ける属性値 d_{ij} が不正確で、更新条件が不正確である場合、属性値の各要素 $u \in D_i$ が変更条件を満たす度合いは、

$$m_{c,u}(S) = \mu_{h\circ\theta}(u).$$

この定義は定義 3.3.3 と 3.3.6 を含んでいる。

各要素の基本確率は、要素 $u \in D_i$ について、

$$m_{d_{ij}^{update}}(g_k(u)) = m_{d_{ij}}(u) \cdot m_{c,u}(S) \cdot m_{u^{update}}(g_k(u)),$$

$$m_{d_{ij}^{update}}(u) = m_{d_{ij}}(u) \cdot (1 - m_{c,u}(S)).$$

要素の基本確率を降順に並べた後、式 (1) と (2) を用いて可能性分布を計算する。

例 3.3.4

関係 R3 において SUPPLIER = 1/b で PRICE = 0.7/20 + 0.9/30 + 1/40 である部品を約３０%値上げする。

SUPPLIER	PART	PRICE
1/a	1/x	1/30
1/b	0.6/x + 1/y + 0.8/z	0.67/30 + 0.70/36 + 0.86/37.5 1/39 + 0.86/40.5 + 0.70/42 0.46/48 + 0.67/50 0.91/52 + 0.67/54 + 0.46/56

4 結び

ファジィ関係データベースにおける更新処理の一つの方法を述べた。その際以下のことがなされた。

- 値が存在しないという意味の空値 @ を導入した。
- 挿入が複数の情報の統合という機能を持つことが出来ることを示した。これは、関係データベースにはない新しい側面であり、ファジィ関係データベースの可能性を示すものである。
- 可能性分布と基本確率割り当ての関係を基本確率が焦点要素に一様に分布しているという仮定の下に用いた。このことによって、各要素が持つ基本確率に基づいて更新処理後の可能性分布を作り出すことが可能になる。

参考文献

[1] Abiteboul, S. [1988]Updates, a New Frontier. in Proceedings of the 2nd International Conference on Database Theory, M. G. J. Paredaens and D. Van Gucht, Eds., Lecture Notes in Computer Science Vol. 326, Springer-Verlag, pp. 1-18.

[2] Abiteboul, S., and Grahne, G. [1985] Update Semantics for Incomplete Databases. in Proceedings of the 11th VLDB Conference, pp. 1-12.

[3] Bancilhon, F. and Spyratons, N. [1981] Update Semantics of Relational Views. ACM Transactions on Database Systems, 6:4, 557-575.

[4] Codd, E. F. [1970]A Relational Model of Data for Large Shared Banks. Communication of the ACM, **13**:6 377-387.

[5] Codd, E. F. and Date, C. J. [1974]Interactive Support for Nonprogrammers: The Relational and Network Approaches in Proc. 1974 ACM SIGMOD Workshop on Data Description, Acess, and Control, Vol. II, R. Rustin, Ed., "Data Models: Data-Structure-Set versus relational", also in C. J. Date, Relational Databases: Selected Writings, Chap. 9, Addison Wesley 1986, pp. 153-178.

[6] Dayal, U. and Bernstein, P. A. [1982]On the Correct Translation of Update Operations on Relational Views. ACM Transactions on Database Systems, 8:3, 381-416.

[7] Dubois, D. and Prade, H. [1982]On Several Representation of an Uncertain Body of Evidence. in Fuzzy Information and Decision Processes(M. M. Gupta and E. Sanchez, eds.), North-Holland, Amsterdam, pp. 167-181.

[8] Dubois, D. and Prade, H. [1988]Representation and Combination of Uncertainty with Belief Functions and Possibility Measures. Computational Intelligence, **4**:3, 244-264.

[9] Dubois, D. and Prade, H. [1990]Consonant Approximations of Belief Functions. International Journal of Approximate Reasoning, **4**, 419-449.

[10] Keller, A. M. and Winslett Wilkins, M. [1985]On the Use of an Extended Relational Model to Handle Changing Incomplete Information. IEEE Transactions on Software Engineering, **SE-11**:7, 620-633.

[11] Nakata, M. [1991]Treatment of Redundancy in Fuzzy Databases. in Proceedings of the 7th Fuzzy System Simposium, Nagoya, Jun. 12-14, 1991, pp. 375-378.

[12] Prade, H. [1985]A Computational Approach to Approximate and Plausible Reasoning with Applications to Expert Systems. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. **7**, 260-283(Corrections, **7**, 747-748).

[13] Prade, H. and Testemale, C. [1984] Generalizing Database Relational Algebra for the Treatment of Incomplete or Uncertain Information and Vague Queries, Information Science, **34**, 115-143.

[14] Smets, P. [1988]Belief Functions versus Probability Functions. in Uncertainty and Intelligent Systems(B. Bouchon et al., Eds.), Lecture Notes in Computer Science, Vol. 313, Springer-Verlag, Berlin, 1988, pp. 17-24.

[15] Umano, M. [1982] FREEDOM-O: A Fuzzy Database System. in Fuzzy Information and Decision Processes(M. M. Gupta and E. Sanchez, Eds.), North-Holland, Amsterdam, pp. 339-347.

[16] Williams, H. P., Discussion of Shafer, G. [1982]Belief Functions and Parametric Models. J. Roy. Stat. Soc. B44, 343.

[17] Winslett, M. [1988]A Model-Based Approach to Updating Databases with Incomplete Information. ACM Transactions on Database Systems, **13**:2, 167-196.

[18] Zadeh, L. A. [1978] Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility. Fuzzy Sets and Systems **1**, 3-28.

[19] Zemankova, M. and Kandel, A. [1984] Fuzzy Relational Databases–A Key to Expert Systems. Verlag TUV Rheinland, Cologne, 1984.

問い合わせ先：263 千葉市稲毛区轟町 4 丁目 3-30 千葉経済短期大学
中田 典規 TEL 043-255-3451 FAX 043-252-6050

一　般　講　演　論　文

第1日：5月26日（火）

第Ｄ室

セッションＦＤ２　［ニューラル１］　司会　佐々木　博司（広島大学）

セッションＦＤ３　［ニューラル２］　司会　市橋　秀友（大阪府立大学）

セッションＦＤ４　［ニューラル３］　司会　酒井　義郎（山口大学）

セッションＦＤ５　［ニューラル４］　司会　内川　嘉樹（名古屋大学）

セッションＦＤ６　［推論１］　司会　大里　有生（長岡技術科学大学）

セッションＦＤ７　［推論２］　司会　前田　博（九州工業大学）

ニューラルネットを用いた貯水池操作に関する研究

Real-time Reservoir Operation
with Neural Nets Concept

小尻利治　　榊間繁樹
Toshiharu KOJIRI　　Shigeki SAKAKIMA

岐阜大学　　岐阜大学
University of Gifu　　University of Gifu

あらまし：　洪水時の貯水池操作は、計画高水以下の洪水では何ら問題はないが、計画高水以上の洪水になるとダム管理者の経験に頼るところが多い。熟練工のダム管理者は気象、水文、水理情報を収集、評価し、適切な判断を下しているのが現状である。そこで、本研究では、貯水池管理者が異常洪水時に操作を行う場合の思考経路をニューラルネットによってシステム化し、実時間での適切な放流量決定法を構築しようとするものである。

キーワード：ニューラルネット、ダム貯水池、洪水制御、知識ベース、流入量予測

１．はじめに

台風性降雨による洪水時に貯水池管理者が操作を行う場合、多種多様な情報の中から必要なものを抽出して利用するであろう。しかし、その全ての情報を取り込んだ思考経路のシステムを構築するのは非常に煩雑になるので、ここでは基礎的研究として、即時的に判断し得る台風経路、流入量、貯水量を利用可能な情報として取り上げる。そして、これらを入力、またDynamic Programming により求められた最適放流量を教師としたニューラルネットを構成し、パラメータを同定する。更に、実時間操作の際、

i)パラメータ選定に知識ベースを導入する
ii)流入量予測を取り入れる

といった２つの方法を用意し、より良い操作方法を模索するものである。

２．ニューラルネットの概要

ニューラルネットは人間の神経細胞のモデルを用いた人工システムである。ニューラルネットを構成する１つ１つの素子は、多入力・１出力の形をしたニューロンと呼ばれるものである（図１参照）。各入力はそれぞれある重みがつけられた後に総和が取られ、応答関数を通して出力される。応答関数としては様々な種類のものが提案されているが、ここでは図２に示すシグモイド関数を用いる。また、ニューラルネットを大別すると、相互結合型ネット、階層型ネットという２つに別れるが、本研究では階層型ネットに属するパーセプトロンを採用する。パーセプトロンでの結合係数の同定にはネット内部からの出力と、外部から与えられる教師データ（理想出力）との比較を基にしたバックプロパゲーション法を用いる。

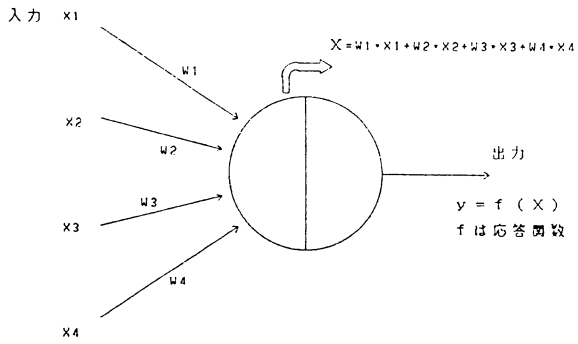
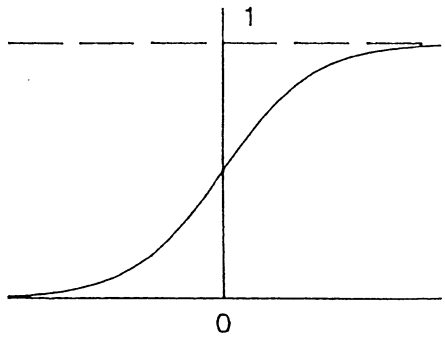


図１　ニューロンモデル



Sigmoid function Model
f(x)=1/(1+exp(−x))

図２　シグモイド関数

３．貯水池操作へのモデル化

3.1　操作に影響を及ぼす要素

異常洪水が発生しそうだと予測される場合、貯水池の実管理者がどの様な思考手順を追って操作を行っている

か考えてみよう。まず、管理上の評価点を貯水池直下のみとすると、「貯水池の容量を越えない最小の放流」が最適な操作となる。したがって、「今後のピーク流入量がどれくらいになるか」が最大の関心事になる。このピーク流入量を予測した上で、現流入量・現貯水量が危険であるかを判断し、操作を行うわけである。しかし、本研究は基礎的研究であるため、対象洪水を台風性降雨によるものに限定し、上述の手順のうち予測を除外した現観測成分のみを抽出して放流量決定システムのモデル化を進めた。すなわち、要素としては、Ⅰ）台風経路、Ⅱ）台風規模、Ⅲ）現流入量、Ⅳ）流入量増加率、Ⅴ）現貯水量の５つを取り上げた。

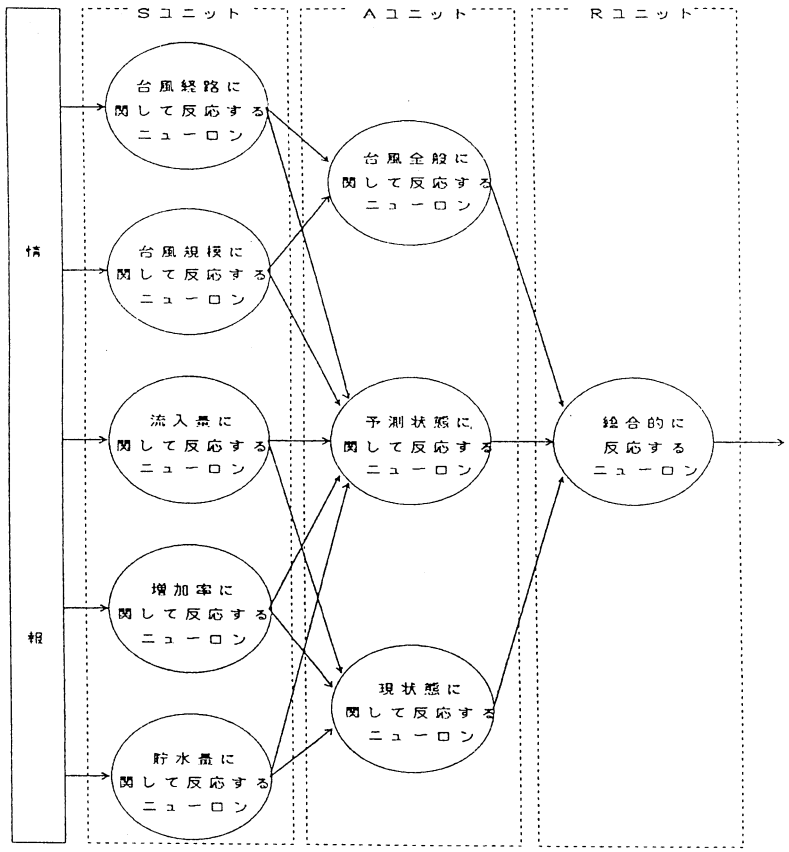


図３　貯水池操作におけるパーセプトロン

3.2　ニューラルネットの構成

モデル化をはかる第一歩として、貯水池操作システムとしてのニューラルネットを構成する必要がある。ここでは、のパーセプトロンを対象として、貯水池操作成分との対応を明らかにする（図３参照）。

(1) Ｓユニットは、貯水池操作上の成分に反応するニューロンの集まりである。Ｓユニットにそれぞれの成分に対応する情報が入力されると、それぞれのニューロンは、治水上その情報が安全だと判断されるときには０、危険だと判断されるときには１に近い数字で反応する。

(2) Ａユニットは、Ｓユニットで判断された危険度を受けて、それぞれの危険度を、①台風に関するもの、②今後の予測に関するもの、③現在の状態に関するものにまとめて危険度を判断するニューロンの集まりである。

(3) Ｒユニットは、Ａユニットで判断された危険度を受けて、現時点での総合的な危険度を判断するニューロンと定義することができる。このとき、出力値によって放流レベルを定めておけば、放流量を決定することができる。

3.3　シグモイド関数の設定

Ｓユニットのニューロンに危険度を判断させる場合、それぞれのニューロンに別々のシグモイド関数を定める必要がある。そこで、以下のような定義でシグモイド関数を設定する。

Ⅰ）台風経路：伊勢湾台風の経路を基準（最悪の場合）とし、対象となる台風に経路がどの程度伊勢湾台風のものと似ているかを判断させる。これを相違度とすると、相違度は北緯２０度線をｘ軸、東経１２０度線をｙ軸とした図形上の最短距離で求める。したがって、単位は度（1[°]=110[km]）になる。この相違度が安全か危険かを決める基準値、いわゆる敷居値を５度として、次のようなシグモイド関数を定める。

$$f(ds)=(1+\tanh((5.0-ds)/5.0/ud))/2 \qquad (1)$$

Ⅱ）台風規模：台風の規模を表すのは中心示度である。中規模台風の中心示度を９８０[mb]程度と考え、これを敷居値として台風規模に関する危険度を判断させる。

$$f(tp)=(1+\tanh((980.0-tp)/980.0/ut))/2 \qquad (2)$$

Ⅲ）現流入量：どのダムにおいても、そのダム固有の計画流入量が設けられているのは明らかである。そこで、計画流入量のうち最大のものを$qmax[m^3/s]$とし、その半分の値を敷居値とみなす。すなわち、Hqmax=qmax/2とすると、流入量に関する危険度は次のように定まる。

$$f(qi)=(1+\tanh((qi-Hqmqx)/Hqmqx/uq))/2 \qquad (3)$$

Ⅳ）流入量増加率：増加率は、通常百分率の形で表されているが、計算機上の処理が容易なように小数の形をそのまま用いる。この増加率の安全・危険の境界は減少・増加の境界と同じと考え、敷居値０で危険度を判断させる。

$$f(dq)=(1+\tanh(dq/udq))/2 \qquad (4)$$

Ⅴ）現貯水量：流入量の時と同様に、貯水量に関しても各ダム固有の洪水調節容量が設定されており、そのうちの最大のものを$smax[m^3]$とし、その半分の値を敷居値とみなす。したがって、Hsmax=smax/2とすると、貯水量に関するシグモイド関数は次のように定まる。

$$f(s)=(1+\tanh((s-Hsmax)/Hsmax/us))/2 \qquad (5)$$

3.4　教師データの決定

このモデルにおける教師データは各時点での最適放流量である。そこで、この教師データの計算には最適化理論の一つである"Dynamic Programming (DP)"を導入した。しかし、学習過程で教師データを与える場合は、シグモイド関数によって危険度に変換する必要がある。そこで、各ダムに設定されている計画放流量の半分の値をHrqmax [m^3/s]としてこれを敷居値とみなし、教師としての放流量に関する危険度を次のように定める。

$$f(rq)=(1+\tanh((rq-Hrqmax)/Hrqmax/ur))/2 \quad (6)$$

4．実流域での適用と考察

本実時間操作の適用例として淀川水系にある青蓮寺ダムを取り上げた。ダム貯水池の諸元は以下のようである。

洪水調節容量　・・・　$840\times10^4[m^3]$

計画高水流量　・・・　$1100[m^3/s]$

計画放流量　・・・　$600[m^3/s]$

しかし、入手したデータには主な大洪水が含まれておらず、ダム調整機能を発揮することができないので、ここでは貯水容量を実際の２分の１と仮定して議論を進めていく。次に、ニューラルネットのパラメータを決定するときの学習用データとして、①1956年台風15号、②1958年台風17号、③1958年台風22号、④1959年台風７号、⑤1961年台風28号の５出水を解析し、それぞれの最適制御結果を教師データとして５種類のパラメータを揃える。さらに、実時間操作を実施するデータとして、Ⅰ）1953年台風13号（異常洪水例）、Ⅱ）1956年台風15号（通常洪水例）が逐次入手される情報だと仮定して、以下の方法で適用を行った。

4.1　パラメータ選定に知識ベースを導入した場合

①から⑤までの学習用データはそれぞれ独自のハイドログラフを持っているのは明らかである。そこで、それぞれのハイドログラフと現況のハイドログラフの形の違いにより、用いるパラメータを変化させた制御を行った。時間ｔにおけるハイドログラフの形状の違いDS(ｔ)は以下の式で計算される。

$$DS(t)=\min_n\left\{\max_t\left\{\frac{|QI(t)-IN(t,n)|}{IN(t,n)}\right\}\right\} \quad (7)$$

ここで、QI(ｔ)は時刻ｔにおける現況の流入量、IN(t,n)は時刻ｔにおけるハイドログラフナンバーｎ（ｎ＝1～5）の流入量である。このDS(ｔ)は、次のメンバーシップ関数によって類似度fh(ｔ)に変換される。

$$fh(t)=\frac{1}{ahn}\{-|DS(t)-bhn|+ahn\} \quad (8)$$

ここで、ahnはメンバーシップ関数の広がりを表す定数、bhnはメンバーシップ関数のグレードが１になる値に対応する定数である。そして、式(7)によって選ばれたナンバーｎのパラメータに式(8)のfh(ｔ)をかけることにより時刻ｔでのパラメータが得られるわけである。この方法による結果を図４（異常洪水例）、図５（通常洪水例）にしめす。まず、図４を見ると、ピーク流入量が起こる時間帯に貯水量がいっぱいになり、放流量のピークカットがなされていないことが解る。一方、図５を見ると、最適操作のDPで計算した放流量系列と大差なく、良好な結果が得られている。

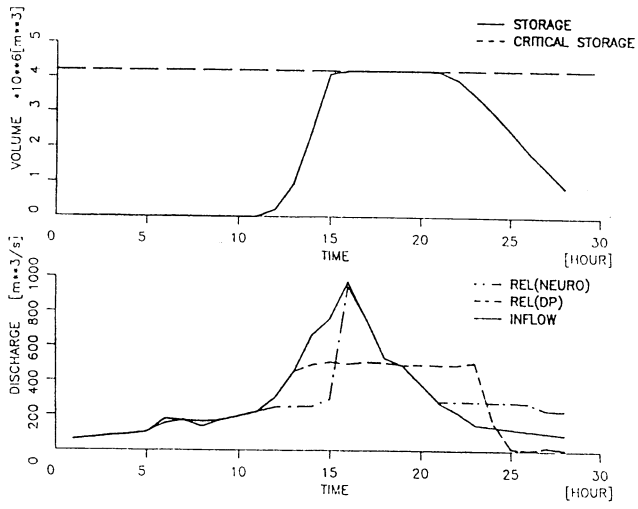


図４　知識ベースを導入した場合の適用結果１

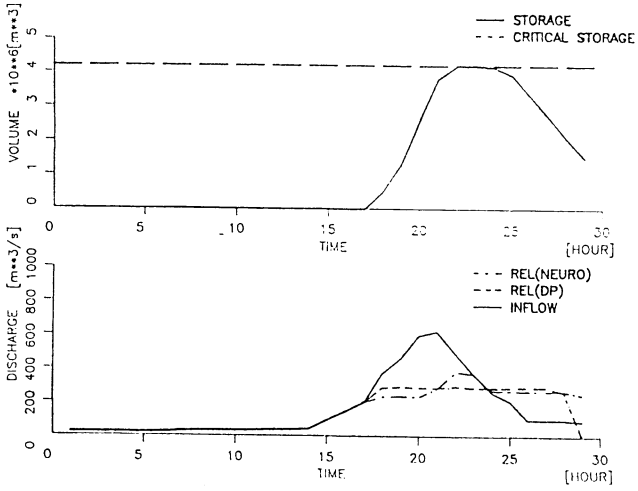


図５　知識ベースを導入した場合の適用結果２

4.2　流入量予測を取り入れた場合

前節でなし得なかった異常洪水時での放流量のピークカットを達成するために、ここでは過去の流入量系列群と現降雨の流入量系列との比較による予測流入量系列を用い、知識ベース型の予測とニューラルネットを結合した方法で適用を行う。適用手順は図６に示す。

Ⅰ）前節の式(7)を利用し、現況と過去のハイドログラフの距離（違い）が小さい物２つDSMIN1(ｔ)、DSMIN2(ｔ)を計算する。

$$DSMIN1(t)=\min_n\{\max_t(|QI(t)-IN(t,n)|)\} \quad (9)$$

$$DSMIN2(t)=\min_{n\neq N}\{\max_t(|QI(t)-IN(t,n)|)\} \quad (10)$$

II）この２つの距離をメンバーシップ関数を通して類似度とし、それぞれをハイドログラフナンバーN、N'の流況に乗じて予測ハイドログラフPREHYD1(t)、PREHYD2(t)とする。

$$PREHYD1(t) = (SIGN)\frac{|DSMIN1(t)-ATHYD|}{ATHYD} IN(t,n) \quad (11)$$

$$PREHYD2(t) = (SIGN)\frac{|DSMIN2(t)-ATHYD|}{ATHYD} IN(t,n) \quad (12)$$

ここで、SIGNはQI(t)-IN(t,n)の符号であり、ATHYDはメンバーシップ関数のパラメータである。そして、この２つのハイドログラフの平均をもって予測ハイドログラフPREHYD(t)とする。

$$PREHYD(t) = \frac{PREHYD1(t)+PREHYD2(t)}{2} \quad (13)$$

III）PREHYD(t)に対して、毎時間の貯水量が容量を超えないような最小の放流量を求め、それを教師データとしてニューラルネットを構成した後に、そのニューラルネットにより放流量を算定する。

以上の方法で適用を行った結果を図７に示す。DPによる制御と比べると、ピーク前での操作がやや遅れ気味ではあるが、計画放流量内でのピークカットがなされており最良の結果が得られている。本方法は、予測にはファジイ推論によるエキスパートシステムを用い、制御にはニューラルネットを用いたハイブリッド型操作手順といえる。今後、さらに精度の良い予測、現状把握を行い、最適操作へ近づけていく方法を模索することが重要となろう。

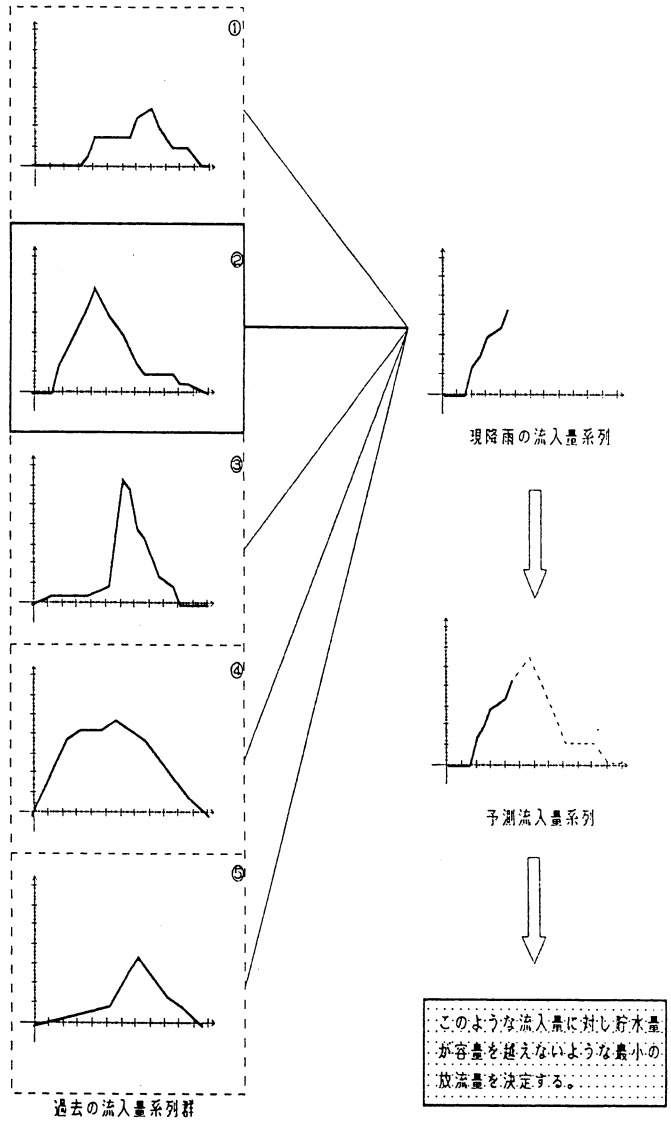


図６　適用手順

５．おわりに

本研究での結果をまとめると以下のようになる。

Ⅰ）ニューラルネットとパラメータ選定に関する知識ベースを結合させることにより、通常洪水に対する制御効果が改善された。

II）ニューラルネットと知識ベース型の出水予測を結合させることにより、異常洪水への実時間での対応も可能であることがわかった。

III）本モデルでは、その時刻の水文情報しか取り扱っていなかったので、ニューラルネットによる降雨、出水予測モデルの構成も必要であることがわかった。

今後、人工知能や予測理論と気象の地域特性を加え、ダム操作支援システムを完成させたい。

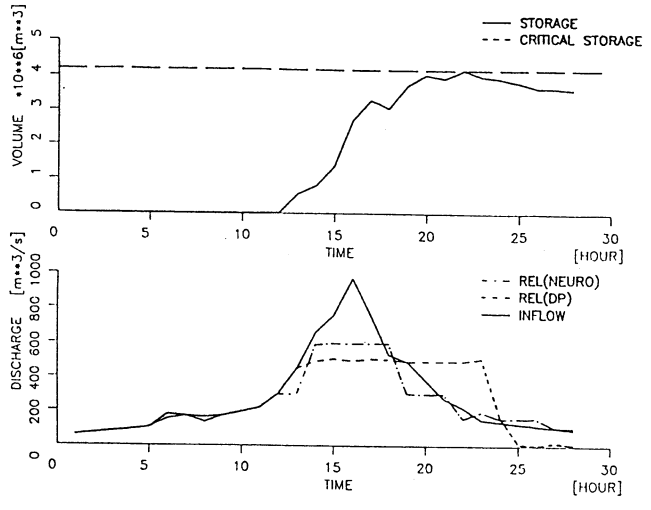


図７　流入量予測を取り入れた場合の適用結果

６．参考文献

中野馨，ニューロンネットグループ他；入門と実習・ニューロコンピュータ，技術評論社，初版第１刷　（1989）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィネットによるサイン認識の基礎的研究
A Basic Study on Signature Recognition

渡辺 成　　古橋 武　　内川 嘉樹
Shigeru WATANABE　　Takeshi FURUHASHI　　Yoshiki UCHIKAWA

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

あらまし：手書き文字認識に関する研究がさかんになされている。しかし、個人の筆跡の特徴を明確に示す方法はこれまであまり検討されてこなかった。本研究では、手書き文字としてサインを取り上げ、P型フーリエ記述子により周波数領域に変換された個人の筆跡の特徴を得るためのファジィネットを提案する。本ネットを用いてオンラインのサイン認識の実験を行い、ネットの学習結果から認識に大きく関係する特徴周波数成分を容易に知ることができることを示す。

キーワード：サイン認識、ニューラルネットワーク、ファジィネット

1　はじめに

近年、実時間オンライン手書き文字認識に関する研究がさかんになされている。種々提案されている認識手法のなかで、平面上の曲線を周波数領域で記述するP型フーリエ記述子[1]は、一筆書きの曲線パターンの認識に適しており注目されている[2]。大友らは、さらにP型フーリエ記述子から得られたパワースペクトルの特徴パラメータをニューラルネットワークの学習機能により自動獲得する手法についても検討している[3]。

さて、筆者らはサインの認識システムの構築を目指して研究を進めている。サイン認識は、本来オフラインで実現できることが実用的であるが、本研究では、その前段階としてオンラインの入力システムにて基礎的検討を行っている。サインの認識のためには、個人の特徴パラメータを把握する必要がある。文献[3]の手法により特徴パラメータを獲得することは可能であるが、獲得されたパラメータを解析することは、ニューラルネットワークの内部の解析が困難であることから難しい。

本論文では、サインのもつ個人の特徴パラメータを学習後のネットワークから容易に把握できるファジィネットを提案する。本ネットは、2層パーセプトロンの構成を持つ。ネットの入力は、一筆書きのサインデータのP型フーリエ記述子とする。入力層のユニットは、メンバーシップ関数を内部関数に持ち、入力層と出力ユニット間の重みによりどの特徴パラメータが重視されているかを容易に知ることができる。

2　ファジィネット

2.1　サインのスペクトル強度

タブレットより取り込まれたサインのX-Yデータを文献[1]の手法によりP型フーリエ記述子に変換する。P型フーリエ記述子は線図形の曲がりの特徴をよくとらえ、図形の平行移動、拡大、縮小に関して不変である。図1はタブレットにより入力された“Watanabe”のつづけ文字と、得られたP型フーリエ記述子の余弦波成分と正弦波成分のスペクトルを示す。

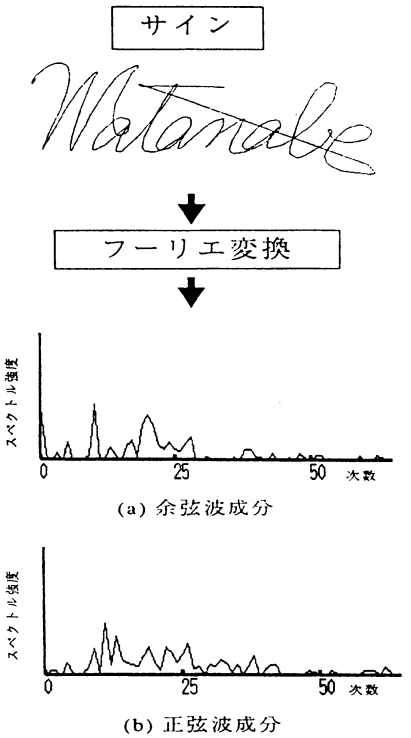


図1: サインのスペクトル強度

本研究では、この正/余弦波成分のスペクトル分布においてサインの特徴パラメータをとらえることを試みる。

2.2　ファジィネットの構成

図2は本論文で提案するファジィネットの構成を示す。ネットの入力は図1に示したサインの正弦波成分もしくは余弦波成分の各スペクトル強度である。大友らは、文字の大まかな特徴が低周波成分に存在することを指摘している[3]。本研究では、個人のサインの特徴パラメータの抽出を目的としてい

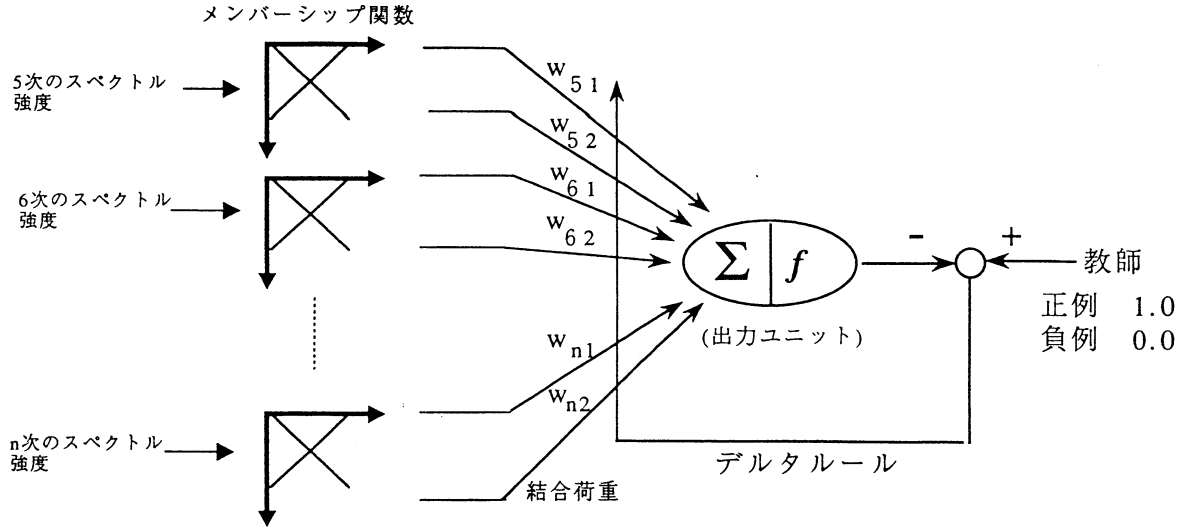


図 2: ファジィネット

るので、ネットの入力は 5 ～ 63 次の周波数成分とし、4 次以下の低次成分を用いないこととした。また、周波数成分の上限を 63 次としたのは、それより上の成分の強度が非常に小さいためである。入力ユニットは三角形メンバーシップ関数を内部関数に持つ。サインのスペクトル強度 (5 ～ 63 次) を各次数ごとに正規化した後、Small,Big のメンバーシップ関数 (図 3) の入力とし、それぞれのグレード値に結合荷重 w_{ij} $(i = 5 \sim 63, j = 1, 2)$ を掛け、出力ユニットの入力とする。出力ユニットは (1) 式で表されるシグモイド関数 f を内部関数に持つ。

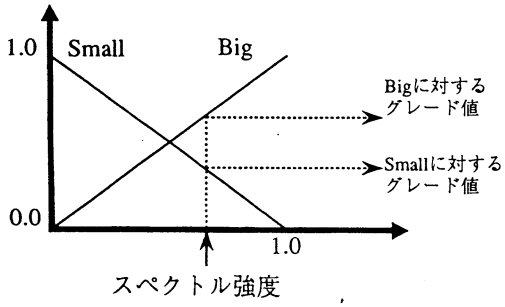


図 3: 入力層のメンバーシップ関数

$$O = \frac{1}{1 + e^{-S}} \tag{1}$$

ただし、Sは出力ユニットの入力の総和である。Oはネットの出力となる。ネットの教師信号は入力のサインデータが本物であれば 1 、偽物であれば 0 を与える。結合荷重 w_{ij} はデルタルールにより更新した。

余弦波成分と正弦波成分はそれぞれ別々のネットワーク (ネット 1, ネット 2 と呼ぶ) に入力し、学習を行った。

2.3 再生曲線

学習後のファジィネットがどのような曲線を再生するかは興味深いところである。図 4はその原理を示す。まず、図 3 のメンバーシップ関数のままではスペクトルの 0.0, 1.0 付近の値を再生することができないので、図 4に示すように破線の部分を加えたメンバーシップ関数を考える。i 次の周波数成分の強度は結合荷重を掛け合わせたメンバーシップ関数の重心 $c(i)$ として (2) 式で与えられる。

$$c(i) = \frac{w_{i2}}{w_{i1} + w_{i2}} \tag{2}$$

得られたスペクトル強度を逆フーリエ変換して例えば図 4のような再生曲線を得る。

図 4の例は次章で述べる実験結果から得られた再生曲線である。この再生曲線は、正例 (本人が書いたもの) とネットワークが判定する。つまり、形は正例とは似つかないほど崩れてしまっているが、正例に共通する特徴パラメータを持っている。

ここで特徴パラメータと考えられるのは、2 つある。1 つは結合荷重 wの大きな次数であり、もう 1 つは正例のスペクトル分布と再生スペクトル分布において、変化の少ない部分である。結合荷重 wが大きいということは、その周波数成分が正例の特徴として捉えられていることを意味する。また、変化の少ないスペクトルは負例 (他人が書いたもの) にない

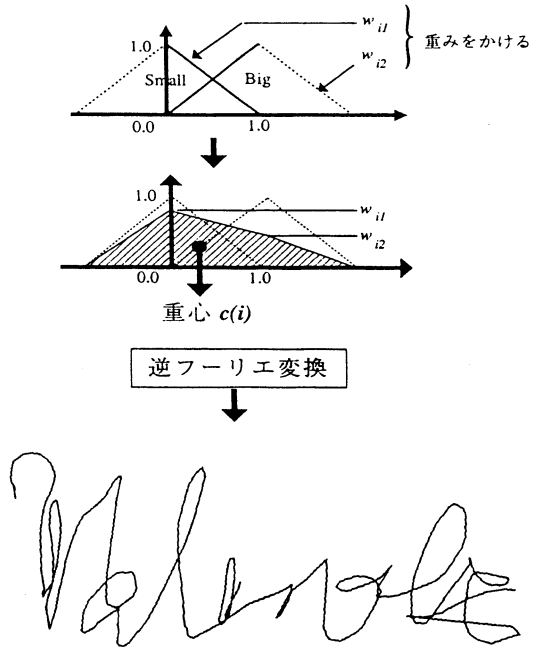


図 4: 曲線の再生方法

(a) 正例

(b) 負例

図 5: サインの例

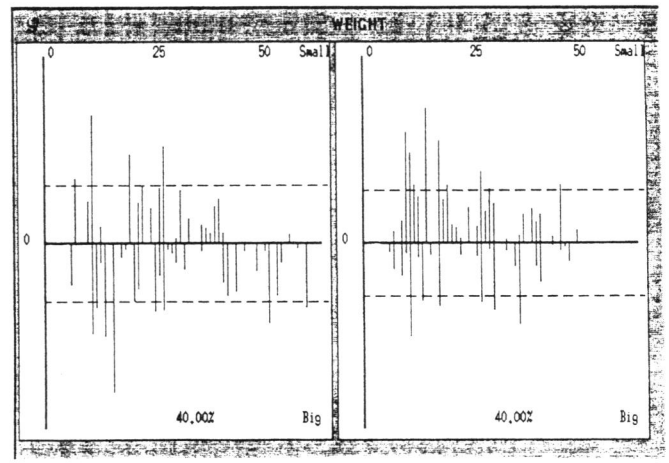
正例のみのものと考えられる。

3 実験

本ファジィネットにより正例に共通な特徴パラメータの抽出実験を行った。6 人の人にタブレットから “Watanabe” というサインを一筆書きで入力することを依頼した。その際には、筆者の一人が事前に入力したサインを正例として提示し、それを見ながら極力似たサインを入力することにした。図 5は正例及び負例の例を示す。得られたサインは正例、負例とも 30 例であった。

各例の P 型フーリエ記述子を求め、ファジィネットに提示してネットの学習を行った。教師信号は正例に対して 1 、負例に対して 0 とした。結合荷重の初期値は全て 0 として学習を開始した。学習は正負の 60 例の出力誤差の 2 乗和が 0.08 以下になった時点で終了した。このとき、正例の入力に対してファジィネットの出力は 0.9 以上、負例に対しては 0.09 以下であった。図 6は学習後の結合荷重を示す。

左側がネット 1 の結合荷重で余弦波成分を学習させた結果であり、右側がネット 2 の結合荷重で正弦波成分を学習させた結果である。横軸はスペクトルの次数である。縦軸は結合荷重の大きさであるが、縦軸の上側が Small のメンバーシップ関数の結合荷重であり、下側が Big のメンバーシップ関数のそれである。また、余弦波成分、正弦波成分のそれぞれについて荷重の最大値の 40%を破線で示してある。破線より大きな結合荷重をもつ次数が正例に共通する特徴パラメータであると考えられる。すなわち、得られた特徴パラメータの次数を正例のスペクトルから除いたものは負例 (出力が 0.1 以下) と判定されると予想される。そこで、特徴パラメータの上記の次数をすべて正例から除いたところ、予想どおりであった。さらに特徴パラメータを絞り込むため、40%以上の周波数成分を 5 ～ 24 次と 25 ～ 63 次に分割し、同様に正例から除いてみた。余弦波成分に関しては主に 25 ～ 63 次の成分を、正弦波成分に関しては 6 ～ 25 次の成分を除去すると負例として判定された。さらに次数を限定していくと余弦波成分では 25, 52, 61 次、正弦波成分では 9, 10, 17, 19 次の結合荷重が大きく出力に影響を与えるという結果を得た。図 7 は 25, 52, 61 次の周波数成分を正例の余弦波成分から取り除き、9,10,17,19 次の成分を正例の正弦波成分から取り除いて再生曲線を求めた結果を示す。図 7上は変更前のサインであり、下の図が特定成分除去後のサインである。比較的わずか



余弦波成分　　正弦波成分

図 6: 結合荷重

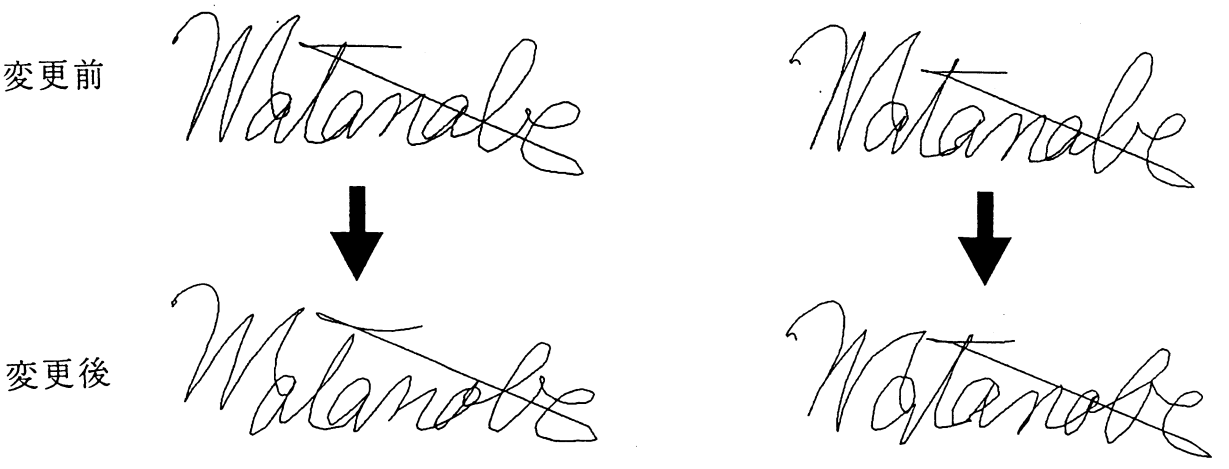


図 7: 正例の変形

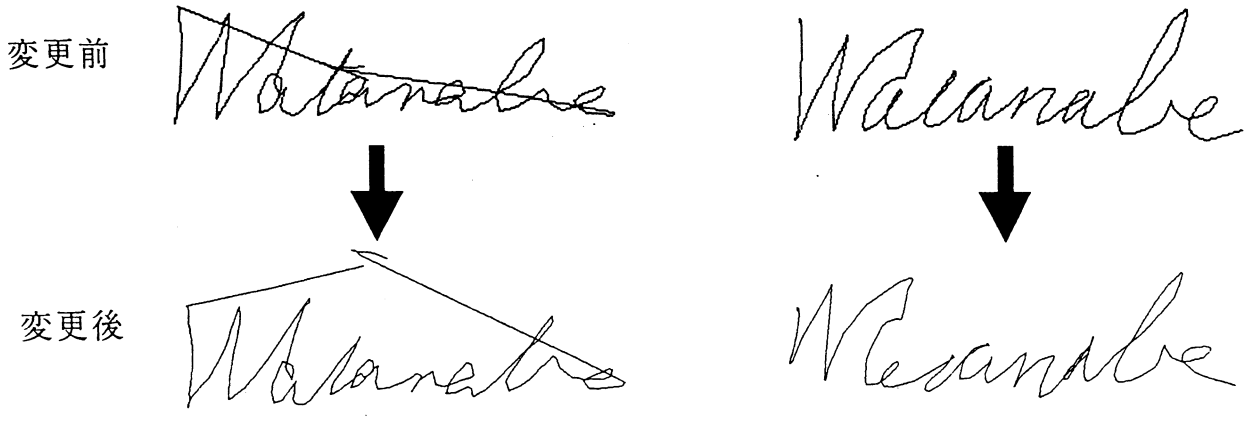


図 8: 負例の変形

のずれではあるが、変更後のサインは本人のサインの特徴を失ったことによって負例と判定される。

図 8は図 7とは逆に、負例における上記の特定次数の周波数成分を正例のそれらで置き換えた結果を示す。図 8上が変更前の負例であり、下の変更後のサインでは正例 (ただし、出力が 0.8 以上) と判定された。図 4に示した再生曲線と同様に、オフラインで見るサインは正例とは似つかないものとなっているが、図 8の下のサインはオンラインのデータとしては正例の特徴を持っている。

4 まとめ

本研究では、サインの特徴パラメータの獲得を目指して、ファジィネットを提案し、線図形の曲り具合いを分析することができる P 型フーリエ記述子を用いて、オンラインのサイン認識の実験を行った。

今後は、学習パターンを増やし、またスペクトル分布を含む他の特徴パラメータにも注目し、実験を続けていく予定である。

参考文献

[1] 上坂 : "開曲線にも適用できる新しいフーリエ記述子", 信学論 $(A), J67-A, 3, pp.166-173(1984)$.

[2] 大友, 原 : "線図形の曲がりを特徴としたオンライン手書き漢字認識", 信学論 $(D-II), J73-D-II, 4, pp.519-525(1990)$.

[3] 大友, 石谷, 原: "神経回路モデルを用いたオンライン手書き漢字認識", 信学論 $(D-II), J73-D-II, 8, pp.1275-1280(1990)$.

[問い合わせ先]

〒 464-01 名古屋市千種区不老町
名古屋大学電子機械工学科
内川研究室
渡辺 成
(TEL) 052-781-5111 (内線)2792
(FAX) 052-781-9263

リカレント・ファジィモデルによるフラクタルとカオス

Fractal and Chaos by Recurrent Fuzzy Models

市橋秀友
Hidetomo ICHIHASHI
大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

あらまし　本研究では，フィードバックループのあるリカレント・ファジィモデルを用いて，フラクタルやカオスが再現できることを示す．まず，逐次的学習により複素写像を近似する．学習途中のグラフィックスは，マンデルブロ集合に類似したものとなり，学習の進行とともに，さらによく類似した画像を生成していく．次に，複素写像から得られるカオスを再現する．これは，カオスニューラルネットワークに対応するカオスのファジィモデルである．

キーワード：リカレント・ファジィモデル，フラクタルＣＧ，カオス・ニューラルネットワーク，

１．はじめに

フラクタルとは，自己再生的な無限階層性すなわち自己相似性（Self Similality）を有する画像の総称であり，その画像自体がもつ神秘的な美しさやＣＧアートとしての鑑賞性のほか，動的システムの複素力学による表現法としても重要であるとされている．マンデルブロ[1]は複素平面上でのフラクタルの発現をコンピュータ・グラフィックスで表現し，これによって，従来頭脳中でのイメージでしかなかった複素写像が可視化された．種々のフラクタルＣＧの発生法や効率的プログラムは文献[2,3]を参照頂きたい．

カオス（Chaos）とは，ある方程式に従う力学系の解が，初期値に鋭敏に依存する予測不可能な振舞いを示す現象であり，位相空間で観測可能な安定状態（力学系でのアトラクタ）が存在するものをいう．すなわち，カオスは，軌道不安定性をもちながら，それ自身有界変動のアトラクタであるという安定性の側面ももっている．カオスには，不安定性と安定性が共存していて，カオスとフラクタルは表裏一体の関係にあるとされている．

非線形常微分方程式系の離散化から発生するカオスは，非線形状態方程式により記述されている制御系のディジタル制御に際しても発生する[2,3]．また生体のニューロンにおいてもカオス現象が観測されていて，カオスニューラルネットワークの研究が行われている[4]．カオス現象は，情報生成，パターン認識，記憶，適応能力など，生体の情報処理と密接な関連をもつ可能性があり，ポストファジィはカオスであるとも言われている．

本研究では，フィードバックループのあるリカレント・ファジィモデルを用いて，フラクタルやカオスが再現できることを示す．まず，ニューラルネットのような逐次的学習（デルタルール）によりマンデルブロのフラクタルに用いられる複素写像を近似する．学習途中のグラフィックスは，マンデルブロ集合に類似したものとなり，学習の進行とともに，さらによく類似した画像を生成していく．次に，リカレント・ファジィモデルによりカオスを再現する．これは，カオスニューラルネットワーク[4]に対応するカオスのファジィモデルであり，カオス的な振る舞いを示す現象を確定的なファジィモデルで表現するための足がかりを求める．本研究のリカレント型とは異なるが，Radial Basis Functionを用いたカオスのモデリングはすでに行われている[5]．

２．複素写像のファジィモデリングとフラクタルＣＧ

フラクタルＣＧの１つであるマンデルブロ集合をリカレント・ファジィモデルを用いて再現する．

複素数 $Z^{(n)}$ を

$$Z^{(n)}=x_1^{(n)}+ix_2^{(n)} \qquad (1)$$

として

$$Z^{(n+1)}=(Z^{(n)})^2+C \qquad (2)$$

とする．ただし，C=R+iIであり，R と I は複素座標点(R,I)を表す．(2)式の複素写像を反復し

$$|Z^{(n+1)}|^2=(x_1^{(n+1)})^2+(x_2^{(n+1)})^2 > 4 \qquad (3)$$

となるまでの反復回数 n を求める．ＣＧはこの回数 n に応じて画面の(R,I)点をレベル集合毎に着色する．$Z^{(n)}$ の初期値は0で，R=-2.0～0.5，I=-1.25～1.25 の範囲での反復回数 n を７色に着色する．図１はオリジナルなマンデルブロ集合のＣＧである．中央の雪だるま型の部分はアトラクタに対応している．アトラクタとは，$|Z^{(n+1)}|$ が漸近的な変化を繰り返した後に，有限個のある一定値をとる安定状態を意味する．アトラクタの外の部分では，$|Z^{(n+1)}|$ の値は発散している．(2)式の

複素写像は

$$x_1^{(n+1)} = (x_1^{(n)})^2 - (x_2^{(n)})^2 + R \qquad (4)$$

$$x_2^{(n+1)} = 2 \cdot x_1^{(n)} \cdot x_2^{(n)} + I \qquad (5)$$

と書けるので，(4),(5)式を再帰的に反復すればよい．

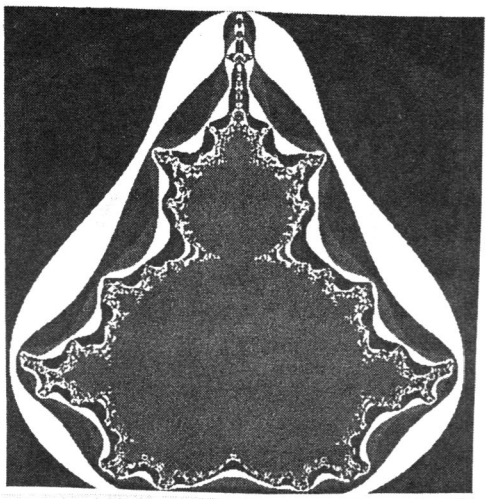


図1　マンデルブロ集合のフラクタルＣＧ

マンデルブロ集合を作り出す複素写像の(2)式は，(4)式，(5)式のように書けるので，これに図２のようなフィードバックのあるリカレント・ファジィモデルを対応させる．長方形で表されたのが一つのファジィモデルで，z^{-1}は１時点遅らせる演算子である．

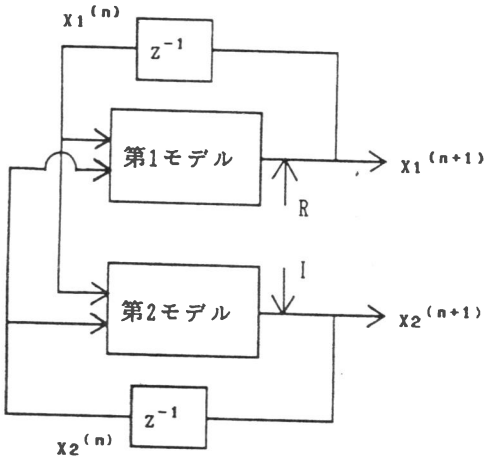


図2　リカレント・ファジィモデル

簡略ファジィ推論[6]はファジィ推論に用いられる Minimum演算子をかけ算にして，さらにルール結論部のファジィ集合を普通の実数値（単集合）にしたものである．第k番目のファジィルールを

If x_1 is $A_{1,k}$ and...and x_n is $A_{n,k}$
then y is w_k.

などとする．つぎのガウス基底をメンバシップ関数とする[7,8]．

$$A_{i,k}(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - a_{i,k})^2}{b_{i,k}}\right) \qquad (6)$$

ただし，k はルール番号で$a_{i,k}$と$b_{i,k}$はルールごとに設定するものとする．また，第k ルールの条件部適合度合は次式のようになる．

$$\mu_k(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^{n} A_{i,k}(x_i) \qquad (7)$$

ルールの数をKとし，第k ルールの結論部実数値をw_k とすると，ファジィモデルの出力y(x)は

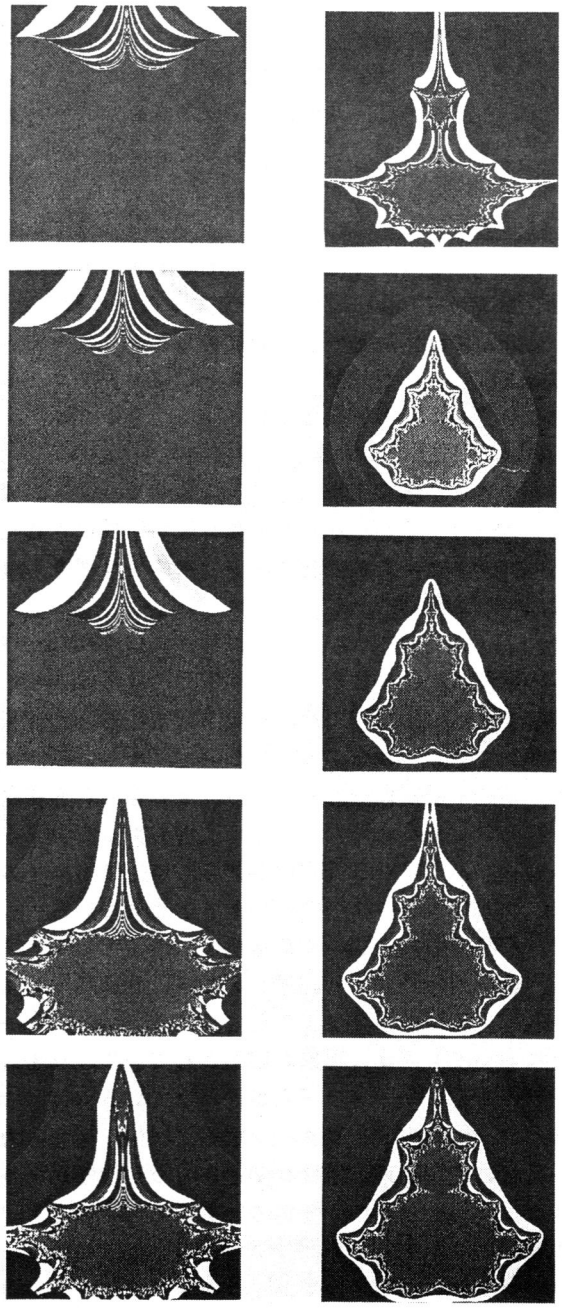


図3　リカレント・ファジィモデルによるフラクタルＣＧのアニメーション

$$y(\mathbf{x})=\sum_{k=1}^{K}\mu_k(\mathbf{x})\cdot w_k \qquad (8)$$

となる．

まず(4)式の R を0としたときの2入力1出力の関数を図2の第1モデルに学習する．教師データの入力 $x_1^{(n)}$ と $x_2^{(n)}$ の組は25個を適当に選ばれた定義域に一様に与えた．(4)式の出力とファジィモデルの出力（$x_1^{(n+1)}$）との誤差δの2乗和が減少するように学習する．ファジィ集合のメンバシップ関数には2次元のガウス基底をサブモデル毎に4個ずつ用いた．(5)式についても同様に学習する．(5)式には第2モデルを対応させる．勾配法による学習則は

$$w_k^{new}=w_k^{old}+\tau\cdot\mu_k\cdot\delta \qquad (9)$$

$$a_{i,k}^{new}=a_{i,k}^{old}+\tau\,\mu_k\,w_k\frac{2(x_i^{(n)}-a_{i,k})}{b_{i,k}}\delta \qquad (10)$$

$$b_{i,k}^{new}=b_{i,k}^{old}+\tau\,\mu_k\,w_k\frac{(x_i^{(n)}-a_{i,k})^2}{(b_{i,k})^2}\delta \qquad (11)$$

となる．ただしτは学習係数である．

長方形で表された各々のファジィモデルは，ガウス基底を用いた GRBF[9]でもある．図2のようにフィードバックループを付加したリカレント・ファジィモデルは(4)式と(5)式のダイナミックスを近似するものである．このときの学習途中でのＣＧのアニメーションを図3に示す．

3．カオスのファジィモデリング

マンデルブロ集合の境界部のアンテナ状の部分では x_1, x_2 はカオス的な振る舞いをする．今，実数値のみの x_1 の系列がカオス状になるような（R, I）（I≠0）を1点選び（R=-0.900002, I=-0.107467）、(4), (5)式から x_1 のみの教師データを作る．そして，x_2 は未知であるとする．図2のファジィモデルを図4のように変更して，第一モデルの出力と教師データ x_1^* との誤差 δ_1 を逆伝播して第二モデルの学習も行う．なお教師データは，その最大値と最小値を求めて区間[-1, +1]に基準化する．

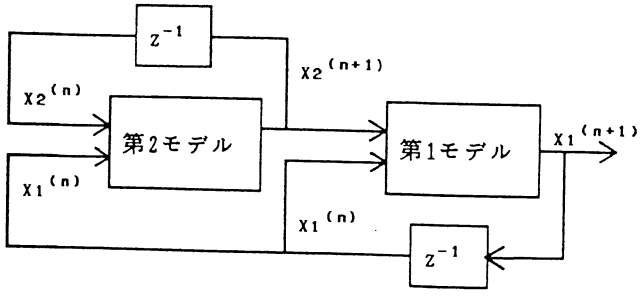


図4　1出力のリカレント・ファジィモデル

$w^m{}_k$, $\mu^m{}_k$ をそれぞれ第mモデルのk番目のルールの結論部実数値と条件部適合度合であるとする．第1モデルの教師データを x_1^* とし，誤差評価関数を

$$E(w,a,b)=\frac{1}{2}(x_1^*-x_1^{(n+1)}(w,a,b))^2$$

とすると，以下のように学習則が導かれる．

$$\frac{\partial E}{\partial w^1{}_k}=\frac{\partial E}{\partial x_1^{(n+1)}}\frac{\partial x_1^{(n+1)}}{\partial w^1{}_k}$$

$$=\frac{\partial E}{\partial x_1^{(n+1)}}\frac{\partial}{\partial w^1{}_k}\sum_{j=1}^{4}\mu^1{}_j\,w^1{}_j$$

$$=\frac{\partial E}{\partial x_1^{(n+1)}}\mu^1{}_k=-\delta_1\mu^1{}_k \qquad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w^2{}_k}=\frac{\partial E}{\partial x_1^{(n+1)}}\frac{\partial x_1^{(n+1)}}{\partial x_2^{(n+1)}}\frac{\partial x_2^{(n+1)}}{\partial w^2{}_k}$$

$$=-\delta_1\frac{\partial x_1^{(n+1)}}{\partial x_2^{(n+1)}}\mu^2{}_k \qquad (13)$$

ここで，

$$\delta_2=\delta_1\frac{\partial x_1^{(n+1)}}{\partial x_2^{(n+1)}} \qquad (14)$$

とおくと学習アルゴリズムは(9)式と同様になる．また，第mモデル(m=1, 2)の $a^m{}_{i,k}$ と $b^m{}_{i,k}$ についても同様に(10)－(11)式のようにもとまる．

40万回学習後の結果を図5に示す．図5の○は，教師データとして用いた実数値の系列であり，実線はリカレント・ファジィモデルの出力（$x_1^{(n+1)}$）をつないだものである．教師データ x_1^* の系列を，順次 $x_1^{(n)}$ として入力しているので，一時点先を求めているだけであるが，よく一致している．ただし，予測値ではなく同定値を示している．図6は学習後のリカレント・ファジィモデルを用いてフィードバックを1,000回繰り返した結果である．カオス状の系列が得られた．

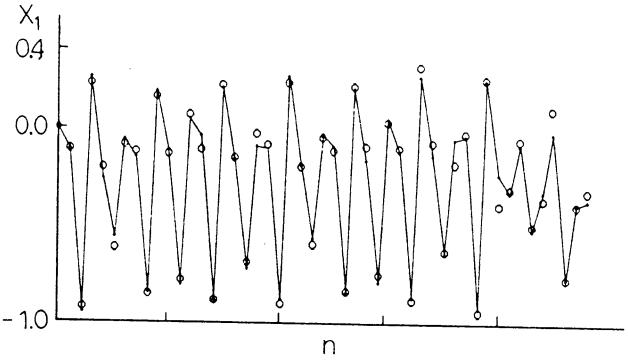


図5　４０万回学習後の出力系列
（ｏは教師データ）

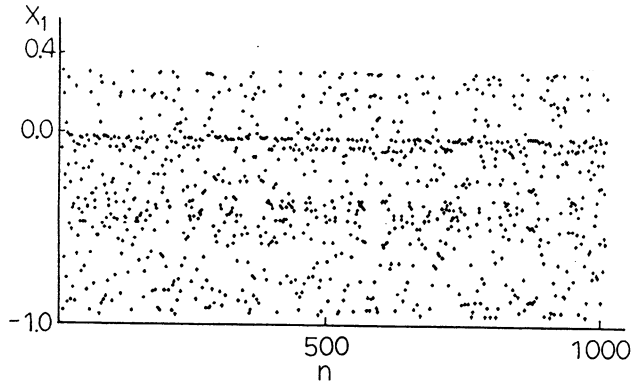


図6　得られたカオス状の系列

また，反復回数nが，それぞれ10回目，20回目，30回目以降は教師データの系列を用いずに，ファジィモデルの出力 $x_1^{(n+1)}$ を $x_1^{(n)}$ としてフィードバックした場合の結果を図7に示す．◎につづく3－5時点先までは，ある程度一致している．

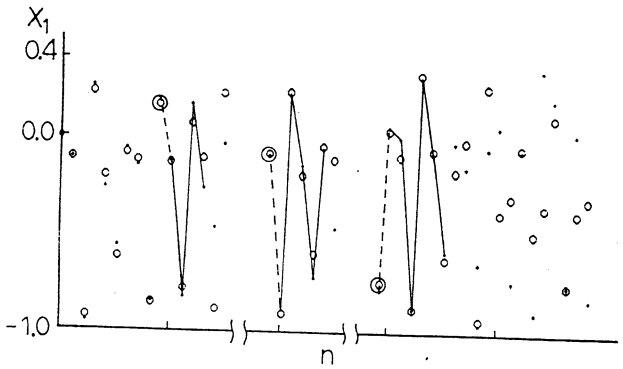


図7　リカレント・ファジィモデルのみでの出力系列

4．おわりに

本研究では，リカレント・ファジィモデルによる逐次学習によって，複素写像の近似を行い，フラクタルCGを用いてその学習経過の可視化をおこなった．また，複素写像から得られるカオスについてもリカレント・ファジィモデルによってある程度再現できることを示した．

＜参考文献＞

[1] B.B.Mandelbrot：The Fractal Geometory of Nature, Freeman, San Francisco(1982)/広中監訳：ﾌﾗｸﾀﾙ幾何学，日経サイエンス(1985)

[2] 荒谷：非線形プロセスからのカオスとフラクタルの発生，システム制御情報，Vol.34，No.2，pp.98-105(1990)

[3] 荒谷：非線形常微分方程式からのフラクタルの発生情報処理学会論文誌，Vol.29，No.1，pp.1-6(1988)

[4] K.Aihara, T.Takabe and M.Toyoda：Chaotic Neural Networks, Physics Letters A, Vol.144, No.6, pp.333-340(1990)

[5] T.D.Sanger：A Tree-Structured Adaptive Network for Function Approximation in High-Dimensional Spaces, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.2, No.2, pp.285-293(1991)

[6] 市橋，渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2，No.3，pp.429-437(1990)

[7] 市橋：階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習，計測自動制御学会関西支部シンポジウム，「第二回知的システム構築の実践と将来」講演論文集，pp.131-136(1990)

[8] H.Ichihashi：Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network, Proc. of International Fuzzy System Association Fourth World Congress Brussels, Belgium, Vol.Eng. pp.49-52 (1991)

[9] T.Poggio and F.Girosi：Regularization Algorithms for Learning that Are Equivalent to Multilayer Networks, Sciences, Vol.247, pp.987-982(1990)

連絡先　591堺市学園町1-1
大阪府立大学 工学部 経営工学科
第三講座　市 橋 秀 友

競合型ネットワークを組込んだ誤差逆伝播学習法に関する一考察

On Error Back Propagation Learning Algorithm Incorporating Competitive Networks

岡本 武文　　高木 敏幸　　中西 祥八郎
Takefumi OKAMOTO,　Toshiyuki TAKAGI,　Shohachiro NAKANISHI
東海大学 工学部
Faculty of Engineering, Tokai University

あらまし；階層型ニューラルネットワークは、誤差逆伝播学習法を用いることによって対象の入出力関係を獲得することができる。しかし、識別する対象のデータが欠落したり、ノイズによって汚された場合、ニューラルネットワークの識別能力が著しく低下することが多い。そこで、階層型ネットワークの中間層を複数に分割し、競合型ネットワークを組み合わせて学習を行う方法について検討する。また検討した学習法を用いることによって、学習対象の特徴をより効果的に抽出し、識別能力を向上させたニューラルネットワークを構築した。

キーワード；Competitive Networks,　Pattern Classification,　Back Propagation Algorithm

1．はじめに

最近、様々な分野において、従来の手法で対処することが困難な対象にニューラルネットワーク（以下、ＮＮ）を適用した研究が数多く報告されており、その有効性が示されてきている。[1~3] これらの応用において様々なＮＮのモデルが採用されているが、その中でもバックプロパゲーション法（以下、ＢＰ法）を採用した階層型ＮＮを用いる手法が大部分を占めている。この手法は、ＮＮを適用する対象から入出力データが得られれば、入出力関係が不明確な場合でも、その関係を学習によってＮＮに内包することが可能であり、広く用いられる要因となっている。しかし、従来のＮＮは対象へのノイズ混入やデータの欠損に対して識別能力が著しく低下する欠点を有しており、ノイズの程度によっては満足な識別結果が得られないことが多い。

本稿では、ＮＮの識別能力の向上を図るために、競合型ネットワークを組み合わせた階層型ネットワークを採用する。そして、競合型ネットワークによる対象のカテゴリー分類結果をもとにして、分割した中間層における結合係数更新の割合を変化させて学習を行う方法を提案する。さらに、提案した手法をパターン識別問題に適用して、本手法の有効性を示す。

2．競合型ネットワーク(Competitive Network)

競合型ネットワーク[4]（以下、ＣＮ）の概略を図１に示す。図１のＣＮは、入力層および競合層（出力層）の２層からなり、各層のユニット同志が完全に相互結合しているＮＮである。ＣＮは対象とする入力パターンを学習することで、それらに対して類似したもの同志を同一カテゴリーに属するパターンとして識別する能力を持つ。ただし、カテゴリーは教師信号無し学習によって自動的に形成される。

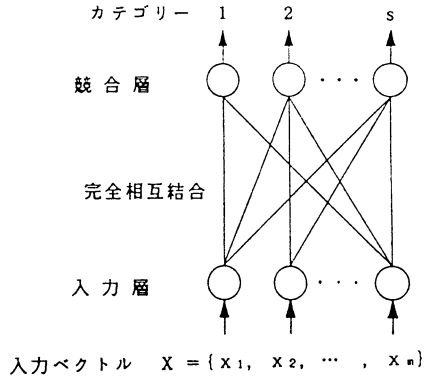


図１　ＣＮの概略図

ＣＮの学習アルゴリズムを以下に示す。入力層のユニット数をm、出力層のユニット数をsとすると、層間のユニットの相互結合に与えられる結合係数は、それぞれ区間 [0,1]の値で(1) 式を満たすように与えられる。

$$\sum_i W_{ji} = 1.0 \qquad (1)$$

ただし、 W_{ji}は入力層のi番目のユニットと出力層のj番目のユニットとの結合係数を示す。ＣＮに与える入力ベクトルを$X=\{x_1, x_2, \cdots, x_i, \cdots, x_m\}$とすると、出力層のjユニットからの出力は(2)式によって得られる。

$$S_j = \sum_i W_{ji} * x_i \qquad (2)$$

つぎに、各ユニットからの出力値より (3)式によって勝

利ユニット(Winning Unit)を決定し、新たにユニット出力値a_jを与える。

$$a_j = \begin{cases} 1 \ ; \ \text{if } S_j > S_i \quad \text{for all } i,\ i \neq j \\ 0 \ ; \ \text{otherwise} \end{cases} \qquad (3)$$

この値をＣＮからの出力値として取り扱う。

結合係数の更新は勝利ユニットに付随する結合係数のみに対して行われる。その結合係数は (4)式にしたがって更新される。

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + g(x_i - W_{ji}(t)) \qquad (4)$$

ただし、g は学習係数(0<g<1)である。

以上のアルゴリズムを繰り返すことによって、入力ベクトルを自動的にいくつかのカテゴリーに分類することのできるＣＮが構成される。また、ＣＮにおける学習はＢＰ法を用いた階層型ＮＮに比べて短時間で収束する。

3．分割型ニューラルネットワーク

本稿で採用する分割型ＮＮの概略を図２に示す。このＮＮは、従来の階層型ＮＮの中間層を複数のユニット群に分割した形態を持つ。図２は、４層の階層型ＮＮの第１中間層を複数に分割した例である。

従来のＮＮは、各層間のユニットが完全に相互結合しており、入力されたベクトルは全ユニットに伝播される。それに対して分割型ＮＮは、入力層のユニットは中間層の各領域のユニットと相互結合しているが、中間層の各領域間のユニット相互結合は存在しない。

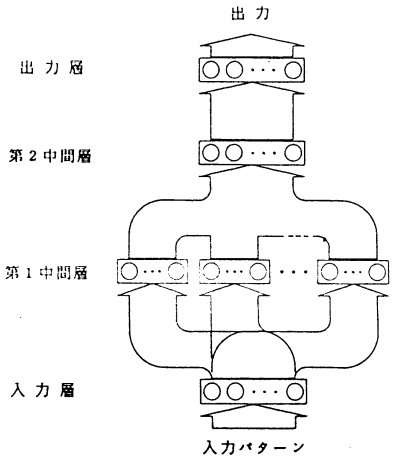


図２　分割型ＮＮの概略図

通常の誤差逆伝播過程では、各ユニットに付随する結合係数の更新はすべて同一の学習係数および慣性係数を用いて行われる。一方、分割型ＮＮでは、分割された中間層の各領域によって、対象となる入力ベクトルを分担して学習を行う方法を採用する。つまり、入力パターンによって各分割領域ごとに異なる学習係数と慣性係数を用いる。このような方法を用いて学習を行うことで、識別対象の特徴をより効果的に抽出したＮＮを構築することが可能となる。

4．競合層と分割型ＮＮを組み合わせた統合型ＮＮ

4－1．統合型ＮＮの概略

本稿では、分割型ＮＮの内部にＣＮを競合層(Competitive Layer，以下、ＣＬ)として組み込んだ統合型ＮＮを用いる。統合型ＮＮの概略図を図３に示す。

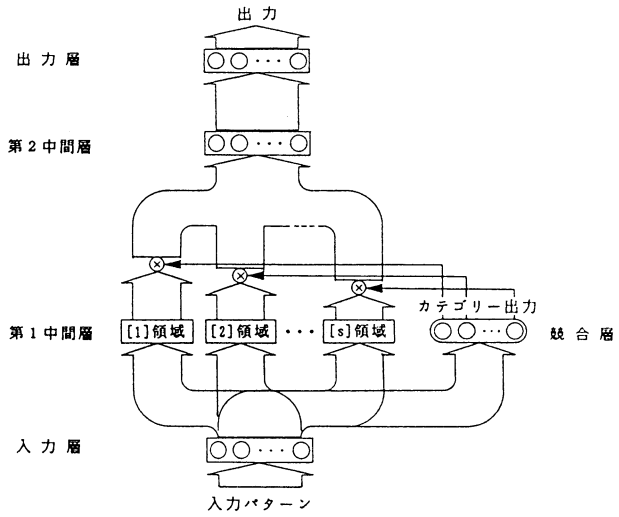


図３　統合型ＮＮの概略図

はじめにＣＮによって対象に関する学習を行い、複数のカテゴリーに分類する。ここで分類されたカテゴリー数を sとする。つぎにカテゴリー分類数 sを用いて、階層型ＮＮの中間層を s個の領域に分割する。

中間層の分割された各領域および、ＣＬはそれぞれ入力層の全ユニットと完全相互結合している。したがって、対象パターンを入力することで、中間層の各ユニット出力とＣＬのカテゴリー分類出力が同時に得られる。このＣＬによるカテゴリー分類結果を用いて、入力されたパターンを担当する分割領域を選択する。

中間層の全てのユニット出力は次の層の全ユニットと完全相互結合しており、従来のＮＮと同様の信号伝播が行われる。

4－2．ＣＬからの出力値の取り扱い

通常、ＣＬからの出力値として用いられるのは (3)式で与えられるa_jである。a_jは、S_jにおける最大値に 1を、それ以外に 0を与えることによって対象パターンの分類カテゴリーを決定するために用いられる。したがって、入力されたパターンは必然的にいずれかのカテゴリーに分類される。しかし、ノイズによって汚されたりデータが欠落したパターンが入力されたとき、ＣＬによって間違ったカテゴリーに分類される場合があり、システム全体の識別能力を悪化させる原因になる。本稿では、ＣＬによる誤識別を減少させるため、 (2)式によって得られる区間[0,1]の値を用いる。

学習に用いたパターン Xに対して得られるＣＬ出力をS_{cj}(j=1,…,s)とする。この出力値を次に示す式によっ

て区間[0,1]に正規化し、標準出力ベクトル R_{cj}とする。

$$R_{cj} = \frac{S_{cj}-\min\{S_{cj}\}}{\max\{S_{cj}\}-\min\{S_{cj}\}} \quad (5)$$

$$(j=1,\cdots,s)$$

ただし、cは分類されたカテゴリー番号である。(5)式を用いて、すべての学習パターンに対して正規化を行う。ここで、同一カテゴリーに分類された複数のパターンにおける R_{cj}に対しては、その最小値を用いてカテゴリーの標準出力ベクトルとする。

以上の操作で求めた各カテゴリーにおける標準出力ベクトルを、各パターンのカテゴリーに属する度合（グレード）として取り扱い、これらの数値を［ＣＬからの出力数＊カテゴリー数］のマトリクス Rとする。

$$R = \begin{bmatrix} R_{11}, R_{21}, \cdots, R_{s1} \\ \vdots \qquad\qquad \vdots \\ R_{1s}, R_{2s}, \cdots, R_{ss} \end{bmatrix} \quad (6)$$

本稿では、入力されたパターンに対して励起しているユニットをより明確にするために、ＣＬからの出力ベクトルS_cを入力、(6)式のRをファジィ関係マトリクスとして、次の演算を行い、ベクトル BをＣＬによるカテゴリー分類結果とする。このとき、出力ベクトル Bにおけるカテゴリー分類の評価は、一定のしきい値を用いて行う。

$$S_c \circ R = B \quad (7)$$

ただし、$\circ$は max-min演算を表す。こうして得られたベクトル BをＣＬによって出力された分類結果として用いる。以上の演算を行うことにより、通常のＣＬのカテゴリー分類に比べて、誤識別を減少させることができる。また、複数のカテゴリーに属するような特徴を持つパターンや、どのカテゴリーにも属さないようなパターンに対して識別不能である状態も表現可能になる。

5．統合型ＮＮの学習方法

統合型ＮＮの学習アルゴリズムとして、ＢＰ法を用いる。ＮＮに入力されるパターンベクトルを $X=\{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$とし、そのパターンに対するＣＬからのカテゴリー分類結果ベクトルを $B=\{b_1, b_2, \cdots, b_s\}$とする。また、入力層と中間層のユニット間の結合係数を W_{ji}とすると、順伝播過程における中間層の[c]領域のjユニットからの出力は次式によって計算される。

$$U_{cj} = b_c * \sum_i (W_{ji} * x_i) \quad (8)$$

$$(i=1,2,\cdots,m)$$

分割された各領域のユニット出力は、入力ベクトルと結合係数の積和演算を行った後に、その領域に対応するカテゴリー分類結果 {0,1}を掛けたものである。(8)式によって計算された中間層のすべてのユニット出力は従来のＢＰ法と同様に、次の層の全ユニットに伝播される。以降、出力層まで従来のＢＰ法が適用され、ＮＮからの出力が計算される。

逆伝播過程では、ＮＮからの出力と教師信号との二乗誤差を用いて、各ユニットに付随する結合係数の更新を行う。出力層から分割された中間層の１層上の層までは、通常のＢＰ法と同様に結合係数の更新が行われる。それに対して中間層の各分割領域に付随する結合係数の更新は、次式によって得られる学習係数 η_cと、慣性係数 α_cをそれぞれ用いて行われる。

$$\eta_c = \eta * b_c, \quad \alpha_c = \alpha * b_c \quad (9)$$

ただし、b_cはＣＬからのカテゴリー出力、η, αは初期設定した学習係数および慣性係数の値である。以上の学習方法を用いることで、中間層の各領域に対応したカテゴリーに属するパターンを分担して学習し、より効率よく特徴を抽出したＮＮを構築することができる。

6．応用例

6－1．学習および評価用パターンの設定

本稿で用いたＮＮの識別能力を評価するため、パターン識別に応用した例を示す。本手法のＮＮによって学習する対象には、アルファベット２６文字を 8*8のメッシュに分割し、 {0,1}の２値で表現したものを用いた。また、学習後のＮＮのもつ識別能力の評価を行うため、学習に使用したパターンに対して、図４に示す黒色領域をノイズ領域に持つパターンを識別対象として用いた。その領域に設定したノイズは次の通りである。

(a) Covered Noise ： ノイズ領域が塗りつぶされたパターン

(b) Lacked Noise ： ノイズ領域の情報が欠落したパターン

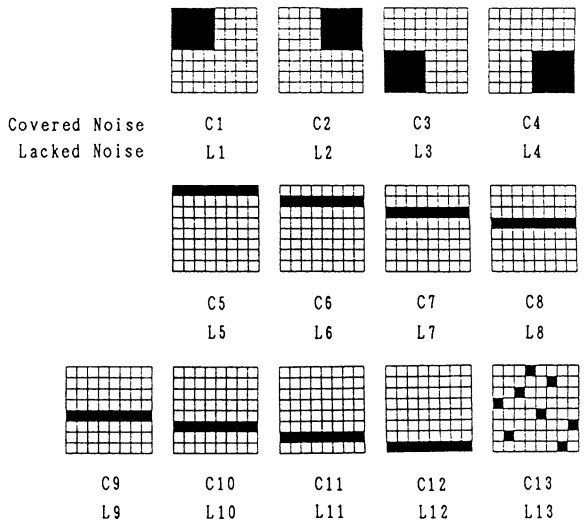


図４　性能評価に用いたノイズ領域（黒色領域）

6－2．ＣＬによるカテゴリー分類

学習対象パターンを用いてＣＬで学習を行った結果、表１に示すようなカテゴリー分類結果が得られた。

表１の結果より、各カテゴリーはそれぞれ良く似た特徴を持つ文字群によって形成されていることがわかる。

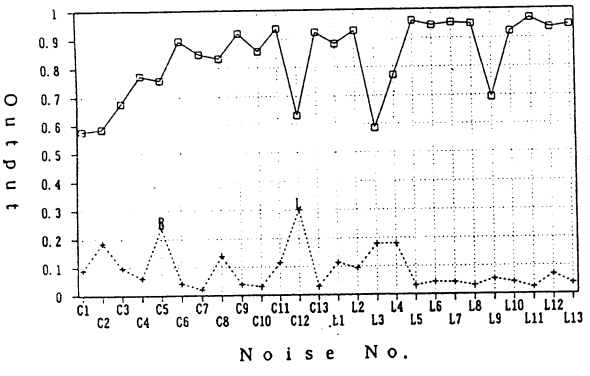
このＣＬによるカテゴリー分類結果を用いて統合型ＮＮによって各パターンの学習を行った。

表１　ＣＬによるカテゴリー分類結果

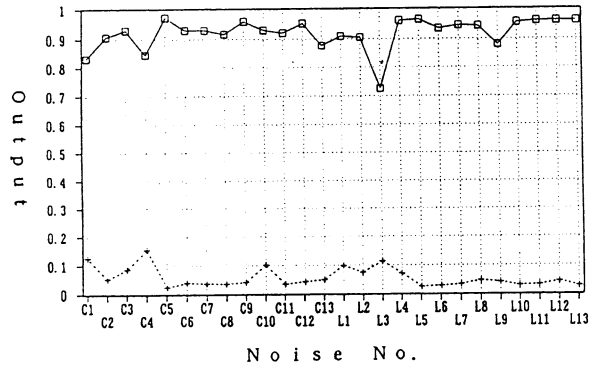
category	pattern
1	Z
2	C, D, G, J, L, O, Q, S, U
3	K, N, W, X
4	M, Y
5	V
6	I, T
7	A
8	B, E, F, H, P, R

６－３．識別結果

６－１．にしたがって設定したノイズパターンに対する従来型ＮＮおよび、本手法の統合型ＮＮの識別結果を図５に示す。



(a)　従来のＮＮによる識別結果



(b)　統合型ＮＮによる識別結果

□　パターン［K］に対応するユニット出力

＋　それ以外のユニット出力の最大値

図５　パターンデータ［K］に対するＮＮの出力

図５に示す例は、パターン［K］に対してノイズを設定し、両ＮＮに識別させた結果である。横軸は図４で設定したノイズに対応する番号、縦軸はユニット出力値である。この結果より、本手法のＮＮは従来のＮＮに比較してノイズの影響を受けにくく、良好な識別を行っていることが確認できる。

つぎに、２６種類のノイズを設定したパターンに対する両ＮＮの識別率を表２に示す。この結果からも、本手法のＮＮは従来のＮＮよりも高い識別能力を持っていることがわかる。

表２　識別結果

	従来の　ＮＮ	統合型　ＮＮ
識別率	64.04 %	80.88 %

以上の結果より、提案した統合型ＮＮは従来のＮＮに比べ、ノイズによって汚された識別対象に対して、その識別能力が向上していることが確認できた。

７．まとめ

本稿では、階層型ＮＮの内部にＣＬを組み込み、中間層を複数に分割した統合型ＮＮを採用した。また、ＣＬからの分類出力を用いて学習を行う方法を提案し、パターン識別問題に応用して識別能力の評価を行った。

統合型ＮＮは、従来のＮＮに比較して対象の特徴を効果的に抽出し、ノイズが混入したり情報が欠落した対象に対する識別能力が向上しており、本手法の有効性が示された。

参考文献

［１］麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書（1988）

［２］T.TAKAGI, S.NAKANISHI : Pattern Recognition Based on The Extraction of Features by Neural Networks and Fuzzy Sets Theory, In Proceedings IFES'91, 515/522 (1991)

［３］T.TAKAGI, S.NAKANISHI : Time Series Modeling and Stock Price Prediction by Neural Networks and Fuzzy Inference, In Proceedings IFSA'91 Brussels, AI, 157/160 (1991)

［４］Philip D.Wasserman : Neural Computing / Theory and Practice, Van Nostrand Reihold Co.LTD (1989)

問い合わせ先

〒259-12　神奈川県平塚市北金目１１１７
東海大学　工学部　電気工学科
中西　祥八郎
TEL 0463-58-1211 EXT.4025
FAX 0463-58-1812

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ数結合強度を持つニューラルネットの学習
Learning of Neural Networks with Fuzzy Weights

石渕久生　　岡田英彦　　田中英夫
Hisao ISHIBUCHI　　Hidehiko OKADA　　Hideo TANAKA

大阪府立大学工学部
University of Osaka Prefecture

あらまし　本研究では，結合強度およびしきい値がファジィ数として与えられているようなニューラルネットの構造を提案し，その学習アルゴリズムを導出する．本研究で提案する構造を持つニューラルネットにより，実数入力ベクトルがファジィ数出力値へ非線形変換される．ニューラルネットの学習は，ファジィ数結合強度とファジィ数しきい値の修正を行うことであり，実数入力ベクトルとファジィ数教師信号との入出力対を用いて行われる．学習アルゴリズムは，ニューラルネットからのファジィ数出力値とファジィ数教師信号により定義されるコスト関数から，ＢＰアルゴリズムと同様にして導出される．

キーワード　ファジィニューラルネット，ファジィ数結合強度，ファジィ数教師信号

1．はじめに

通常のＢＰ（Back-Propagation）ネットワーク[1]では，ユニット間の結合強度やユニットのしきい値は実数として与えられている．したがって，実数入力ベクトルに対する出力値は実数となる．また教師信号も実数であり，出力値と教師信号との２乗誤差により定義されるコスト関数を用いて学習が行われる．本研究では，このようなＢＰネットワークにおける結合強度やしきい値をファジィ数に拡張することを試みる．このような拡張により，実数入力ベクトルに対する出力値はファジィ数となる．したがって，本研究で用いるニューラルネットは，実数入力ベクトルをファジィ数に写像する非線形ファジィ関数（Fig.1 参照）を近似するためのものである．

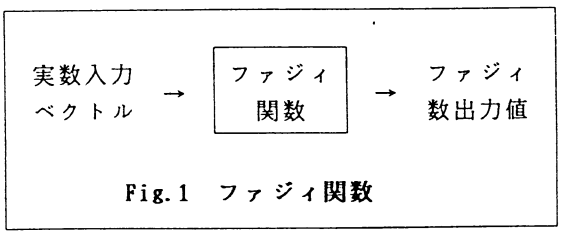


Fig.1　ファジィ関数

本研究では，まず，ファジィ数結合強度およびファジィ数しきい値を持つニューラルネットの構造を提案する．このニューラルネットは，通常のＢＰネットワークの結合強度およびしきい値をファジィ数に拡張したものであり，実数入力ベクトルをファジィ数出力値へ非線形変換するものである．次に，ニューラルネットからのファジィ数出力値とファジィ数として与えられている教師信号を用いてコスト関数を定義し，学習アルゴリズムを導出する．ニューラルネットの学習は，ファジィ数出力値がファジィ数教師信号にできるだけ一致するように，ファジィ数結合強度やファジィ数しきい値を修正することである（Fig.2 参照）．さらに，コスト関数に重み付けを行うことにより，ファジィ数出力値とファジィ数教師信号との間に包含関係が成り立つように学習を行うことができることを示す．最後に，数値計算例により，提案手法の説明を行う．

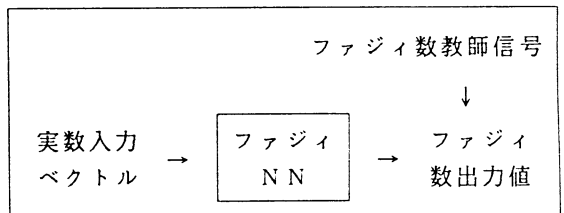


Fig.2　ニューラルネットの入出力関係

2．ニューラルネットの構造

2.1 入出力データ

ｎ入力１出力システムに関する次のようなｍ個のファジィ入出力パターンが得られているとする．

$$(\mathbf{x}_p,\ T_p),\ p=1,2,\cdots,m \qquad (1)$$

ただし，$\mathbf{x}_p=(x_{p1},\cdots,x_{pn})$はｎ次元実数入力ベクトルであり，$T_p$はファジィ数教師信号である．入力空間が１次元の場合での入出力パターンの例を示すと，次のようになる．

（x_p，T_p）＝（１，だいたい３），（３，約５）　(2)

ここで，"だいたい３"や"約５"はファジィ数である．このように，本研究で用いる学習用入出力データは，実数入力ベクトルとファジィ数教師信号による入出力

対の集合である．

2.2 ファジィ数結合強度とファジィ数しきい値

本研究では，通常のＢＰネットワークにおける結合強度としきい値を対称三角型ファジィ数に拡張する．一般に三角型ファジィ数Ａを，その左端a^Lと中心a^Cおよび右端a^Uにより，$A=(a^L, a^C, a^U)$と表記し，そのメンバーシップ関数を次のように定義する（Fig.3 参照）．

$$\mu_A(x)=\begin{cases}0, & x\leqq 0\\ (x-a^L)/(a^C-a^L), & a^L<x\leqq a^C\\ (a^U-x)/(a^U-a^C), & a^C<x\leqq a^U\\ 0, & a^U\leqq x\end{cases} \quad (3)$$

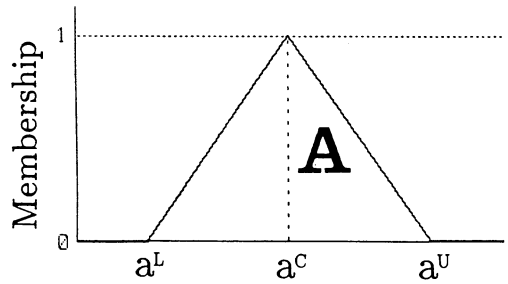


Fig.3　三角型ファジィ数Ａ

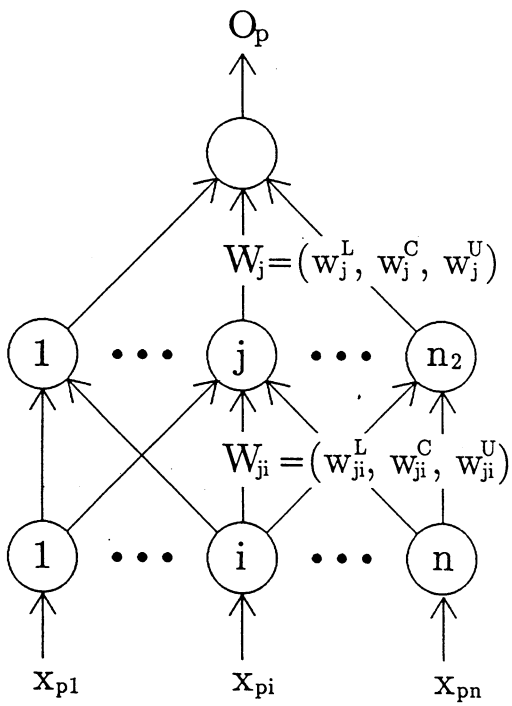


Fig.4　ニューラルネットの構造

本研究では，対称三角型ファジィ数として与えられる結合強度としきい値を，それぞれ，

$$W=(w^L, w^C, w^U) \quad (4)$$

$$\Theta=(\theta^L, \theta^C, \theta^U) \quad (5)$$

と表記することにする．なお，ファジィ数ＷとΘは対称三角型であるので，中心w^Cとθ^Cに関して，次式が成り立つ．

$$w^C=(w^L+w^U)/2 \quad (6)$$

$$\theta^C=(\theta^L+\theta^U)/2 \quad (7)$$

ニューラルネットの構造は，Fig.4 に示すように，入力層にｎ個，中間層にn_2個，出力層に１個のユニットを持つ３層階層型とする．ここで，入力層ユニット数ｎは入力ベクトルの次元数と同一であるが，中間層ユニット数n_2は任意に与えることができる．また，Fig.4 における結合強度としきい値は，全て対称三角型ファジィ数として与えられるものとする．

2.3 入出力関係の定義

Fig.4 に示すニューラルネットにｎ次元実数入力ベクトル$\mathbf{x}_p=(x_{p1}, \cdots, x_{pn})$が入力された場合での各ユニットの入出力関係を，次のように定義する．

＜入力層＞

$$O_{pi}=x_{pi}, \quad i=1, 2, \cdots, n \quad (8)$$

＜中間層＞

$$O_{pj}=f(Net_{pj}), \quad j=1, 2, \cdots, n_2 \quad (9)$$

$$Net_{pj}=\sum_{i=1}^{n} W_{ji}O_{pi}+\Theta_j, \quad j=1, 2, \cdots, n_2 \quad (10)$$

＜出力層＞

$$O_p=f(Net_p) \quad (11)$$

$$Net_p=\sum_{j=1}^{n2} W_jO_{pj}+\Theta \quad (12)$$

ここで，W_{ji}とW_jはファジィ数結合強度，Θ_jとΘはファジィ数しきい値である．したがって，Net_{pj}，Net_p，O_{pj}，O_pもファジィ数（Net_{pj}のみ対称三角型ファジィ数）となる．なお，中間層および出力層における入出力関数は，次のようなシグモイド関数である．

$$f(x)=1/\{1+\exp(-x)\} \quad (13)$$

式(8)-(12)によるニューラルネットの入出力関係の計算は，拡張原理[2]に基づくファジィ数の演算として定義される．例えば，入出力関数$f(\cdot)$によるファジィ数の入出力関係は，拡張原理により次のように定義される（Fig.5 参照）．

$$\mu_{f(Net)}(y)=\max_x \{\mu_{Net}(x) : y=f(x)\} \quad (14)$$

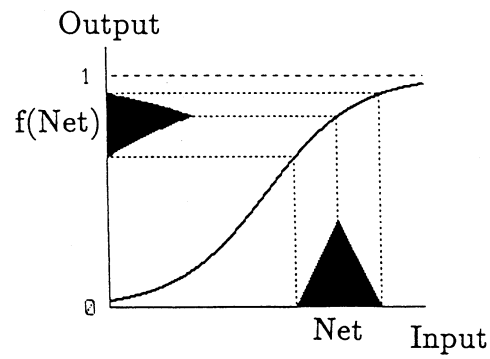


Fig.5　ファジィ数の入出力関係の一例

なお，具体的にファジィ数出力値を計算する場合では，

ファジィ数結合強度およびファジィ数しきい値をレベル集合に分解し，レベル集合ごとの区間演算[3]が用いられる．例えば，Fig.5 は，0.02，0.04，…，1.00という50個のレベル集合に対する区間演算により，出力ファジィ数f(Net)の作図を行った結果である．

3．ニューラルネットの学習

3.1 コスト関数の定義

ニューラルネットの学習を行うため，ニューラルネットからのファジィ数出力値O_pとファジィ数教師信号T_pを用いてコスト関数を定義しよう．ここでは，ファジィ数のレベル集合を用いてコスト関数の定義を行う．

ファジィ数のレベル集合は閉区間になるので，次のように表記することができる．

$$[A]_h=[\ [A]_h^L,\ [A]_h^U\ ] \tag{15}$$

ここで，$[A]_h$はファジィ数Ａのｈレベル集合であり，次のように定義される．

$$[A]_h=\{x:\ \mu_A(x)\geqq h\} \tag{16}$$

また，$[A]_h^L$と$[A]_h^U$は，それぞれ，ファジィ数Ａのｈレベル集合の下限（左端）と上限（右端）である．

レベル集合を用いることにより，ファジィ数出力値O_pとファジィ数教師信号T_pのｈレベル集合に対応したコスト関数を，次のように定義する．

$$e_{ph}=e_{ph}^L+e_{ph}^U \tag{17}$$

$$e_{ph}^L=([T_p]_h^L-[O_p]_h^L)^2/2 \tag{18}$$

$$e_{ph}^U=([T_p]_h^U-[O_p]_h^U)^2/2 \tag{19}$$

ここで，e_{ph}^Lはレベル集合の下限に関する２乗誤差，e_{ph}^Uは上限に関する２乗誤差である．

このコスト関数は，ファジィ数出力値O_pのｈレベル集合をファジィ数教師信号T_pのｈレベル集合にできるだけ一致させることを目的としたものである．

式(17)で定義されたｈレベル集合に関するコスト関数e_{ph}を，種々のｈの値で総和をとることにより，入出力対$(\mathbf{x}_p, T_p)$に対するコスト関数を次のように定義する．

$$e_p=\sum_h h\cdot e_{ph} \tag{20}$$

ただし，総和をとる場合では，レベルｈの値により重み付けを行っている．これは，高いレベルのレベル集合を重視するためである．なお，本研究における数値計算例では，ｈ＝0.2，0.4，0.6，0.8，1.0という５個の値を用いた．式(20)のコスト関数は，ファジィ数出力値O_pを教師信号T_pにできるだけ一致させることを目的としたものと考えることができる．

さらに，与えられた全ての入出力対に関してコスト関数e_pの総和をとることにより，ニューラルネットの学習により最小化すべきコスト関数を次のように定義する．

$$e=\sum_{p=1}^{m} e_p \tag{21}$$

3.2 ニューラルネットの学習

ここでは，前節で定式化したコスト関数に基づき，ニューラルネットの学習アルゴリズムを導出する．ニューラルネットの学習は，対称三角型ファジィ数として与えられている結合強度としきい値の修正を行うことである．

まず，中間層ユニットと出力層ユニットの間のファジィ数結合強度$W_j=(w_j^L,\ w_j^C,\ w_j^U)$の修正について考えよう．結合強度$W_j$が対称三角型ファジィ数であることを考慮し，その下限w_j^Lと上限w_j^Uの修正を行うことにする．このとき，中心w_j^Cは，下限w_j^Lと上限w_j^Uから式(6)により一意的に決定される．

ファジィ数結合強度W_jの下限w_j^Lと上限w_j^Uに対して，Rumelhartら[1]と同様にその修正量を次式で定義する．

$$\triangle w_j^L(t+1)=-\eta\,(\partial e_{ph}/\partial w_j^L)+\alpha\triangle w_j^L(t) \tag{22}$$

$$\triangle w_j^U(t+1)=-\eta\,(\partial e_{ph}/\partial w_j^U)+\alpha\triangle w_j^U(t) \tag{23}$$

ここで，ｔは結合強度の修正回数であり，ηは学習率，αは慣性項係数である．したがって，修正後のファジィ数結合強度W_jの下限$w_j^L(t+1)$と上限$w_j^U(t+1)$および中心$w_j^C(t+1)$は次のようになる．

$$w_j^L(t+1)=w_j^L(t)+\triangle w_j^L(t+1) \tag{24}$$

$$w_j^U(t+1)=w_j^U(t)+\triangle w_j^U(t+1) \tag{25}$$

$$w_j^C(t+1)=\{w_j^L(t+1)+w_j^U(t+1)\}/2 \tag{26}$$

このような修正により，ファジィ数結合強度の上限と下限の逆転が起こることも考えられる．そこで，このような逆転が起こることも考慮し，修正後のファジィ数結合強度W_jを次のように設定する．

$$W_j(t+1)=(w_j^L,\ w_j^C,\ w_j^U) \tag{27}$$

ここで，

$$w_j^L=\mathrm{Min}\ \{w_j^L(t+1),\ w_j^U(t+1)\} \tag{28}$$

$$w_j^C=w_j^C(t+1) \tag{29}$$

$$w_j^U=\mathrm{Max}\ \{w_j^L(t+1),\ w_j^U(t+1)\} \tag{30}$$

である．

なお，入力層ユニットと中間層ユニットとの間のファジィ数結合強度W_{ji}やファジィ数しきい値Θ，Θ_jも，ファジィ数結合強度W_jと同様な方法により修正を行うことができる．

4．数値計算例

１入力１出力システムに関する入出力データとして，次のようなファジィデータが得られているとする．

$$(x_p,\ T_p)=(0,\ \text{very small}),\ (0.5,\ \text{medium}),\ (1,\ \text{large}) \tag{31}$$

ここで，言語値により与えられている教師信号は，次のような三角型ファジィ数とする．

$$\text{very small}\ =\ (0.0,\ 0.0,\ 0.2) \tag{32}$$

$$\text{medium}\ =\ (0.35,\ 0.5,\ 0.65) \tag{33}$$

$$\text{large}\ =\ (0.7,\ 1.0,\ 1.0) \tag{34}$$

このようなファジィデータをFig.6 に示す.

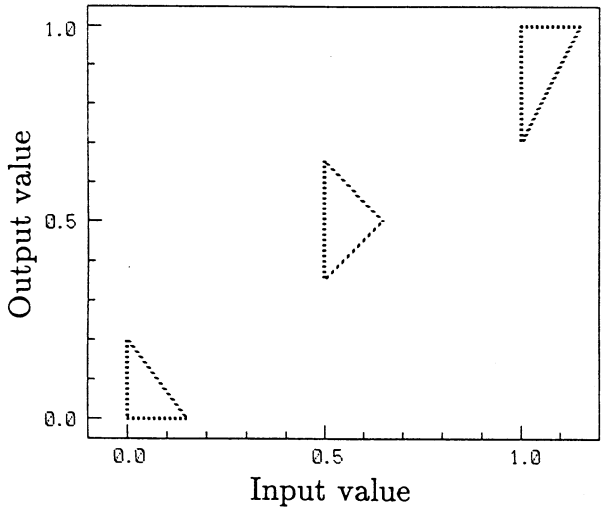


Fig.6 学習用ファジィデータ

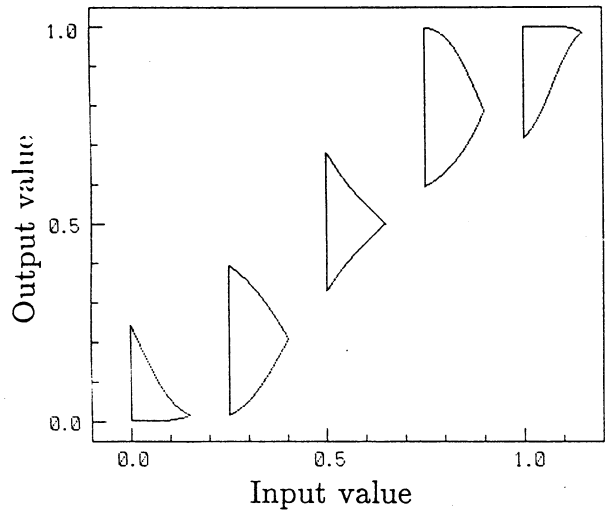


Fig.7 学習後のニューラルネットからの出力値

このデータを用いて，前節で示した方法により，入力層に1個，中間層に5個，出力層に1個のユニットを持つニューラルネットの学習を行った．ニューラルネットの学習は，$\eta=0.5$，$\alpha=0.9$と設定し，ファジィ数出力値の各レベル集合（h=0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0）ごとに10,000回行った．なお，ファジィ数結合強度およびファジィ数しきい値の初期値としては，区間[-1, 1] 内の実数値を用いた．学習後のニューラルネットからのファジィ数出力値をFig.7に示す．Fig.7では，ニューラルネットの汎化能力を調べるために，学習に用いていない入力値（x=0.25およびx=0.75）に対するファジィ数出力値も図示している．Fig.6とFig.7を比較することにより，ニューラルネットからのファジィ数出力値が，学習に用いたファジィ数教師信号とほとんど一致していることがわかる．また，学習に用いていない入力値に対しても，我々の直観に矛盾しない結果が得られていることがわかる．

5．種々の学習方法

ここでは，式(17)のコスト関数に重み付けを行うことにより，ファジィ数出力値O_pとファジィ数教師信号T_pとの包含関係に基づく学習方法を示す．

まず，レベル集合の間に次のような包含関係が成り立つように学習を行う方法を示す．

$$[O_p]_h \subseteq [T_p]_h, \quad p=1,2,\cdots,m \tag{35}$$

このようなレベル集合の間の包含関係を近似的に成立させるためために，式(17)のコスト関数e_{ph} に次のような重み付けを行う．

$$e_{ph}=\nu_{ph}^{L} e_{ph}^{L}+\nu_{ph}^{U} e_{ph}^{U} \tag{36}$$

ただし，ν_{ph}^{L}およびν_{ph}^{U}は，非常に小さい正の実数ω（$0<\omega<<1$）を用いて次のように設定する．

$$\nu_{ph}^{L}=\begin{cases}1, & \text{if } [O_p]_h^{L}<[T_p]_h^{L},\\ \omega, & \text{if } [O_p]_h^{L}\geqq[T_p]_h^{L}\end{cases} \tag{37}$$

$$\nu_{ph}^{U}=\begin{cases}1, & \text{if } [O_p]_h^{U}>[T_p]_h^{U},\\ \omega, & \text{if } [O_p]_h^{U}\leqq[T_p]_h^{U}\end{cases} \tag{38}$$

このような重み付けを行ったコスト関数を用いた場合では，式(35)の包含関係が成り立たない場合にのみ，$[O_p]_h=[T_p]_h$となるように学習が行われる．一方，式(35)の包含関係が成り立つ場合では，ωが非常に小さな実数（例えば0.01）であるので，ほとんど学習が行われない．したがって，このような学習を十分行った後では，式(35)の包含関係が近似的に成り立つと考えられる．また，種々のレベルhの値を用いて学習を行うことにより，ファジィ数出力値O_pとファジィ数教師信号T_pとの間に近似的に包含関係が成り立つように学習を行うことができる．

一方，式(37)と式(38)における重みの設定を逆にすることにより，式(35)と逆の包含関係が成り立つように学習を行うこともできる．

参考文献

1) D.E.Rumelhart, J.L.McClelland and the PDP Research Group, Parallel Distributed Processing (Vol.1), MIT Press (1986)
2) L.A.Zadeh, The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning Ⅰ, Ⅱ and Ⅲ, Information Sciences Vol.8, 199-249, 301-357 and Vol.9, 43-80 (1975)
3) G.Alefeld and J.Herzberger, Introduction to Interval Computations, Academic Press (1983)

［問い合わせ先］
〒593 堺市学園町1-1
大阪府立大学工学部経営工学科　石渕久生

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

生成的学習法を用いたニューラルネットワークによるファジィ制御ルールの獲得手法

Acquisition Method of Fuzzy Control Rules by Neural Network with Dynamic Creative Function of Hidden Units

夜久 正司　　増田 達也
Shoji YAKU　　Tatsuya MASUDA
大阪工業大学工学部
Faculty of Engineering , Osaka Isitute of Tecnology

あらまし 多層型ニューラルネットワークを用いてファジィｉｆ－ｔｈｅｎルールを獲得する手法が多く提案されているが，その多くは前件部ファジィ変数の組み合わせのすべてのルールを同定するために，同定されたルールの中に不必要なルールが存在する可能性があると考えられる．そこで，本稿ではニューラルネットワークの生成的学習法を用いて学習途中に各ルールに対応するユニットをネットワーク内に逐次生成していくことにより，最終的に制御対象の特性を表すために必要なルールのみを獲得する手法を提案する．さらに，２次遅れ系の制御問題に本手法を適用して，その有効性を示す．

キーワード ニューラルネットワーク，生成的学習法，ファジィ制御，ファジィ推論ルール

1．はじめに

最近，多層型ニューラルネットワークの学習能力によりファジィ推論ルールの同定と各パラメータの調整を自動的に行う手法が種々提案されている[1),2)]．多層型ニューラルネットワークを用いてファジィ推論ルールの同定を行う場合，メンバーシップ関数などのパラメータはユニット間のリンクに置き換えることによりチューニングすることができる．しかし，必要なルールのみを同定するということはネットワーク構造そのものに依存するため，いかにしてその構造を決定するかが問題となる．

従来のバックプロパゲーション学習則に基づく多層型ニューラルネットワークにおいてもネットワーク構造の決定が問題視されており，その解決法の１つとして小さめのネットワークから出発して，必要なユニットやリンクを逐次追加して適切な大きさのネットワーク構造を求める生成的学習法が提案されている[3)]．

人間が試行錯誤的にファジィ推論ルールを作成する場合には，必要であると考えられるルールのみを作成し，そのルールだけでは制御対象の特性を表すことが不可能な場合に，新たにルールを追加し，各パラメータの調整をやり直していく．このことより，我々は，ファジィ推論を多層型ニューラルネットワークで表現し，学習途中で必要な推論ルールを表すユニットをネットワーク中に逐次生成していく生成的学習法を用い最終的に必要と考えられる推論ルールのみを獲得する手法を提案する．さらに，２次遅れ系の制御に本手法を適用して，その有効性を示す．

2．ネットワーク構成

本手法では推論ルールの後件部を実数で表現する簡略化したファジィ推論を用いる．

入力を$x_1,\cdots,x_m$とし，出力を$y_1,\cdots,y_n$とすると推論ルールは（１）式で表現される．

Rule: h

if x_1 is A_{h1} and...and x_m is A_{hm}
then y_1 is w_{h1} and...and y_n is w_{hn}
$,h=1,\ldots,H$　　（１）

h ：ルール番号
A_{hi} ：前件部メンバーシップ関数
w_{hj} ：後件部実数値

前件部メンバーシップ関数は図１のように２等辺３角形とする．

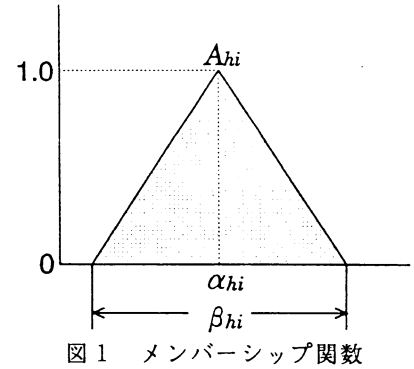


図１　メンバーシップ関数

中心値α_{hi}，幅β_{hi}をパラメータとすると，メンバーシップ値$A_{hi}(x_i)$は（２）式で表される．

$$A_{hi}(x_i)=1-\frac{2\cdot|x_i-\alpha_{hi}|}{\beta_{hi}} \quad ,i=1,\cdots,m \qquad (2)$$

ここで，

$$-\frac{2}{\beta_{hi}}\alpha_{hi}=a_{hi}\ ,\ \frac{2}{\beta_{hi}}=b_{hi} \qquad (3)$$

$$b_{hi}\cdot x_i+a_{hi}=X_{hi} \qquad (4)$$

とおき，全体を考慮にいれると，メンバーシップ値は次式で表される．

$$k=1: A_{hi}(X_{hi})=\begin{cases}1 & (X_{hi}<0)\\ 1-X_{hi} & (0\leqq X_{hi}\leqq 1)\\ 0 & (1<X_{hi})\end{cases}$$

$$k=2,\cdots,K_i-1: A_{hi}(X_{hi})=\begin{cases}1-|X_{hi}| & (|X_{hi}|\leqq 1)\\ 0 & (|X_{hi}|>1)\end{cases} \quad (5)$$

$$k=K_i: A_{hi}(X_{hi})=\begin{cases}0 & (X_{hi}<-1)\\ 1+X_{hi} & (-1\leqq X_{hi}\leqq 0)\\ 1 & (0<X_{hi})\end{cases}$$

ただし，kはメンバーシップ関数の番号，K_iはi番目の入力に対するメンバーシップ関数の総数である．
このとき，各推論ルールの前件部適合度μ_hは

$$\mu_h=A_{h1}(X_{h1})\cdot A_{h2}(X_{h2})\cdot\cdots\cdot A_{hm}(X_{hm}) \quad (6)$$

となり，簡略化したファジィ推論の推論結果y_j，$j=1,\cdots,n$は次のように表される．

$$y_j=\frac{\sum_{h=1}^{H}\mu_h\cdot w_{hj}}{\sum_{h=1}^{H}\mu_h} \quad (7)$$

このファジィ推論の過程をニューラルネットワークで表現すると図２のようになる．図２は２入力１出力の場合のネットワークである．

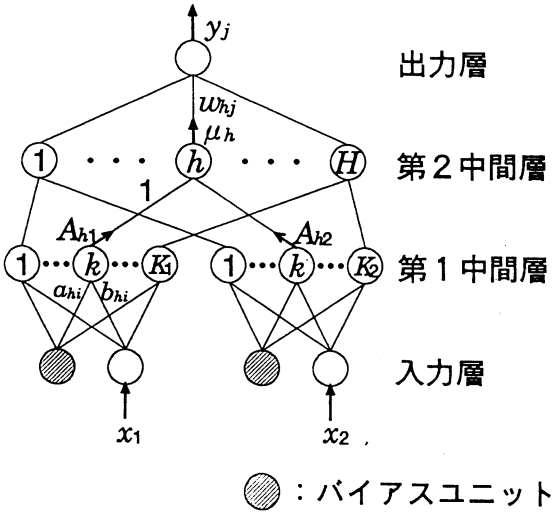


図２　ネットワーク構成

第１中間層では前件部メンバーシップ値が，第２中間層では，各推論ルールの前件部適合度が，出力層では推論値がそれぞれ算出される．このように，ネットワークの各層の役割がはっきりしているために入力から出力が導出される過程を容易に知ることができる．

本ネットワークは逐次型学習であり，１パターンの入出力データごとに学習を行う．また，学習は（８）式に示す出力自乗誤差E_pを最小化するようにパラメータ（a_{hi}，b_{hi}，w_{hj}）を変更する．出力自乗誤差の最も減少する方向である最急降下ベクトルは各パラメータについて（９）～（11）式となる．

$$E_p=\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(y_j-y_j^t)^2 \quad (8)$$

y_j^t：j番目の出力の教師信号

$$\frac{\partial E_p}{\partial a_{hi}}=\sum_{j=1}^{n}(y_j-y_j^t)\cdot\frac{w_{hj}-y_j}{\sum_{h=1}^{H}\mu_h}\cdot\frac{\mu_h}{A_{hi}(X_{hi})}\cdot sgn(X_{hi}) \quad (9)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial b_{hi}}=\sum_{j=1}^{n}(y_j-y_j^t)\cdot\frac{w_{hj}-y_j}{\sum_{h=1}^{H}\mu_h}\cdot\frac{\mu_h}{A_{hi}(X_{hi})}\cdot sgn(X_{hi})\cdot x_i \quad (10)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{hj}}=(y_j-y_j^t)\cdot\frac{\mu_h}{\sum_{j=1}^{n}\mu_h} \quad (11)$$

各リンクの学習定数をK_a，K_b，K_wとすると，$t+1$回目のチューニングパラメータの値は，（12）～（14）式のようになる．

$$a_{hi}(t+1)=a_{hi}(t)-K_a\cdot\frac{\partial E_p}{\partial a_{hi}} \quad (12)$$

$$b_{hi}(t+1)=b_{hi}(t)-K_b\cdot\frac{\partial E_p}{\partial b_{hi}} \quad (13)$$

$$w_{hj}(t+1)=w_{hj}(t)-K_w\cdot\frac{\partial E_p}{\partial w_{hj}} \quad (14)$$

３．生成的学習法を用いたニューラルネットワークによるファジィ制御ルールの獲得手法

前件部ファジィ変数の組み合わせの中には制御対象の特性を表すのに不必要な推論ルールが存在する場合があると判断され，不必要な推論ルールまでも同定してしまうとかえって汎化能力の低下につながると考えられる．また，入力変数，前件部メンバーシップ関数の数が増えると，同定される推論ルールの数は指数関数的に増加し，実用的なものではなくなってしまう．そこで，我々はニューラルネットワークの生成的学習法に基づき学習途中で必要な推論ルールを表すユニットのみをネットワーク中に逐次生成し，最終的に必要な推論ルールのみを獲得する手法を提案する．

３．１　学習開始時のルール生成

本手法では，推論ルールが１つ，すなわち，第２中間層にユニットを１つだけ用意した状態で学習を開始する．学習開始時に用意するユニットは，第２中間層にすべての前件部ファジィ変数の組み合わせの推論ルールを表すユニットを用意した後，入力データを各パターン１回づつ入力した際に，

$$\max_h\left(\sum_{p=1}^{P}\mu_{hp}\right) \quad (15)$$

μ_{hp}：p番目の入力データに対するh番目の推論ルールの前件部適合度
P　：入出力データのパターン数

を満たすh番目のユニットとする．このユニットは適合するデータの数，適合度合いを考慮してネットワーク中での貢献度が最も高い推論ルールを表している．

３．２　学習時のユニット（ルール）の追加方法

学習途中におけるユニット（ルール）の追加時期はすべての学習用パターンに対する出力の平均自乗誤差

$$E=\frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}E_p \qquad (16)$$

の減少割合ΔEが事前に設定したしきい値ε_2より小さくなった時点とする．すなわち，

$$\Delta E=|\log_{10}E(t)-\log_{10}E(t-1)|<\varepsilon_2 \qquad (17)$$

を満たしたときにユニットの追加を行う．この条件を満たしたときに出力自乗誤差E_pが最大となったパターンpについて

$$\max_{h}\ \mu_{hp} \qquad (18)$$

を満たすh番目の推論ルールを表すユニットを第2中間層に追加する．このユニットが追加されることにより出力自乗誤差が最大となったパターンの出力が改善される．

3．3　ユニット間のリンク初期値

入力層と第1中間層間のリンクa_{hi}, b_{hi}は規格化された台集合上において前件部メンバーシップ関数が等間隔に配置されるように設定する．また，（7）式から判断できるように適合度μ_hの値が大きくなるにつれルールhの後件部実数値w_{hj}が推論値y_jに及ぼす影響の度合いが大きくなる．そこで，生成された第2中間層のユニットと出力層のユニット間のリンクw_{hj}の初期値は生成されたルールhについて

$$\max_{p}\ \mu_{hp} \qquad (19)$$

を満たすp番目の出力データとする．w_{hj}の初期値としてこのような値を用いることにより，学習後のリンク値に近い値から学習を始めることができるため学習時間を短縮することができる．また，第2中間層にユニットが追加されたときにも誤差の増加を小さく抑えることができる．

次に，各リンクの学習定数の設定について述べる．前件部メンバーシップ関数に関しては，設計者のイメージによって設定されるものであるために，学習後の形状が大きく変化するとイメージと全く異なった推論ルールが同定されたことになる．このような事態を防止するために前件部メンバーシップ関数に関しては，微調整のみを行うのが妥当であると考えられる．これより，K_a, K_bはK_wに比べて小さく設定する．

3．4　学習アルゴリズム

以上に述べた生成的学習法を用いたニューラルネットワークによるファジィ推論ルールの獲得手法のアルゴリズムをまとめると，以下のようになる．

①初期化：入力層，出力層，第1中間層のユニット数を決定，入力層，第1中間層間のリンクの初期化および各パラメータの設定を行う．学習回数を$t=1$とする．

②学習開始時のユニット生成：第2中間層にユニットを1個生成する．生成された第2中間層のユニットと出力層のユニット間のリンクの初期化を行う．

③学習：各パターンの入力データに対する出力自乗誤差E_pを計算する．続いて，（12）～（14）式に従って各リンク値の更新を行う．全てのパターンについてリンク値の更新が終了した後，出力の平均自乗誤差Eと誤差の減少割合ΔEを計算する．

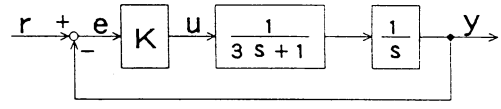
④ユニット追加および学習終了時期の判定：出力の平均自乗誤差Eが学習終了の条件$E\leqq\varepsilon_1$を満たしていれば学習を終了する．満たしていない場合で，第2中間層のユニット追加の条件（17）式を満たしている場合には⑤に進む．学習終了，ユニット追加のどちらの条件も満たしていない場合には，$t=t+1$として③にもどる．

⑤ユニットの追加：（18）式に従って、追加ユニットの検索を行い，第2中間層にユニットを1つ追加し，追加されたユニットと出力層のユニット間のリンクの初期化を行う．その後，$t=t+1$として③にもどる．

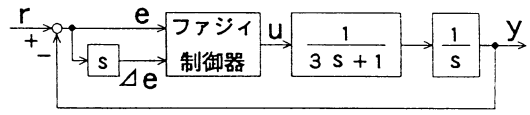
4．適用例

本手法を用いるとエキスパートが実際に制御を行ったデータからその制御アルゴリズムを獲得することができるが，ここでは2次遅れ系を制御対象としてシュミレーションを行った．

図3にシュミレーションに用いた制御系の構成を示す．目標値を5.0，−5.0に設定し制御を行った結果，計1000点のデータを得たが，そのうち，各目標値に付き40点ずつ合計80点を学習に用いた．



（a）　データを採取した制御系



（b）　ファジィ制御系

図3　制御系のシステム構成

入力は誤差eと，その変化分Δe，出力は操作量uとした．学習の条件は以下のように設定した．

前件部メンバーシップ関数　：　各入力につき7個

学習定数　：　$K_a, K_b=1\times10^{-4}, K_w=0.5$

学習終了のしきい値　：　$\varepsilon_1=5\times10^{-7}$

ユニット追加のしきい値　：　$\varepsilon_2=1\times10^{-4}$

本実験の学習曲線を図4に示す．図4よりユニット（ルール）が追加されていくごとに順調に学習が進んでいく様子がよく分かる．また，ユニットの追加時点でも大きな誤差の増加はなく，追加されたユニットと出力層間のユニットのリンクの初期値が適切な値であることが分かる．学習終了時の各入力の前件部メンバーシップ関数を図5に示す．図5より学習後のメンバーシップ関数は学習前のメンバーシップ関数に微調整のみを行ったものとなっており設計者のイメージを損なわないルールが生成されていることが分かる．なお，今回の実験では，前件部ファジィ変数の組み合わせ49個のうち24個だけが推論ルールとしてネットワーク中に生成された．

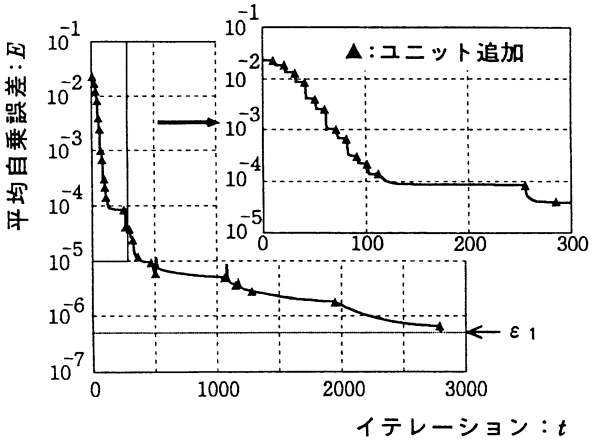
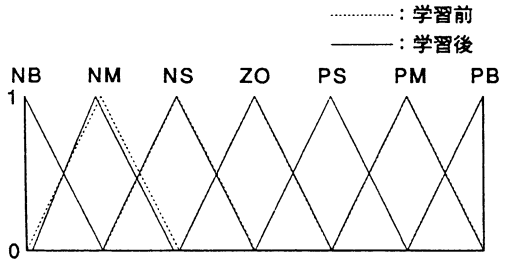
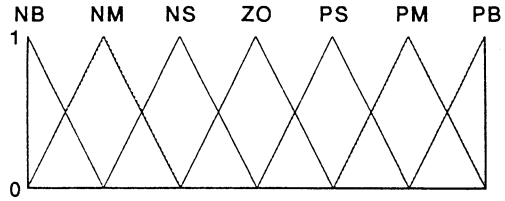


図４　学習曲線



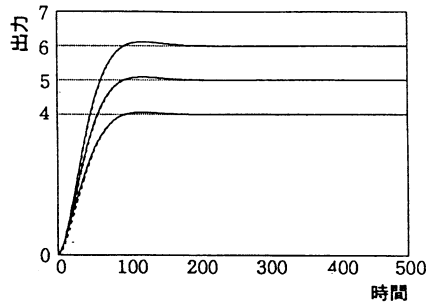
（ａ）　ｅのメンバーシップ関数



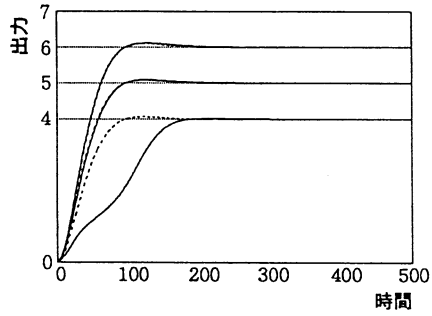
（ｂ）　⊿ｅのメンバーシップ関数

図５　学習前後のメンバーシップ関数

比較のために，本手法を用いて学習させたネットワークと，すべての前件部ファジィ変数の組み合わせの推論ルールを最初からネットワーク中に用意し学習を行ったネットワークをそれぞれ図３（ｂ）のように制御器として用い，学習させた目標値５．０および未学習の目標値４．０，６．０に対して制御を行った．その出力応答を図６に示す．なお，図中の実線はファジィ制御系の応答であり，破線は図３（ａ）の制御系において目標値をそれぞれ変化させたときの応答である．図６から分かるようにすべての推論ルールをネットワークに用意し学習を行った場合，未学習の目標値４．０に対しては図３（ａ）の制御系とは全く違った応答を示している．これは，明らかに同定された推論ルールの中に不必要で，不適切なものがあり，その不必要な推論ルールが汎化能力の低下を招いていると考えられる．これに対し，本手法で学習させたネットワークは，学習させた目標値，未学習の目標値のどちらに対しても良好な応答を示しており，制御対象の特性を表すのに必要なルールのみが生成されていることが分かる．すなわち，本手法で学習を行ったネットワークの方が高い汎化能力を持っているといえる．



（ａ）　提案手法



（ｂ）　すべてのルールを用意した場合

図６　学習した目標値（５．０），未学習の目標値（４．０，６．０）に対する出力応答

５．おわりに

本稿では，ファジィ推論の過程を多層型ニューラルネットワークで表現し，学習途中で逐次必要な推論ルールを表すユニットをネットワーク中に生成していき，最終的に必要な推論ルールのみを獲得する手法を提案した．さらに，２次遅れ系を制御対象としてシュミレーションを行い，前件部ファジィ変数の組み合わせの中には不必要なルールが存在すること，本手法によると必要なルールのみが獲得されることを示した．また，本手法で獲得されたファジィ制御器は少ないルールで高い汎化能力をもっていることが分かった．

今後は，より実際的な問題に本手法を適用し，その有効性を確かめる予定である．

参考文献

１）　堀川，他：ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器，計測自動制御学会論文集，Vol.27，No.2，208/215(1991)

２）　野村，他：ニューラルネットワークの学習則によるファジィ推論ルールの自動チューニングと障害物回避への応用，平成３年電気学会全国大会講演論文集ｓ１０－８(1991)

３）　石川：ネットワーク学習アルゴリズムの最近の話題，計測と制御，Vol.30，No.4，(1991)

問い合わせ先

〒５３５　大阪市旭区大宮５-１６-１
大阪工業大学工学部電気工学科
増田達也
℡（０６）９５２－３１３１（内線３３１８）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

階層型ファジィモデルと多層型ニューラルネットワークの関数近似能力の比較

A Comparative Study of Function Approximation by Hierarchical Fuzzy Models and Multi-Layer Neural Networks

市橋秀友
Hidetomo ICHIHASHI
大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

あらまし 人工ニューラルネットなどの研究において，学習と呼ばれているものの大半は関数近似，または，多変数関数の超曲面を再構成する問題とみなす事ができる．本研究では，階層型ファジィモデルと多層型ニューラルネットワークとの非線形関数近似能力をシミュレーションにより比較する．階層型ファジィモデルは，単峰形以上の非線形性のある関数を学習する場合，未知パラメータ数を同一にした多層型ニューラルネットに比べ，500倍から1,000倍高速に収束しかつ精度もよい．

キーワード：ファジィモデリング，ニューラルネットワーク，デルタルール，関数近似

1．はじめに

非線形システムのモデリング手法の一つに，菅野のファジィモデリング法[1]がある．またニューラルネットワークに類似した学習法を用いる逐次型のファジィモデリング法[2-6]も提案されていて，民生応用ではニューロ・ファジィと呼ばれている．

universal approximatorとして，多層型ニューラルネットワーク(NLMM)[7]による非線形関数の近似能力が理論的に示されているが[8,9]，それを実現する手段は，充分なものが開発されていない．また，通常のファジィモデルや Radial Basis Function[10]は，多変数入力のときパラメータ数が膨大となり大規模システムには適用できない．そこでファジィモデルを階層構造にしてパラメータ数を減らし，誤差逆伝播法を用いる学習方式が提案されている[3,4]．本研究では，階層型ファジィモデル(HFM)と多層型ニューラルネットワークとの非線形関数近似能力をシミュレーションにより比較する．階層型ファジィモデルは，単峰形以上の非線形性がある関数の学習では，500倍から1,000倍高速に収束しかつ精度もよい．

2．階層型ファジィモデル

簡略ファジィ推論[2]に用いる第kルールの第i入力変数の変域におけるファジィ集合のメンバーシップ関数を $A_{i,k}$ とする．n 個の入力変数を x_i (i=1,...,n)，出力yを推論する第 k番目のルールの結論部実数値を w_k とする．条件部適合度合は

$$\mu_k = \prod_{i=1}^{n} A_{i,k}(x_i) \qquad (1)$$

で，ファジィモデルの出力 y を

$$y = \sum_{k=1}^{K} \mu_k \cdot w_k \qquad (2)$$

とする．学習則は $\delta = y^* - y$ ，すなわちδを入力データに対する出力 y と理想出力y^*の差とし，

$$w_k^{new} = w_k^{old} + \tau \cdot \mu_k \cdot \delta \qquad (3)$$

とする．ただしτは学習係数である．

慣性項を用いた学習則は

$$\triangle w_k^{new} = \eta \triangle w_k^{old} + \tau \cdot \mu_k \cdot \delta \qquad (4)$$

とする．

次のようなメンバーシップ関数（ガウス基底）を用いる[3,4]．

$$A_{i,k}(x_i) = EXP\left(- \frac{(x_i - a_{i,k})^2}{b_{i,k}} \right) \qquad (5)$$

パラメータ $a_{i,k}$と $b_{i,k}$ はルール毎（ルール番号はkである）に設定する．いわゆる重心計算は行わない．

$a_{i,k}$と$b_{i,k}$ の学習則を

$$a_{i,k}^{new} = a_{i,k}^{old} + \tau \mu_k w_k \frac{2(x_i - a_{i,k})}{b_{i,k}} \delta \qquad (6)$$

$$b_{i,k}^{new} = b_{i,k}^{old} + \tau \mu_k w_k \frac{(x_i - a_{i,k})^2}{(b_{i,k})^2} \delta \qquad (7)$$

とする．慣性項を用いる場合は(4)式と同様にする．そして，さらにFig.1のような階層構造とする[3,4]．

$w_{i\,k}^{p\,p-1}$ は第p層第iモデルのk番目のルールの結論部実数値であり，x_i^pは第p層の第iモデルの出力であり，かつ第p+1層の入力でもある．$\mu_k^{p-1,i}$は第p層における第iモデル第kルールの条件部適合度合を表す．誤差の評価関数を

$$E(w,a,b)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{3}(y_i^*-x_i^3(w,a,b))^2 \quad (8)$$

とする．誤差逆伝播則は

$$\delta_i^2=-2\cdot\sum_{m=1}^{3}\{\delta_m^3\sum_{k=1}^{27}\mu_k^{2,m}\cdot(x_i^2-a_{i,k}^{2m})\cdot w_{m,k}^2/b_{i,k}^{2m}\} \quad (9)$$

である．教師信号としての入出力は，その最大値と最小値を求めて，すべて区間[0,1]に規準化する．

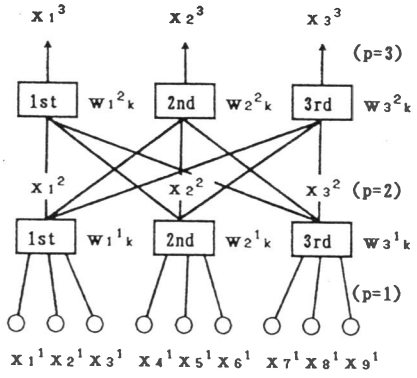


Fig.1 A hierarchical fuzzy model.

3．非線形関数の近似能力の比較

種々の非線形関数を理想モデル（教師信号）として，階層型ファジィモデル(HFM, Fig.2, Fig.3)と３層ニューラルネットワーク(MLNN)[7]に非線形写像を学習する．入力変数の変域を区間[0,1]とし，その中の一様乱数で求めた400個のデータ点について繰り返し学習させた．HFMでは，w_kの初期値を区間[0,0.5]の一様乱数，MLNNではシナプス結合の重みを区間[0,0.2]の一様乱数とした．HFMの各サブモデルでのファジィルール数はすべて9個で，$a_{i,k}\in\{0,0.5,1\}$，$b_{i,k}=0.2$と初期値を設定した．

Table1は，Fig.2の4入力1出力のHFMに3変数関数や4変数関数から乱数によって作成したトレーニングデータを学習した結果であり，自乗誤差の和が学習の繰り返しとともに減少する様子を表している．サブモデルが3個あるので，全ルール数は27で未知パラメータ数は270である．MLNNでは中間層を20ユニットとすると121となる．Table1は各々5回の試行の内の最も良い結果を記録したものである．MLNNの方が局所最小値に陥る頻度が高く，1)の様な強い非線形性がある場合はすべて局所解となった．3)の単調増加関数の場合はあまり差がないが，その他はHFMの方が早く収束している．2)の単峰形関数の場合では，HFM（$\tau=0.01$, $\eta=0.9$）の10回目（0.180）とMLNN（20H.U., $\tau=0.5$, $\eta=0.9$）の5,000回目（0.181）が，ほぼ等しく，HFMの20回目（0.063）はMLNNの20,000回目（0.11）より誤差が小さかった．この比較では500倍から1,000倍学習が高速であるといえる．また，さらに非線形性が強くなると，収束速度の差が顕著になる．

1回当りの学習に要する計算時間はMLNN（20H.U.）の方がHFM（慣性項無し）より短く，約7割である．ただし，プログラムが異なるので公平な比較は困難である．HFMで慣性項を用いる場合，パラメータの記憶容量が倍になり，計算時間も増大するのでの，それほど大きな効果はない．

Table2 はFig.3の4入力4出力のHFMに4つの非線形関数から乱数によって作成した400個のトレーニングデータを学習した結果である．サブモデルが6個あるので，全ルール数は54で未知パラメータ数は270である．MLNNでは中間層を30ユニットとすると274となる．Table2も各々5回の試行の内の最も良い結果を記録したものである．

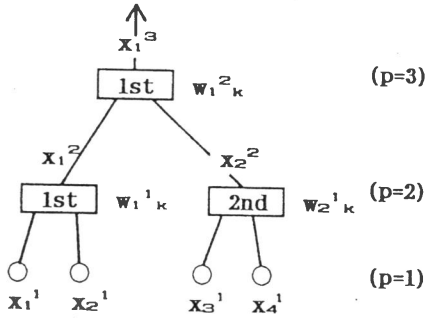


Fig.2 A 4-input and 1-output hierarchical fuzzy model.

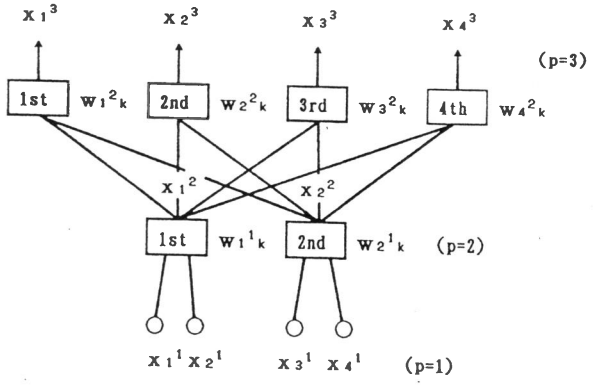


Fig.3 A 4-input and 4-output hierarchical fuzzy model.

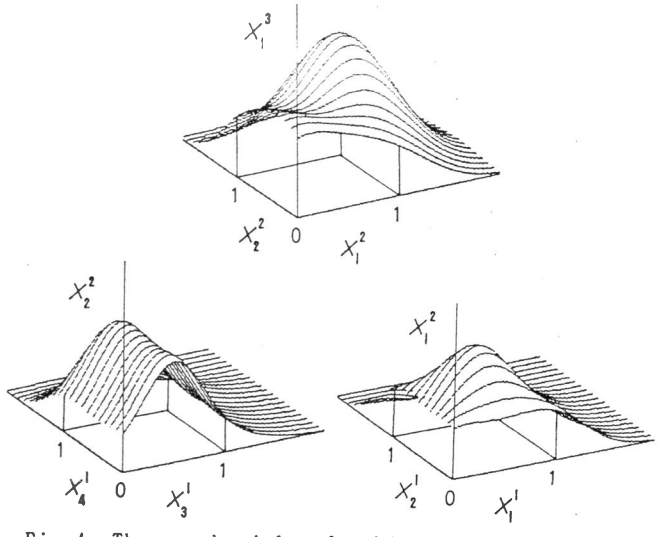


Fig.4 Three submodels of a hierarchical fuzzy model in Fig.2.
After learning a unimodal function ;
$y=1.0+0.5\cdot\sin(\pi\cdot x_1)\cdot\sin(\pi\cdot x_2)\cdot\sin(\pi\cdot x_3)$

Table 1. Simulation results of learning nonlinear mappings.

The nonlinear functions used to generate a set of 400 training data were as follows.

1) A very strongly nonlinear function: $y=1.0+0.5\cdot\cos(2\pi\cdot x_1)\cdot\cos(2\pi\cdot x_2)\cdot\cos(2\pi\cdot x_3)$

2) A unimodal function: $y=1.0+0.5\cdot\sin(\pi\cdot x_1)\cdot\sin(\pi\cdot x_2)\cdot\sin(\pi\cdot x_3)$

3) A weakly nonlinear function: $y=(1.0+2.0x_1+2.1x_2+2.2x_3)^{0.5}$

4) A multi-linear function: $y=2.0-2.0\cdot(x_1+x_2+x_3+x_4)+4.0\cdot(x_1\cdot x_2+x_1\cdot x_3+x_1\cdot x_4+x_2\cdot x_3+x_2\cdot x_4+x_3\cdot x_4)$
$-8.0\cdot(x_1\cdot x_2\cdot x_3+x_1\cdot x_2\cdot x_4+x_1\cdot x_3\cdot x_4+x_2\cdot x_3\cdot x_4)+16.0\cdot(x_1\cdot x_2\cdot x_3\cdot x_4)$

HFM: Hierarchical fuzzy model in Fig. 2, MLNN: Three-layer neural network, $x_i\in[0,1]$, i=1,...,4.

		Number of parameters	Learning constant τ	η	Square sum of errors: Iteration number 0	1	10	100	1000	2000
1)	HFM	135	0.05		41.5	15.0	2.07	0.178	0.0309	0.0167
	HFM	135	0.01	0.9	57.5	14.3	0.688	0.116	0.0215	0.0132
	MLNN	61(10 H.U.)	0.5	0.9	44.8	15.8	13.2	12.8	11.2	10.2
	MLNN	121(20 H.U.)	0.5	0.9	41.3	17.9	13.3	12.8	11.6	10.6
	MLNN	121(20 H.U.)	0.1	0.9	35.8	13.5	13.1	12.3	11.7	11.2
2)	HFM	135	0.05		94.2	7.46	0.237	0.0336	0.00325	0.00178
	HFM	135	0.01	0.9	117.	3.89	0.180	0.0181	0.00215	0.00114
	MLNN	61(10 H.U.)	0.5	0.9	74.5	7.47	5.83	3.70	0.510	0.489
	MLNN	121(20 H.U.)	0.5	0.9	73.8	9.22	6.05	3.39	0.673	0.434
	MLNN	121(20 H.U.)	0.1	0.9	54.5	6.72	5.71	5.62	1.18	0.626
3)	HFM	135	0.05		196.	18.1	0.876	0.0788	0.0107	0.00581
	HFM	135	0.01	0.9	117.	10.8	0.553	0.0441	0.00542	0.00305
	MLNN	61(10 H.U.)	0.5	0.9	116.	35.9	0.447	0.158	0.0117	0.00802
	MLNN	121(20 H.U.)	0.5	0.9	253.	47.1	0.471	0.139	0.0100	0.00778
	MLNN	121(20 H.U.)	0.1	0.9	261.	39.4	0.499	0.354	0.103	0.0696
4)	HFM	135	0.05		72.8	8.05	2.71	0.124	0.0156	0.00824
	HFM	135	0.01	0.9	132.	6.48	0.732	0.0659	0.0103	0.00535
	MLNN	61(10 H.U.)	0.5	0.9	23.0	6.79	5.57	5.09	3.45	1.75
	MLNN	121(20 H.U.)	0.5	0.9	31.8	7.72	5.87	5.20	2.92	1.29
	MLNN	121(20 H.U.)	0.1	0.9	27.0	5.49	5.31	4.84	4.29	3.14

Table 2. Simulation results of learning vector valued mappings.

The four functions used to generate a set of 400 training data were as follows.

1) $y_1=1.0+0.5\cdot\sin(\pi\cdot x_1)\cdot\sin(\pi\cdot x_2)\cdot\sin(\pi\cdot x_3)$, $y_2=0.5\cdot\sin(\pi\cdot x_1)\cdot\sin(\pi\cdot x_2)+\{\sin(\pi\cdot x_3)\}^2$,
$y_3=1.0+0.5\cdot\sin(\pi\cdot x_1)\cdot\sin(\pi\cdot x_2)-\sin(\pi\cdot x_3)$, $y_4=0.5\cdot\{\sin(\pi\cdot x_1)\cdot\sin(\pi\cdot x_2)\}^2\cdot\sin(\pi\cdot x_3)$

2) $y_1=1.0-0.5\cdot(x_1-0.5)^2\cdot\cos(2\pi\cdot x_2)\cdot\cos(2\pi\cdot x_3)\cdot(1.0-x_4)$, $y_2=0.5\cdot\{1.0-0.5\cdot(x_1-0.5)^2\cdot\cos(2\pi\cdot x_2)$
$+\cos(2\pi\cdot x_3)\cdot(1.0-x_4)\}^2$, $y_3=1.0-0.5\cdot(x_1-0.5)^2\cdot\cos(2\pi\cdot x_2)-\cos(2\pi\cdot x_3)\cdot(1.0-x_4)$
$y_4=\sin\{0.5+(x_1-0.5)^2\cdot\cos(2\pi\cdot x_2)+0.5\cdot\cos(2\pi\cdot x_3)\cdot(1.0-x_4)\}$

3) $y_1=(1.0+1.1x_1+1.2x_2+1.3x_3)^{0.8}$, $y_2=(1.0+1.4x_1+1.5x_2+1.6x_3)^{0.7}$
$y_3=(1.0+1.7x_1+1.8x_2+1.9x_3)^{0.6}$, $y_4=(1.0+2.0x_1+2.1x_2+2.2x_3)^{0.5}$

HFM: Hierarchical fuzzy model in Fig. 3, MLNN: Three-layer neural network, $x_i\in[0,1]$, i=1,...,4.

		Number of parameters	Learning constant τ	η	Square sum of errors: Iteration number 0	1	10	100	1000	2000
1)	HFM	270	0.05		212.	23.4	1.00	0.178	0.0144	0.00597
	MLNN	184(20 H.U.)	0.5	0.9	180.	107.	68.8	10.6	8.58	7.30
	MLNN	274(30 H.U.)	0.5	0.9	231.	126.	72.2	10.56	6.84	6.66
2)	HFM	270	0.05		453.	44.1	2.75	0.399	0.0404	0.0217
	MLNN	184(20 H.U.)	0.5	0.9	340.	213.	159.	7.03	4.53	3.53
	MLNN	274(30 H.U.)	0.5	0.9	413.	237.	152.	11.1	4.41	2.00
3)	HFM	270	0.05		1040.	61.0	2.48	0.206	0.0371	0.0246
	MLNN	184(20 H.U.)	0.5	0.9	830.	164.	2.00	0.573	0.0474	0.0337
	MLNN	274(30 H.U.)	0.5	0.9	1090.	164.	2.29	0.680	0.0466	0.0329

ファジィモデルにおける，学習の収束性について，以下に考察する．

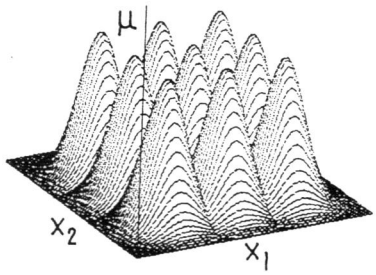


Fig.5 Graphs of μ_k's

(1)式はFig.5のような単峰形の関数であり(2)式は，それに山の高さw_kが掛けられたものの和として表されている．したがって$a_{i,k}$や$b_{i,k}$に比べて出力yの概形を定めるのにw_kが大きな役割を果たしている．そこでw_kに注目する．(8)式の評価関数Eはw_kについての2次関数であるので，μ_kの値の小さい項を無視して$\mu_k \approx 1$であるとすると，第3層(p=3)の$w^2_{i,k}$の関数

$$E_r \approx \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{3}\left(y_i^* - 1\cdot w^2_{i,k}\right)^2 \qquad (10)$$

となる．ただし，第r入力パターン（r番目の入出力データの組）に対して，$\mu_k \approx 1$となるkは一つである．

総誤差関数 $E_T=\Sigma E_r$ は，$w^2_{i,k}$についての2次式であり，E_Tの等高面はほぼ超球である．したがって，$w^2_{i,k}$についてのE_Tのグラジェントベクトル（∇E_T）の逆方向は E_Tの大域的最小値の方向を向いている．すなわち，最急降下方向が大域的最小値の方向を与えているので，収束が早いと考えられる．第2層の$w^1_{i,k}$についても同様に，逆伝播された誤差δ_i^2を減少させる方向に学習（修正）が行われるので，理想出力を$y_i^*=x_i^2+\delta_i^2$としていることに等しい．したがって，第2層についても(10)式の様になり等高面は超球である．文献[5,6]では，ルール後件部を線形式とする菅野のモデルも収束がよいことを示した．この場合ルール結論部が，

$$y_k=c_{0k}+c_{1k}(x_1-a_{1k})+\cdots+c_{nk}(x_n-a_{nk})$$

のように各入力変数x_iが，ファジィ集合の中心a_{ik}に座標変換（平行移動）されているので，$\mu_k \approx 1$となるkについて，$x_i-a_{ik}\approx 0$となり，やはり(10)式のようになる．したがって，E_Tの等高面はほぼ超球であり学習の収束が早い．文献[2]でのパリティ問題の学習では，三角型メンバシップ関数を用いているので，どの入力パターンに対しても$\mu_k=1$となるkは一つだけである．したがって，等高面は厳密に超球となり，1回の反復学習のみで収束している．

4．おわりに

本研究では，階層型ファジィモデルが非線形写像の学習に適していることを述べたが，関数近似のための学習は，次の３つのレベルに分けることができる．

１）正解を教えて学習

このレベルは幼児が母親の言葉を反復して言葉を覚えるように，正しい答えを教えられて学習する初歩的レベルである．

２）ヒントを教えて学習

マニピュレータの学習制御[2,4,5,6]では教師データとして，正しいトルクが教えられるわけではない，その意味でやや困難な学習問題である．このように，正解は教えられないがヒントが与えられる．もしくは必ずしも正解ではないがそれに近いものが教えられて，学習を繰り返すうちに正解するようになる．

３）問題を与えて学習

このレベルでは問題だけが与えられ学習によって正解をだす．これは容易に収束しない困難な学習となるが，ファジィモデルを用いると，偏微分方程式や最速降下線問題の近似解を求めたり[11,12]，非線形最適制御問題であるトレーラ・トラックの後退運転[13]が実現できる．

本研究では，第一段階の学習について比較したが，第二段階，第三段階へ進むためには，初歩的レベルの学習が容易に行えることが必要である．

＜参考文献＞

[1] 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)
[2] 市橋，渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2，No.3，pp.429-437(1990)
[3] 市橋：階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習，計測自動制御学会関西支部シンポジウム，「第二回知的システム構築の実践と将来」講演論文集，pp.131-136(1990).
[4] Ichihashi, H.: Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network, Proc. of International Fuzzy System Association Fourth World Congress, Brussels, Belgium, Vol.Eng. pp.49-52(1991).
[5] 渡辺，市橋：フィードバック誤差学習によるロボット・マニピュレータのファジィ制御，システム制御情報学会論文誌，Vol.3，No.7，pp.212-217(1990)
[6] 渡辺，市橋：逆キネマティクス・逆ダイナミクスモデルを学習するマニピュレータのファジィ制御，電子情報通信学会論文誌，Vol.J74-D-Ⅱ，No.12 pp.1794-1802(1991)
[7] Rumelhart, D.E., MacClelland, J.L. and the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, MIT Press (1987)
[8] Funahashi, K.: On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks, Neural Networks, Vol.2,No.2,pp.183-192(1989)
[9] Hornic,K., Stinchcombe,M. and White H.: Universal Approximation of an Unkown Mapping and Its Derivatives using Multi-Layer Feedforward Networks, Neural Networks, Vol.3, No.5, pp.551-560(1990).
[10] Poggio, T. and Girosi, F.: Regularization Algorithms for Learning that Are Equivalent to Multilayer Networks, Sciences, Vol.247, pp.987-982(1990).
[11] 市橋，佐藤:ファジィ有限要素法，第３５回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集，pp.173-174(1991)
[12] 市橋：ニューロ・ファジィ有限要素法とシステム最適化，第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1992)
[13] 徳永，市橋：ニューロ・ファジィ最適制御によるトレーラ・トラックの後退運転，第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1992)

連絡先 591堺市**学園町1-1** 大阪府立大学 工学部
経営工学科 第三講座　市橋秀友

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング (II)

Fuzzy Modeling Using a Fuzzy Neural Network (II)

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

あらまし　ファジィモデリングにおける前件部構造同定は、ファジィモデルの性能を左右し重要である。これまでに提案されたファジィモデリング手法は、前件部構造同定に多大な労力を必要とし、さらには入力空間分割の柔軟性に欠けていた。一方、筆者らの提案するファジィニューラルネットワークは、ファジィモデリングにおけるファジィルールの同定やメンバーシップ関数の調整を自動的に実行可能であるが、前件部メンバーシップ関数の調整にバックプロパゲーション法が有効であることは経験的にしかわかっていなかった。本稿では、その調整過程を1入力および2入力の場合において解析し、バックプロパゲーション法による調整が前件部構造同定に対して有効であることを検証する。

キーワード　ファジィモデリング、前件部構造同定、ファジィニューラルネットワーク、バックプロパゲーション法

1　はじめに

ファジィモデリングは、ファジィ推論[1]を用いて対象とするシステムの入出力特性を記述する手法であり、複雑な非線形システムの表現に優れた能力を持つ[2]。ファジィモデルの同定は、一般に前件部同定と後件部同定に分類され、それらはさらに構造同定とパラメータ同定に分けられる。ここで構造とは、ファジィルールの前件部または後件部に現れる入力変数の組み合わせや各変数に対するメンバーシップ関数の種類数を意味する。前件部と後件部の同定のうち、後件部は通常の線形システムの同定問題に帰着できる[2]が、前件部はファジィモデリング特有の問題として位置づけられる。ファジィモデルの前件部同定とは、入力空間のファジィ分割の仕方を決定することである。具体的には、ファジィルールの前件部に現れる入力変数を選択し、各変数に対する入力空間のファジィ分割を行う。ファジィモデルの非線形特性は、その前件部構造に大きく依存する。従って、ファジィモデリングでは、前件部の構造同定が極めて重要であるが、最適な構造の探索は試行錯誤により行われることが多く多大な労力を必要としていた。

前件部の構造同定をシステマティックに行う手法としては、入力空間の分割数に対応するルール数を段階的に増加していき最終的にある規範を最小とする構造を選択するもの[2]がよく知られている。しかし、この方法では、各段階のルール数から考えられるすべての前件部構造に対して逐一ファジィモデルを同定しており、計算時間の点であまり実用的ではない。そこで、ルール数ではなく前件部メンバーシップ関数の種類数を増加していく手法[3][4]や、前件部構造を遺伝アルゴリズムにより同定する手法[5]が提案されている。これらの方法では、前件部のパラメータ同定を行う必要がないことからファジィモデリングにおける労力の削減が実現されているが、入力空間の分割があらかじめ設定した台集合により限定されるため柔軟性に欠けるという問題がある。

筆者らはこれまでに、ファジィルールの同定とメンバーシップ関数の調整を自動的に行うことのできる3種類のファジィニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network : FNN) を用いたファジィモデリング手法を提案した[6][7]。この手法は、文献 [2] と基本的には同じであるが、前件部パラメータの同定を構造同定時には行わず、構造が同定された後に調整しているところに特徴がある。本FNNは、前件部メンバーシップ関数の調整をバックプロパゲーション (Back-Propagation : BP) 法[8]により行う。この出力誤差の逆伝播は、メンバーシップ関数の調整に効果のあることが経験的にはわかっていたが、十分な検証はされていなかった。

本稿では、FNNにおける前件部メンバーシップ関数の調整過程を1入力および2入力の場合において解析し、BP法による調整の有効性を検証する。

2　ファジィニューラルネットワーク

本稿でファジィモデリングに用いるFNNは、ファジィルールの後件部が定数で表される簡略化ファジィ推論[9]をBPモデルで実現したものである。簡略化ファジィ推論は、x_1, x_2を入力、yを出力とする2入力1出力の場合次のように表される。

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y = f_i \quad (i = 1, 2, \cdots, n) \tag{1}$$

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) A_{i2}(x_2) \tag{2}$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} = \sum_{i=1}^{n} \hat{\mu}_i f_i \qquad \hat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} \tag{3}$$

ここで、R^iはi番目のファジィルール、A_{i1}, A_{i2}はファジィ変数、f_iは定数、nはルール数、μ_iはR^iの前件部適合度、$\hat{\mu}_i$はその総和が1となるように規格化されたμ_i、y^*は推論値である。以下、FNNの構成法を簡単に説明する。

図1は、2入力1出力で各入力に対する前件部メンバーシップ関数がともに3種類の場合におけるFNNの構成例を示す。図中の丸および四角はネットワークを構成するユニットを表し、ユニット間の記号w_c, w_g, w_fおよび1, −1は結合荷重を意味する。このFNNは、(2), (3)式の計算過程をNNの構造によって表現し、簡略化ファジィ推論で同定または調整すべきパラメータを結合荷重に対応づけBP法により更新するものである。まず、(A)～(D)層において前件部メンバーシップ関数値が計算される。(A)層の1の記号を持つユニットは、常に一定値1を出力するバイアスユニットであり、(B)層等に見られるΣの記号を持つユニットは、入

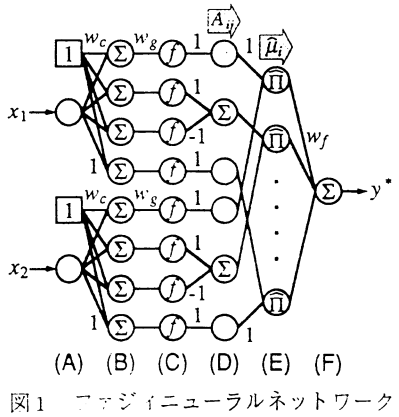


図1　ファジィニューラルネットワーク

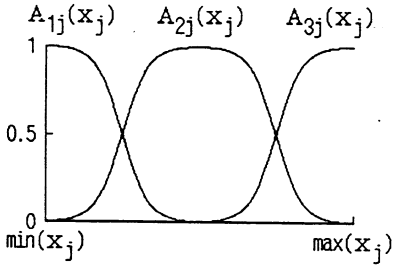


図2　前件部メンバーシップ関数

力の線形和を出力する。また、(C) 層の f の記号を持つユニットは、その入出力関係がシグモイド関数により定義される。従って、図1の構成により、(C) 層の出力 $O^{(C)}$ は次のようになる。

$$O^{(C)} = \frac{1}{1+\exp\{-w_g(x_j+w_c)\}} \qquad (j=1,2) \tag{4}$$

すなわち、結合荷重 w_c, w_g はシグモイド関数の中心位置および傾きを定めるパラメータである。これらを適当な値に設定すれば、(D) 層の出力として図2に示すような前件部メンバーシップ関数 $A_{1j}(x_j)$, $A_{2j}(x_j)$, $A_{3j}(x_j)$ を実現することができる。ただし、擬似台形型メンバーシップ関数 $A_{2j}(x_j)$ は、符号の異なる2つのシグモイド関数の和で構成される[7]。w_c の値によっては $A_{2j}(x_j) < 0$ となることもあり得るが、その場合には $A_{2j}(x_j) = 0$ とする。次に、各ファジィルールの前件部適合度が (E) 層にて求められる。(E) 層の $\hat{\Pi}$ の記号を持つユニットは、入力の代数積を計算後それを各ユニットにおける値の総和で規格化した値を出力する。従って、(E) 層では、FNN の構成から (2) 式の μ_i が求められ (3) 式の $\hat{\mu}_i$ が出力されることになる。この $\hat{\mu}_i$ と結合荷重 w_f との積和が (F) 層の出力であるが、これは w_f が後件部定数 f_i を意味することから (3) 式で表される推論値 y^* となる。以上により、(1)~(3) 式に基づく簡略化ファジィ推論が実現される。

本 FNN では、前件部メンバーシップ関数を結合荷重 w_c, w_g によりあらかじめ設定した台集合上に図2のように等間隔に配置しておき、これらを BP 法に基づく学習で変化させることによって各メンバーシップ関数の調整を行う。また、w_f の初期値はすべて0として、ファジィルールが全く存在しない状態から学習を始める。なお、FNN の構成法および学習法の詳細については、文献 [7] を参照されたい。

3　FNN における前件部メンバーシップ関数の調整過程

入力空間のファジィ分割が2つの前件部メンバーシップ関数で実現されている場合を考える。ファジィ分割点を2つのメンバーシップ関数の交点と定義する。本 FNN では、前件部メンバーシップ関数をシグモイド関数により構成し各シグモイド関数の中心位置および傾きをそれぞれ結合荷重 w_c, w_g で定めているが、入力空間の分割点は主に w_c によって決定される。そこで、まず

$$R^i : \text{If } x \text{ is } A_i \text{ then } y \text{ is } f_i \qquad (1 \le i \le n) \tag{5}$$

のように表される1入力1出力のファジィモデルにおいて $n=2$ すなわち前件部メンバーシップ関数が2種類のものを考える。メンバーシップ関数の調整において w_g は初期値のまま固定し、w_c のみ変化させた場合を解析する。なお、ここではファジィモデリングの対象を2分割問題とし、学習用データは入力空間にまんべんなく分布しているものとする。

1入力1出力の FNN に N 個の学習データが与えられたとき、p 番目の教師信号 $t_p (p=1,2,\cdots,N)$ に対する結合荷重 w_c の変化分 dw_c は、BP 法により次式で求められる[7]。

$$dw_c^{(kp)} \propto (t_p - y^*)(f_{i(k)} - y^*)F'\{w_g^{(k)}(x+w_c^{(k)})\}\frac{w_g^{(k)}w_{CD}^{(k)}}{\sum_l \mu_l} \tag{6}$$

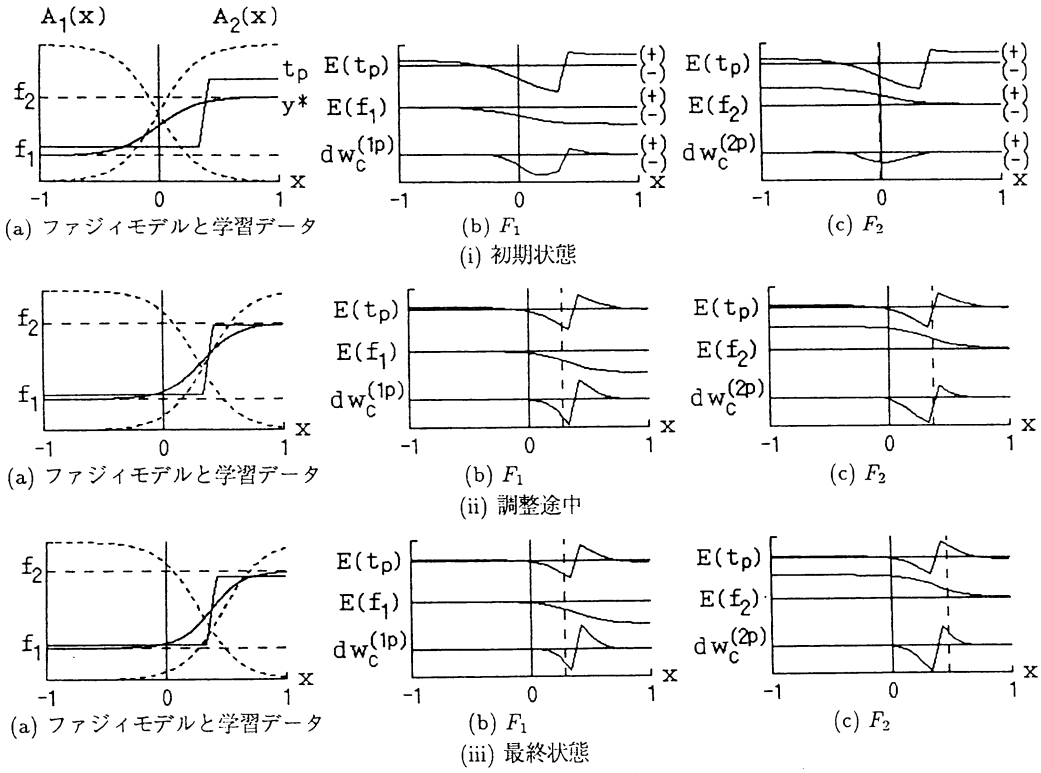
$$= E(t_p)E(f_{i(k)})F_k'(x)C_k \tag{7}$$

ここで、添え字 k は初期状態にて台集合の左端に位置するものから順に付けられたシグモイド関数の番号、$i(k)$ は前件部が k 番目のシグモイド関数 F_k の構成するメンバーシップ関数 (ファジィ変数) に対応するファジィルールの番号であり、(5) 式のファジィモデルでは $n=2$ のとき $k=i(k)$ となる。また、$F'(\cdot)$ はシグモイド関数の導関数、$w_{CD}^{(k)}$ は F_k に対する (C)~(D) 層の間の結合荷重を表す。(7) 式の $E(t_p)$, $E(f_{i(k)})$, $F_k'(x)$ および C_k はそれぞれ (6) 式の第1項~第4項に対応する。本 FNN では、w_c を (4) 式のようにバイアスとして用いているため、各シグモイド関数は $dw_c > 0$ ならば負の方向、$dw_c < 0$ ならば正の方向にそれぞれ移動する。結合荷重の更新は、1つの学習データが教示される毎に逐次行われることが多いが、本稿では

$$dw_c^{(k)} = \sum_{p=1}^{N} dw_c^{(kp)} \tag{8}$$

のように各学習データから求められる更新量を総和した後、一括して行うものとする。これは、前件部メンバーシップ関数の調整をより確実なものとするためである。

さて、(5) 式の $n=2$ であるファジィモデルに、初期状態において前件部メンバーシップ関数の交点と分割点が一致しないような学習データが与えられた場合を考える。図3にその様子を示す。前件部メンバーシップ関数 $A_1(x)$, $A_2(x)$ が、分割点を $x=0$ として台集合 $[-1,1]$ 上に配置されている。教師信号 t_p は、$x=0.4$ 付近でステップ的に変化する簡単なものとする。本 FNN は、この入出力関係を学習により実現することが期待される。ファジィルールの後件部定数を意味する結合荷重 w_f のみを出力誤差がある程度収束するまで学習させると、モデルにおける後件部定数 f_1, f_2 とそれらから計算される推論値 y^* は図3(i) の (a) のようになる。同図 (b), (c) には、このときのシグモイド関数 F_1, F_2 に対する (7) 式の $E(t_p)$, $E(f_{i(k)})$ および $dw_c^{(kp)}$ をそれぞれ示す。各シグモイド関数の変化は、学習データが一様に分布しているため (8) 式より $dw_c^{(kp)}$ の合集合における積分値による。$dw_c^{(kp)}$ の値を決定する要素のうち、C_k は、結合荷重 w_g を変化させなければその絶対値も変化せず、C_1 が負、C_2 が正の符号を持つ。$F_k'(x)$ は常に正で、シグモイド関数の中心位置である $x=-w_c^{(k)}$ にて最大となり、そこから離れるにつれて小さくなる。また、$E(f_{i(k)})$ は、ファジィ推論の性質より $f_1 < y^* < f_2$ となることから、図に示すように $E(f_1)$ は負で中心位置の右側ほど絶対値が大きく、逆に $E(f_2)$ は正で中心位置の左側ほど大きい。従って、各シグモイド関数の移動は、F_1 が中心付近右寄りの部分、F_2 が中心付近左寄りの部分の $E(t_p)$ によってほぼ定められると言える。図3(i) の状態から w_f とともに w_c の学習を始めれば、ファジィモデルと学習データの分割点の関係より中心の初期値 $x=0$ のやや左に位置する $E(t_p) < 0$ の領域が支配的となり、F_1, F_2 とも正の方向に移動し F_1 の方が大きく変化する。しかし、学習が進むにつれてメンバーシップ関数の交点が学習データの分割点に近づくと、図3(ii) のように f_2 が大きくなることもあって、F_1 では $E(t_p) > 0$ の領域の影響が徐々に強くなり負の方向に移動するようになる。一方、F_2 は、主に中心位置の左側の $E(t_p)$ により移動方向が決定されるので、F_1 とは異なり正の方向に変化し続ける。図 (b), (c) 中の点線は、それぞれのシグモイド関数の中心位置を表している。その結果、前件部メンバーシップ関数は最終的に図3(iii) に示すような構成となり、交点が学習データの分割点とほぼ一致して交点におけるグレードが初期状態の 0.5 より低くなる。



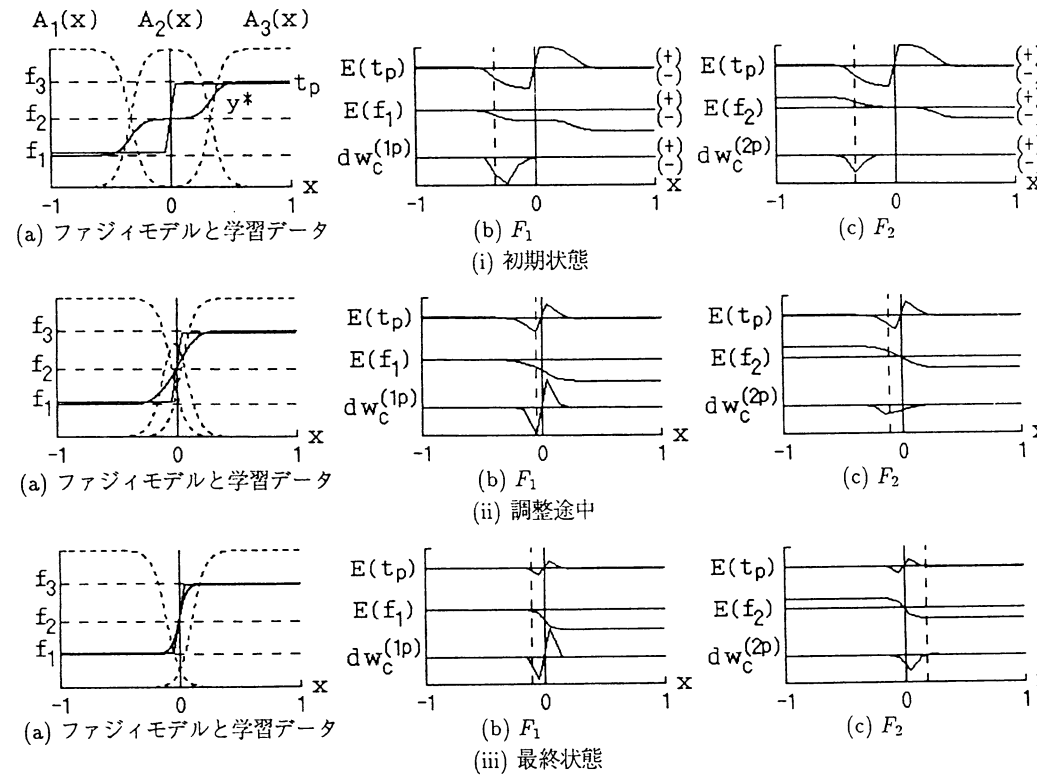
(a) ファジィモデルと学習データ　(b) F_1　(c) F_2

(i) 初期状態

(ii) 調整途中

(iii) 最終状態

図3　前件部メンバーシップ関数 (2 種類) の調整過程



(a) ファジィモデルと学習データ　(b) F_1　(c) F_2

(i) 初期状態

(ii) 調整途中

(iii) 最終状態

図4　前件部メンバーシップ関数 (3 種類) の調整過程

FNN による (5) 式のファジィモデルでは、$n \geq 3$ の場合にも基本的に図3と同じ過程によって前件部メンバーシップ関数が調整される。今、学習データの分割点が擬似台形型メンバーシップ関数の中央に位置する場合を考える。図4は、$n = 3$ の場合についてそのような学習データに対する1番目の分割点を構成する F_1 と F_2 の変化の様子を示したものである。ここで着目すべきことは、冗長なメンバーシップ関数 $A_2(x)$ が自動的に取り除かれ、$A_1(x)$ と $A_3(x)$ により新たな分割が生成されている点である。学習後の前件部メンバーシップ関数が明らかに正規でなくなったとき、そのメンバーシップ関数を冗長なものと判断できることは経験的にわかっていた[10]が、図4(ii) の (a) に見られる $A_2(x)$ からその正当性が示されていると言える。

4 FNNによる前件部構造同定

以上の調整過程は、多入力の場合についても適用可能でありその正当性を1入力の場合と同様にして示すことができるが、本稿では、紙面の関係からシミュレーションにより検証を行う。

図5は、2入力のファジィモデルにおける前件部構造の同定過程を示す。(a)は学習データにおける各部分領域の分割が揃っている場合、(b)は各領域が入り組んでいる場合のものである。図中の実線が学習データの構造、波線がFNNの構造を表し、(i)の各領域の数字はその領域における教師信号の値を表す。学習データは、$[-1,1]\times[-1,1]$の入力空間に900個がまんべんなく分布している。FNNによる前件部構造の同定は、入力変数x_1, x_2に対する前件部メンバーシップ関数をともに5種類として、前章の解析を基に以下の手順により行った。なお、ファジィモデルの初期状態における入力空間の分割点は、台集合を等分割する−0.6, −0.2, 0.2, 0.6に配置した。

(i) ファジィモデルにおけるm番目の分割点$P_d^{(m)}(1\le m\le 4)$から結合荷重w_cを$w_c^{(2m-1)}=w_c^{(2m)}=-P_d^{(m)}$のように初期化し、$w_g$の値を最も幅の狭い前件部メンバーシップ関数が適切な形状となるように設定する。また、w_fの値をすべて0とする。

(ii) w_fのみを出力誤差がある程度収束するまで学習させる。

(iii) w_fとともにw_cも変化させ、誤差が再度収束した時点で学習を終了する。

(iv) l番目の擬似台形型メンバーシップ関数$(1\le l\le 3)$について、$w_c^{(2l)}-w_c^{(2l+1)}$が初期状態における分割点間隔の10%(0.04)未満であった場合、このメンバーシップ関数は冗長であると判断して削除する。

(v) 同定されたm番目の分割点$P_d^{(m)}$を、近似的に

$$P_d^{(m)}=-\frac{w_c^{(2m-1)}+w_c^{(2m)}}{2} \tag{9}$$

により求める。

(vi) すべての$P_d^{(m)}$について、手順(i)との差が台集合の幅の1%未満(0.02)になるまで手順(i)~(v)を繰り返す。

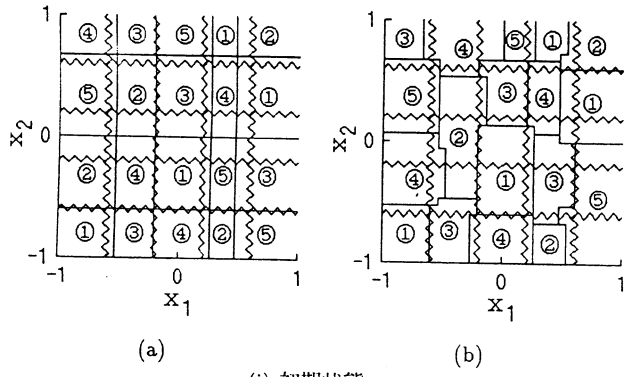


図5　2入力の場合における前件部構造の同定過程

以上の手順により、ファジィモデルの前件部構造は最終的に図5(ii)のようになった。この構造は、(9)式による近似的なものであるため学習データのものとは多少異なっているが、等分割であった初期状態に比べればデータの特徴をかなり捉えている。また、(a), (b)とも入力x_2に対する冗長なメンバーシップ関数が削除されており、FNNの前件部構造同定に対する有用性が示された。

5 まとめ

本稿では、FNNにおける前件部メンバーシップ関数の調整過程を1入力の場合において解析し、シミュレーションにより2入力の場合のファジィモデルの前件部構造同定を行った。その結果、本FNNがファジィモデリングにおける前件部同定に対し高い有用性を持つことが示された。

今後は、学習データが連続関数である場合のFNNによる前件部メンバーシップ関数の調整過程を解析し、より正確な前件部構造を同定できる手法について検討していく予定である。

参考文献

[1] 広田, 他：ファジィシステム, 計測自動制御学会編, 1990

[2] 姜, 菅野：ファジィモデリング, 計測自動制御学会論文集, Vol.23, No.6, pp.106–108, 1987

[3] 市橋, 渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御, 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.3, pp.429–437, 1990

[4] 荒木, 他：ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と移動ロボットの障害物回避ルールの獲得, 第7回ファジィシステムシンポジウム, pp.623–626, 1991

[5] 野村, 他：デルタルールによる学習型ファジィ推論 –遺伝アルゴリズムによる前件部の構造同定–, 第1回インテリジェントシステム・シンポジウム, pp.25–30, 1991

[6] 堀川, 古橋, 内川：ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング (I), 第7回ファジィシステムシンポジウム, pp.327–330, 1991

[7] S. Horikawa, et al. : A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks, IFES '91, pp.562–573, 1991

[8] D. E. Rumelhart, et al. : Parallel Distributed Processing, The MIT Press, 1986

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

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

問い合わせ先：〒464-01　名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科 内川研究室
堀川　慎一
TEL. 052-781-5111　EXT. 2792
FAX. 052-781-9263

ファジィニューラルネットワークによる転炉吹錬プロセスのファジィモデリング

A Fuzzy Modeling of Process in Basic Oxygen Furnace Using a Fuzzy Neural Network

長谷川 貴史* Takashi HASEGAWA　堀川 慎一* Shin-ichi HORIKAWA　古橋 武* Takeshi FURUHASHI　内川 嘉樹* Yoshiki UCHIKAWA

島村 滋** Shigeru SHIMAMURA　山田 稔久** Toshihisa YAMADA　國武 意智** Okitomo KUNITAKE　大塚 晋** Susumu OTSUKA

*名古屋大学工学部
Faculty of Engineering, Nagoya University
**新日本製鐵株式会社 名古屋製鐵所
Nippon Steel Corporation, Nagoya Works

あらまし：転炉吹錬は、溶銑の不純物除去および成分調整を行う製鋼工程である。しかし、不純物を除去する際に溶鋼の重要な成分であるマンガンの一部も同時に除去してしまう。そのため、吹錬前にマンガン鉱石を投入することによりマンガン濃度の調整が行われているが、溶鋼中に残留するマンガン濃度の推定は難しく、現在的確な調整は実現できていない。本稿では、マンガン濃度の適切な調整を目的として、ファジィニューラルネットワークにより転炉吹錬プロセスのファジィモデリングを行い、良好なモデルが同定できることを示す。

キーワード：ファジィモデリング、転炉吹錬、ニューラルネットワーク

1　はじめに

転炉吹錬は、溶銑(高炉から出てきた溶けた鉄)に酸素を吹き込み、溶銑中の不純物を酸化させて取り除き、溶銑を純度の高い溶鋼とする製鋼プロセスである。転炉吹錬では不純物を除去するとともに溶鋼中のマンガン濃度を高める必要がある。濃度調整のために投入するマンガン鉱石の量は溶銑中の残留マンガン濃度の推定値を基に決定されるが、マンガンは不純物と同様に吹錬中に酸化されて溶銑から除去されてしまうことがある。転炉内の化学反応は非常に複雑であり、従来の多変量解析手法等によるプロセスモデルでは溶鋼中の残留マンガン濃度を実用に耐え得る精度で推定することが極めて難しく、適切なマンガン鉱石の投入量を決定できないという問題があった。

複雑な非線形システムの同定に有効な手法としてファジィモデリング[1]がある。ファジィモデリングは、ファジィ推論[2]により対象システムの入出力特性を記述する手法であり、非線形システムのモデルを精度良く同定できる。また、得られたファジィモデルは、システムの入出力関係がファジィルールにより言語的に表されることから、従来の数式モデルに比べて定性的で理解しやすいという優れた特徴を持つ。

筆者らはこれまでに、ファジィ推論におけるファジィルールの同定やメンバーシップ関数の調整をニューラルネットワーク[3]の学習機能により自動的に行うことのできる3種類のファジィニューラルネットワーク(Fuzzy Neural Network：FNN)を提案してきた[4]。これらのFNNによれば、一般に多大な労力を必要とするファジィモデリングを容易に実行可能である[5]-[7]。本稿では、簡略化ファジィ推論[8]に基づくFNNを用いて転炉吹錬プロセスのファジィモデリングを行い、精度の良い推定モデルを同定できることを示す。同定されたファジィルールは現場オペレータの操業経験に良く合い、本モデルによる転炉吹錬制御支援システムの構築の可能性が示された。

2　ファジィニューラルネットワーク

本稿のファジィモデリングに用いるFNNは、ファジィルールの後件部が定数で表される簡略化ファジィ推論をバックプロパゲーション(Back-Propagation：BP)モデルで実現したものである。簡略化ファジィ推論は、x_1, x_2を入力、yを出力とする2入力1出力の場合次のように表される。

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y = f_i \quad (i = 1, 2, \cdots, n) \tag{1}$$

$$\mu_i = A_{i1}(x_1)A_{i2}(x_2) \tag{2}$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} = \sum_{i=1}^{n} \hat{\mu}_i f_i \quad \hat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \tag{3}$$

ここで、R^iはi番目のファジィルール、A_{i1}, A_{i2}はファジィ変数、f_iは定数、nはルール数、μ_iはR^iの前件部適合度、$\hat{\mu}_i$はその総和が1となるように規格化されたμ_i、y^*は推論値である。以下、FNNの構成法を簡単に説明する。

図1は、2入力1出力で各入力に対する前件部メンバーシップ関数がともに2種類の場合におけるFNNの構成例を示す。図中の丸および四角はネットワークを構成するユニットを表し、ユニット間の記号w_c, w_g, w_fおよび1は結合荷重を意味する。

FNNは、(2), (3)式の計算過程をニューラルネットワークの構造によって表現し、同定または調整すべき簡略化ファジィ推論のパラメータを結合荷重に対応づけたものである。まず、(A)～(D)層において、図2に示すような前件部メンバーシップ関数$A_{1j}(x_j)$, $A_{2j}(x_j)$が構成される。結合荷重w_c, w_gは(C)層のユニットの内部関数であるシグモイド関数の中心の位置および傾きを定める。(D)層の出力は各メンバーシップ関数のグレードであり、(E)層のユニットの入力部にて各グレードの積である前件部適合度μ_iが、

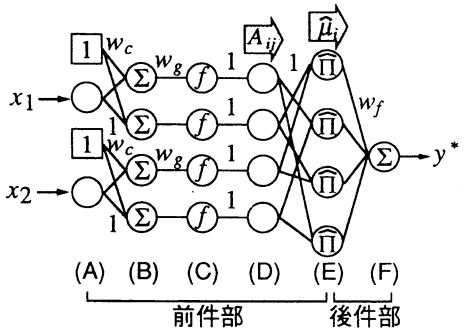


図 1: ファジィニューラルネットワーク

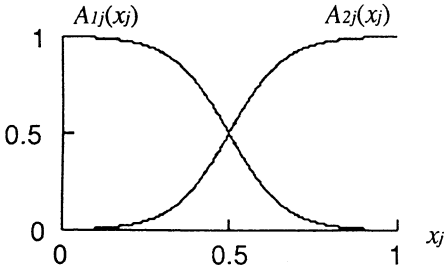


図 2: 前件部メンバーシップ関数

出力部にてそれを規格化した$\bar{\mu}_i$がそれぞれ求められる。(F) 層からは$\bar{\mu}_i$と結合荷重 w_fとの積和が出力されるが、w_fが後件部定数 f_iを意味することから、これは (3) 式で表される推論値 y^*となる。以上により、(1)~(3) 式に基づく簡略化ファジィ推論が実現される。

FNN では、BP 法[3]に基づく学習で結合荷重 w_c, w_gを変化させることにより前件部メンバーシップ関数の調整を行い、w_fを変化させることによりファジィルールの同定を行う。ただし、前件部メンバーシップ関数は、あらかじめ w_c, w_gを適当な値に設定することにより、学習データの入力値の最小値から最大値までを台集合として図2のごとく配置する。メンバーシップ関数の交点は、台集合の中央にある。また、w_fの初期値はすべて 0 として、ファジィルールが全く存在しない状態から学習を始める。なお、FNN の詳細については文献[5]-[7]を参照されたい。

3 転炉吹錬

図 3は、転炉吹錬における一連のプロセスを示す。まず、転炉には、高炉から出てきた溶銑が投入され、これに成分調整用のマンガン鉱石や副原料の生石灰等が加えられる。溶銑には燐、炭素等の不純物が含まれるが、転炉吹錬ではこれらを酸化させることによって取り除く。原料を投入した後、ランスを用いて転炉内に酸素を吹き込み、不純物をスラグとして分離する。吹錬途中には、先端に計測用プローブを取り付けたサブランスを挿入し溶鋼の状態を観測する。また、その際には溶鋼のサンプルの抽出を行う。ただし、このサブランスの挿入は、吹錬中に頻繁に行うことはできずせいぜい 2 回であり、1 回目をサブランス 1 、2 回目をサブランス 2 と呼ぶ。この転炉吹錬により、溶銑は不純物の除去された溶鋼となる。以上のプロセスの 1 通りを 1 ヒートと呼ぶ。

転炉吹錬では、不純物の除去により溶鋼の純度を高めるだけでなく、溶鋼のマンガン残留率をも同時に高めなければならない。しかし、溶銑中のマンガンはその一部が吹錬途中で不純物とともに酸化されてスラグ内に固定されるため、溶鋼のマンガン濃度を常に高い値とすることは難しい。サブランス 1 による残留マンガン濃度の実測値は解析に時間がかかるため、今ヒートには利用できない。また、溶鋼のマンガン残留率が不十分であった場合には余分な後処理が必要となってしまう。従って、転炉吹錬では可能な限り精度の高いプロセスモデルの構築が不可欠となっている。

4 転炉吹錬プロセスのファジィモデリング

転炉吹錬中の転炉内の化学反応は非常に複雑である。そのため、重回帰分析等の従来法によるプロセスモデルでは、精度良くマンガン濃度を推定することが極めて困難であった。本稿では、この問題を解決するために、非線形システムの表現に優れた能力を持つファジィモデリングに着目し、FNN により転炉吹錬プロセスのファジィモデルを同定した。

同定するファジィモデルは、サブランス 1 における溶鋼の残留マンガン濃度を推定するものである。このモデルの入力変数としては、転炉の入力変数から様々な組み合せが考えられるが、ここでは現場オペレータの経験に基づき以下の 5 種類を取り上げた。

I/PMn	:	入力時における溶銑中のマンガン濃度
T-CaO	:	副原料に含まれる総生石灰重量
SL1-T	:	サブランス 1 における溶鋼温度
SL1-C	:	サブランス 1 における溶鋼中の炭素濃度
P-I/PMn	:	前ヒートにおける I/PMn

ただし、I/PMn は吹錬開始前の溶銑とそれに加えられるマンガン鉱石とに含まれるマンガンの合計により算出される値である。P-I/PMn は前ヒートの I/PMn であり、転炉内に残留する前ヒートのスラグ (図 3参照) が今ヒートに及ぼす影響を考慮している。P-I/PMn については、前ヒートのスラグのマンガン濃度を用いるのが適当であるが、スラグ分析に時間がかかるためスラグのマンガン濃度に強い相関をもつ I/PMn で代用している。

プロセスモデルを同定するための FNN の入出力データには、実際の操業において採取された 166 点のデータを用いた。また入力データは

$$\frac{x_i - \min\limits_{1\le i\le 166}(x_i)}{\max\limits_{1\le i\le 166}(x_i) - \min\limits_{1\le i\le 166}(x_i)} \tag{4}$$

と規格化し、出力データは

$$\frac{y_i}{\max\limits_{1\le i\le 166}(y_i)} \tag{5}$$

と規格化した。ただし、x_i, y_iはそれぞれ i 番目のデータの入力値、出力値である。モデルの精度は

$$E = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{|y_i - y_i^*|}{y_i} \times 100\ (\%) \tag{6}$$

y_i^* : y_iに対する推定値

と定義される平均相対誤差 Eにより評価する。出力データの規格化に (5) 式を用いたのは、(6) 式が発散しないようにするためである。FNN による転炉吹錬プロセスのファジィモデリングは、規格化された入出力データのうち 133 点を同定用、30 点を評価用として以下のように行った。

ファジィモデリングでは、入力変数の増加に伴いルール数が指数関数的に増大し、獲得されたファジィルールの把握が困難になるという問題がある。そこで、本稿では、文献 [5]-[7] と同様に変

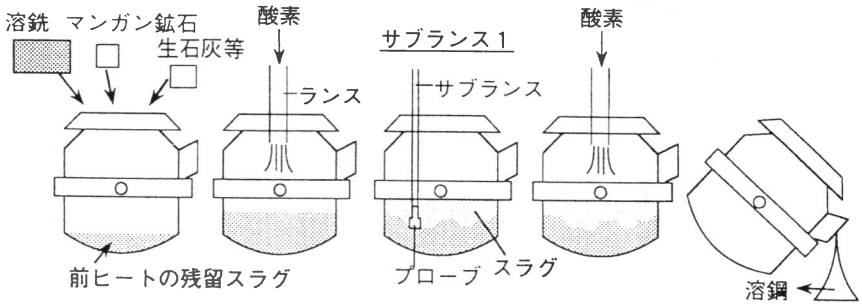


図 3: 転炉吹錬プロセス

数増加法により前件部の構造同定を行い、必要最小限の入力変数で実用に耐え得る精度を持つモデルの実現を試みた。その結果を表 1に示す。表中の手順 1~4 に応じて入力変数が増加しており、○および◎印が各手順において選択された入力変数を表す。各手順の各入力変数の組み合せに対して FNN によるモデル同定を行った。結合荷重 w_c, w_y, w_f の学習率[6] をそれぞれ 0.02, 0.02, 0.07 として、同定用データ 133 点を FNN に提示して 1 回の学習とし、1000 回の学習を行った。ただし、前件部メンバーシップ関数は各入力に対し Small と Big の 2 種類とした。E_1, E_2 は、それぞれ同定用データ、評価用データに対する (6) 式の平均相対誤差である。手順毎に $E_1 + E_2$ が最小となる◎印の付いた構造が選ばれている。ここでは、$E_1 + E_2$ は構造評価規範であり、データ数の少い評価用データがより結果を左右している。これはモデルの汎化性を重視していると解釈できる。

表 1では、最終的に手順 4 において I/PMn, T-CaO, SL1-T, P-I/PMn を入力変数とする 4 入力のモデルが同定されている。このモデルでは、E_1, E_2 とも実用的な精度とされる 6%を下回っている。またルール数は、5 変数をすべて用いた場合の半分に削減され、ファジィルールの把握が容易になっている。

図 4は、同定されたモデルにおける実測値と推定値の関係を示す。(a) は同定用データ、(b) は評価用データに対するものであり、それぞれ横軸が実測値、縦軸が FNN による推定値を表す。図 4では、実測値と推定値が一致すればそのデータは実線上に乗るが、同定されたモデルではほとんどのデータが実線の近くに集中しておりモデルの精度・汎化性とも高いものであることがわかる。

FNN における学習前後の前件部メンバーシップ関数を図 5に示す。図 5は破線が学習前、実線が学習後のメンバーシップ関数を表すが、それぞれ入力変数が出力に対して持つ非線形性に応じて適切な構成となるように調整されている。

表 2は、獲得されたファジィルールを示す。表 2では、例えば "I/PMn is Big and T-CaO is Big and SL1-T is Big and P-I/PMn is Big" のときサブランス 1 における溶鋼の残留マンガン濃度が 0.88 であるといったルールを読み取ることができる。これらのファジィルールは現場オペレータの操業経験についてのヒアリング結果と良く一致することがわかった。

5 まとめ

本稿では、簡略化ファジィ推論に基づく FNN により転炉吹錬プロセスのファジィモデリングを行った。同定されたモデルは実用的な精度を持ち、現場オペレータの経験則とも良く一致した。

今後は、フィールドテストを進め、転炉吹錬制御支援システムの構築を進めていく予定である。

参考文献

[1] 姜, 菅野 : ファジィモデリング, 計測自動制御学会論文集, Vol.23, No.6, pp.106–108, 1987

[2] 廣田, 他 : ファジィシステム, 計測自動制御学会, 1990

[3] D.E.Rumelhart, et al. : Parallel Distributed Processing, The MIT Press, 1986

[4] 堀川, 古橋, 内川 : ファジィニューラルネットワークの構成法 (III), 第 7 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.493–496, 1991

[5] 堀川, 古橋, 内川 : ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング (I), 第 7 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.327–330, 1991

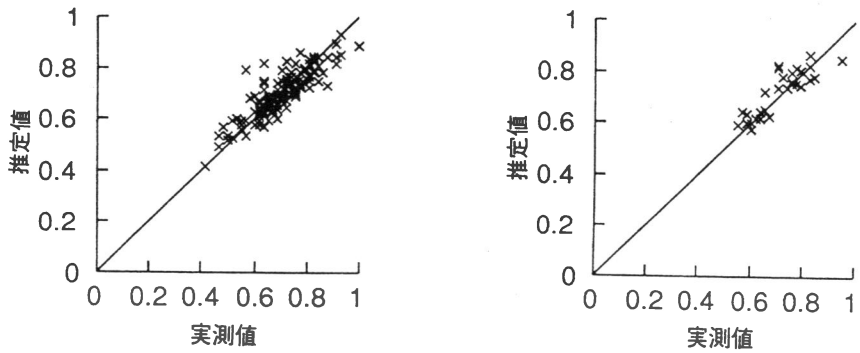
[6] 堀川, 古橋, 内川 : ファジィニューラルネットワークの構成法とそのファジィモデリングへの応用, 日本機械学会ファジィ/ニューラルネットの機械システムのダイナミクスと制御への応用シンポジウム講演論文集, pp.5–12, 1991

[7] S. Horikawa, et al. : A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks. Proc. of IFES'91, pp.562–573, 1991

[8] 市橋, 他 : PID と FUZZY のハイブリット型コントローラー, 第 4 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.97–102, 1988

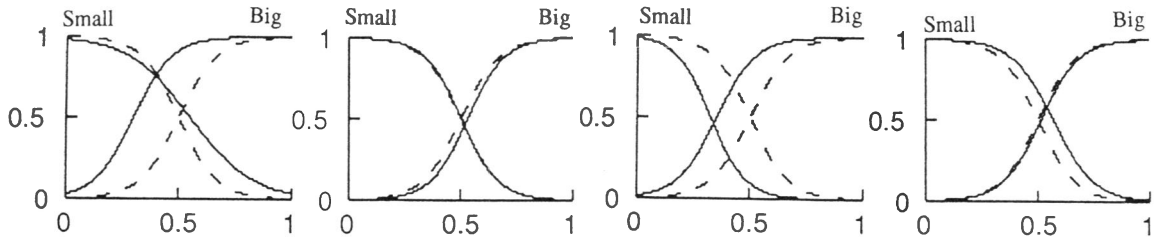
[9] 菅野 : ファジィ制御, 日刊工業新聞社, 1988

問い合わせ先: 〒 464-01 名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科
内川研究室
長谷川 貴史
TEL (052)781-5111 (内線 2792)
FAX (052)781-9263



(a) 同定用データ　　(b) 評価用データ

図 4: 推定値と実測値の関係



(a) I/PMn　(b) T-CaO　(c) SL1-T　(d) P-I/PMn

図 5: 前件部メンバーシップ関数

表 1: 入力変数の選択

手順	入力変数					誤差		
	I/PMn	T-CaO	SL1-T	SL1-C	P-I/PMn	E_1	E_2	E_1+E_2
1	◎					7.63	6.39	14.02
		○				12.33	10.90	23.23
			○			11.71	11.95	23.66
				○		12.04	11.61	23.65
					○	12.40	10.49	22.89
2	○	○				7.57	6.36	13.93
	◎		◎			6.87	5.74	12.51
	○			○		7.50	6.39	13.89
	○				○	7.08	6.73	13.81
3	○		○	○		6.85	5.92	12.77
	○	○	○			6.60	5.74	12.34
	◎		◎		◎	6.48	5.83	12.31
4	○		○	○	○	5.70	7.16	12.86
	◎	◎	◎		◎	5.94	5.34	11.28

表 2: 獲得されたルール

		T-CaO					
		Small			Big		
			SL1-T			SL1-T	
			Small	Big		Small	Big
P-I/PMn	Small	I/PMn Small	0.57	0.47	I/PMn Small	0.39	0.54
		I/PMn Big	0.67	0.78	I/PMn Big	0.63	0.82
	Big	I/PMn Small	0.49	0.50	I/PMn Small	0.38	0.54
		I/PMn Big	0.83	1.03	I/PMn Big	0.82	0.88

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

CMAC・ファジィシステムを用いた対話型システムの一提案

Proposal of Interactive System using CMAC-fuzzy system

○小澤 順　　林 勲　　若見 昇
Jun OZAWA　Isao HAYASHI　Noboru WAKAMI

松下電器産業(株) 中央研究所
Central Research Laboratories
Matsushita Electric Industrial Co., LTD.

あらまし　人間の操作から得られた入出力データから制御システムを構築する研究が多く行われている。しかし、人間の制御動作は必ずしも制御目標を最適にした行動であるとは限らない。本研究では、定量的な制御目標と人間の制御意図の両方を考慮した総合的評価が高くなるように制御を行う新たなシステムを提案する。このシステムでは、人間の操作した入出力データから制御動作を表現するファジィ推論ルールをＣＭＡＣ・ファジィシステムを用いて抽出し、さらに、定量的な評価を用いてファジィ推論ルールを洗練化し確定する。このシステムは、人間との対話を実行しながらファジィ推論ルールを構築するので、一種の対話型システムといえる。

キーワード　ファジィ推論、ＣＭＡＣ、対話型システム

1．はじめに

人間が行う制御動作を if-then 形式のルールを用いてモデル化し、このルールを用いて人間の感性や特性を制御システムに導入する種々の研究[1]がある。これらの研究は、従来の制御システムに人間の感性やあいまいさを導入して、より高レベルの制御をめざしたものである。特に、ニューラルネットワーク等の学習機能を用いてファジィ推論ルールを決定する手法は誤差精度や学習の速度等の点から有用であるとの報告[2][3]がある。しかし、推論誤差が小さくなるようにファジィ推論ルールが構築されるので、ファジィ推論ルールは、必ずしもユーザの制御動作の特徴量を表現しているとは限らない。

一方、人間は、必ずしも制御目標を最適に行動しているとはいえない。例えば、自動車運転の速度制御では、ドライバーは揺れや乗り心地を考慮してアクセルやブレーキを制御するが、必ずしも自動車の燃費走行を最適にしているとはいえない。これは人間が定量的な制御目標よりも、感性や心理的な効果を重視するためと考えられる。

本論文では、定量的な制御目標と人間の制御意図の両方を考慮した制御を行う新たなシステムを提案する。提案する制御システムでは、まず、ユーザの入出力データから、制御動作をファジィ推論ルールとして構築する。次に、定量的評価を用いた制御目標と構築されたファジィ推論ルールとを比較し、ユーザにアドバイスを提示する。ユーザはこのアドバイスを参考にして、自分の制御意図を変更し、変更しない場合に対話型システムは終了する。この一連の操作を繰り返すことで、人間の制御動作の特徴を加味しながら制御目標の評価が最も高くなるようにファジィ推論ルールが構築できる。したがって、このシステムは一種の対話型システムといえる。

なお、ここでは、ＣＭＡＣ・ファジィシステム[4][5]を用いて制御動作をファジィ推論ルールとして構築する。ＣＭＡＣ・ファジィシステムは、階層的にファジィ推論のルールテーブルを組み合わせ、より複雑な入出力関係を表現できる。複数個のルールテーブルの中で、誤差が小さくなるモデルを優先的に選択することにより、人間の入出力データから制御動作を表現するファジィ推論ルールを構築できる。

2．対話型システムの概要

対話型システムの構成図を図１に示す。図１に示すように、対話型システムでは定量的な評価関数をもとに設計された制御目標を規範制御目標として記憶している。

ＣＭＡＣ・ファジィシステム部では、ユーザから得た入出力データによりファジィ推論ルールを構築する。このファジィ推論ルールと規範制御目標とを考慮して、システム評価部においてアドバイスを作成し、ユーザにアドバイスを提示する。ユーザは、アドバイスを参照して新たな制御動作を行う。

以上の操作の過程を手順としてまとめる。

ステップ１：ユーザが対話型システムに入出力データを入力する。

ステップ２：ＣＭＡＣ・ファジィシステム部において、ユーザの入出力データの特徴量をファジィ推論ルールの形で構築する。

ステップ３：システム評価部においてアドバイスを作成し、ユーザにアドバイスを提示する。

ステップ４：ステップ２で構築されたファジィ推論ルールと前回のファジィ推論ルールとの比較を行い、同じ場合にはアルゴリズムを終了する。

ステップ５：前回のファジィ推論ルールと異なる場合にはステップ１に戻る。

なお、筆者らは、以前に、不良データを除去し、ファジィ推論ルールを自動構築できるＣＭＡＣ・ファジィシステム[6]を提案している。今回、提案した対話型システ

ムは、前回のＣＭＡＣ・ファジィシステムを修正し、大局的制御動作と局所的制御動作を構築できるモデルとしている。このＣＭＡＣ・ファジィシステムの定式化については、第３章で詳細に述べる。また、システム評価部と終了判定については第４章で述べる。

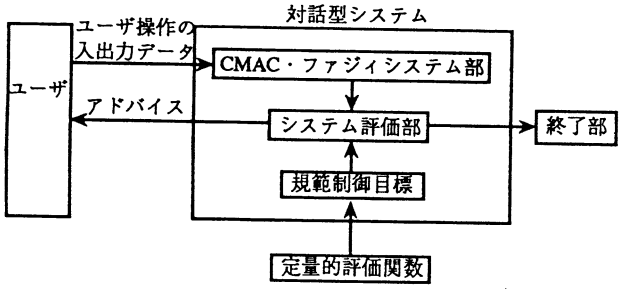


図１　対話型システムの構成図

３．ＣＭＡＣ・ファジィシステム

ＣＭＡＣ・ファジィシステムは Ｍ 個のファジィ推論のルールテーブルから構成され、 Ｍ 個のルールテーブルを層状に重ね合わせることにより、入出力関係を表現している。

ここで用いるファジィ推論は、簡略化ファジィ推論[7]とする。したがって、第 k 層目のルールテーブルは次のようになる。

$$\mathrm{Rule}^{p(k)}: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^{p(k)} \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^{p(k)}, \cdots, x_n \text{ is } A_n^{p(k)} \text{ then } y \text{ is } w^{p(k)}, \quad p^{(k)}=1,2,\cdots,N^{(k)} \qquad (1)$$

ただし、$\mathbf{x}=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$は入力変数、yは出力変数であり、$A_j^{p(k)}$は前件部のファジィ集合、$w^{p(k)}$は後件部の実数値である。また、$N^{(k)}$は第 k 層に存在するファジィ推論ルールの個数を表す。さらに、メンバーシップ関数は三角型とし、隣接するメンバーシップ関数と0.5の適合度で交わるように設定している。

いま、入力データ$\mathbf{x}^i=(x_1^i,x_2^i,\cdots,x_n^i)$, i=1,2,…,sが与えられるとする。第 k 層目のファジィ推論ルールによる出力値$y_i^{f(k)}$は次式により計算できる。

$$\omega^{p(k)}=\prod_{j=1}^{n}\mu_{A_j p(k)}(x_j^i) \qquad (2)$$

$$y_i^{f(k)}=\sum_{p=1}^{N(k)}(\omega^{p(k)}\times w^{p(k)})\Big/\sum_{p=1}^{N(k)}\omega^{p(k)} \qquad (3)$$

ただし、$\mu_{A_j p(k)}(x_j^i)$は入力データ$\mathbf{x}^i$に対する、メンバーシップ値であり、$\omega^{p(k)}$は第 k 層の$p^{(k)}$番目のファジィ推論ルールの前件部の適合度である。

ＣＭＡＣ・ファジィシステムでは、入力データが与えられると、この入出力関係を大局的にとらえた入出力関係と局所的にとらえた入出力関係に分割して同定する。ただし、大局的な入出力関係とは、少数のファジィ推論ルールを用いて全体の入出力関係をおおまかに表現することをいう。この大局的な入出力関係を、ユーザの大局的制御意図と呼ぶ。また、局所的な入出力関係とは、大局的な入出力関係では表現できない残りの入出力関係をいう。この局所的な入出力関係を、ユーザの局所的制御意図という。

まず、ユーザの大局的制御意図を表現するファジィ推論ルールの構築方法について述べる。ＣＭＡＣ・ファジィシステムでは、入出力データが与えられた場合に、各層でのファジィ推論ルールの後件部の実数値を調整して入出力関係を同定する。実数値の調整は次式にしたがって行う。

$$w^{p(k),new}=w^{p(k),old}+g_f\times\omega^{p(k)}\times(y^i-y_i^{f(k)}) \quad k=1,2,\cdots,M,\ 0<g_f<1.0, \qquad (4)$$

ただし、g_fは学習係数である。

(4)式より、新たな実数値$w^{p(k),new}$は、前回の実数値$w^{p(k),old}$に推論誤差の比率量を加えて更新されるのがわかる。(4)式の更新は、Ｍ 層の中で少なくとも１層において次式が成立するまで繰り返す。

$$\sum_{i=1}^{s}(y^i-y_i^{f(k)})^2<\varepsilon_{global}, \quad k=1,2,\cdots,M \qquad (5)$$

ただし、ε_{global}はあらかじめ定められたしきい値である。

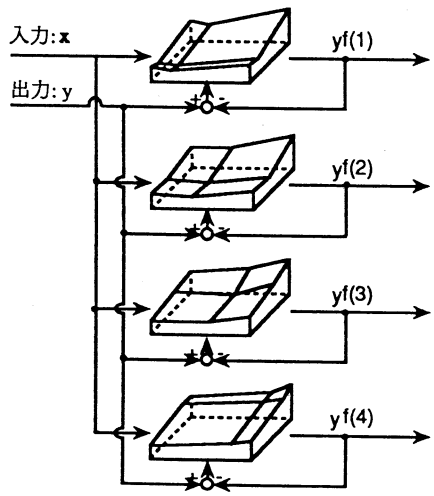


図２　大局的制御動作の同定

(5)式は推論誤差の２乗和を評価値としているため、(5)式が成立した第 H 層は Ｍ 個の層の中で最も推論誤差の小さい入出力関係を表しているといえる。したがって、ユーザの制御動作を表す入出力関係が Ｍ 種類のルールテーブルで表現されているので、この第 H 層目のルールテーブルはユーザの最も大局的な制御意図を表しているといえる。図２に、大局的な制御意図の構築する過程を示す。図２に示すように、４層のルールテーブルの中で、第１層目のルールテーブルにおいて(5)式が成立し、第１層目の大局的な制御意図を表すルールテーブルが得られる。

次に、ユーザの局所的制御意図を表現するファジィ推論ルールの構築方法について述べる。ここでは、入出力関係から大局的な入出力関係を取り除いた差分量を局所的な制御意図と定義している。具体的には、大局的制御意図を表現する第 H 層目のルールテーブルの後件部の実数値を固定して、残りの層のルールテーブルでの後件部の実数値を調整する。この残りの層のファジィ推論ルールを用いて得られる入出力関係を、局所的制御意図と定義している。

残りの層のファジィ推論ルールの後件部の実数値は次式により更新する。

$$w^{p(k),new} = w^{p(k),old} + g_{cf} \times \omega^{p} \times \frac{1}{M-1} \times (y^{i} - y_i^{f(global)} - y_i^{f(local)})$$
$$k \neq H, \quad k=1,2,\cdots,M, \quad 0.0 < g_{cf} < 1.0 \qquad (6)$$

$$y_i^{f(local)} = \sum_{k=1,k\neq H}^{M} y_i^{f(k)} \qquad (7)$$

ただし、$y_i^{f(global)}$は入力データx^iに対する第 H 層のルールテーブルにおけるファジィ推論ルールの出力値であり、g_{cf}は学習係数である。

(6)式の更新は次式を満足するまで、繰り返す。

$$Error = \sum_{i=1}^{S} (y^i - y_i^{cf})^2 < \varepsilon_{local} \qquad (8)$$

$$y_i^{cf} = y_i^{f(global)} + y_i^{f(local)}, \; i=1,2,\cdots,s \qquad (9)$$

ただし、ε_{local}はあらかじめ設定したしきい値である。

図３に、局所的な制御意図を構築する過程を示す。図３に示すように、大局的制御意図の構築で得られた第１層目のルールテーブルのファジィ推論ルールは調整せず、他の３層のルールテーブルのファジィ推論ルールを重ね合わせることにより、局所的制御意図を構築している。

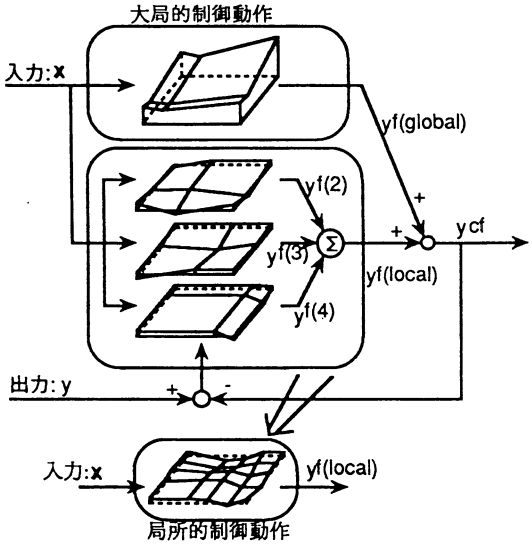


図３　局所的制御動作の同定

4．システム評価部と終了判定

はじめに、システム評価部について述べる。対話型システムは、あらかじめ設定された定量的な評価関数を最適にする規範制御動作を記憶している。例えば、制御動作の効率を定量化した評価関数を設定し、最適な制御効率で制御する規範制御動作を記憶している。しかし、対話型システムの記憶している制御動作に対して、ユーザの制御意図は、必ずしも満足されていない。

そこで、ユーザの制御意図とシステムの定量的評価関数の両方を考慮するファジィ推論ルールを構築するため、システム評価部では、ユーザの制御動作に対して、アドバイスを提示する。システム評価部では、抽出されたユーザの大局的制御意図を表現するファジィ推論ルールと、対話型システムの規範制御動作とを比較することにより、ユーザの制御動作を規範制御動作に近づけるように、対話型システムの設計者があらかじめ定義したアドバイスを提示する。

具体的には、ユーザの大局的な制御意図を表現するそれぞれのファジィ推論ルールの前件部のメンバーシップ関数の頂点座標に対応する規範制御目標の値を計算し、この値とファジィ推論ルールの後件部の実数値との差を計算する。この値に対して、あらかじめ設計者が定義した言語によるアドバイスを提示する。

次に、終了判定について述べる。対話型システムによるアドバイスに対して、ユーザは制御動作を変化させ、ユーザの制御動作から得られるファジィ推論ルールが洗練化されていく。しかし、対話型システムが提示するアドバイスに対して、ユーザの制御動作の変化が小さくなり、前回と同じファジィ推論ルールが得られるようになったとき、対話型システムは終了する。これは、これ以上、対話を繰り返しても、ユーザはアドバイスを必要としていないとし、ユーザから得られる制御動作の入出力データが、対話型システムで設定した評価関数をすでに十分満足しているとしている。

具体的には、次の２点を同時に満足したとき対話型システムは終了する。

(1)ＣＭＡＣ・ファジィシステム部で選択された前件部メンバーシップ関数が、前回と同一であった場合。

(2)大局的な制御意図を表現するルールテーブルの後件部の実数値が、次式を満足した場合。

$$| w^{p(H)} - w^{p(H)'} | < \delta \qquad (10)$$

ただし、$w^{p(H)}$はルールテーブルの各ファジィ推論ルールの後件部の実数値、$w^{p(H)'}$は前回の実数値である。また、δはあらかじめ設定されたしきい値である。

5．応用例

対話型システムを用いてファジィ推論ルールを構築する過程を、コンピュータのシミュレーションゲームでの事例で示す。図４にシミュレーションゲームの概念図を示す。ボールが A 地点から、B 地点へ放物線の軌跡を描いて移動し、操作者はマウス操作でボール捕獲者を B 地点へ移動させる。このとき、入出力変数(x,y)から得られた入出力データを用いて、システムとユーザの対話により、ファジィ推論ルールを構築する。

入力変数 x：A 地点からボールまでの水平距離
出力変数 y：A 地点から捕獲者までの水平距離

対話型システムの規範制御目標として、消費エネルギーの最小化を考える。消費エネルギーはボール捕獲者の加速度に起因すると仮定する。例えば、出発時に急な加速度をかけたり、停止時に負の加速度をかけると、エネルギーを消費するとする。したがって、最も低エネルギーな制御動作とは、図５に示すように、一定速度でボール捕獲者を操作した場合となる。

一方、ボールを安全に捕獲しようと考えた場合には、操作者はボールが地点 B に到達する以前に、ボール捕獲者をボールの落下地点に動かそうとするであろう。また、逆に、ボールの動きに合わせて、ボール捕獲者を操作するかも知れない。このように、操作者は、消費エネルギ

一量とは関係なく、その制御意図に従って、捕獲者を操作する。したがって、ここでは、消費エネルギーを最小にする制御目標と人間の制御意図との両方を考慮したファジィ推論ルールを構築する。

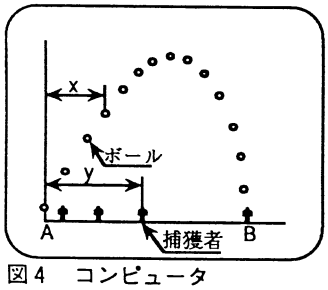


図4　コンピュータ
シミュレーションゲーム

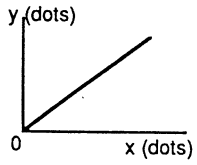


図5　対話型システムの
規範制御目標

実験の結果を図6から図9に示し、以下に、ファジィ推論ルールの構築過程を示す。

1）第1回目のファジィ推論ルールの構築

まず、操作者により第1回目の制御動作を行う。図6(a)に制御動作を示す。この制御動作から、165 個の入出力データが得られた。得られた入出力データを用いて、ＣＭＡＣ・ファジィシステムにより、操作者の大局的制御意図を表すファジィ推論ルール図6 (c)を得る。図6 (b)に大局的制御意図の入出力関係を表す。ただし、ＣＭＡＣ・ファジィシステムは、7層の入出力関係モデルと各層で3種類のメンバーシップ関数を設定した。対話型システムにより、ファジィ推論ルールに基づいたアドバイスを提示する。アドバイスを図6 (d)に示す。

2）第2回目のファジィ推論ルールの構築

操作者は提示されたアドバイスを参考にし、第2回目の制御動作を行う。図7 (a)に第2回目の入出力データを示す。第1回目と同様に、得られた入出力データから大局的制御意図を表すファジィ推論ルール図7 (c)を抽出する。図7 (b)に大局的制御意図の入出力関係を表す。この制御動作により、システムは図7 (d)のアドバイスを提示する。

3）第3回目のファジィ推論ルールの抽出

第2回目のアドバイスを提示した後、操作者は第3回目の制御動作を行う。図8 (a)に第3回目の制御動作の入出力データを示す。第3回目の制御動作から得られた大局的制御意図のファジィ推論ルールが(10)式を満足したので、アルゴリズムを終了する。

大局的制御意図に局所的制御意図を考慮した入出力関係を図9に示す。図9からわかるように、第1回目の制御意図に比べ第3回目の制御意図の方が、システムの制御目標を考慮していることがわかる。また、この制御意図は、ボールが発射された直後に少し早めに動き、その後ゆっくり動いて着実にボールを捕獲すると解釈できる。

6．おわりに

本研究で提案した対話型システムでは、人間の制御意図とシステムが最適と定義する制御目標とを考慮したファジィ推論ルールを構築する。今後、具体的な応用事例に適用して、有用性をさらに検討する必要がある。

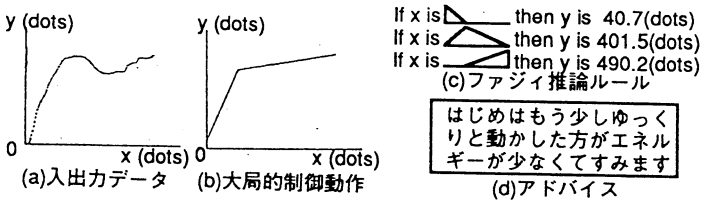


図6　第1回目の制御動作

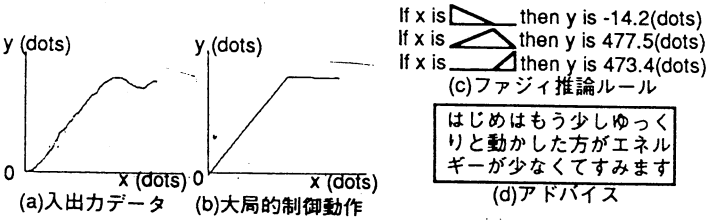


図7　第2回目の制御動作

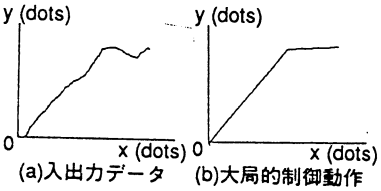


図8　第3回目の制御動作

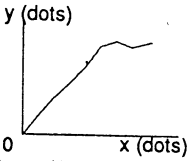


図9　第3回目の制御動作の同定結果

参考文献

[1]菅野:ファジィ制御,日刊工業新聞社(1988)

[2]I.HAYASHI, H.NOMURA, H.YAMASAKI, N.WAKAMI: "Construction of Fuzzy Inference Rules by NDF and NDFL",International Journal of Approximate Reasoning,Vol.6,241/266(1992)

[3]野村,林,若見:最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用,第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,423/426(1990)

[4]J.Ozawa, I.Hayashi, N.Wakami : "Formulation of CMAC-fuzzy system", IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp.1179-1186,(1992)

[5]小澤,林,若見:人間の大局的制御ルールを導出するＣＭＡＣ・ファジィシステムの提案,日本機械学会関西支部第67期定時総会講演会,No.924-3,86/88,(1992)

[6]小澤,林,若見:ファジィモデリングのためのＣＭＡＣによる入出力データ検討手法の一提案,第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,435/438,(1991)

[7]市橋、渡辺:簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御,日本ファジィ学会誌,Vol.2, No.3,429/437 (1990)

[8]J.S.Albus : "Brains,Behavior and Robotics", McGrawHills(1981)

[問い合わせ先]　〒570　守口市八雲中町３－１５
松下電器産業(株)　中央研究所　　小澤　順
Tel:(06)906-4849　Fax:(06)904-7252
E-mail:ozawa@g6.crl.mei.co.jp

ファジィニューラルネットワークによる意思決定モデルとその応用

A Decision Making Model Using a Fuzzy Neural Network and its Application

橋山　智訓　　古橋　武　　内川　嘉樹
Tomonori HASHIYAMA　Takeshi FURUHASHI　Yoshiki UCHIKAWA

名古屋大学工学部　電子機械工学科
Dept. of Electronic-Mechanical Eng., Nagoya University

あらまし：人間の感性や人間の主観的判断をファジィ理論を用いてモデル化しようとする研究が近年盛んに行われている。本稿では、ファジィニューラルネットワーク（FNN）を用いた人間の意思決定過程のモデル化を試みる。このモデルは、評価対象の属性の評価値をファジィ分割し、分割された各領域において２つの加重線形式によりばらつきのある総合評価値を包含するものである。本稿では、新たに１つのネットワークで人間の意思決定過程を上側・下側のモデルとして同定できるFNNを提案する。本FNNに石渕らのニューラルネットワークによるファジィ回帰分析の手法を適用する。本モデルの有効性を示すために、中古二輪車選定の意思決定問題のモデル化を行った。

キーワード：ニューラルネットワーク、意思決定モデル、ファジィ回帰分析

1.はじめに

人間の感性や人間の主観的判断はあいまいでありそのモデル化が非常に困難である。ファジィ理論はこれらのあいまいさを扱うのに有効であり、近年種々の研究がなされている。石渕・田中はニューラルネットワークの学習法を工夫し、２つのニューラルネットワークで非線形区間モデルを同定するファジィ回帰分析の手法を提案している[1]。文献［1］では、同手法を射出成形品質の目視評価値解析へ応用している。しかしながら同手法では、与えられたデータを２つのニューラルネットワークで包含することを主たる目的としているため、ネットワークがブラックボックスであり内部の処理がわかりにくいという問題がある。

筆者らは、ニューラルネットワークの構造を工夫することにより、バックプロパゲーション法[3]による学習を可能とする構成を保ちながら、ネットワークにファジィ推論を行わせ、かつ、ファジィルールを容易に把握することができるファジィニューラルネットワーク(Fuzzy Neural Network : FNN)を提案してきた[4][5]。このFNNを人間の感性の同定に用いることにより、非線形な入出力関係はもちろんのこと、ネットワーク内に人間の感性を属性に対する重視度という形で学習により獲得することができる。筆者らは、本FNNにより顔グラフの表情評価モデルの同定実験を行ない、顔グラフの個々の構成要素である目・眉・口が顔全体の印象に及ぼす影響の度合がそれぞれの形とともに変化することを示した[2]。さらに、石渕・田中のニューラルネットワークによるファジィ回帰分析の手法を用いて、顔の総合評価値を２つのFNNで包含するモデルを検討してきた[6]。この手法は、人間の判断したばらつきのある評価値を上側および下側を表す２つのFNNで同定するものである。上側と下側のモデルの重視度から、同じ表情に対しても、注目する部位の違いにより顔全体の印象が変化することを知ることができることを示した。

本稿では、FNNの構成法を工夫し１つのネットワークにより総合評価値の上側と下側を同定できるFNNを提案し、このFNNを中古自動二輪車選定問題に適用しその有用性を検討したので報告する。

2.FNNによる意思決定モデル

2.1 ファジィニューラルネットワークの構成

筆者らはこれまでに、評価対象の各属性の評価値をファジィ的に分割し、分割された各領域ごとに総合評価値を各属性の加重線形式で近似する意思決定モデルを提案してきた。このモデルでは、属性に対する重みが各部分領域ごとに変化することができ、人間の複雑な評価過程の表現が可能である。このモデルを拡張し、各部分領域での総合評価値を上下から２つの加重線形式で包含するモデルが本稿の意思決定モデルである。本モデルにより各属性の評価値が同一な場合であっても総合評価が異な

るといった、人間の評価のばらつきを表すことができる。つまり、上側からは好意的な評価のモデルが、下側からは厳しい評価のモデルが得られることになる。

図1に今回提案するFNNの構成を示す。図1は、評価対象の属性が2つ、すなわちネットワークの入力が2つ、各入力に対する前件部メンバシップ関数が各3つの場合である。図1のFNNは、i番目のファジィルールR^iが次式で表されるようなファジィ推論を実現できる。

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \quad \text{then} \begin{cases} y_i^+ = a_{i1}^+ x_1 + a_{i2}^+ x_2 \ (i=1,2,\cdots,n) \\ y_i^- = a_{i1}^- x_1 + a_{i2}^- x_2 \ (i=1,2,\cdots,n) \end{cases} \tag{1}$$

ここで、A_{i1}, A_{i2}はファジィ変数、y_i^+, y_i^-はそれぞれR^iの上側および下側の推論値である。(1)式の後件部は各ファジィ部分領域における線形式である。属性の評価値に対する重み$a_{i1}^{\pm}, a_{i2}^{\pm}$がネットワーク中の結合荷重$wa_1^{\pm}, wa_2^{\pm}$に対応し、学習により結合荷重が更新されることで自動的に同定される。図中のUpper sideと書かれた枠内が上側のモデルを同定し、Lower sideが下側に対応する。出力y^+, y^-がそれぞれ、上側および下側の総合評価値の推論値となる。また、両枠にはさまれた部分のネットが前件部に相当する。本FNNは筆者らが提案してきたFNN[4][5]のTypeIIの発展した構成となっている。

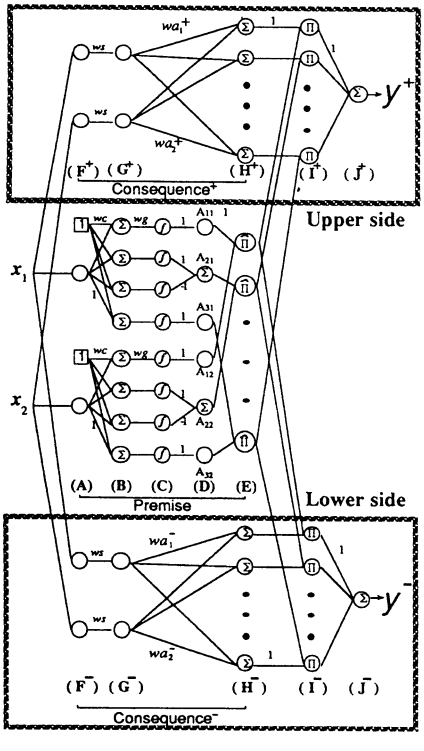


図1　ファジィニューラルネットワークの構成

2.2 学習法

人間の意思決定過程の上側および下側のモデルをFNNにより同定するために、石渕・田中の非線形区間モデルの上限及び下限の学習法[1]を用いた。以下にその概略を示す。以下において、t_pはp番目の教師信号、y_p^+及びy_p^-はそれぞれp番目のデータに対する上側及び下側を学習したネットワークの出力である。

(1) 上側の学習

上側を学習するために、p番目のデータに対する評価関数E_p^+としてω ($0 \le \omega \le 1$)により重み付けられた次式を用いる。

$$E_p^+ = \begin{cases} \dfrac{(t_p - y_p^+)^2}{2}, & (t_p > y_p^+) \\ \dfrac{\omega (t_p - y_p^+)^2}{2}, & (t_p \le y_p^+) \end{cases} \tag{2}$$

すなわち、ネットワークからの出力が教師信号よりも大きい場合には学習はあまり行われない。それに対しネットワークからの出力が教師信号よりも小さい場合には、通常の学習が行われる。従って、十分に学習させた後のネットワークは教師信号の上側を近似していることになる。この評価関数のもとで、図1におけるUpper sideの結合荷重をBP法により修正する。

(2) 下側の学習

下側の学習を行わせるには、次式のように(2)式と逆の重み付けを行えばよい。

$$E_p^- = \begin{cases} \dfrac{\omega (t_p - y_p^-)^2}{2}, & (t_p \ge y_p^-) \\ \dfrac{(t_p - y_p^-)^2}{2}, & (t_p < y_p^-) \end{cases} \tag{3}$$

上側の学習と同様にこの評価関数のもとで、Lower sideの結合荷重を更新する。

本FNNは、ファジィ分割された前件部の各領域ごとに、後件部に線形式を用いているため、必ずしも最適な上側もしくは下側のモデルを同定しているわけではない。しかし、本FNNは学習結果から各属性に対する重みを得ることができるため、同じ対象に対する総合評価のばらつきを重視度の違いとして把握できる。すなわち、上側のモデルの重みからは好意的な評価を下したときの重視度が、下側のモデルの重みからは厳しい評価を下したときの重視度が得られ、その重視度の違いにより総合評価の変化の様子が説明づけられる。

3.中古自動二輪車選定の意思決定モデル

3.1 中古自動二輪車選定の実験

提案したFNNの有効性を示すために中古自動二輪車選定の意思決定モデルの同定実験を行った。中古自動二輪車のデータは、市販の情報誌から得た。表1にデータの一部を示す。

表1　中古自動二輪車のデータ（抜粋）

車種（色）	価格（万円）	走行距離（km）	程度
AX-1（紺）	25.5	600	新同
RGV250Γ（黒）	29.8	8,297	極上
RZ250R（白・赤）	23.5	6,600	上
FZR250（黒）	23.8	11,942	中
・	・	・	・
・	・	・	・
・	・	・	・

中古自動二輪車には多くの評価すべき属性があるが、選定に大きくかかわると思われる属性として、車種、色、価格、走行距離、程度を用いた。このうち程度とは、情報誌の表現をそのまま用いているが、外観およびエンジンの調子などの程度を表したものである。これらのデータを用い、当研究室の学生を被験者として実験を行った。実験の手順を簡単に示す。

（1）属性の評価

（a）走行距離、価格：被験者に走行距離および価格とそれぞれの評価値の関係を尋ねた。得られた結果の例を図2に示す。

（b）車種：被験者に車種を好きな順に並べてもらい、評価値を決定する。さらに、色により微調整を行う。

（c）程度：新同(新品同様)、極上などの項目に評価値を与えてもらう。

（2）総合評価

被験者に、買う／買わないの基準で中古自動二輪車を5段階にクラス分けしてもらう。その5段階に対応する評価値として、0.95、0.75、0.50、0.30、0.10の値を割り振った。

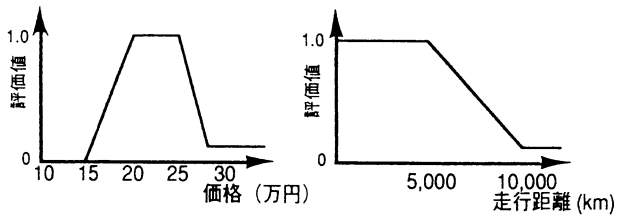


図2　価格・走行距離とその評価値（被験者A）

2人の被験者のモデルの同定を行ったのでその結果を以下に比較検討する。

3.2 FNNにより同定されたモデル

被験者2人に、それぞれ87個のデータの評価を依頼した。これらのデータを用いてFNNの学習を行う際に、(2),(3)式のωとして次式で表される関数を用いた。

$$\omega(n)=\frac{\omega_0}{1+(\frac{n}{300})^3} \qquad (4)$$

ただし、nは学習回数であり、$\omega_0=0.3$とした。ωを学習回数とともに減少させるのは、文献[1]と同様に学習の初期の段階では、学習の速度を速めるためにωを大きめに設定し、学習が進むにつれモデルの精度を向上させるようにωを小さくするためである。

87組の入出力データを一通りFNNに提示して1回の学習とし、3,000回の学習を行った。同定された重みを表3に示す。表中の属性の評価で○および×は、それぞれ属性の評価値が良いおよび悪いファジィ部分領域を示している。表中の網掛けは、その属性の評価が良いファジィ部分領域の重みを示している。

表3(a)　被験者Aのデータに対して同定された重み

属性の評価				重み（上側）				重み（下側）			
距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度
×	×	×	×	0.15	0.16	0.22	0.24	0.06	0.06	0.09	0.10
×	×	×	○	0.03	0.03	0.05	0.08	0.01	0.01	0.01	0.04
×	×	○	×	0.10	0.13	0.16	0.17	0.03	0.05	0.02	0.03
×	×	○	○	0.19	0.13	0.44	0.49	0.11	0.09	0.30	0.32
×	○	×	×	0.07	0.14	0.11	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00
×	○	×	○	0.12	0.15	0.11	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00
×	○	○	×	0.11	0.29	0.32	0.23	0.00	0.00	0.03	0.00
×	○	○	○	0.18	0.44	0.34	0.44	0.03	0.09	0.13	0.13
○	×	×	×	0.50	0.26	0.16	0.31	0.00	0.05	0.00	0.00
○	×	×	○	0.39	0.15	0.13	0.32	0.00	0.00	0.00	0.00
○	×	○	×	0.47	0.16	0.41	0.28	0.18	0.08	0.20	0.10
○	×	○	○	0.32	0.14	0.44	0.30	0.00	0.00	0.22	0.00
○	○	×	×	0.34	0.22	0.13	0.24	0.06	0.00	0.00	0.05
○	○	×	○	0.26	0.30	0.19	0.31	0.14	0.10	0.04	0.09
○	○	○	×	0.30	0.26	0.31	0.20	0.15	0.03	0.15	0.05
○	○	○	○	0.30	0.29	0.30	0.34	0.24	0.18	0.22	0.20

表3(b)　被験者Bのデータに対して同定された重み

属性の評価				重み（上側）				重み（下側）			
距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度
×	×	×	×	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
×	×	×	○	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.00	0.01	0.01
×	×	○	×	0.01	0.01	0.06	0.05	0.01	0.01	0.05	0.04
×	×	○	○	0.04	0.02	0.13	0.12	0.02	0.02	0.09	0.08
×	○	×	×	0.05	0.05	0.03	0.02	0.03	0.08	0.03	0.03
×	○	×	○	0.06	0.08	0.06	0.13	0.01	0.04	0.02	0.05
×	○	○	×	0.21	0.22	0.24	0.07	0.07	0.00	0.00	0.00
×	○	○	○	0.08	0.32	0.35	0.43	0.01	0.02	0.09	0.21
○	×	×	×	0.42	0.23	0.11	0.33	0.07	0.04	0.02	0.06
○	×	×	○	0.16	0.24	0.01	0.10	0.05	0.05	0.00	0.05
○	×	○	×	0.40	0.02	0.33	0.28	0.04	0.00	0.05	0.04
○	×	○	○	0.13	0.10	0.46	0.23	0.00	0.09	0.08	0.03
○	○	×	×	0.41	0.19	0.24	0.41	0.00	0.00	0.00	0.00
○	○	×	○	0.44	0.14	0.32	0.55	0.03	0.00	0.00	0.04
○	○	○	×	0.20	0.26	0.34	0.29	0.00	0.00	0.00	0.00
○	○	○	○	0.27	0.19	0.40	0.32	0.10	0.13	0.22	0.19

表3から読み取れることは、まず、2人の被験者ともに、好意的な評価をした場合、すなわち上側のモデルでは、評価の良い属性(表中▒)に高い重視度が同定されている。これは、好意的な評価は良い属性に注目した結果であると考えられるので妥当な結果である。また、下側では重視度は属性の評価の良し悪しに関係ない。各属性を満遍なく見ることで評価が厳しくなっているものと思われる。

次に個々の被験者について見てみる。被験者Aの上側のモデルの重視度は、各領域において大きな変化がなく、比較的各項目を均等に見ていることがわかる。被験者Aで特徴的なのは下側の重視度で、価格の評価が悪く、車種の評価が良く、程度が良い領域(表中下線部)では、走行距離の評価の良い方が悪い方よりも重視度が下がり総合評価が悪くなっている点である。図3は価格の評価が悪く(評価値0.25)、車種の評価が良い(評価値0.75)ときの、走行距離および程度の評価値を入力とし総合評価値を出力とする入出力曲面を示す。程度の評価値が良い領域からわかるように、総合評価値は距離の評価に対して単調増加ではない。データを詳しく調べ、さらに被験者Aにも質問したところ次のようなことがわかった。図3で注目している領域に属するデータにおいて、価格の評価は安すぎるために悪い値となっていた(図2参照)。すなわち、価格以外の面での評価の良さに対して価格が低すぎるために、逆に総合評価が悪くなってしまったことが、被験者の感想からもわかった。

被験者Bの特徴は、表3の下側のモデルにおいて同定された重視度がほとんど値を持たない領域が、特に属性の評価値が比較的高い所で目立つことである。少しでも悪いところがあればそれにひっぱられて全体の評価が悪くなってしまっているものと思われる。この傾向は被験者Bの感覚と一致していることも確認できた。

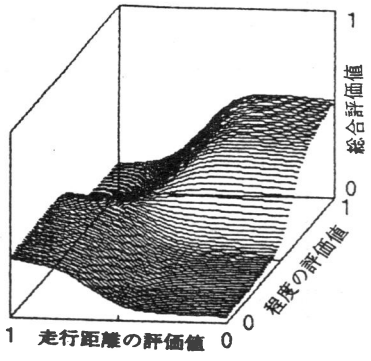


図3　属性の評価値と総合評価値の関係
(価格の評価値0.25、車種の評価値0.75)

4.まとめ

人間の意思決定問題のモデル化に適したファジィニューラルネットワークを提案した。本FNNは1つのネットワークで評価の上側と下側の傾向を、属性に対する重視度という形で同定できる。本FNNを中古二輪車選定の意思決定問題に適用し、その有効性を示した。得られたモデルは、意思決定者の感覚と一致するものであり、個人の意思決定における特徴を良く表すものであった。

参考文献

[1] 石渕、田中：ニューラルネットによるファジィ回帰分析とその応用、計測自動制御学会論文集、Vol. 28, No. 1, pp116/124, 1992

[2] T. Hashiyama, T. Furuhashi, Y. Uchikawa: A Face Graph Method Using a Fuzzy Neural Network for Expressing System Conditions, T. IEE Japan, Vol. 112-D, No.2, pp145/152, 1992

[3] D. E. Rumelhart, et al : Parallel Distributed Processing, MIT Press, 1986

[4] 堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークの構成法(III)、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp493/496、1991

[5] 堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークの構成法とそのファジィモデリングへの応用、ファジィ／ニューラルネットの機械システムのダイナミクスと制御への応用シンポジウム講演論文集、pp5/12、1991

[6] 橋山、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークによる顔グラフの表情評価モデル(II)、第1回インテリジェントシステムシンポジウム、pp241/244、1991

[問い合わせ先]
〒464-01　名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部　電子機械工学科
内川研究室
橋山　智訓
TEL　052-781-5111（内2792）
FAX　052-781-9263

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ニューロ・ファジィ有限要素法とシステム最適化

Neuro-Fuzzy Finite Element Method and System Optimization

市橋秀友
Hidetomo ICHIHASHI
大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

あらまし 本研究では，逐次型ファジィモデリング法(Neuro-like fuzzy modeling)を用いて，要素分割が不要でかつ解の近似度の良い，（偏）微分方程式の数値解法を提案する．また，変分法に基ずく最適化問題である，最速降下線問題に応用し，媒介変数を用いてもほぼ理論解どおりの解がえらることを示す．提案法は解析的手法でないので，初等的な偏微分の知識だけで，計算機を用いて微分方程式や最適化問題の近似解を得ることができる．また，特殊な拘束条件がつけられた場合にも学習がうまく収束する．

キーワード：ファジィモデリング，有限要素法，代用電荷法，システム最適化，ニューラルネット

1．はじめに

構造力学，流体力学などで用いられている有限要素法[1)]の基本的な考え方は，未知な連続関数を線分や平面に代表される区分的多項式群で近似的に置き換えて表現しようとするものである．本研究では，ファジィモデルにニューラルネットの学習則（勾配法）を適用した，逐次型ファジィモデリング法[2)-4)]を用いて，要素分割が不要でかつ解の近似度の良い，（偏）微分方程式の数値解法とそのシステム最適化問題への応用を提案する．代用電荷法[5),6)](Charge Simulation Method)が，グリーン関数の重ね合わせによる微分方程式の半解析的解法であるに対して，提案法はガウス基底を重ね合わせその中心と広がりを逐次的に自動調整する数値解法である．

2．ニューロ・ファジィ有限要素法

簡略ファジィ推論[2),3)]はファジィ推論に用いられるMinimum演算子をかけ算にして，さらにルール結論部のファジィ集合を普通の実数値（単集合）にしたものである．第k番目のファジィルールを

If x_1 is $A_{1,k}$ and...and x_n is $A_{n,k}$
then y is w_k.

などとする．If- の部分を条件部，then-の部分を結論部という．ファジィモデルをC∞級の滑らかな関数によって構成するために，つぎのガウス基底をメンバシップ関数とする[3)]．

$$A_{i,k}(x_i)=\exp\left(-\frac{(x_i-a_{i,k})^2}{b_{i,k}}\right) \qquad (1)$$

ただし，k はルール番号で$a_{i,k}$と$b_{i,k}$はルールごとに設定するものとする．また，第k ルールの条件部適合度合は次式のようになる．

$$\mu_k(\mathbf{x})=\prod_{i=1}^{n} A_{i,k}(x_i) \qquad (2)$$

ルールの数をKとし，第k ルールの結論部実数値をw_k とすると，ファジィモデルの出力y(x)は

$$y(\mathbf{x})=\sum_{k=1}^{K} \mu_k(\mathbf{x})\cdot w_k \qquad (3)$$

となる．

つぎに，n次元p階偏微分方程式の重みつき残差法，選点法による近似解法を説明する．n次元の入力に対して各々$N_1,\ldots,N_n$ 個のメンバーシップ関数を(1)式のように設定すると，第kルールの条件部適合度合は(2)式で，モデルの出力は(3)式で表される．各次元の微分の階数を $i_j(0\leq i_j\leq p)$とし，n次元p階の偏微分方程式を(3)式のファジィモデル y を用いて次式のように表す．

$$\sum_{i_1,\ldots,i_n} B_{i_1,\ldots,i_n}(x_1,\ldots,x_n)\cdot \frac{\partial^{i_1}}{\partial {x_1}^{i_1}}\cdots\frac{\partial^{i_n}}{\partial {x_n}^{i_n}}\, y=f(x_1,\ldots,x_n) \qquad (4)$$

また，境界条件は

$$\sum_{i_1,\ldots,i_n} C_{i_1,\ldots,i_n}(x_1,\ldots,x_n)\cdot \frac{\partial^{i_1}}{\partial {x_1}^{i_1}}\cdots\frac{\partial^{i_n}}{\partial {x_n}^{i_n}}\, y=g(x_1,\ldots,x_n) \qquad (5)$$

とする．ただし，$B_{i_1,\ldots,i_n}$は偏微分方程式における各項の係数，$C_{i_1,\ldots,i_n}$は境界条件式における各項の係数，そして，f は偏微分方程式における右辺，g は境界条件の右辺である．これに(3)式を代入すると，

$$\sum_{i_1,\ldots,i_n}\sum_{k=1}^{K} w_k\cdot B_{i_1,\ldots,i_n}(x_1,\ldots,x_n) \frac{\partial^{i_1}}{\partial {x_1}^{i_1}}\cdots\frac{\partial^{i_n}}{\partial {x_n}^{i_n}}\,\mu_k=f(x_1,\ldots,x_n) \qquad (6)$$

$$\sum_{i_1,\ldots,i_n}\sum_{k=1}^{K} w_k\cdot C_{i_1,\ldots,i_n}(x_1,\ldots,x_n) \frac{\partial^{i_1}}{\partial {x_1}^{i_1}}\cdots\frac{\partial^{i_n}}{\partial {x_n}^{i_n}}\,\mu_k=g(x_1,\ldots,x_n) \qquad (7)$$

となる．

i_jにより p階までの微分の組合せがすべて表されるので，どのような n次元p階偏微分方程式も(6)式で表現できる．また，各入力変数の変域に設定したメンバシップ関数は，すべて(1)式と同様であるので，(6)，(7)式は $A_{i,k}(x_i)$の1～p階微分を事前に用意しておけば計算機プログラムが作成できる．(6)式における両辺の差を$R_0(\mathbf{x})$，(7)式における両辺の差を$R_1(\mathbf{x})$とする．本研究では，複数の選点xにおける偏微分方程式の残差$R_0(\mathbf{x})$および境界値に対する残差$R_1(\mathbf{x})$の和を評価関数E(x)として，この値の減少方向にパラメータを変化させる2乗誤差最小化問題として定式化する．従って，ガウス基底の並列的な重ね合わせによる選点法，重み付き残差法である．$R_0(\mathbf{x})$，$R_1(\mathbf{x})$，E(x)は次式のように表される．

$$R_0(\mathbf{x})=F_0(x_1,\ldots,x_n)-f(x_1,\ldots,x_n)$$

$$R_1(\mathbf{x})=G_0(x_1,\ldots,x_n)-g(x_1,\ldots,x_n)$$

$$E(\mathbf{x})=\frac{1}{2}\{R_0(\mathbf{x})^2+\gamma\cdot R_1(\mathbf{x})^2\} \qquad (8)$$

ただし，F_0，G_0は各々(6)，(7)式の左辺を表し，γは境界値の誤差と偏微分方程式の誤差のバランスをとるために用いる定数（ペナルティ）である．提案法は近似解法であり，理論解どおりの解は得られないので境界条件と微分方程式（どちらも制約条件である）に誤差が存在する．その誤差を調整するための定数であり試行錯誤的に決定する必要があるが，γの値のかなり広い範囲でうまく収束する．

提案のニューロ・ファジィ有限要素法を用いて，次の常微分方程式の近似解を求めた．なお，偏微分方程式の例題については文献7)を参照頂きたい．

$$\frac{d^4y}{dx^4}+y=0 \quad (x\in[0,\sqrt{2\pi}])$$

$$\text{境界条件}\ \begin{cases} y(0)=\dot{y}(0)=y(\sqrt{2\pi})=0 \\ \dot{y}(\sqrt{2\pi})=-1 \end{cases}$$

区間$[0,\sqrt{2\pi}]$を等間隔に分割し，両端を含めた11点または31点を選点とした．γ=50としたときの，共役勾配法によるシミュレーション結果をTable1 とTable2に示す．Table1では，(B)の方が(A)よりも選点数が3倍であるが，評価関数の値は，小さくなっている．Table2は区間$[0,\sqrt{2\pi}]$内の21点での理論解，文献8)によるスプライン関数を用いる有限要素法での近似解と提案法での近似解の比較を示している．斜線部分は理論解と一致していない桁を示している．Fig.1 の実線①－④は学習前のメンバシップ関数（ガウス基底）を表している．また○は4個のデータ点における理論解と境界での値を示している．Fig.2 とFig.3 はそれぞれ1,000回目と30,000回学習後のメンバシップ関数，近似解 y，その1階微分 y′，および4階微分y″″を示している．学習1,000回目でガウス基底が境界の外に向かってかなり移動している．またyとy′は1,000回で，ほぼ理論解に近いが，y″″はまだ誤差が大きい．

Table 1 Simulation results of solving an ordinary differential equation. Conjugate gradient method of Fletcher-Reeves was applied. (A) 11 collocations, (B) 31 collocations

Iteration number	Values of E (A)	(B)
0	50.0	50.0
1000	0.011673	0.0115
5000	5.10×10^{-4}	9.69×10^{-4}
10000	1.19×10^{-4}	3.24×10^{-4}
15000	4.80×10^{-5}	1.00×10^{-4}
30000	3.00×10^{-5}	5.00×10^{-6}

Table 2 Comparisons of accuracy of Fuzzy FEM and Spline FEM. (A) 11 collocations, (B) 31 collocations.

x	y	Spline degree-4	Spline degree-6	Fuzzy (A)	Fuzzy (B)
0	0	0	0	0.000002	0
0.222144	0.003021	0.002912	0.003018	0.003023	0.003022
0.444288	0.012084	0.011817	0.012081	0.012088	0.012085
0.666432	0.027178	0.026855	0.027181	0.027186	0.027179
0.888577	0.048260	0.048011	0.048267	0.048268	0.048261
1.11072	0.075217	0.075122	0.075224	0.075219	0.075218
1.33287	0.107820	0.107873	0.107820	0.107810	0.107819
1.55501	0.145651	0.145789	0.145648	0.145628	0.145648
1.77715	0.188028	0.188216	0.188025	0.187997	0.188024
1.99930	0.233912	0.235414	0.233917	0.233883	0.233909
2.22144	0.281808	0.282149	0.281815	0.281788	0.281806
2.44359	0.329646	0.330128	0.329643	0.329642	0.329647
2.66573	0.374674	0.375425	0.374655	0.374683	0.374675
2.88787	0.413334	0.414388	0.413313	0.413350	0.413335
3.11002	0.441161	0.442064	0.441156	0.441176	0.441161
3.33216	0.452688	0.452811	0.452705	0.452696	0.452687
3.55431	0.441378	0.440447	0.441406	0.441379	0.441377
3.77645	0.399605	0.398051	0.399639	0.399604	0.399604
3.99859	0.318677	0.317279	0.318666	0.318676	0.318675
4.22074	0.188942	0.188340	0.188927	0.188942	0.188942
4.44288	0	0	0.000002	-0.000003	0

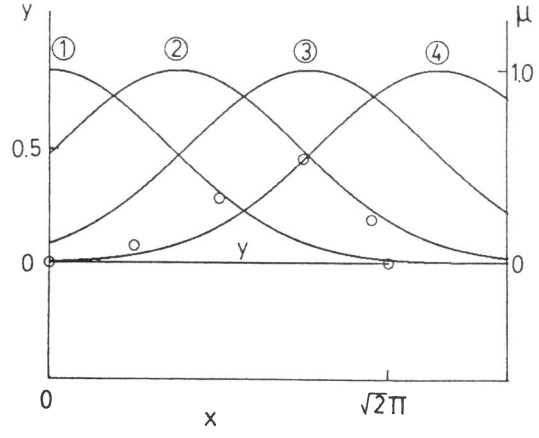


Fig.1 Gaussian membership functions before learning. ○:Theoretical values of y

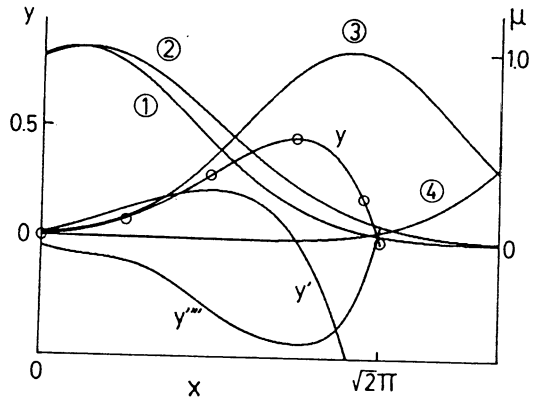


Fig. 2 Approximate solution of a differential equation after 1,000 iterations.

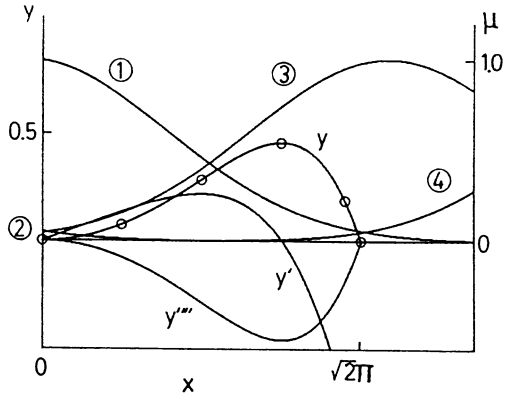


Fig. 3 Approximate solution of a differential equation after 30,000 iterations.

3．最適化問題への応用

システム最適化の基本問題である最速降下線問題は，1696年にベルヌーイによって提出されたもので，変分法の起源となるものである．一定点0にある一つの質点が，重力のみによって，0 と同一の垂直面上のある経路に沿って，この面上の他の定点A まで落下するとき，0からAに達するまでの時間が最小となるような経路の関数形を定める問題である．0 を垂直面上の高い方の点とし，これを原点として，x軸を横軸に，y軸を下方に向かう縦軸とするような，直行座標(x,y)を考え，点Aの座標を(a,b) とする．y=y(x) を経路を表す方程式とする．質点は点0では静止していて，高さy まで落下したとする．経路時間を最小にするには，目的関数

$$J(y(x))=\int_0^a \frac{1+y'^{\,2}}{y}\,dx \qquad (9)$$

を最小にするような関数y=y(x)を求めれば良い問題である[9]．したがって，変分法より，オイラーの方程式

$$y(1+y'^{\,2})=c \qquad (cは積分定数) \qquad (10)$$

を解けば最速降下線が求まる．真の解析解は，サイクロイド曲線であるが，c は未知数であるためにうまく解く必要がある．また次の２つの例題のような特殊な拘束条件が付加されると，一般には理論解が求まらない．ここでは，(10)式の近似解を媒介変数を用いたニューロ・ファジィ有限要素法で求める．媒介変数を用いるのは，以下の最後の例題が一価関数としては求められないためであるが，近似関数が媒介変数を用いた複雑な関数になる場合もうまく収束することを示すことが目的である．ファジィモデルを，

$$x(z)=\sum_{k=1}^{K}\mu_{1k}(z)\cdot w_{1k}$$

$$\mu_{1k}(z)=\exp\left(-\frac{(z-a_{1k})^2}{b_{1k}}\right) \qquad (11)$$

$$y(z)=\sum_{k=1}^{K}\mu_{2k}(z)\cdot w_{2k}$$

$$\mu_{2k}(z)=\exp\left(-\frac{(z-a_{2k})^2}{b_{2k}}\right) \qquad (12)$$

とする．そして (10)式の微分方程式に(11)-(12)式を代入して次の

$$y(z)(1+y'(z)^2)=c \qquad (c は積分定数) \qquad (13)$$

を満たす近似関数x(z)とy(z)の未知パラメータw_{ik}, a_{ik}, b_{ik}を求める問題とする．ただし，$y'=dy/dx$である．また境界条件も同様に，初期条件の近似を x(0), y(0)とし，終端条件の近似をx(10), y(10)とする．zは整数値（$0\leqq z\leqq 10$）とし，評価関数を次のように定める．

$$E=\frac{1}{2}\sum_{z=0}^{10}\{y(z)(1+y'(z)^2)-y(z+1)(1+y'(z+1)^2)\}^2$$
$$+\gamma\{(y(0)-y_0)^2+(x(0)-x_0)^2$$
$$+(y(10)-y_{10})^2+(x(10)-x_{10})^2\} \qquad (14)$$

ただし，(x_0,y_0), (x_{10},y_{10})はそれぞれ始端，終端の座標であり，γ は定数である．$(x_0,y_0)=(0,0)$, $(x_{10},y_{10})=(1,1)$, $\gamma=100$とした時のシミュレーション結果をTable3 の(A)とFig. 4に示す．Fig. 4の①は学習前の，パラメータの初期値によって決まる経路，②は40,000回学習後の経路である．提案法による近似解は，○で示す理論解のサイクロイド曲線とほぼ等しくなっている．計算時間はパーソナルコンピュータPC9801DAで，約１時間である．(14)式及びその学習則は，媒介変数zを用いているために，複雑な式となっているが，うまく収束した．

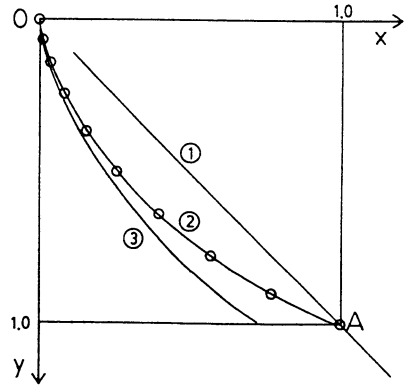


Fig. 4 Resulting trajectories of optimization problems.

次に，先の例題に次のような拘束条件を付け加えて，一般には理論解が求まらない問題への応用を考える．終端のy座標のみを定め，終端のx座標は自由にする．そし

て，経路の長さ一定の条件を付け加える．すなわち，経路の長さ一定の拘束条件のもとで，定点0 からある高さに達するまでの時間が最小となるような経路の関数形を定める問題である．この問題は，(25)式の評価関数を次のように変えると，同様に解ける．

$$E=\frac{1}{2}\sum_{z=0}^{10}\{y(z)(1+y'(z)^2)-y(z+1)(1+y'(z+1)^2)\}^2 + \gamma\{(y(0)-y_0)^2+(x(0)-x_0)^2+(y(10)-y_{10})^2\} + \eta(l-L)^2 \qquad (15)$$

ただし，lはファジィモデルで表現された経路から，シンプソンの積分公式を用いて求めた経路長を表す非線形項で，Lは定められた経路の長さ（定数）である．また，γ と η は微分方程式と境界条件と拘束条件の誤差のバランスをとる定数である．$(x_0,y_0)=(0,0)$，$y_{10}=1$，$L=1.5$，$\gamma=100$，$\eta=100$とした時のシミュレーション結果をTable3の(B)とFig.4の③に示す．学習回数40,000回では，経路長一定の滑らかな最速降下線が得られている．計算時間は，約１時間30分である．

Table 3 Simulation results of optimization problems.

Iteration number	Values of E (A)	(B)	(C)
0	11.2000	596.601	1208.79
10000	0.04324	1.06075	0.29761
40000	0.01264	0.06894	0.13792

さらに，定点0から定点Aまでは時間最小の経路を通り，その先は定点B，C，D，Eの近くを通る滑らかな経路を定める問題を考える．ただし定点B，C，D，Eは，定点A を過ぎた後に滑らかに上側に曲がるように，適当に与えた点であり，各定点を折れ線で補間するのではなく，経路を滑らかに曲げることが目的である．このような経路は，y を単一変数x だけで表した一価関数では求められないので，媒介変数zを用いている．評価関数を

$$E=\frac{1}{2}\sum_{z\in I}\{y(z)(1+y'(z))^2-y(z+1)(1+y'(z+1)^2)\}^2 + \gamma\sum_{z\in I'}\{(y(z)-y_z)^2+(x(z)-x_z)^2\} \qquad (16)$$

とする．ただし，$I=\{0,1,2,\cdots,10\}$，$I'=\{0,10,11,12,13,14\}$ である．$(x_0,y_0)=(0,0)$，$(x_{10},y_{10})=(1,1)$，$(x_{11},y_{11})=(1.2,0.9)$，$(x_{12},y_{12})=(1.28,0.75)$，$(x_{13},y_{13})=(1.2,0.6)$，$(x_{14},y_{14})=(1.0,0.5)$，$\gamma=100$ とした時のシミュレーション結果をTable3の(C)とFig.5に示す．学習回数40,000回では，定点0 から定点A までは理論解のサイクロイド曲線にほぼ等しく，その先は与えられた点の近くを通る滑らかな曲線が得られている．計算時間は約２時間である．Fig.6は学習後のx(z)，y(z)である．

4．おわりに

最適化問題は変分法によらず積分形式の汎関数を直接的に最小化するように解くこともできる．非線形システムであり困難な制御問題であるとされている，トレーラ型移動ロボットの後退運転の最適制御が，ニューロ・ファジィによる汎関数の最小化によって実現できている[10]．今後は応力解析などの実用的問題や種々の非線形最適制御問題に提案法を応用し，その有効性を確かめることが課題である．

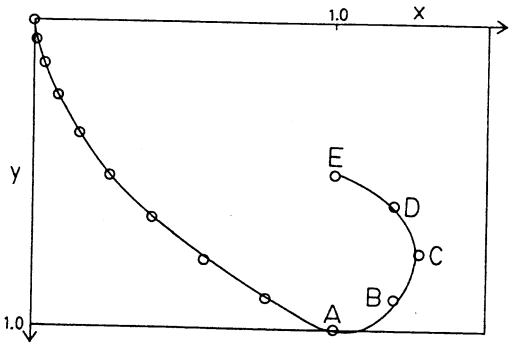


Fig. 5 Resulting trajectory interpolating points A, B, C, D and E.

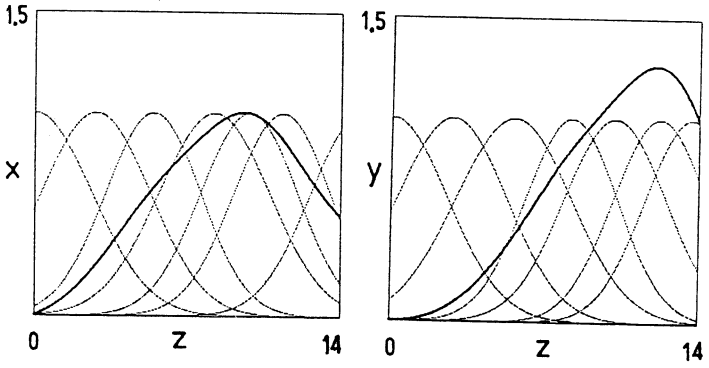


Fig. 6 x(z) and y(z) after learning.

謝辞：大阪府立大学工学部 **檜山昌代**君に協力頂いた．

＜参考文献＞

1) 菊地：有限要素法概説，サイエンス社 (1980)
2) 市橋，渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2，No.3，pp.429-437(1990)
3) H.Ichihashi; Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network , Proc. of International Fuzzy System Association Fourth World Congress Brussels, Belgium, vol.Eng. pp.49-52(1991).
4) 渡辺，市橋;逆キネマティクス・逆ダイナミクスモデルを学習するマニピュレータのファジィ制御，電子情報通信学会論文誌，Vol.J74-D-Ⅱ，No.12 pp.1794-1802(1991)
5) 村島：代用電荷法とその応用，森北出版(1983)
6) 村瀬，小山，石田：順・逆解析入門，森北出版 (1990)
7) 市橋，佐藤；ファジィ有限要素法，第３５回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集，pp.173-174(1991)
8) 桜井（監修），吉村，高山：パソコンによるスプライン関数，東京電機大学出版局 (1989)
9) 嘉納：システムの最適理論と最適化，コロナ社 (1987)
10) 徳永，市橋：ニューロ・ファジィ最適制御によるトレーラ・トラックの後退運転，第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1992)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ推論法による補間（2）

－ 条件部が2変数の場合 －

Interpolation by Fuzzy Reasoning Methods (part 2)

－ Case that Conditional Part Consist of Two Variables －

水本　雅晴
Masaharu Mizumoto
大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University

山田　祐司
Yuji Yamada
関西女学院短期大学
Kansai Jogakuin Junior College

Abstract: As the continuation of the work[1],we obtain analytically reasoning results for two dimensional fuzzy reasoning form under various kinds of fuzzy reasoning methods such as (min/min)-max-gravity method,(min/product)-max-gravity method,(product/product)-sum-gravity method and simplified method. It is shown that (min/min)-max-gravity method widely used in fuzzy controls gives very complicate reasoning results compared with (product/product)-sum-gravity method and simplified reasoning method.

キーワード: min-max-重心法，代数積-加算-重心法，簡略化推論法

1．はじめに

論文[1]の続編として、ファジィ規則の前件部が2次元である場合のファジィ推論形式に対して、マムダニの方法や他のファジィ推論法を適用すると、どのような推論結果が得られるかを解析的に求める。

ファジィ制御で最もよく使用されているマムダニの方法（(min/min)-max-重心法）は、極めて簡単化されたファジィ推論形式に対してさえ非常に複雑な推論結果を与えるが、(代数積/代数積)-加算-重心法 [2]や、簡略化推論法では非常に簡潔な推論結果が得られることを示す。

2．多重ファジィ推論

まず、前件部が and で結ばれたファジィ規則からなる次の多重ファジィ推論を考えてみよう。

$$\begin{array}{ll} \text{規則1}: & x \text{ is } X_1 \text{ and } y \text{ is } Y_1 \Rightarrow z \text{ is } Z_1 \\ \text{規則2}: & x \text{ is } X_2 \text{ and } y \text{ is } Y_2 \Rightarrow z \text{ is } Z_2 \\ \hline \text{規則}n: & x \text{ is } X_n \text{ and } y \text{ is } Y_n \Rightarrow z \text{ is } Z_n \\ \text{事　実}: & x \text{ is } x_0 \text{ and } y \text{ is } y_0 \\ \hline \text{結　論}: & z \text{ is } Z' \end{array} \qquad (1)$$

ここで、X_i, Y_i, Z_i $(i=1,\cdots,n)$ は、それぞれ 集合 X,Y,Z におけるファジィ集合であり、$x_0 \in X, y_0 \in Y$ である。

このとき、結論 Z'(Zにおけるファジィ集合) は、

$$\begin{aligned} Z' &= (x_0 \text{ and } y_0) \circ [\bigcup_{i=1}^{n} (X_i \text{ and } Y_i \Rightarrow Z_i)] \\ &= \bigcup_{i=1}^{n} [(x_0 \text{ and } y_0) \circ (X_i \text{ and } Y_i \Rightarrow Z_i)] \\ &= \bigcup_{i=1}^{n} Z_i' \end{aligned}$$

のように各々の推論結果

$$Z_i' = (x_0 \text{ and } y_0) \circ (X_i \text{ and } Y_i \Rightarrow Z_i)$$

の結び(∪)として与えられる。ここで、∘は max-min 合成を表す。これらをメンバーシップ関数で表すと次のようになる。

$$\mu_{Z_i'}(z) = \mu_{X_i}(x_0) \text{ and } \mu_{Y_i}(y_0) \rightarrow \mu_{Z_i}(z) \qquad (2)$$

$$\mu_{Z'}(z) = \mu_{Z_1'}(z) \text{ OR } \cdots\cdots \text{ OR } \mu_{Z_n'}(z) \qquad (3)$$

この最終的な結論 Z' の代表点 z_0 は次の重心計算により求められる。

$$z_0 = \frac{\int z \mu_{Z'}(z)\, dz}{\int \mu_{Z'}(z)\, dz} \qquad (4)$$

なお、式(2),(3)における "and", "→", "OR" を表す演算としては、通常

$$\mu_{Z_i'}(z) = \mu_{X_i}(x_0) \wedge \mu_{Y_i}(y_0) \wedge \mu_{Z_i}(z) \qquad (5)$$

$$\mu_{Z'}(z) = \mu_{Z_1'}(z) \vee \cdots\cdots \vee \mu_{Z_n'}(z) \qquad (6)$$

のように min（∧）と max（∨）がよく用いられる。

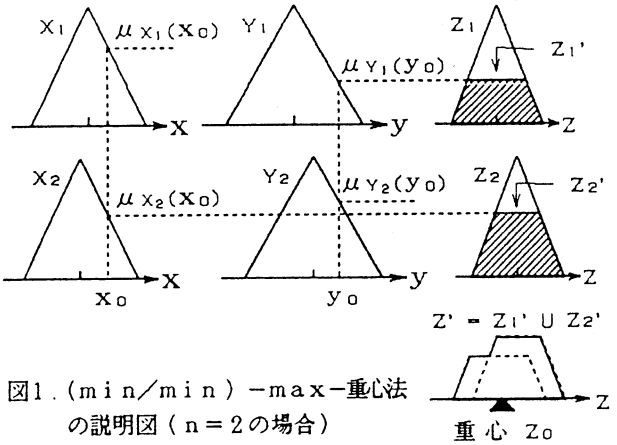


図1．(min／min) －max－重心法の説明図（n＝2の場合）

この場合、点(x_0, y_0) が与えられたときこれらの演算に従ってz_0 を求めようとすると、まず式(5)で min（∧）を2回、式(6)で max（∨）を、さらに式(4)で重心法をそれぞれ用いることから、この方法を 「(min/min)-max

-重心法」と名付ける。$n=2$ の場合についてこの推論手順を図示すると、図１のようになる。

３．ファジィ推論モデルの設定

(min/min)-max-重心法はファジィ制御で最も多用されているマムダニのファジィ推論法であるが、この方法がファジィ制御に対する最良の推論法であるという保証はなく、その有効性についての検討が必要とされる。この様な観点から本論文では、この方法を補間法として使用した場合にどのような補間結果が得られるかという問題に焦点を当て、式(5),(6)に min, max を割り当てた場合と、それ以外の演算を割り当てた場合の補間結果について比較、検討を行う。

この場合、式(1)のような一般的なファジィ推論形式に対して、解析的な推論結果が得られればよいが、場合分けが極めて複雑になり解析が困難となることから、簡単の為に次のようなファジィ推論形式を議論の対象とする。

$$\begin{array}{l} \text{規則1}：x \text{ is } \underline{x1} \text{ and } y \text{ is } \underline{y1} \Rightarrow z \text{ is } \underline{z1} \\ \text{規則2}：x \text{ is } \underline{x1} \text{ and } y \text{ is } \underline{y2} \Rightarrow z \text{ is } \underline{z2} \\ \text{規則3}：x \text{ is } \underline{x2} \text{ and } y \text{ is } \underline{y1} \Rightarrow z \text{ is } \underline{z3} \\ \text{規則4}：x \text{ is } \underline{x2} \text{ and } y \text{ is } \underline{y2} \Rightarrow z \text{ is } \underline{z4} \\ \text{事 実}：x \text{ is } x_0 \text{ and } y \text{ is } y_0 \\ \hline \text{結 論}：z \text{ is } \underline{z'} \qquad (\underline{z'}\text{の重心}：z_0) \end{array} \tag{7}$$

ここで、記法aは「ａぐらい」を表すファジィ集合である。

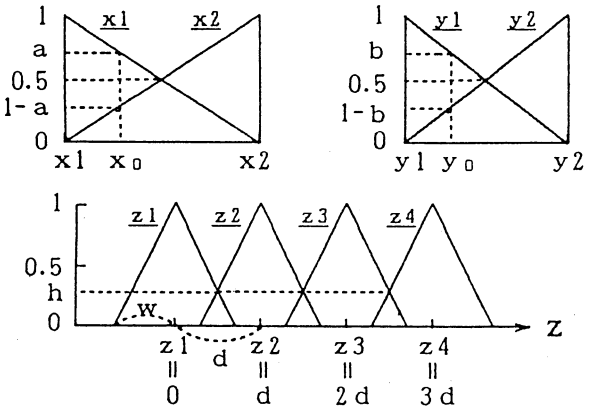


図２．式(7)におけるファジィ集合

図２に示すように前件部の４つのファジィ数の内、$\underline{x1}$ と $\underline{x2}$ ，$\underline{y1}$ と $\underline{y2}$ はそれぞれ同じ幅を持つ三角型のファジィ集合であり、いずれも高さ0.5で交わっているものとする。このとき、各ファジィ集合の点 x_0, y_0 における高さはそれぞれ

$$\mu_{\underline{x1}}(x_0)=a, \quad \mu_{\underline{x2}}(x_0)=1-a$$
$$\mu_{\underline{y1}}(y_0)=b, \quad \mu_{\underline{y2}}(y_0)=1-b$$

と表せる。ただし、a, b は

$$a=\frac{x2-x_0}{x2-x1}, \quad b=\frac{y2-y_0}{y2-y1} \tag{8}$$

と与えられ、$x1 \leqq x_0 \leqq x2$, $y1 \leqq y_0 \leqq y2$ である。

後件部の４つのファジィ数 $\underline{z1}$, $\underline{z2}$, $\underline{z3}$, $\underline{z4}$ もすべて同じ幅 $w(>0)$ を持つ三角型のファジィ数であり、すべて等間隔 $d(\geqq w)$ にあるものと仮定する。すなわち、

$$z1=0, \quad z2-z1=z3-z2=z4-z3=d$$

これより、隣接するファジィ集合はいずれも同じ高さ $h(\leqq 0.5)$ で交わり、４点 (xi, yi, zi) $(i=1,\cdots,4)$ はすべて同一平面上にある事になる。

以上の設定のもとに、次節では (min/min)-max-重心法など、種々のファジィ推論法によってどのような補間結果が得られるかを示す。

４．種々のファジィ推論法による補間

式(2),(3)の "and","→","OR" を表す演算としては、先に述べた min, min, max 以外にも色々なものが提案されているが、ここでは、min, 代数積, max を使用した「(min/代数積)-max-重心法」と、代数積, 代数積, 加算を使用した「(代数積/代数積)-加算-重心法」を考え、これらにより、点 (x_0, y_0) と結論 $\underline{z'}$ の重心 z_0 の関係 $z_0=f(x_0, y_0)$ を調べる。

(i) $\underline{\text{(min/min)-max-重心法 による場合}}$：

この方法の場合、最終的な結論 $\underline{z'}$ のメンバーシップ関数 $\mu_{\underline{z'}}(z)$ は、個々の結論 $\underline{z1}$, $\underline{z2}$, $\underline{z3}$, $\underline{z4}$ の頭切りの高さ $a, b, 1-a, 1-b$ と交わり部分の高さ h の大小関係によって決定されるので、まず図３に示すようなａｂ平面上の16個の領域を考える。

この内、領域１，２，３と領域１'，２'，３'においては $\mu_{\underline{z'}}(z)$ はそれぞれ一致する。また、関数

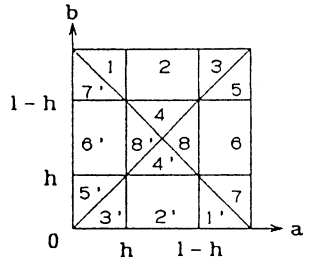


図３．ａｂ平面上での領域

$z_0=f(x_0, y_0)$ は 点 $\left(\frac{x1+x2}{2}, \frac{y1+y2}{2}, \frac{3d}{2}\right)$ に関して対称になる（この事は他の推論法においても成り立つ）ことに注意すると、ｂ≧１－ａの領域（図３のダッシュの付いていない領域）だけ考えれば十分である。

以上のことから、重心 z_0 は次のように表される。

(a) $b \geqq a$ and $b \geqq 1-a$ and $b \geqq 1-h$ (領域１∪２∪３)の場合：(図４参照)

式(4)から

$$z_0 \text{の分子} = \int_{-w}^{-(1-a)w} z(w+z)/w\,dz + \int_{-(1-a)w}^{(1-a)w} z\,a\,dz + \cdots + \int_{3d+bw}^{3d+w} z(w+3d+z)/w\,dz$$

$$z_0 \text{の分母} = \int_{-w}^{-(1-a)w} (w+z)/w\,dz + \int_{-(1-a)w}^{(1-a)w} a\,dz + \cdots + \int_{3d+bw}^{3d+w} (w+3d+z)/w\,dz$$

これより、

$$z_0=\frac{d}{2}\cdot\frac{(4a^2-b^2-3)w+9(b-1)d}{(2a^2-b^2-2a)w+3(b-1)d}$$

(b) $b \geqq a$ and $b \geqq 1-a$ and $b \leqq 1-h$ (領域4)
の場合：

$$z_0=\frac{d}{2}\cdot\frac{4(4a^2+8b^2-3)w^2+9(d-4w)d}{8(a^2+b^2-a)w+3(d-4w)d}$$

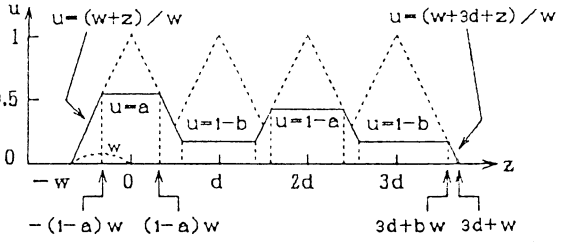


図4．b≧a and b≧a and b≧1－h のときの
ファジィ集合 Z'
－(min/min)-max-重心法 の場合－

(c) $1-h \leqq b \leqq a$ (領域5) の場合：

$$z_0=\frac{d}{2}\cdot\frac{(2a^2+b^2-3)w+(8a+b-9)d}{b^2w+(d-2w)b+(2a-3)d}$$

(d) $h \leqq b \leqq 1-h$ and $a \geqq 1-h$ (領域6) の場合：

$$z_0=\frac{d}{2}\cdot\frac{4(2a^2+2b^2-3)w^2+\{4(8a-9)w+d\}d}{8(b^2-b)w^2+\{4(2a-3)w+d\}d}$$

(e) $1-a \leqq b \leqq h$ (領域7) の場合：

$$z_0=\frac{d}{2}\cdot\frac{(2a^2+b^2-4)w+8(a-1)d+(2w-d)b}{(b^2-1)w+(2a-b-2)d}$$

(f) $1-a \leqq b \leqq a$ and $a \leqq 1-h$ (領域8) の場合：

$$z_0=\frac{d}{2}\cdot\frac{4(10a^2+2b^2-3)w^2+9(d-4w)d}{8(a^2+b^2-b)w^2+3(d-4w)d}$$

以上から、(min/min)-max-重心法 によって得られる重心 z_0 は

$$z_0=\frac{a,b\text{の2次式}}{a,b\text{の2次式}}=\frac{x_0,y_0\text{ の2次式}}{x_0,y_0\text{ の2次式}}$$

のような有理関数になることが分かる。

この事は、ファジィ集合 z1, z2, z3, z4 が互いに離れている場合にも成り立つ。

例として、$x1=y1=0$, $x2=y2=5$ $d=w=2$ と置き関数 $z=f(x,y)$ のグラフを描くと、図5(a)のような曲面が得られる。

(ii) (min/代数積)-max-重心法による場合：

この方法は、式(6)はそのままにし、式(5)だけを

$$\mu_{zi}'(z)=[\mu_{xi}(x_0)\wedge\mu_{yi}(y_0)]\cdot\mu_{zi}(z)$$

に置き換えた場合に相当する。（図6参照）

この場合、$\mu_{z'}(z)$ は、図3の4つの領域Ⅰ(1∪2∪3∪4), Ⅱ(5∪6∪7∪8), Ⅲ(1'∪2'∪3'∪4'), Ⅳ(5'∪6'∪7'∪8')に場合分けされ、重心 z_0 は
領域Ⅰ($b \geqq a$ and $b \geqq 1-a$)とⅢ($b \leqq a$ and $b \leqq 1-a$)
では、

$$z_0=\frac{\sum_{i+j\leq 4} n_{ij}a^i b^j}{\sum_{i+j\leq 4} d_{ij}a^i b^j}=\frac{x_0,y_0\text{ の双4次式}}{x_0,y_0\text{ の双4次式}}$$

(n_{ij}, d_{ij} は a,b によらない定数)

領域Ⅱ($1-a \leqq b \leqq a$)とⅣ($a \leqq b \leqq 1-a$) では、

$$z_0=\frac{\sum_{i+j\leq 5} n_{ij}'a^i b^j}{\sum_{i+j\leq 4} d_{ij}'a^i b^j}=\frac{x_0,y_0\text{ の双5次式}}{x_0,y_0\text{ の双4次式}}$$

(n_{ij}', d_{ij}' は a,b によらない定数)

のような複雑な有理関数になる。

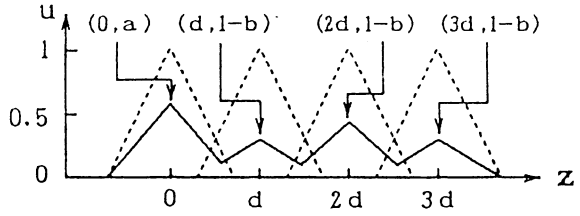


図6．b≧a and b≧1－a のときの
ファジィ集合 Z'
－(min/代数積)-max-重心法 の場合－

この関数 $z=f(x,y)$ (図5(a)と同じ条件) のグラフを図5(b)に示す。一方、ファジィ集合 z1, z2, z3, z4 が互いに離れている場合には、上と比べて簡単になり、

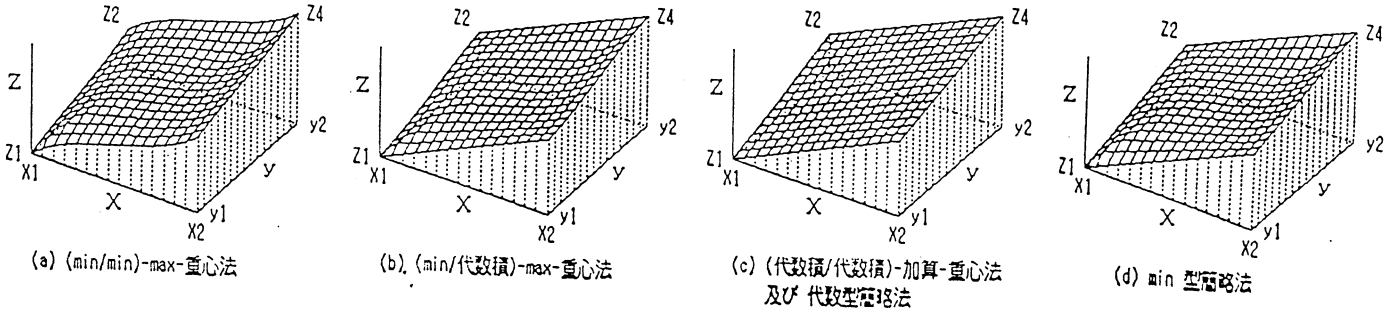
$$z_0=\frac{n_1a+n_2b+n_3}{d_1a+d_2b+d_3}=\frac{x_0,y_0\text{ の1次式}}{x_0,y_0\text{ の1次式}}$$

(n_i, d_i は a,b によらない定数)

のような有理関数となる。

(iii) (代数積/代数積)-加算-重心法による場合：

この方法は、式(5),(6)をそれぞれ、



(a) (min/min)-max-重心法　(b) (min/代数積)-max-重心法　(c) (代数積/代数積)-加算-重心法 及び 代数型簡略法　(d) min 型簡略法

図5．ファジィ推論法による補間結果

$\mu_{zi}'(z)=\mu_{xi}(x_0)\cdot\mu_{yi}(y_0)\cdot\mu_{zi}(z)$

$\mu_z'(z)=\mu_{z1}'(z)+\cdots\cdots+\mu_{zn}'(z)$

に置き換えた場合であり、重心 z_0 は図３の全領域で

$$z_0=\frac{[ab\,z1+a(1-b)z2+(1-a)b\,z3+(1-a)(1-b)z4]}{ab+a(1-b)+(1-a)b+(1-a)(1-b)}$$

$$=ab\,z1+a(1-b)z2+(1-a)b\,z3+(1-a)(1-b)z4$$

となり（分母＝1 であることに注意）、結局、

$z_0=-d(2a+b-3)$　が得られ、

a,b (x_0,y_0) の簡単な１次関数となる。図５(a)と同条件でこれを図示すると、図５(c)に示すような４点 $(x1,y1,z1),(x1,y2,z2),(x2,y1,z3),(x2,y2,z4)$ を通る平面となる。

以上、３種類のファジィ推論法を用いて、z_0 と点 (x_0,y_0) の関係を解析的に調べた。これより、(代数積/代数積)-加算-重心法を使用した場合には z_0 は x_0, y_0 の簡単な１次関数となるが、それ以外の場合には複雑な有理関数となることが分かった。

上記の３種類のファジィ推論法以外にも(代数積/min)-max-重心法や(min/代数積)-加算-重心法といった推論法に対する解析結果を得ているが、紙面の都合上割愛した。なお、図５(a)と(c)の中間的な曲面が得られている。

５．簡略化推論法による補間結果

最後に、簡略化推論法を用いた場合の補間結果について議論する。簡略化推論法は式(1)の後件部 $Z_1,\cdots,Z_n$ がファジィ集合ではなく、定数 $z_1,\cdots z_n$ であるようなファジィ推論形式を対象とする推論法であり、z_0 は、事実 "x_0 and y_0 "と各規則の前件部 "X_i and Y_i "との適合度

$$h_i=\mu_{xi}(x_0)\cdot\mu_{yi}(y_0) \qquad (9)$$

の荷重平均　$z_0=\dfrac{\sum_{i=1}^{n}h_i z_i}{\sum_{i=1}^{n}h_i}$ (10)

として与えられる（図９参照）。これは、式(9)で代数積を用いるので、「代数積型簡略法」と呼ぶことにする。

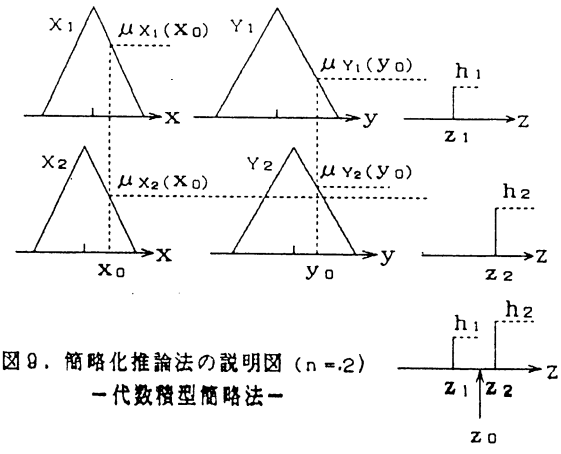


図９．簡略化推論法の説明図（n=2）
－代数積型簡略法－

式(7)の推論形式で、後件部を定数 $z1$, $z2$, $z3$, $z4$ とすると、結論 z_0 は

$$z_0=ab\,z1+a(1-b)z2+(1-a)b\,z3+(1-a)(1-b)z4$$

$$=-d(2a+b-3)$$

となり、前節の(代数積/代数積)-加算-重心法による補間結果と一致する。

次に、式(9)の代数積を min に置き換え、

$h_i=\mu_{xi}(x_0)\wedge\mu_{yi}(y_0)$

とした「min 型簡略法」では、結論 z_0 は

$$z_0=\frac{[(a\wedge b)z1+\{a\wedge(1-b)\}z2+\{(1-a)\wedge b\}z3+\{(1-a)\wedge(1-b)\}z4]}{a\wedge b+a\wedge(1-b)+(1-a)\wedge b+(1-a)\wedge(1-b)}$$

と与えられ、結局、z_0 は次のようになる。(但し、$d>0$である。)

(a) $b\geqq a$ and $b\geqq 1-a$ の場合：

$$z_0=\frac{2(a+2b-3)d}{2b-3}$$

(b) $1-a\leqq b\leqq a$ の場合：　(c) $a\leqq b\leqq 1-a$ の場合：

$$z_0=\frac{(5a+b-6)d}{2a-3} \qquad z_0=\frac{(a-b+3)d}{2a+1}$$

(d) $b\leqq a$ and $b\geqq 1-a$ の場合：

$$z_0=\frac{(-2a+2b+3)d}{2b+1}$$

これより min 型簡略法の場合

$$z_0=\frac{a,b\text{の１次式}}{a,b\text{の１次式}}=\frac{x_0,y_0\text{の１次式}}{x_0,y_0\text{の１次式}}$$

のような有理関数となり、

$x1=y1=0, x2=y2=5, d=2$ と置いてこれを図示すると、図５(d)のような曲面となる。

以上から簡略化推論法を用いた場合にも、代数積型簡略法の方が min 型簡略法 に比べて、簡単な推論結果を与えることが分かる。

６．むすび

２次元のファジィ推論形式に対して、種々のファジィ推論法による補間結果を解析的に求めた。ファジィ制御で最もよく用いられている (min/min)-max-重心法 の推論結果は複雑な有理式で記述されるが、これがファジィ制御結果に有効に働いているとは思えない。他方、(代数積/代数積)-加算-重心法や代数積型簡略法では簡潔な推論結果が得られており、ファジィ制御の解析を容易にするものと思われる。

参考文献

1. 水本，ファジィ推論法による補間，第５回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集，461-466，1989
2. 水本，ファジィ制御の改善法（Ⅳ）（代数積-加算-重心法による場合），第６回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集，9-13，1990

多重多段ファジィ推論におけるあいまいさの拡がりについて
On the spread of Fuzziness in Multi-fold Multi-stage Fuzzy Reasoning

井室　元良　　前田　博
Motoyoshi Imuro　　Hiroshi Maeda
九州工業大学工学部
Faculty of Enginearig KYUSHU INSTITUTE OF TECHNOLOGY

あらまし　ファジィ・エキスパート・システムなどで用いられる，ファジィ推論について，現在，多段ファジィ推論を行うとき，あいまいさが広がっていく事が知られている．この論文では，あいまいさを，クリスプさの程度と，特定のし易さという，２つのファジィエントロピーを導入し，各種のファジィ推論法について，あいまいさの広がり方を調べる．

キーワード　近似推論，あいまいさの爆発，ファジィエントロピー

１．　はじめに

この論文では，多重多段ファジィ推論のあいまいさの広がりについて考察する．ファジィ推論を含意演算と合成演算に分解し，それぞれに対して，現在，種々提案されている演算についてのあいまいさの広がり方を調べる．その際，クリスプさの程度と特定のし易さの程度を表す２つのファジィエントロピーを導入し，２つの指標上で，各種ファジィ推論法がどのような位置づけになり，特徴を持つのか明らかにする．

２．　２つのファジィエントロピー

この章では，ファジィ集合のあいまいさの指標として，２つのファジィエントロピーを導入する．

その１つ目は，あるファジィ集合Ａのクリスプさの程度である．つまり，ファジィ集合Ａが，どのくらいクリスプ集合に近いかを表す指標である．まず，非クリスプ性（エントロピーと呼ばれている）について，Ａのエントロピーを$E(A)$は，

$$E(A) = \frac{|A \cap \bar{A}|}{|A \cup \bar{A}|} \qquad (1)$$

と定義される[1]．ただし$\bar{A}$は集合Ａの補集合であり，$|A|$はカーディナリティを表し，集合Ａの要素x_iのメンバーシップ関数を$\mu_A(x_i)$とすると，

$$|A| = \sum_i \mu_A(x_i) \qquad (2)$$

である．そこで，クリスプ性の指標$CR(A)$を，

$$CR(A) = 1 - E(A) \qquad (3)$$

と定義する．ここで，$0 \leqq CR(A) \leqq 1$であり，$CR(A)$が１に近づくほど，ファジィ集合Ａはクリスプ集合に近くなる．ファジィエントロピーの２つ目の指標は，ベース集合Ｘにおける，要素の特定のしやすさの程度，スペシフィシティである．今，ベース集合Ｘ上のファジィ集合Ａのスペシフィシティ$SP(A)$を，Yager のスペシフィシティ[2]に類似した，

$$SP(A) = 1 - \frac{|A|}{|X|} \qquad (4)$$

と定義する．ここで，$0 \leqq SP(A) \leqq 1$であり，集合Ａがベース集合に近づき，要素を特定しにくくなるにつれて，$SP(A)$は０に近づく．この，スペシフィシティと，前のクリスプ性と併せて，これらをファジィエントロピーと呼ぶことにする．

この後の章では，クリスプ性，スペシフィシティで表されるファジィエントロピーについて，ファジィ推論法を考察する．

３．　合成演算のファジィエントロピー

ファジィ推論において，事実を表すファジィ集合と，ルールを表すファジィ集合の合成演算は，普通 max-min 合成が用いられる．ここでは，t-normを用いた，max-＊合成について，２つのファジィエントロピーを調べる．

＊に用いる演算（t-norm）として，ここでは，min（$\wedge$），代数積（・），限界積（$\odot$），激烈積（$\barwedge$）の４つについて考える．ここで，演算を行う２つの数をx，yとする．このx，yは，x，$y \in [0, 1]$であり，メンバーシップ値に相当するものである．合成演算の特徴と，ファジィ集合を切り放して考えるため，ある合成演算を行ったときの，２つのファジィエントロピーを$[0, 1] \times [0, 1]$のベース集合上で計算する．実際に，合成演算に使われる２つのメンバーシップ値は，ファジィ集合が特定されてからしか分からず，ここでは一般的な合成演算の特徴を知るため，この方法を取った．これは，平均的な合成演算の特徴を調べていると考える事ができる．この方法で，４つの合成演算についてクリスプ性とスペシフィシティを計算した．実際の計算は，$[0, 1]$空間を１１個の離散値に分け，$11 \times 11 = 121$個の要素を持つベース集合上で，離散的に（近似的に）計算した．また，スペシフィシティにおいては，t-norm演算の特徴と，max-t-norm演算の特徴は一致するが，クリスプ性においては，maxをとる事でt-norm演算の特徴との同一性が保てなくなる場合がある．そこで，クリスプ性の計算では，t-norm演算が0.5以上の値をとる場合と，0.5未満の値をとる場合に分けて，結果を出した．これにより，２つの場合内において，t-norm演算の特徴とmax-t-norm演算の特徴が等しくなる．

計算結果から，４つの合成演算を，クリスプ性，スペシフィシティについて順番に並べると，結果は表１，２，３の様になった．

t-norm演算のクリスプ性

表１．（0.5未満）

クリスプ性	合成演算
0.98	$\barwedge$
0.91	$\odot$
0.81	・
0.79	$\wedge$

表２．（0.5以上）

クリスプ性	合成演算
0.63	$\barwedge$
0.54	・
0.50	$\odot$
0.47	$\wedge$

表３．t-norm演算のスペシフィシティ

スペシフィシティ	合成演算
0.92	$\barwedge$
0.82	$\odot$
0.75	・
0.68	$\wedge$

クリスプ性では，0.5未満の値をとるときと，0.5以上の値をとるときとで，$\odot$と・の順番が入れ替わっている．スペシフィシティについて，t-norm演算では，x，yの値に関わらず，$\barwedge \leqq \odot \leqq ・ \leqq \wedge$　の関係があるので，表

3の結果は当然であろう．表1，3と表2，3の結果を，クリスプ性，スペシフィシティの平面で図示すると，それぞれ図1，図2のようになる．

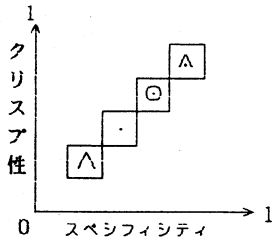


図1．（0.5 未満）

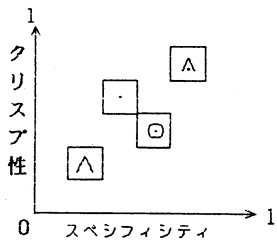


図2．（0.5以上）

t-norm演算のファジィエントロピー

これらの図からも分かるように，激烈積はクリスプ性，スペシフィシティ共に大きくなり，minはクリスプ性，スペシフィシティ共に小さくなる．

3．　含意演算のファジィエントロピー

この章では，各種含意演算について，2章と同様に，クリスプ性とスペシフィシティを調べる．

ここで調べる含意演算は，x→yの値を与えるものとして，

Rc：$x \wedge y$　　(Mamdani)

Ra：$1 \wedge (1-x+y)$　　(Lukasiewicz)

Rg：$\begin{cases} 1 & (x \leqq y) \\ y & (x > y) \end{cases}$　　(Gödel)

Rs：$\begin{cases} 1 & (x \leqq y) \\ 0 & (x > y) \end{cases}$　　(Standard Sequence)

の4つについてである．計算の方法は2章と同様であるが，クリスプ性については，max-*合成とは異なり，maxをとらないので，0.5以上と0.5未満には分けない．結果を以下の表4，5に示す．

表4．含意演算のクリスプ性

クリスプ性	合成演算
1.00	Rs
0.88	Rg
0.86	Ra
0.71	Rc

表5．含意演算のスペシフィシティ

スペシフィシティ	合成演算
0.68	Rc
0.45	Rs
0.32	Rg
0.18	Ra

表4，5の結果を前章と同様に図示すると，図3の様になる．

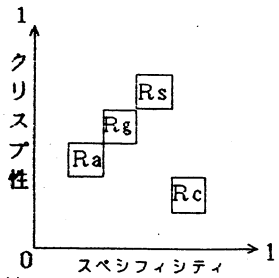


図3．　含意演算のファジィエントロピー

含意演算において，方法Rcは，スペシフィシティは大きいが，逆にクリスプ性は小さくなってしまう．方法Rsは，クリスプ性，スペシフィシティ共に大きな値をとっているのが分かる．

4．　ファジィ推論法のファジィエントロピー

この章では，各種含意演算と各種合成演算を同時に考えた，各種ファジィ推論法について，ファジィエントロピーを調べる．ここで考えるのは，x'∘（x→y）である．x'は事実のファジィ集合におけるメンバーシップ値であり，x，yはそれぞれ，ルールの前件と後件のファジィ集合におけるメンバーシップ値である．また，∘は，max-*合成であり，→は含意である．ここでも3章と同様に，ファジィ推論法の特徴と，事実やルールで設定される，ファジィ集合とを切り離して考えるために，[0，1]×[0，1]×[0，1]上での，x'*（x→y）について2つのファジィエントロピーを調べる．ここで，*のt-norm演算については2章で調べた4種類の演算について，また，→の含意演算は3章で調べた4種類の演算について，合成16通りのファジィ推論法について調べる．実際の計算は，2章と同様，11×11×11＝1331個の要素を持つベース集合上で，離散的に（近似的に）計算した．ここでも，max-*合成を行う時，maxの値をとるので，x'*（x→y）が0.5以上の値をとるときと0.5未満の時とに分けて結果を計算した．結果を，表6，7，8に示し，表6，8と表7，8の結果を，それぞれ図4，5に示す．

表6．ファジィ推論法のクリスプ性（0.5未満）

クリスプ性	推論法
0.99	Rc，max-∧
0.94	Rc，max-⊙
0.92	Rs，max-∧，⊙，・，⋀
0.91	Ra，max-∧ Rg，max-∧
0.88	Rg，max-⊙
0.86	Rc，max-・
0.83	Ra，max-⊙
0.82	Rg，max-・ Rc，max-⋀
0.79	Rg，max-⋀
0.75	Ra，max-・
0.74	Ra，max-⋀

表7．ファジィ推論法のクリスプ性（0.5以上）

クリスプ性	推論法
0.67	Rs，max-∧，⊙，・，⋀
0.66	Ra，max-∧ Rg，max-∧
0.65	Rg，max-・
0.64	Rg，max-⊙
0.63	Ra，max-・
0.62	Ra，max-⊙
0.61	Rg，max-⋀
0.60	Ra，max-⋀
0.48	Rc，max-∧
0.43	Rc，max-・
0.38	Rc，max-⊙
0.34	Rc，max-⋀

表８．ファジィ推論法のスペシフィシティ

スペシフィシティ	推論法
0.97	Rc，max-△
0.91	Rc，max-⊙
0.84	Rc，max-・
0.77	Rc，max-∧
0.73	Rs，max-△，⊙，・，∧
0.71	Rg，max-△
0.70	Ra，max-△
0.69	Rg，max-⊙
0.66	Rg，max-・
0.63	Ra，max-⊙ Rg，max-∧
0.59	Ra，max-・
0.55	Ra，max-∧

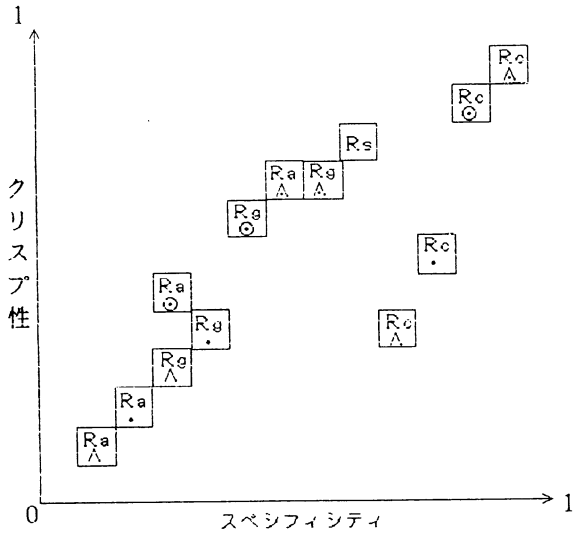


図４．　推論法のファジィエントロピー（0.5未満）
（方法Ｒsは，合成方法に関わらず，同じ値を持つ）

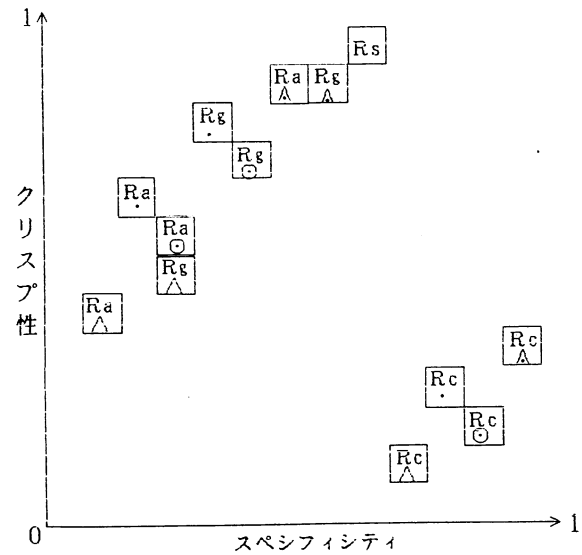


図５．　推論法のファジィエントロピー（0.5以上）
（方法Ｒsは，合成方法に関わらず，同じ値を持つ）

この結果から，方法Ｒsは合成方法に関わらず，クリスプ性，スペシフィシティ共に大きな値を出す傾向がある事が分かる．また，方法Ｒaで∧合成を用いたとき，クリスプ性，スペシフィシティ共に，小さくなっている事も分かる．方法Ｒsでは，合成演算に関わらず結果は同じになるが，これはＲsは１か０の値しか持たず，t-norm演算では演算する片方の値が１または０の時，どの演算子を用いても演算結果が同じになる事が原因である．

多段ファジィ推論を行うとき，段数が増えるに伴い，あいまいさが増加する．ファジィ・エキスパート・システムにおけるファジィ推論を行うとき，システムを使用する者の，クリスプ性やスペシフィシティを大きくしたい，といった目的に応じて，上で求めた推論法の特徴を参考にし，推論方法を選ぶ事ができる．

また，多重ファジィ推論について考察すると，Ｒc以外の方法では，全体の含意は複数のルールの含意の交わりをとるのに対し，方法Ｒcでは複数のルールの結びをとる．この事から，３章で方法Ｒcはスペシフィシティが他の方法に比べ大きいという特徴があったが，多重ファジィ推論では，逆にスペシフィシティは小さくなっていく事が分かる．これから，多重多段ファジィ推論の場合では総合的に，方法Ｒsがクリスプ性，スペシフィシティを大きく保つ事ができると考えられる．

５．　実際のファジィ推論におけるエントロピー特性

これまでは，ファジィ集合と，合成演算，含意演算を切り離して考えたが，この章では，実際にファジィ集合を設定して，２つのファジィエントロピーを計算する．

推論に用いられるルールは　Ａ→Ｂ　で，ファジィ集合Ａ，Ｂのメンバーシップ関数を，共に下の図６の様にする．

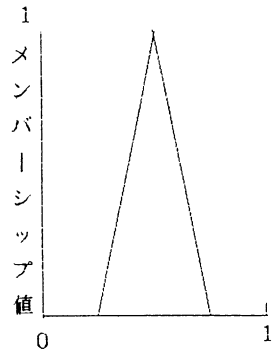


図６．　ファジィ集合Ａ，Ｂのメンバーシップ関数

この，ファジィ集合Ａ，Ｂのクリスプ性とスペシフィシティの値は，それぞれ，0.86と0.76である．

事実のファジィ集合は，図７，８のＡ１’，Ａ２’の場合を考える．そこで，推論結果Ｂ’を含意演算Ｒa，Ｒs，Ｒgを用いて，４つ合成演算について求める．含意演算Ｒcについては，多重ファジィ推論の時と特徴が異なるので，ここでは比較しない．

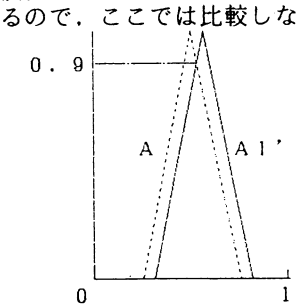


図７．　事実Ａ１’のメンバーシップ関数

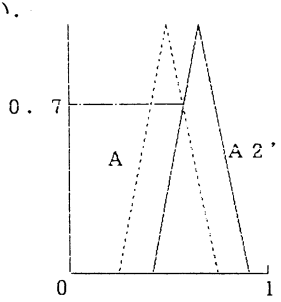


図８．　事実Ａ２’のメンバーシップ関数

事実が，Ａ１’Ａ２’の時の，推論結果のメンバーシップ関数を，それぞれ図９，１０に示し，図９，１０の結果について，２つのファジィエントロピーの値を，表９，１０，１１，１２に示す．

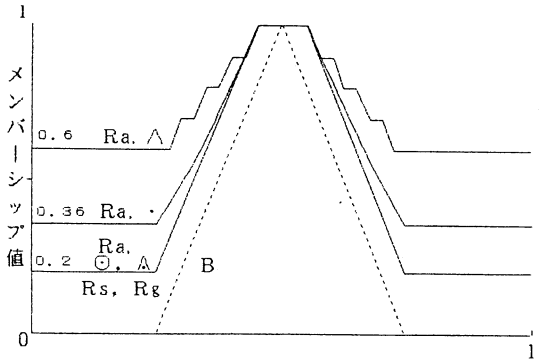


図９．　事実Ａ１’の時の推論結果
（Ｒg，Ｒs，は，４つの合成演算で，全て同じ結果）

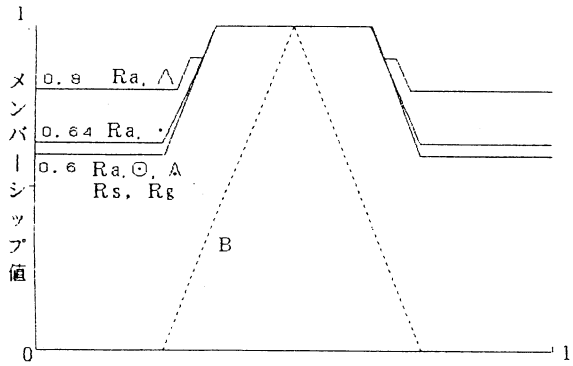


図１０．　事実Ａ２’の時の推論結果
（Ｒg，Ｒs，は，４つの合成演算で，全て同じ結果）

推論結果のクリスプ性

表９．　事実Ａ１’の時

クリスプ性	合成演算
0.73	A，⊙
0.59	∧
0.56	・

表１０．　事実Ａ２’の時

クリスプ性	合成演算
0.85	∧
0.72	・
0.68	A，⊙

表１１．　事実Ａ１’時の推論結果のスペシフィシティ

スペシフィシティ	合成演算
0.57	A，⊙
0.46	・
0.29	∧

表１２．　事実Ａ２’時の推論結果のスペシフィシティ

スペシフィシティ	合成演算
0.24	A，⊙
0.22	・
0.13	∧

この結果からも分かるように，スペシフィシティは，ファジィ集合に関わらず，t-norm演算で小さな値を出すものが大きな値をとる．これは，前にも述べたように，メンバーシップ値に関わらず，演算結果の値は，A≦⊙≦・≦∧　という関係があるからである．しかし，クリスプ性については，表９，１０からも分かるように，t-norm演算で大きさの順番が入れ替わっている．クリスプ性については，一般的に次のような事が言える．

１）事実Ａ２’の時の様に，結論のメンバーシップ関数の山の裾野にあたるメンバーシップ値が，A合成を用いても，0.5以上になる場合は，含意演算に関わらず，t-norm演算で大きな値を出すものが，クリスプ性は大きくなる．

２）事実Ａ１’の時の様に，合成演算によっては，結論のメンバーシップ関数の山の裾野の部分のメンバーシップ値が低く抑えられるとき，t-norm演算で小さな値を出すものが（裾野の部分を低くできるものが），クリスプ性が大きくなり易い．

まず，１）については，スペシフィシティと同様に，合成演算子の大小関係から明かである．クリスプ性は，メンバーシップ値が0.5から遠ざかるほど大きくなり，裾野の部分のメンバーシップが0.5以上なら，大きなメンバーシップ値を持つほど，クリスプ性は大きくなるからである．これは，含意演算や事実等のメンバーシップ関数に関わらず言える事である．

次に２）については，表１，２や表６，７のクリスプ性の値を見て分かるように，合成演算で0.5未満の値を取るときの方が，0.5以上の値を取るときよりもクリスプ性が大きくなっている．これは，t-norm演算が，小さな値を出す傾向があるからである．つまり，A合成などで，裾野の部分を低く抑る事ができる時，∧合成では必ずA合成以上の値を出すが，１に近い値は出さず，クリスプ性が小さくなってしまう傾向がある．

今までの結果から，Ra，Rg，Rsの中で，Rsは最もクリスプ性，スペシフィシティが大きくなる特徴があった．ここでの結果を見てみると，事実とルールの前件が同じ場合，Rsを用いると結論はファジィ集合Bとなり，そのクリスプ性，スペシフィシティはそれぞれ，0.86，0.76である．ルールの前件との一致度が0.9の，事実Ａ１’の時の，Rsを用いた，結論のクリスプ性，スペシフィシティは表９，１１に示すとおりで，集合Bと比べ，クリスプ性，スペシフィシティがそれぞれ約，８５％，７５％程度に落ちて，あいまいさが広がっている．

また，方法RaのA，⊙とRs，Rgの４つの合成演算で同じ結論が出ており，当然，結論のクリスプ性，スペシフィシティは同じ値をとる．表６，７で，それぞれの含意は異なる特徴を示しているが，ファジィ推論を行った結果，同じ結論を出すのは，max-*合成のmaxを取るとき，同じ値が出てしまうためである．つまり，表６，７では平均的な特徴を調べたが，その中で同じ値を取る部分がmaxを取るときに出てしまっているためである．

６．　結論

クリスプ性，スペシフィシティという，２つのの尺度で，各種合成演算，各種含意演算，各種推論方法についての特徴を調べた．多重多段ファジィ推論を行うとき，総合的に方法Rsが，クリスプ性，スペシフィシティを大きく保つ事ができる．

しかし，多重多段ファジィ推論での，各種推論法について，さらに詳しく解析的に調べる事が今後の課題である．

７．　参考文献

１）　B.KOSKO： Fuzzy Entropy and Conditionig ,Information Sciences ,40,165-174 (1986)

２）　RONALD R.YAGER : MEASURING TRANQUILITY AND ANXIETY IN DECISION MAKING:AN APPLICATION OF FUZZY SETS ,Int.J.General System ,1982, vol.8

[問い合わせ先]
〒８０４　福岡県 北九州市 戸畑区 仙水町１－１
九州工業大学　工学部
情報工学教室
前田　博
ＴＥＬ：０９３－８７１－１９３１（内）４３４
ＦＡＸ：０９３－８７１－５８３５

モダス・ポーネンスの近似化に関する一考察

A Logical Study of Approximation of Modus Ponens

市川博信　　大里有生
Hironobu ICHIKAWA　Ario OHSATO
長岡技術科学大学
Nagaoka University of Technology

あらまし　本報告では，論理学的な立場から近似化したモダス・ポーネンスを求め，その推論形式からファジィ推論を眺める．まず第一に，準備として命題論理における推論の有効性と，モダス・ポーネンスの推論形式を紹介する．第二に，論理学的に推論形式を近似化するための基礎定義を示し，この定義を基にして，近似的モダス・ポーネンスを求める．第三に，モダス・ポーネンスに基づく多重推論形式を考察し，その近似的多重推論形式を求める．最後に，近似的モダス・ポーネンスと近似的多重推論形式からファジィ推論を眺め，これからの課題を示す．

キーワード　近似推論，近似的同値，モダス・ポーネンス，多重推論，ファジィ推論

1．はじめに

近似推論を従来の２値論理に基づく推論則から離脱した方法論として位置づけようという試みから近似推論を形式化する研究を行い始めた．文献[1,2,3]では，ファジィ恒真命題の定義を示し，この定義に基づく近似的に有効な各種の推論形式を示した．しかし，そこで示された推論形式の論理学的な妥当性はまだ検討していない．本報告では，推論形式をモダス・ポーネンスに限定し，論理学的な立場から近似化したモダス・ポーネンス[4]を求めることにより推論の近似的有効性を改めて考える．その中で，モダス・ポーネンスに基づく多重推論形式を考察しその近似化も試みる．そして，近似的モダス・ポーネンス，近似的多重推論形式からファジィ推論を眺める．

2．準備

2－1．命題論理における推論の有効性

本報告の基底的枠組みである命題論理における推論と推論の有効性を説明する．

前提(premise)１，･･･，前提ｎと呼ばれる命題$P_1,\cdots,P_n$が，結論(conclusion)または帰結(consequence)と呼ばれる命題Ｑを導くことを主張することを，$P_1,\cdots,P_n$からＱへの推論といい，次のように表記する．

$$\begin{array}{ll} P_1 & \text{前提 1} \\ \vdots & \vdots \\ \underline{P_n} & \text{前提 n} \\ Q & \end{array} \qquad (1)$$

推論を表す論理式，すなわち，以下に定める条件文（ルール），

$$\bigwedge_{i=1}^{n} P_i(p,q,r,\cdots)\rightarrow Q(p,q,r,\cdots) \qquad (2)$$

が恒真命題となるとき，この推論は有効(valid)であるという．有効でない推論を誤謬(fallacy)という．ただし，$P(p,q,r,\cdots)$は，素命題$p,q,r,\cdots$を論理結合記号で結んだ命題である．

2－2．モダス・ポーネンス

モダス・ポーネンスとは，前提$p\rightarrow q$とｐから結論ｑを導くことを主張する推論で次のように表記する．

$$(p\rightarrow q)\wedge p \Rightarrow q$$

すなわち，

$$\begin{array}{l} p\rightarrow q \\ \underline{\underline{\quad p \quad}} \\ q \end{array} \qquad (3)$$

ただし⇒はA，Bを任意な命題とするときA→Bが恒真であることを表す超論理(metalogic)記号であり，推論形式中の ＝ は推論形式が有効であることを示すものである．

3．モダス・ポーネンスの近似化

3－1．意味的に近似な命題

任意な命題$p,q,r,\cdots$に対し，それと意味的に近似であると判断される命題をそれぞれ$p,q,r,$に意味的に近似な命題といい$p',q',r'\cdots$で表し，次のように表記する．

$$p'\approx p,\ q'\approx q,\ r'\approx r,\ \cdots \qquad (4)$$

ただし，記号≈(semantic approximation)は，両辺の命題の意味が近似的であることを表しているとするが，ここではその意味的近似性の規範については触れない．

3－2．近似化の基礎定義

近似化の方法は，推論形式の任意の命題をそれと意味的に近似な命題で置き換えるといった自然な形で行う．その際に，次の定義に基づいて近似性を論じる．

［定義１］命題pに対し，いくつかの意味的に近い命題を$p_1', \cdots, p_n'$とすると，pと，p_i'（$i=1, \cdots, n$）の論理積は近似的に同値であり，次のように書く．

$$p \approx \bigwedge_{i=1}^{n} p_i' \tag{5}$$

［定義２］論理式Ｆが任意な命題pを含むとき，pをpに近似的に同値な命題で一部（全部でない）を置き換えた論理式をＦ’とすると，Ｆ’はＦと近似的に同値である．

［定義３］任意の論理式ＧとＦが同値ならば，ＧとＦ’，Ｇ’とＦは近似的に同値である．

［定義４］推論を表す論理式が恒真命題と近似的に同値となるならば，この推論は近似的に有効である．

3－3．モダス・ポーネンスの近似化

定義１から４に従って，モダス・ポーネンスを近似化する．ただし，推論形式中の ～～～ は，推論形式が近似的に有効であることを示すものである．モダス・ポーネンスは有効な推論形式であるため，次式が得られる．

$$(p \to q) \wedge p \to q = \blacksquare \tag{6}$$

ただし，■は恒真命題である．(6)式と定義１から４より，次式を導くことができる．

$$(p \to q) \wedge p \to q \approx (p \to q) \wedge p' \to q$$
$$\therefore (p \to q) \wedge p' \to q \approx \blacksquare \tag{7}$$

(7)を推論形式で表すと次のようになる．

$$\begin{array}{l} p \to q \\ p' \\ \hline q \end{array} \tag{8}$$

同様に，次のような推論形式も考えることができる．

$$(p \to q) \wedge p \to q \approx (p \to q) \wedge p \to q'$$
$$\therefore (p \to q) \wedge p \to q' \approx \blacksquare \tag{9}$$

$$\begin{array}{l} p \to q \\ p \\ \hline q' \end{array} \tag{10}$$

(8)，(10)が論理学的な立場から近似化したモダス・ポーネンスである．

一方，ファジィ推論で用いられているファジィモダス・ポーネンスと同様の推論形式，

$$\begin{array}{l} p \to q \\ p' \\ \hline q' \end{array} \tag{11}$$

は定義１から４からは，近似的に有効な推論形式であるとは言えない．なぜならば，$p \approx p'$，$q \approx q'$からは，

$$(p \to q) \wedge p \to q \approx (p \to q) \wedge p' \to q$$
$$(p \to q) \wedge p' \to q \approx (p \to q) \wedge p' \to q'$$

を言うことができるが，$(p \to q) \wedge p \to q$と$(p \to q) \wedge p' \to q'$の近似的同値性を言うことができないからである．

4．モダス・ポーネンスに基づく多重推論形式の提案とその近似化

4－1．モダス・ポーネンスに基づく多重推論形式

２つのモダス・ポーネンス，

$(p \to q) \wedge p \Rightarrow q$　　$(r \to s) \wedge r \Rightarrow s$

すなわち，　　すなわち，

$$\begin{array}{l} p \to q \\ p \\ \hline q \end{array} \quad , \quad \begin{array}{l} r \to s \\ r \\ \hline s \end{array} \tag{12}$$

を基に，条件文$p \to q$と$r \to s$が論理和結合である場合と，論理積結合である場合により各種の多重推論形式を考える．まず，並列ルールが論理積結合である多重推論形式とその有効性を表１に示す．

表１　並列ルールが論理積結合の多重推論形式の有効性

有　効	誤　謬
$\begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ p \wedge r \\ \hline q \vee s \end{array}$ (13)	$\begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ p \vee r \\ \hline q \wedge s \end{array}$ (14)
$\begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ p \wedge r \\ \hline q \wedge s \end{array}$ (15)	
$\begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ p \vee r \\ \hline q \vee s \end{array}$ (16)	
（構成的両刀論法）	

一方，並列ルールが論理和結合である多重推論形式とその有効性を表２に示す．

表２　並列ルールが論理和結合の多重推論形式の有効性

有　効	誤　謬
$\begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p \wedge r \\ \hline q \vee s \end{array}$ (17)	$\begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p \vee r \\ \hline q \wedge s \end{array}$ (18)
	$\begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p \wedge r \\ \hline q \wedge s \end{array}$ (19)
	$\begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p \vee r \\ \hline q \vee s \end{array}$ (20)

4－2．多重推論形式の近似化

４－１で示した，モダス・ポーネンスに基づく多重推論形式をいくつかの方法で近似化する．

4－2－1．$p \approx p'$，$q \approx q'$，$r \approx r'$，$s \approx s'$のとき

任意な命題をそれと意味的に近い命題に置き換える場

合の近似的な多重推論形式を求める．ここでは，推論形式を(13)に代表させて近似化を行う．４－３で示したモダス・ポーネンスの近似化と同様に，定義１から４に基づいて推論形式中の任意な命題をそれと意味的に近似な命題で置き換えると次の推論形式が得られる．

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad p'\wedge r}{q\vee s}\ (21)\qquad \frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad p\wedge r'}{q\vee s}\ (22)$$

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad p\wedge r}{q'\vee s}\ (23)\qquad \frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad p\wedge r}{q\vee s'}\ (24)$$

４－２－２．$p\approx u$，$r\approx u$，$q\approx v$，$s\approx v$のとき

p，rにそれぞれ別個に意味的に近い命題uと，q，sにそれぞれ別個に意味的に近い命題vによる近似化を考える．ここでは，表１，２で示した多重推論形式のうち，有効な多重推論形式の近似化を行う．まず，定義１より，次式が得られる．

$$u\approx p\wedge r \qquad (25)$$

$$v\approx q\wedge s \qquad (26)$$

(25)，(26)より，推論形式中に$p\wedge r$，$q\wedge s$を含む(13)，(15)，(17)の推論形式を定義１から４に基づいて次のように近似化することができる．

(13)は$u\approx p\wedge r$より次のように近似化される．

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad u}{q\vee s}\ (27)$$

(15)は$u\approx p\wedge r$，$v\approx q\wedge s$より次のように近似化される．

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad u}{q\wedge s}\ (28)\qquad \frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad p\wedge r}{v}\ (29)$$

(17)は$u\approx p\wedge r$より次のように近似化される．

$$\frac{(p\rightarrow q)\vee(r\rightarrow s)\qquad u}{q\vee s}\ (30)$$

４－２－３．近似性導入による誤謬性の解消

誤謬な推論形式に対し，近似性に関するある条件を導入することにより，誤謬な推論形式を近似的に有効な推論形式として形式化することも可能である．ここでは，表１，２で示した誤謬な多重推論形式のうち，(14)に代表させてその手順を示し，(18)，(19)，(20)に対してはその結果得られる近似推論形式とその条件のみを示す．

(14)の推論形式（誤謬），

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow s)\qquad p\vee r}{q\wedge s}\ (14)$$

は，有効な推論形式である(15)，(16)と比較すると，前提$p\vee r$を$p\wedge r$に置き換えることができるならば，または，結論$q\vee s$を$q\wedge s$に置き換えることができるならば有効な推論形式となる．$p\vee r=p\wedge r$，$q\vee s=q\wedge s$となる条件は，それぞれ，$p=r$，$q=s$であるから，(14)の推論形式を$p\approx r$，$q\approx s$の条件により近似的に有効な推論形式とすることを考える．まず，$p\approx r$ならばpに意味的に近いp'により(14)を次のように書き換えることができる．

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(p'\rightarrow s)\qquad p\vee p'}{q\wedge s}\quad (p'\approx p)\ (31)$$

(31)が表す論理式は定義２より，次に示す論理式と近似的に同値である．

$$(p\rightarrow q)\wedge(p'\rightarrow s)\wedge(p\vee p')\rightarrow(q\wedge s)$$
$$\approx(p\rightarrow q)\wedge(p\rightarrow s)\wedge(p\vee p)\rightarrow(q\wedge s) \qquad (32)$$

$(p\rightarrow q)\wedge(p\rightarrow s)\wedge(p\vee p)\rightarrow(q\wedge s)$は，同値な式より，

$$\begin{aligned}&(p\rightarrow q)\wedge(p\rightarrow s)\wedge(p\vee p)\rightarrow(q\wedge s)\\&=(p\rightarrow q)\wedge(p\rightarrow s)\wedge p\rightarrow(q\wedge s)\\&=\sim(\sim p\vee q)\vee\sim(\sim p\vee s)\vee\sim p\vee(q\wedge s)\\&=(p\wedge\sim q)\vee(p\wedge\sim s)\vee\sim p\vee(q\wedge s)\\&=((p\wedge\sim q)\vee(p\wedge\sim s)\vee\sim p\vee q)\\&\quad\wedge((p\wedge\sim q)\vee(p\wedge\sim s)\vee\sim p\vee s)\\&=((p\wedge\sim q)\vee\sim(p\wedge\sim q)\vee(p\wedge\sim s))\\&\quad\wedge((p\wedge\sim s)\vee\sim(p\wedge\sim s)\vee(p\wedge\sim q))\\&=(\blacksquare\vee(p\wedge\sim s))\wedge(\blacksquare\vee(p\wedge\sim q))\\&=\blacksquare \qquad (33)\end{aligned}$$

のように書くことができ，恒真命題と同値であるため，(32)，(33)より，

$$(p\rightarrow q)\wedge(p'\rightarrow s)\wedge(p\vee p')\rightarrow(q\wedge s)\approx\blacksquare \qquad (34)$$

となり，(31)は近似的に有効な推論形式となり，次のように書くことができる．

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(p'\rightarrow s)\qquad p\vee p'}{q\wedge s}\quad (p'\approx p)\ (35)$$

同様に，(14)は$q\approx s$ならば，次の推論形式のように誤謬性が近似的に解消される．

$$\frac{(p\rightarrow q)\wedge(r\rightarrow q')\qquad p\vee r}{q\wedge q'}\quad (q'\approx q)\ (36)$$

(19)は$q\approx s$ならば，次の推論形式のように誤謬性が近似的に解消される．

$$\frac{(p\rightarrow q)\vee(r\rightarrow q')\qquad p\wedge r}{q\wedge q'}\quad (q'\approx q)\ (37)$$

(20)は$p\approx r$ならば，次の推論形式のように誤謬性が近似的に解消される．

$$\frac{(p\rightarrow q)\vee(p'\rightarrow s)\qquad p\vee p'}{q\vee s}\quad (p'\approx p)\ (38)$$

一方，(18)は$p\approx r$と$q\approx s$という２つの条件を考慮して近似的有効性を認めたいが，定義１から４ではいずれかの条件の導入しか近似的有効性を認めることができない．

5．ファジィ推論を眺める

5－1．単一ルールのファジィ推論

ファジィ推論は次のように定式化される．

規則：If x is A then y is B
事実：x is A'　　(39)
結論：y is B'

ただし，A，A'，B，B'はファジィラベルで，全体集合X，Yにおけるファジィ集合を表す．ここでは，推論の結論であるB'の決定にはマムダニの方式を採用する．マムダニの方式では，B'は次のように定められる[5]．

$$B' = A' \circ (A \times B) \qquad (40)$$

ただし，×はAとBの直積，○はmax・min合成を表す．上式をメンバーシップ関数で表すと次式のようになる．

$$B'(y) = \bigvee_{x \in X} (A'(x) \wedge A(x) \wedge B(y)) = \alpha \wedge B(y) \qquad (41)$$

ただし，αはA'∩Aのメンバーシップ値の最大値を表す．

ファジィ推論では，A'とAが完全に一致していなくても推論形式をほぼ認めようという主張に加え，A'とAが一致している程度に応じて，Bとは異なるB'という結論を導く．したがって，(39)を簡略化した，

$$\frac{A \rightarrow B \quad A'}{B'} \qquad (42)$$

という推論形式（ファジィモダス・ポーネンス）を用いている．それに対し，論理学では前提に近似性を導入したとき，どの程度まで有効性を近似的に保証できるかに興味がある．したがって，論理学的にモダス・ポーネンスを近似化した論理式は，(42)に対し，次のようになる．

$$\frac{A \rightarrow B \quad A'}{B} \qquad (43) \qquad \frac{A \rightarrow B \quad A}{B'} \qquad (44)$$

5－2．並列ルールのファジィ推論

並列ルールのファジィ推論は次のように定式化される．

規則1：If x is A_1 then y is B_1
⋮
規則n：If x is A_n then y is B_n
事　実：x is A'　　(45)
結　論：y is B'

規則1からnは論理和で結合されているならば結論B'は次のように与えられる．

$$B' = A' \circ [(A_1 \times B_1) \cup \cdots \cup (A_n \times B_n)] = [A' \circ (A_1 \times B_1)] \cup \cdots \cup [A' \circ (A_n \times B_n)] \qquad (46)$$

並列ルールのファジィ推論から結論を導き出すときに，並列ルールの論理的関係を論理和とみるか論理積とみるかにより推論方式が異なってくる．マムダニの方式では，論理和で結合されていると解釈し，(46)より，結論B'は規則1からnの個々の推論結果の論理和により構成している．これは，(30)で示した近似的多重推論形式と同様な形式であり，マムダニの方式の妥当性を本報告の考え方で説明することができる．また，並列ルールを論理積と解釈して推論する方法も提案されているが，これについても，(27)と(30)の近似的多重推論形式よりどちらに解釈しても妥当であるということが言える．

6．結論

本報告では，論理学的な立場から近似化したモダス・ポーネンスを次のように求めた．

$$\frac{p \rightarrow q \quad p'}{q} \qquad \frac{p \rightarrow q \quad p}{q'}$$

また，モダス・ポーネンスに基づく多重推論形式を提案し，その近似化も試み，その観点からファジィ推論を眺めることにより，ファジィ推論が論理学的立場から近似化した推論形式より説明できる可能性があることを示した．今後の課題として，次の3つの推論形式，

$\frac{A \rightarrow B \quad A'}{B}$	$\frac{A \rightarrow B \quad A'}{B'}$	$\frac{A \rightarrow B \quad A'}{A' \circ R_{A \rightarrow B}}$
論理学的立場からの近似	ファジィモダス・ポーネンス	ファジィ推論

の関係づけを論じるにより，記号論理学とファジィ推論をつないでいる論理を明らかにする，また，今回用いた近似化に関する基礎定義の枠内でのファジィ恒真命題の定義を求め，記号論的な近似的有効性判定の方法を提案することが上げられる．

参考文献

[1]大里有生：近似推論の形式化，第7回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集，p.225(1991).

[2]A.Ohsato：Reconsideration of Approximate Reasoning, Proc. of Joint Hungarian - Japanese Symposium on Fuzzy Systems and Applications, p.135, Budapest(1991).

[3]市川博信，大里有生：ﾌｧｼﾞｨ恒真命題に関する一考察，第1回ﾌｧｼﾞｨﾜｰｸｼｮｯﾌﾟ講演論文集，p.98(1991).

[4]市川博信，大里有生：ﾓﾀﾞｽ・ﾎﾟｰﾈﾝｽの近似化，日本ﾌｧｼﾞｨ学会中部支部・北信越ﾌｧｼﾞｨ研究会合同研究会講演論文集，p.40(1992).

[5]E.H.Mamdani：Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proc.IEE, 121-12, 1585-1588(1974).

問い合わせ先：〒940-21長岡市上富岡町1603-1
長岡技術科学大学工学部
計画・経営系　大里研究室
市川博信
tel 0258(46)6000 内3152

Ｂａｉｄｗｉｎのファジイ推論法による関数表現

Function representation by Baldwin's fuzzy reasoning method

川瀬　真＋　　柳原　二郎＋＋
Shin KAWASE　　Niro YANAGIHARA
＋帝京技術科学大学　　＋＋千葉大学
Teikyo University of Technology　Chiba University

あらまし　与えられた関数$f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$をファジイ推論により表現する問題を考える。ここでn次元立方体Dで定義された関数$f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$が「ファジイ推論により表現される」とは、任意の$(a_1, a_2, \cdots, a_n) \in D$における関数の値$f(a_1, a_2, \cdots, a_n)$が、$(a_1, a_2, \cdots, a_n)$をpremiseとするファジイ推論により得られることをいう。ここでファジイ推論は、いくつかの"(If …and…, then…) is τ"の形式の"if-then rule"により構成されるものとする（τはファジイ真理値）。ここでは、与えられた関数が上記のフジイ推論により表現できるための条件を述べる。

キーワード　　ファジイ推論

1. はじめに

関数$f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$をファジイ推論により表現する問題を考える。ここで、$D = I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_n$（$I_i \subset \mathbb{R}$は閉区間）から閉区間$I_R \subset \mathbb{R}$への関数$f: D \to I_R$が「ファジイ推論により表現される」とは、fの$(a_1, a_2, \cdots, a_n) \in D$における値が$(a_1, a_2, \cdots, a_n)$をpremiseとするファジイ推論によりにより得られること、すなわち$f(a_1, a_2, \cdots, a_n)$が

$$f(a_1, a_2, \cdots, a_n) = defuz(B)$$

と表現されることをいう。ここで defuz(･)はdefuzzification operator、Bは次の推論形式（ここではBaidwinのファジイ推論形式とよぶ[1]）により得られるI_Rのファジイ集合である：

rule 1　(If x_1 is A_{11}, … , and x_n is A_{1n}, then z is B_1) is τ_1, else
rule 2　(If x_1 is A_{21}, … , and x_n is A_{2n}, then z is B_2) is τ_2, else
…　　…
rule m　(If x_1 is A_{m1}, … , and x_n is A_{mn}, then z is B_m) is τ_m,
premise　x_1 is a_1, …, and x_n is a_n,
consequence　z is B,

ここでτ_i, i=1, …, m, は、true, very true, false, 等のファジイ真理値, A_{ij}, j=1, …, n, はI_iのファジイ集合, B_i, i=1, …, m, はI_Rのファジイ集合である.

ファジイ推論により関数を表現する場合、次のことが問題となろう。

(a) 与えられた関数$f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$が、ファジイ推論により表現できるための条件は何か？

(b) $f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$が表現可能のとき、いくつの"if-then rule"を必要とするか？

(c) "if-then rule"はどのように構成するか？

本論文ではこれらの問題に対して、いくつかの解答を与える。

さらに、ファジイ推論による関数表現においては次の推論形式（ここではZadehのファジイ推論形式とよぶ）がよく使われる[2]：

rule 1　If x_1 is A_{11}, … , and x_n is A_{1n}, then z is B_1, else
rule 2　If x_1 is A_{21}, … , and x_n is A_{2n}, then z is B_2, else
…　　…　　…
rule m　If x_1 is A_{m1}, … , and x_n is A_{mn}, then z is B_m,
premise　x_1 is a_1, …, and x_n is a_n,
consequence　z is B

本論文では、Zadehのファジイ推論形式はBaldwinのファジイ推論形式の特別な場合であること、したがって関数がZadehのファジイ推論により表現できるための条件は本論文の定理の系として得られることを示す。

2. Baldwinのファジイ推論法

本論文のファジイ推論法について述べる。

閉区間$I \subset \mathbb{R}$のファジイ集合Aはそのメンバーシップ関数$\mu_A(t): I \to [0, 1]$によって定義される。ここで$\mu_A(t)$は区分的に連続な関数とする。

ファジイ真理値 τ は、[0, 1]のファジイ集合である。すなわち、そのメンバーシップ関数は写像：

$$\mu_\tau(t): [0, 1] \to [0, 1]$$

である。Aをファジイ集合、τをファジイ真理値と

する。Bを次式で定義されるファジイ集合とする。

$$\mu_B(u) = \mu_\tau(\mu_A(u)).$$

このとき

"(u is A) is τ" ⇔ "u is B".

ここで ⇔ は等価な命題を意味する（真理値限定規則[1]）。ファジイ真理値 τ_{true} を次式：

$$\mu_{\tau_{true}}(t) = t$$

で定義する。このとき

(If x_1 is A_{i1}, ⋯, then y is B_i) is τ_{true}

⇔ If x_1 is A_{i1}, ⋯, then y is B_i

故にZadehのファジイ推論形式はBaldwinのファジイ推論形式の特別な場合であることがわかる。

ファジィ集合における∪（結び）、∩（交わり）、(·)°（補集合）等の演算：

$$A \cap B \Leftrightarrow \mu_{A\cap B}(x) = T(\mu_A(u), \mu_B(u)),$$

$$A \cup B \Leftrightarrow \mu_{A\cup B}(x) = T^*(\mu_A(x), \mu_B(x)),$$

$$A^c \Leftrightarrow \mu_{A^c}(x) = N(\mu_A(x)),$$

を行なうためには、T-norm $T(\cdot,\cdot)$, T-conorm $T^*(\cdot,\cdot)$, negation function $N(\cdot)$ の定義が必要である。ここでは次の定義を採用する。

$$T(x, y) = x \odot y = \mathrm{Max}\{0, x + y - 1\}, \quad x, y \in [0, 1],$$

$$T^*(x, y) = x \oplus y = \mathrm{Min}\{1, x + y\}, \quad x, y \in [0, 1],$$

$$N(x) = 1 - x, \quad x \in [0, 1].$$

ここで ⊕, ⊙は、限界和、限界積とよばれる。

"and"で結ばれたIF文"x_1 is A_{i1}, ⋯, and x_n is A_{in}"は、ファジィ集合$A_{i1} \cap \cdots \cap A_{in}$と解釈される。従ってそのメンバーシップ関数は

$$\mu_{A_{i1}\cap\cdots\cap A_{in}}(x_1, \cdots, x_n) = \mu_{A_{i1}}(x_1) \odot \cdots \odot \mu_{A_{in}}(x_n).$$

ファジィ条件文 "If x_1 is A_{i1}, x_2 is A_{i2}, ⋯, and x_n is A_{in}, then z is B_i" に対応するファジィ集合 $A_{i1}, A_{i2}, \cdots, A_{in} \to B_i$ は、次のように解釈する。

$$A_{i1}, \cdots, A_{in} \to B_i = (A_{i1} \cap \cdots \cap A_{in})^c \cup B_i,$$

$$\mu_{A_{i1}, \cdots, A_{in} \to B_i}(x_1, \cdots, x_n, z) = \mu_{(A_{i1}\cap\cdots\cap A_{in})^c}(x_1, \cdots, x_n, z) \oplus \mu_{B_i}(z).$$

真理値限定規則により "$(A_{i1}, \cdots, A_{in} \to B_i)$ is τ_i" と等価なファジイ集合$\tau_i(A_{i1}, \cdots, A_{in} \to B_i)$はつぎのメンバーシップ関数で与えられる。

$$\mu_{\tau_i(A_{i1}, \cdots, A_{in} \to B_i)}(x_1, \cdots, x_n, z) = \mu_{\tau_i}(\mu_{A_{i1}, \cdots, A_{in} \to B_i}(x_1, \cdots, x_n, z)).$$

"else"は∩と解釈されるから、ルール1～ルールmのファジィ条件文に対応するファジィ集合Rは

$$R = \tau_1(A_{11}, \cdots, A_{1n} \to B_1) \cap \cdots \cap \tau_m(A_{m1}, \cdots, A_{mn} \to B_m)$$

このメンバーシップ関数は

$$\mu_R(x_1, \cdots, x_n, z) = \mu_{\tau_1}(\mu_{A_{11}, \cdots, A_{1n} \to B_1}(x_1, \cdots, x_n, z)) \odot \cdots \odot \mu_{\tau_m}(\mu_{A_{m1}, \cdots, A_{mn} \to B_m}(x_1, \cdots, x_n, z)).$$

事実 "x_1 is a_1, ⋯, and x_n is a_n" に対応する集合$A_\square$はクリスプ集合、すなわち

$$\mu_{A_\square}(x_1, \cdots, x_n) = \begin{cases} 1 & (x_1, \cdots, x_n) = (a_1, \cdots, a_n), \\ 0 & (x_1, \cdots, x_n) \neq (a_1, \cdots, a_n). \end{cases}$$

と解釈される。

推論の合成規則としては、max-⊙合成を採用する。従って、結論Bのメンバーシップ関数は

$$B = A_\square \circ R$$

$$\mu_B(z) = \sup\{\mu_{A_\square}(x_1, \cdots, x_n) \odot \mu_R(x_1, \cdots, x_n, z)\} = \mu_R(a_1, \cdots, a_n, z).$$

ここでsupは$(x_1, \cdots, x_n) \in D$に対してとる。

結論Bの代表点を与えるdefuzzification operatorは、重心法を採用する。すなわち

defuz(B) = Bのメンバーシップ関数の重心

で定義される。

3. 定理とその系

与えられた関数がで表現可能であるための条件として次の定理が成り立つ。

定理 $D_d = [-d, d]^n$ $(d > 0)$とする。D_dから閉区間 $I_R \subset R$ への関数$f(x_1, \cdots, x_n)$が次の形：

$$f(x_1, \cdots, x_n) = \Psi_1(\Phi_1) + \cdots + \Psi_r(\Phi_r) + \cdots + \Psi_k(\Phi_k), \quad (1)$$

$$\Phi_r = \phi_{r1}(x_1) + \cdots + \phi_{rn}(x_n), \quad r = 1, \cdots, k,$$

に表現できるとする。ここでΨ_k, ϕ_{ij} は1変数の有界な関数である。このとき$f(x_1, \cdots, x_n)$ は 次の、2k個のif-then ruleからなるファジイ推論：

rule 1 (If x_1 is A_{11}, ⋯, and x_n is A_{1n}, then z is B_1) is τ_1, else

⋯ ⋯

rule 2k (If x_1 is $A_{2k,1}$, ⋯, and x_n is $A_{2k,n}$, then z is B_{2k}) is τ_{2k},

premise x_1 is a_1, ⋯, and x_n is a_n,

consequence z is B,

により表現できる。ここでτ_i, i=1, ⋯, m, はファジイ真理値, A_{ij}, i=1, ⋯,m, j=1, ⋯,n, は[-d, d]のファジイ集合, B_i,i=1, ⋯,m, はI_Rのファジイ集合である。∎

注意 推論における"if-then rule" の数は(1)の項の数にのみ依存することに注意する。∎

証明 [-d, d]のファジイ集合A_{ij} (i=1, ⋯, 2k, j=1, ⋯, n), I_Rのファジイ集合B_i (i=1, ⋯, 2k), ファジイ真理値τ_i (i = 1, ⋯, 2k), を次のように定義する：

まず, 一般性を失うことなく、次式が成り立つとしてよいことに注意する。

$$|\phi_{ij}(x_j)| \leqq \frac{1}{4kn} \quad (|x_j| \leqq d). \quad (2)$$

ファジイ集合A_{ij} (i = 1, ⋯, 2k, j = 1, ⋯, n) を、つぎのメンバーシップ関数で定義する。

$$\mu_{A_{2r-1,j}}(x) = \mu_{A_{2r,j}}(x)$$
$$= 1 - (\phi_{rj}(x) + \frac{1}{4kn}) \quad (r = 1, \cdots, k). \quad (3)$$

ファジイ集合B_i (i = 1, ⋯, 2k)を、つぎのメンバーシップ関数で定義する。

for i = 2r − 1 (r = 1, ⋯, k),

$$\mu_{B_i}(z) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{2k} & (z = \frac{3}{4}c), \\ 1 & (z = -\frac{3}{4}c), \\ 0 & (\text{otherwise}), \end{cases} \quad (4)$$

for i = 2r (r = 1, ⋯, k),

$$\mu_{B_i}(z) = \begin{cases} 1 & (z = \frac{3}{4}c), \\ 1 - \frac{1}{2k} & (z = -\frac{3}{4}c), \\ 0 & (\text{otherwise}). \end{cases} \quad (5)$$

ファジイ真理値$\tau_i : [0, 1] \to [0, 1]$ (i = 1, ⋯, 2k) を、つぎのメンバーシップ関数で定義する。

まず、 c > 0 を

$$\frac{1}{c} | \Psi_i(t) | < \frac{1}{4k} \quad (6)$$

となるようにとり、

for i = 2r − 1 (r = 1, ⋯, k)

$$\mu_{\tau_i}(t) = \begin{cases} 1 & (t = 1), \\ \frac{1}{c}\Psi_i(t-(1-\frac{1}{4k}))+1-\frac{1}{4k} & (1-\frac{1}{2k} < t < 1), \\ t & (0 \leqq t \leqq 1-\frac{1}{2k}), \end{cases} \quad (7)$$

for i = 2r (r = 1, ⋯, k)

$$\mu_{\tau_i}(t) = \begin{cases} 1 & (t = 1), \\ -\frac{1}{c}\Psi_i(t-(1-\frac{1}{4k}))+1-\frac{1}{4k} & (1-\frac{1}{2k} < t < 1), \\ t & (0 \leqq t \leqq 1-\frac{1}{2k}). \end{cases} \quad (8)$$

このとき$f(a_1, \cdots, a_n) = \text{defuz}(B)$となることを導くことができる。∎

この定理からいくつかの系を導く。まず $f(x_1, \cdots, x_n)$が連続関数の場合に、次の補題が成り立つ。

補題（コルモゴロフ[3]） n次元立方体の上で定義されたn変数の連続関数 $f(x_1, \cdots, x_n)$は、1変数の連続関数Ψ_i, ϕ_{ij}により

$$f(x_1, \cdots, x_n) = \Psi_1(\Phi_1) + \cdots + \Psi_r(\Phi_r) + \cdots + \Psi_{2n+1}(\Phi_{2n+1}),$$
$$\Phi_r(x_1, \cdots, x_n) = \phi_{r1}(x_1) + \cdots + \phi_{rn}(x_n), \quad r = 1, \cdots, 2n+1,$$

の形に表現される。∎

この補題と定理から次の系を得る。

系1 $f(x_1, \cdots, x_n)$ を D_d から I_Rへの連続関数とする。このとき$f(x_1, \cdots, x_n)$は、次の、4n+2 個の if-then rule からなるファジイ推論：

rule 1 (If x_1 is A_{11}, ⋯, and x_n is A_{1n}, then z is B_1) is τ_1, else
⋯ ⋯
rule 4n+2 (If x_1 is $A_{4n+2,1}$, ⋯, and x_n is $A_{4n+2,n}$, then z is B_{4n+2}) is τ_{4n+2},
premise x_1 is a_1, ⋯, and x_n is a_n,
consequence z is B

により表現できる。∎

次に $f(x_1, \cdots, x_n)$ が linear form:

$$f(x_1, \cdots, x_n) = c_1x_1 + \cdots + c_nx_n.$$

或は、より一般的に, $f(x_1, \cdots, x_n)$ が座標の関数の和で現わされる場合には、次の系が成り立つ。

系2 $f(x_1, \cdots, x_n)$ を D_d から I_Rへの関数とする。$f(x_1, \cdots, x_n)$ が座標の関数$f_j(x_j)$の和：

$$f(x_1, \cdots, x_n) = f_1(x_1) + \cdots + f_n(x_n).$$

で現わされるとする。このとき$f(x_1, \cdots, x_n)$ は、次の、2個の if-then rule からなるファジイ推論：

rule 1 (If x_1 is A_{11}, ⋯, and x_n is A_{1n}, then z is B_1) is τ_1, else
rule 2 (If x_1 is A_{21}, ⋯, and x_n is A_{2n}, then z is B_2) is τ_2,
premise x_1 is a_1, ⋯, and x_n is a_n,
consequence z is B

により表現できる。

さらにτ_1, τ_2 はτ_{true}とすることができる。また B_1 , B_2 は標準的なもの、すなわち $f(x_1, \cdots, x_n)$ に依存しないものとすることができる。∎

証明 c > 0 を次式が成り立つようにとる。

$$\frac{1}{c} | f_j(x) | \leqq \frac{1}{4n}. \quad (9)$$

$\Psi(t)$, $\phi_j(x)$を次式で定義する。

$$\Psi(t) = ct, \quad \frac{1}{c} | f_j(x) | = \phi_j(x),$$

このとき

$$f(x_1, \cdots, x_n) = \Psi(\Phi),$$
$$\Phi(x_1, \cdots, x_n) = \phi_1(x_1) + \cdots + \phi_n(x_n)$$

となるから、定理により、$f(x_1, \cdots, x_n)$は2個の "if-then rule" からなるファジイ推論により表現できる。さらに、

$$\mu_{A_{1j}}(x_j) = 1-(\frac{1}{c}f_j(x_j)+\frac{1}{4n}) \quad (| x_j | \leqq d), \quad (10)$$

$$\mu_{A'_{2j}}(x_j) = 1-(-\frac{1}{c}f_j(x_j)+\frac{1}{4n}) \quad (| x_j | \leqq d), \quad (11)$$

$$\mu_{B_1}(z) = \begin{cases} \frac{1}{2} & (z = \frac{1}{2}c) \\ 1 & (z = -\frac{1}{4}c), \\ 0 & (\text{otherwise}). \end{cases} \quad (12)$$

$$\mu_{B_2}(z) = \begin{cases} 1 & (z = \frac{1}{2}c) \\ \frac{1}{2} & (z = -\frac{1}{4}c), \\ 0 & (\text{otherwise}). \end{cases} \quad (13)$$

ととると

(If x_1 is A_{21}, ⋯, x_n is A_{2n}, then z is B_2) is τ_2

$\Leftrightarrow$ (If x_1 is A'_{21}, $\cdots$ x_n is A'_{2n}, then z is B_2)
is τ_{true}.

を得る。■

この系から、$f(x_1, \cdots, x_n)$がZadehのファジイ推論形式により表現できるための条件が得られる。

系３　$f(x_1, \cdots, x_n)$ を D_d から I_R への関数とする。$f(x_1, \cdots, x_n)$ が座標の関数$f_j(x_j)$の和：

$$f(x_1, \cdots, x_n) = f_1(x_1) + \cdots + f_n(x_n).$$

で現わされるとする。このとき$f(x_1, \cdots, x_n)$ は、次の、２個の if-then ruleからなるファジイ推論：

rule 1　If x_1 is A_{11}, $\cdots$, and x_n is A_{1n},
then z is B_1, else

rule 2　If x_1 is A_{21}, $\cdots$, and x_n is A_{2n},
then z is B_2,

premise　x_1 is a_1, $\cdots$, and x_n is a_n,

consequence　z is B

により表現できる。■

4. 関数表現の例

定理とその系の証明には、"if-then rule"の具体的な構成法が含まれている。次に"if-then rule"の構成例を示す。

例１　$f(x, y) = ax + by$とする。$f(x, y)$ はlinear formであるから，系３により $f(x, y)$ は $[-d, d]^2$ の上で、２個の"if-then rules"からなるZadehのファジイ推論形式：

rule 1　If x is A_{11} and y is A_{12}, then z is B_1, else

rule 2　If x is A_{21} and y is A_{22}, then z is B_2,

premise　x is a_1 and y is a_2,

consequence　y is B.

により表現できる。系２の証明に従って、if-then rule を構成する。(9)において $c = 8 \cdot \max\{|a|, |b|\}$とおくと、

$$\frac{1}{c}|ax| < \frac{1}{8},$$

$$\frac{1}{c}|by| < \frac{1}{8}$$

が成り立つ。そこでファジイ集合A_{11}, A_{12}, A'_{21}, A'_{22}を(10), (11)にしたがって

$$\mu_{A_{11}}(x) = 1-(\frac{a}{c}x + \frac{1}{4}),\ \mu_{A_{12}}(y) = 1-(\frac{b}{c}y + \frac{1}{4}),$$

$$\mu_{A'_{21}}(x) = 1-(-\frac{a}{c}x + \frac{1}{4}),\ \mu_{A'_{22}}(y) = 1-(-\frac{b}{c}y + \frac{1}{4}),$$

で定義する。またB_iとして標準的な (12), (13)をとればよい。■

この例から、PI あるいはPID controllerはZadehのファジイ推論形式により表現できることがわかる。

例２　$f(x, y) = ax^2 + 2cxy + by^2 + dx + ey + g$

とする。$ax^2 + by^2 + 2cxy = (x, y)A(x, y)^T$ となるように対称行列A をとる。ここで $(x, y)^T$ は (x, y)の転置を現わす。適当な直交行列Pをとると

$$f(x, y) = \lambda_1 X^2 + \lambda_2 Y^2 + d'X + e'Y + g,$$

となる。ここでλ_1, λ_2 はAの固有値である。

$$\Psi_1(X) = \lambda_1 X^2 + d'X + g,$$

$$\Psi_2(Y) = \lambda_2 Y^2 + e'Y,$$

$$\phi_{i1}(x) = (P^{-1})_{i1}x,$$

$$\phi_{i2}(y) = (P^{-1})_{i2}y, \quad i = 1, 2,$$

とおくと

$$f(x, y) = \Psi_1(X) + \Psi_2(Y),$$

$$X = \phi_{11}(x) + \phi_{12}(y),$$

$$Y = \phi_{21}(x) + \phi_{22}(y),$$

を得る。従って定理により$f(x, y)$は、４個のif-then ruleからなるファジイ推論により表現できることがわかる。ファジイ集合A_{ij}, B_i, ファジイ真理値τ_iは(3), (4), (5), (7), (8)から得られる。■

例３　多項式 $f(x, y)= x^s y^t$, $s, t \in \mathbb{N}$, を考える。$(x, y) \in [-d, d]$に対して

$$f(x, y) = \exp\{\log(x^s+2d) + \log(y^t+2d)\} - 2d(x^s+2d) - 2d(y^t+2d)-4d^2$$

と現わされる。故に

$$\Psi_1(\Phi_1) = \exp(\Phi_1),$$

$$\Psi_2(\Phi_2) = \Phi_2,$$

$$\phi_{11}(x) = \log(x^s+2d),$$

$$\phi_{12}(y) = \log(y^t+2d),$$

$$\phi_{21}(x) = -2d(x^s+2d),$$

$$\phi_{22}(y) = -2d(y^t+2d)-4d^2,$$

とおくと、

$$f(x, y) = \Psi_1(\Phi_1) + \Psi_2(\Phi_2),$$

$$\Phi_1 = \phi_{11}(x) + \phi_{12}(y),$$

$$\Phi_2 = \phi_{21}(x) + \phi_{22}(y),$$

を得る。従って定理により$f(x, y)$は、４個のif-then ruleからなるファジイ推論により表現できることがわかる。ファジイ集合A_{ij}, B_i, ファジイ真理値τ_iは(3), (4), (5), (7), (8)から得られる。■

REFERENCES

1. J.F. Baldwin : A new approach to approximate reasoning using fuzzy logic, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 2, pp. 309-325 (1979).
2. S. Kawase and N. Yanagihara : Representation of dynamical systems by fuzzy reasoning, to appear in Trans. IEICE (in Japanese).
3. 国沢清典、梅垣寿春：”情報理論の進歩”, 岩波書店 (1965).

問い合わせ先：〒290-01
市原市閏井戸字大谷228-23
帝京技術科学大学情報学部
情報システム学科
川瀬　真
Tel (0436) 74-5511

入出力例からのファジィ推論ルール自動生成における定性的属性の処理

Handling of Qualitative Attributes in Automatic Construction of Fuzzy Inference Rules by using Input-Output Data

今中　武　　若見　昇
Takeshi IMANAKA　　Noboru WAKAMI

松下電器産業株式会社　中央研究所
Central Research Laboratories, Matsushita Electric Industrial Co. Ltd.

あらまし

従来のファジィ推論ルール自動生成では、容易に数値化できる入力属性のみが扱われてきた。しかしながら、現実問題を対象とした場合、例えば「従業員数」、「給料」など数値化容易な定量的属性のみでなく、「部署」、「住所」など数値化困難な定性的属性を扱う必要がある。本稿では、定量的属性と定性的属性の両方が入力属性に含まれている場合にでも、入出力関係を精度よく近似するルール群を自動生成する方法について述べる。

キーワード

学習，同定，推論

1．はじめに

近年、あらかじめ与えられた入出力例に対し、その入出力関係を近似する目的で、ファジィ推論ルールを自動的に生成する手法、ニューラルネットワークの学習機能を用いる手法、両者を融合した手法などが提案されている[1,2]。これらの手法を用いれば、非線形な入出力関係であっても精度よく近似できることが示されている。また、これらの手法を現実問題に適用した例もあり、その有用性が明らかにされている。

しかしながら、上記手法では入力属性が数値化容易な定量的属性のみからなっていることが前提とされており、名詞など記号列で表される定性的属性は対象とされなかった。現実問題の中には、定性的属性と定量的属性が混在する問題も多く見られる。本稿では、このような問題を対象とし、あらかじめ与えられた入出力例に対してその入出力関係を近似するファジィ推論ルール（以降では単にルールと呼ぶ）を自動生成する手法について述べる。

2．基本的な考え方

従来のルール生成法を用いて定性的入力属性を扱うには、1）入力に含まれる定性値であらかじめ場合分けする手法、2）定性値をコード（数値）化する手法が考えられる。1）では、各定性的入力属性がとりうる値を組み合わせた数の場合分けが必要になる。このため、場合分けの数が膨大になり現実的問題を扱うことが困難になる。2）では、コードの連続性と出力値の連続性に関係がなく、コードごとに出力値の計算が独立になる。このため、コードで場合分けすることになり、1）と同様の理由で現実的問題を扱うことは困難である。例えば、入力属性が部品材質といった定性的属性、部品の厚さ、設置場所の温度といった定量的属性からなり、出力属性が部品の適切さであるルールを考える。この場合、部品の厚さが薄いときに強度、信頼性などの点から材質の違いが重要な要因になっていると仮定する。また、材質は A～J の 10 種類があり、A,C,E,G,I は部品の適切さを決める上で区別する必要がないものとする。このとき、1）では 10 種の材質ごとに場合分けされ、独立にルールが生成される。2）では隣接しないコードに別個のルールが生成され、(A,B,...,J)=(0.1,0.2,...,1.0) とコード化すれば、各材質 A,C,E,G,I に対して別個のルールが生成される。

本稿で提案するルール生成法は、ルール生成時に 1)各入出力例に対して推論誤差（同一入力に対する推論結果と入出力例の出力との差）を求め、2）入力空間（定量的入力属性を座標軸として構成される空間）のうち、推論誤差の大きい部分空間を動的に決定し、3）決定した部分空間に対して定性的条件（定性的属性の値によって真、偽が決まる論理式）を持つルールと新たなメンバーシップ関数を持つルールをそれぞれ一時的に生成し、4）生成した各ルールからより適切なルールを選択して追加していくものである。このため、入出力関係を精度よく近似する上で、必要な入力部分空間に対してのみ定性的条件を持つルールが生成される。前記の「部品の適切さ」を出力する例に対して本生成法を適用すれば、部品の厚さが薄いときに発火する（0より大きい適合度を持つ）ルールのみに部品の材質に関する定性的条件がつけられる。また、部品の材質 A,C,E,G,I を区別しないでこれらに対しては共通のルールが生成される。

3．定性的属性を扱うルール自動生成法

本稿で提案するルール生成法は 1）ルール初期設定、

2）ルール調整、3）ルール生成部分空間決定、4）一時的ルール生成、5）ルール生成法選定、の5つの処理からなる。2)〜5）は推論誤差が一定の値より小さくなるまで繰り返される。以下、それぞれについて詳細に説明する。ただし、入出力例は入力例と出力例からなり、入力属性（$X_1,\ldots,Xq,Xq+1,\ldots,Xm$）はq個の定量的属性とm-q個の定性的属性から構成される。また、入力属性のうち、前半部分（$X_1,\ldots,Xq$）が定量的属性に、後半部分($Xq+1,\ldots,Xm$）が定性的属性になっているものとする。さらに、出力例は1つの定量的属性からなるものとし、定量的属性は区間［0,1］に正規化されているものとする。

3.1 ルールの初期設定

本生成法は、初期設定した少数のルールに新たなルールを追加していくことにより所望のルールを得るものである。初期設定するルールは定性的条件を含まず、式1のメンバーシップ関数を用いた以下の形式である。

R1: IF X1=A([L11,M11,H11]) and X2=A([L12,M12,H12]) and ... and Xq=A([L1q,M1q,H1q]) then Y=w1
R2: IF X1=A([L21,M21,H21]) and X2=A([L22,M22,H22]) and ... and Xq=A([L2q,M2q,H2q]) then Y=w2
　　・・・・・・・
Rk: IF X1=A([Lk1,Mk1,Hk1]) and X2=A([Lk2,Mk2,Hk2]) and ... and Xq=A([Lkq,Mkq,Hkq]) then Y=wk
　　・・・・・・・

Rk(k=1,2,...,n)はルールの識別子、Xi(i=1,2,...,q)は定量的入力属性である。wkは後件部の実数値である。ルール中のXj=A([Lij,Mij,Hij])は、ルールRiの前件部におけるメンバーシップ関数であり、他表現との整合性を考慮して式中ではA([Lij,Mij,Hij])(Xj)と表記している。また、Mijを特に中央値と呼ぶ。

（式1）

$$A([Lij,Mij,Hij])(xj)=\begin{cases}\dfrac{xj-Lij}{Mij-Lij} & ;Lij\leqq xj\leqq Mij\\ \dfrac{Hij-xj}{Hij-Mij} & ;Mij<xj\leqq Hij\\ 0 & ;xj<Lij\text{ または }xj>Hij\end{cases}$$

式1は、定量的属性Xjの値がxjであるときのメンバーシップ値を表す。また、各定量的入力属性において、Mij≠0,Mij≠1であるメンバーシップ関数Xj=A([Lij,Mij,Hij])を持つルールに対し、Lkj=Mijなるメンバーシップ関数Xj=A([Lkj,Mkj,Hkj])を持つルールとHhj=Mijなるメンバーシップ関数Xj=A([Lhj,Mhj,Hhj])を持つルールが存在するようにルールを設定する。Mij=0であるメンバーシップ関数はLij=Mijとし、Mij=1であるメンバーシップ関数はMij=Hijとする。図1は、定量的属性の数qが2の場合に初期設定されるルールの例である。

R1: If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0,0.33]) then Y=w1
R2: If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0.33,0.66]) then Y=w2
R3: If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0.33,0.66,1]) then Y=w3
R4: If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0.66,1,1]) then Y=w4
R5: If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0,0.33]) then Y=w5
R6: If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0.33,0.66]) then Y=w6
R7: If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0.33,0.66,1]) then Y=w7
R8: If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0.66,1,1]) then Y=w8
R9: If X1=A([0.33,0.66,1]) and X2=A([0,0,0.33]) then Y=w9
　　:　　:
R13: If X1=A([0.66,1,1]) and X2=A([0,0,0.33]) then Y=w13
　　:　　:
R16: If X1=A([0.66,1,1]) and X2=A([0.66,1,1]) then Y=w16

図1　初期設定されるルールの例

3.2 ルール調整

ルール調整では、ルール数を変えずに後件部のみを調整して推論誤差を減少させる。また、調整後に推論誤差と調整前後での推論誤差の変化量を求め、それぞれが一定の条件を満たすまでルール調整を繰り返す。

後件部の調整は、1）各入力例を用いて式2によるファジィ推論を実行し、2）式3により k=1,2,...,n に対して推論結果 y_p^* と出力例 y_p^r との差である推論誤差を極小にするように後件部 wk を更新する。

（式2）

$$y_p^*=\frac{\sum_{k=1}^{n}\mu_k\cdot w_k}{\sum_{k=1}^{n}\mu_k}$$

$$\mu_k=A([L_{k1},M_{k1},H_{k1}])(x_{1p})\cdot A([L_{k2},M_{k2},H_{k2}])(x_{2p})\cdot\ldots\cdot A([L_{kq},M_{kq},H_{kq}])(x_{qp})\cdot Bk(x_{q+1p},x_{q+2p},\ldots,x_{mp})$$

$$Bk(x_{q+1p},x_{q+2p},\ldots,x_{mp})=\begin{cases}0;\{X_{q+1}=x_{q+1p},X_{q+2}=x_{q+2p},\ldots,X_m=x_{mp}\}\cup Bk\vdash\square\\ 1;\{X_{q+1}=x_{q+1p},X_{q+2}=x_{q+2p},\ldots,X_m=x_{mp}\}\cup Bk\not\vdash\square\end{cases}$$

（式3）

$$wk\leftarrow wk-Kw\cdot\frac{\mu_k}{\sum_{k=1}^{n}\mu_k}\cdot(y_p^*-y_p^r)\qquad(k=1,2,\ldots,n)$$

式2のBkはルールRkに付加された定性的条件であり、定性的属性が特定の値になるときに真になる論理式の集合である。ただし、式2では論理式の集合はすべての要素が論理積の関係になっているものとする。例えば、入力属性X3の値がgoldに等しい時に真となる論理式はX3=goldになる。$Bk(x_{q+1p},x_{q+2p},\ldots,x_{mp})$は、定性的条件の適合度を計算するものである。式2の⊢は一階述語論理における証明可能を表し、□は矛盾を表す。例えば、Bkが{X3=gold,X4=steel}であり、入力例が(X3,X4,X5)=(silver,steel,welding)の場合、{X3=silver,X4=steel,X5=welding}∪{X3=gold,X4=steel}から矛盾が導き出せるために、Bk(silver,steel,welding)=0である。入力例が(X3,X4,X5)=(gold,steel,gluing)の場合、{X3=gold,X4=steel,X5=gluing}∪{X3=gold,X4=steel}から矛盾は導かれないために、Bk(gold,steel,gluing)=1である。また、式3のKwは定数であり、式3でルールを調整できることは文献[1]で示されている。

後件部の調整後は各入力例に対して再びファジィ推論を行い、推論誤差を算出する。その結果、すべての入出力例の推論誤差が所定の値T1以下である場合は、現在のルールで入出力関係を近似できていると判断し、ルール生成を終了する。T1よりも推論誤差の大きい入出力例が存在する場合、後件部の調整前後における推論誤差の変化量としきい値T2を比較する。その結果、変化量の方が小さければ、現在のルールではこれ以上誤差は減少

しないと判断し、ルールを生成するための処理を行う。変化量が T2 以上であれば、ルール調整を再び行う。

3.3 ルール生成部分空間決定

ルール生成部分空間は、ルール調整のみで推論誤差を減少させることが困難な入力部分空間である。本生成法は、この入力部分空間に対して発火するルールを追加し、推論誤差を減少させる。ルール生成部分空間は以下のように決定する。まず、推論誤差が T1 よりも大きい入出力例に対して発火するルール（部分空間ルールと呼ぶ）を取り出す。次に、部分空間ルールから前件部のメンバーシップ関数を取り出し、その中央値で囲まれる空間をルール生成の対象となる部分空間とする。例えば、図1のルールに対し、図2にある入出力例の IO3 が T1 よりも大きい推論誤差を持つとする。部分空間ルールは {R1, R2, R5, R6} となり、前件部が持つメンバーシップ関数の中央値で囲まれる領域 {(x1, x2)|0≦x1≦0.33, 0≦x2≦0.33} がルール生成の対象となる部分空間である。

[入出力例番号:(入力例),(出力例)]=
{ [IO1: (0.1,0.2,symbol1), (0.2)], [IO2: (0.2,0.1,symbol2), (0.2)],
[IO3: (0.2,0.2,symbol3), (0.8)], [IO4: (0.3,0.2,symbol2), (0.3)],
[IO5: (0.3,0.1,symbol3), (0.8)], [IO6: (0.25,0.25,symbol2), (0.2)],
[IO7: (0.2,0.25,symbol1), (0.3)], [IO8: (0.3,0.3,symbol1), (0.4)],
[IO9: (0.35,0.9,symbol2), (0.8)] }

図2　入出力例

3.4 一時的ルール生成

一時的ルール生成処理では、定性的属性を用いたルール生成と定量的属性を用いたルール生成の両方を行う。

3.4.1 定性的属性を用いたルール生成

定性的属性を用いたルール生成では、まず部分空間ルールを発火させる入出力例（部分空間入出力例と呼ぶ）を取り出す。例えば、部分空間ルールが {R1, R2, R5, R6} である場合、図2の入出力例からは IO1～IO8 が取り出される。次に、部分空間入出力例に含まれ、かつ部分空間ルールの前件部にない定性値について後述の定性値間距離を求める。さらに、定性値間距離を用いて他の定性値との距離の平均が最大になる定性値を選択し、定性的属性と等号で結合した定性的条件Aを生成する。最後に、定性的条件Aを部分空間ルールに追加したルールとAの否定条件を部分空間ルールに追加したルールを生成する。

定性値間距離は2つの定性値間で定義され、定性的属性 z の属性値である a, b 間の距離を dz(a, b) で表す。さらに、dz(a, b)は定量的属性 xi(i=1, ..., q)ごとに算出する定性値間距離dzxi(a, b)の合計で定義し、dzxi(a, b)

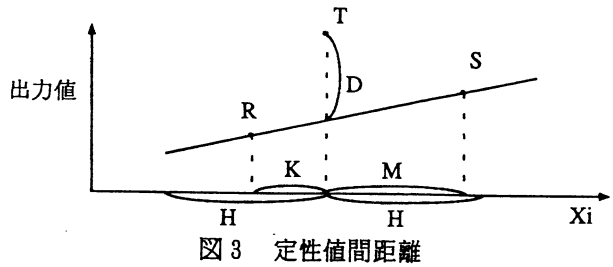


図3　定性値間距離

の算出は以下の手順で行う。ただし、以下の手順では属性 f の値が g であることを、f.g と表記する。

1) z.a である入出力例 T の定量的属性 xi の値 v に対し、z.b であり、かつ xi の値が区間 [v-H, v] で最大の値を持つ入出力例 R と、z.b であり、かつ xi の値が区間 [v, v+H] で最小の値を持つ入出力例 S の存在を調べる。ただし、H はあらかじめ与える定数である。

2) R, S が存在する場合、まず xi の値を横軸に出力例の値を縦軸にとった図3の座標平面上で、R, S を直線で結ぶ。次に、この直線に向かって T から縦軸と平行に下ろした線分の長さを D とし、式4により dzxi(a, b)(T) を求める。ただし、K, M はそれぞれ、R-T 間, T-S 間の横軸上での距離を表す。また、R, S が存在しない場合、あるいは dzxi(a, b)(T) の計算後は別の T について 1) の操作から繰り返し行う。

3) z.a であるすべての T に対して、dzxi(a, b)(T) を計算した後に、その平均値を計算し、dzxi(a, b) とする。ただし、すべての T に対して R, S が存在しない場合は、dzxi(a, b)=0 とする。

（式4）

$$dzxi(a,b)(T) = D \times \left(\frac{H-K}{H}\right) \times \left(\frac{H-M}{H}\right)$$

例えば、図2の IO1～IO8 の入出力例に対し、H=0.1 として dzxi(a, b) を求め、定性値間距離 dz(a, b) を求めると式5に示すようになる。

（式5）

dx3(symbol1,symbol2)=0.2　　dx3(symbol1,symbol3)=1.05
dx3(symbol2,symbol1)=0.1791　dx3(symbol2,symbol3)=0.966
dx3(symbol3,symbol1)=1.05　　dx3(symbol3,symbol2)=1.1

式5から定性的入力属性 X3 の symbol3 が選ばれ、定性的条件 X3=symbol3 を用いて部分空間ルール {R1, R2, R5, R6} から図4のルールが生成される。

3.4.2 定量的属性を用いたルール生成

定量的属性を用いたルール生成は、以下の手順で行う。

1) 部分空間ルールから定性的条件をすべて取り出し、論理積で結合した条件Cを生成する。

2) 部分空間ルールの各定量的入力属性に対して相隣合うメンバーシップ関数の中央値を取り出し、その中心の値を求める。

3) 2) で求めた中心値を中央値に持つ新たなメンバーシップ関数を生成し、部分空間ルールの前件部と組み合わせて新たな前件部を生成する。

4) 3) で生成した前件部に条件Cを付加する。

R1:If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0,0.33]) and X3=symbol3 then Y=w1
R2:If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0.33,0.66]) and X3=symbol3 then Y=w2
R5:If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0,0.33]) and X3=symbol3 then Y=w5
R6:If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0.33,0.66]) and X3=symbol3 then Y=w6
R1':If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0,0.33]) and X3≠ symbol3 then Y=w1'
R2':If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0.33,0.66]) and X3≠symbol3 then Y=w2'
R5':If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0,0.33]) and X3≠symbol3 then Y=w5'
R6':If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0.33,0.66]) and X3≠symbol3 then Y=w6'

図4　定性的属性を用いて生成されるルール

5）4）からメンバーシップ関数の中央値と、定性値を取り出し、取り出した値を入力として部分空間ルールから出力値を計算する。また、この出力値を後件部とする。
6）5）の後件部と 4）の前件部からルールを生成する。
7）各部分空間ルールに対し、その定性的条件を条件Ｃから取り除いた条件Ｃ'を作成し、Ｃ'が空でなければ、Ｃ'の否定を付加したルールを生成する。

例えば、部分空間ルールが図５に示すルール｛S1, S2, S5, S6｝である場合、図６のルールが生成される。

```
S1:If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0,0.33]) then Y=w1
S2:If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0.33,0.66]) then Y=w2
S5:If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0,0.33]) and X3=symbol4 then Y=w5
S6:If X1=A([0,0.33,0.66]) and X2=A([0,0.33,0.66]) and X3=symbol4 then Y=w6
```

図５　部分空間ルール

```
S1':If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0,0.33]) and X3≠symbol4 then Y=w1
S2':If X1=A([0,0,0.33]) and X2=A([0,0.33,0.66]) and X3≠symbol4 then Y=w2
S17:If X1=A([0,0,0.165]) and X2=A([0,0,0.165]) and X3=symbol4 then Y=w17
S18:If X1=A([0,0,0.165]) and X2=A([0,0.165,0.33]) and X3=symbol4 then Y=w18
S19:If X1=A([0,0,0.165]) and X2=A([0.165,0.33,0.66]) and X3=symbol4 then Y=w19
S20:If X1=A([0,0.165,0.33]) and X2=A([0,0,0.165]) and X3=symbol4 then Y=w20
S21:If X1=A([0,0.165,0.33]) and X2=A([0,0.165,0.33]) and X3=symbol4 then Y=w21
S22:If X1=A([0,0.165,0.33]) and X2=A([0.165,0.33,0.66])
                                        and X3=symbol4 then Y=w22
S23:If X1=A([0.165,0.33,0.66]) and X2=A([0,0,0.165]) and X3=symbol4 then Y=w23
S24:If X1=A([0.165,0.33,0.66]) and X2=A([0,0.165,0.33])
                                        and X3=symbol4 then Y=w24
S25:If X1=A([0.165,0.33,0.66]) and X2=A([0.165,0.33,0.66])
                                        and X3=symbol4 then Y=w25
```

図６　定性的条件を含む例

3.5 ルール生成法選定

3.4.1, 3.4.2 で生成した各ルールに対し、部分空間入出力例を用いてあらかじめ定めた一定回数のルール調整を行う。ルール調整を行った後に入出力例ごとの推論誤差を求め、推論誤差を合計した値を算出する。推論誤差が算出されると、3.4.1, 3.4.2 で生成したそれぞれのルールのうち、より推論誤差が小さい方のルールを追加する。ルールの追加は、追加前のルールから部分空間ルールを消去した後に行う。例えば、図４に示すルールを図１のルールに追加する場合、図１の R3, R4, R7～R16 と図４のルールを合わせたものが新たなルールとなる。

4．例題システム

本稿で提案したルール生成法を実装した Prolog プログラムを作成し、車の走行制御問題に適用した。この問題は、前方にある目標（信号機、踏切など）の状態（１０種類）を定性的入力属性とし、目標までの距離と現在の車速を定量的入力属性としている。また、出力属性はアクセル量（0.5 以下はブレーキ）としている。入出力例は、多様な状況下における運転例から 108 個準備した。図７にその一部を示したようなルールが 136 個生成され、ランダムに状態変化する信号機、踏切からなる図８のシミュレーション上で走行制御が実現した。図７のinput1は目標までの距離、input2 は現在の車速、input3 は目標の状態（信号の色など）、output はアクセル量を表している。１，２番目のルールは目標から離れている時には、速度を一定にするように走行し、目標の状態に影響されないことを示している。３番目のルールは、目標に近く黄信号の場合に停止することを表す。４番目のルールは、黄信号であっても距離が極めて近ければ停止することを断念し、逆に加速することを表している。以上のように、本生成法で生成したルールは必要な入力部分空間に対してのみ定性的条件が生成されている。このルールを２章で示したように目標の状態すべてに対して場合分けすると、ルール数が４倍以上になるうえに不要な場合分けが原因で人間にとって理解困難なルールになる。

```
rule((output:出力値:#input1([メンバシップ関数のL, M, H]),
                        input2([L, M, H]), input3(定性値))).
rule((output:0.997289:#input1([0.5, 0.75, 0.875]),
                input2([0.125, 0.25, 0.5]))).
rule((output:0.471866:#input1([0.9375, 1.0, 1.0]),
                input2([0.9375, 1.0, 1.0]))).
rule((output:0.183386:#input1([0.125, 0.25, 0.5]),
                input2([0.25, 0.375, 0.5]), input3(yellow))).
rule((output:0.964664:#input1([0, 0.0, 0.25]),
                input2([0, 0.0, 0.25]), input3(yellow))).
```

図７　生成されたルールの一部分

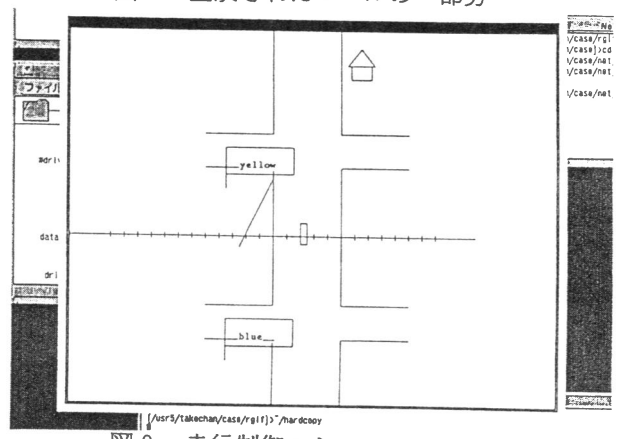


図８　走行制御シミュレーション

5．まとめ

本稿では、定量的入力属性と定性的入力属性が混在する問題に対するルール生成法を述べた。本生成法の特徴は、定性的属性を用いたルール生成、定量的属性を用いたルール生成といった２通りの方法でルールを生成し、入力部分空間ごとに、より優れたルールを選択する点である。今後、本生成法の有効性を種々の分野で検討する。

6．参考文献

[1]荒木 他:ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と移動ロボットの障害物回避ルールの獲得，第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.623-626 (1991).
[2]今中 他:感性情報を扱うためのPrologとニューラルネットワークの結合-Neuro-Prolog/IIの作成-，情報処理学会人工知能研究会資料，70-2 (1990).

連絡先：５７０　大阪府守口市八雲中町３丁目１５
松下電器産業株式会社 中央研究所 電子機器基礎研究所
第６研究室 TEL 06-906-4849(直通) FAX 06-904-7252
今中　武

一　般　講　演　論　文

第２日：５月２７日（水）

第Ａ室

セッションＵＡ３　［ＧＡ］　　司会　中西　祥八郎（東海大学）

セッションＵＡ４　［同定１］　　司会　宮本　定明（徳島大学）

セッションＵＡ５　［同定２］　　司会　廣田　薫（法政大学）

セッションＵＡ６　［同定３］　　司会　神酒　勤（九州工業大学）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ推論ルールの自動生成

Automatic Generation of Fuzzy Inference Rules by Genetic Algorithm

西山太一* Taichi NISHIYAMA　高木敏幸* Toshiyuki TAKAGI　ロナルド R. イェガー** Ronald R. YAGER　中西祥八郎* Shohachiro NAKANISHI

＊ 東海大学 工学部
Faculty of Engineering, Tokai University

＊＊ Machine Intelligence Institute, Iona College

あらまし： 通常、ファジィ推論のルールは専門家によって作成されている。しかし、ファジィ推論の実用化が進むにつれて、ルールを自動的に決定する方法が求められ、様々な手法が提案されている。それらの手法は、降下法を用いて逐次ルールを改善していく方法が多い。そこで、本研究は最適化の一手法である遺伝的アルゴリズムを用いてファジィ推論のルールを自動的に生成する手法を提案する。

キーワード： 遺伝的アルゴリズム、ファジィ推論ルール、自動生成

1．はじめに

通常、エキスパートシステムで用いられるルールは、その専門家によって作成されている。しかし、ファジィ推論の実用化が進むに連れて、推論ルールやメンバーシップ関数を自動的に生成する方法が求められている。このような問題に対して、最適化の一手法である最急降下法を用いて、メンバーシップ関数のパラメータやルールを逐次改善して行く方法など様々な手法が提案されている[1~3]。

最近、最適化問題に対して有効な手法として、遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithm 以下：GA）[4,5] が注目されている。GAは、最適化の逐次改善法の一種ではあるが、複数の探索点を初期値に持つことから最適解を探索するまでの演算時間が少ないという特徴を持っている。またこのアルゴリズムは、解を部分的に交換したり、変化させ最適な解に改善していく。これは、通常エキスパートシステムなどで専門家がルールを作成する手法によく似ていると考えられる。

本稿では、最適な推論ルールは最適な各ルールを組み合わせて獲られると考える。そこで、GAを用いてファジィ推論ルールを自動的に生成する手法を提案する。また、非線形システムを例にとり提案した手法と、他の手法との比較を行い本提案手法の有効性を示す。

2．自動生成手法

本研究は、ある与えられた入出力データからファジィ推論ルールをGAを用いて自動的に生成することを目的としている。ここで、本研究で取り扱うファジィ推論のモデルは、後件部が実数値である簡略ファジィ推論モデルとする。従って本手法では、各ルールに対応する後件部の実数値をGAを用いて組み合せ的に改善し、最適な組み合せの推論ルールを決定する。

本手法で構成される推論ルールは、以下に示すような形をしているものとする。

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1j}^{1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j}^{2} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{nj}^{n} \text{ then } y \text{ is } w_k \qquad (1)$$

$x_i (i=1,\cdots,n)$ ： 入力変数，　y ： 出力
$A_{ij}^{i} (j^i=1,\cdots,m^i)$ ： ファジィ変数
$w_k (k=1,\cdots,N)$ ： 第 k 番目のルールの後件部

また本手法で用いているメンバーシップ関数は、隣あうメンバーシップ関数のメンバーシップ値の和が1となる三角型である。次に遺伝子の表現方法は、上述したように各ルールに対する後件部の実数値を遺伝子要素として表現する。また、適応度は各個体から得られる推論値と実際の出力値との2乗誤差である。適応度は次式を用いて計算される。

$$v_i = \sum_{k=1}^{N} (y_k - \hat{y}_k)^2 \qquad (2)$$

v_i： i番目の個体の適応度，N ： ルールの総数
y_k： k番目の出力値，$\hat{y}_k$： k番目の推論値

本研究で提案するルールの生成法の手順を以下に記す。本手法では、初期状態として、第1図に示すようにそれぞれの入力変数に3つのメンバーシップ関数が設定されているものとし、この状態からルールの生成を始める。ただし、［提案手法1］および［提案手法3］の場合は、2つのメンバーシップ関数の設定から始めることも可能である。

［提案手法1］： 入力変数のメンバーシップ関数を等間隔に分割する方法。

STEP1-1-1

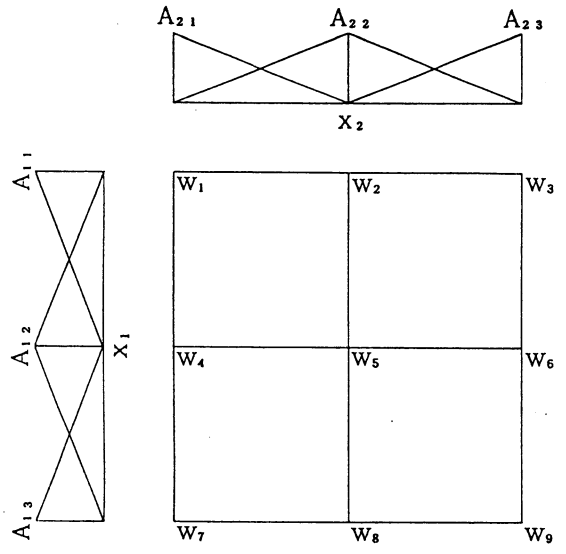
与えられたデータの出力値の最小値から最大値までの実数値をランダムに発生させ、そのランダム値を後件部にもつルールの組を複数発生させる。発生させた複数の推論ルールの組をGAの個体群とする。例えば入力変数が2変数の場合には第1図に示すように、1組のルールの数はw_1からw_9の9個となる。

STEP1-1-2

（2）式より各ルールの組の適応度を計算する。

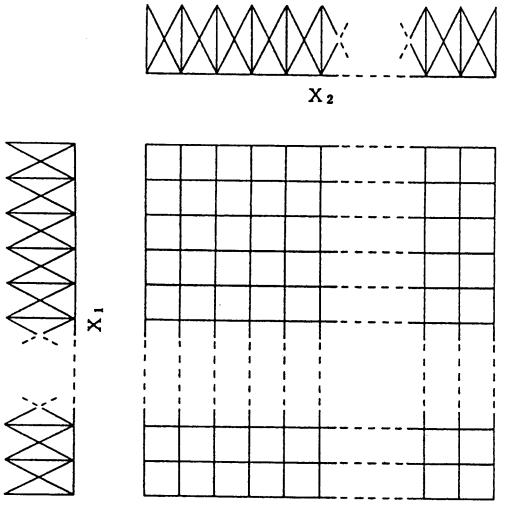
STEP1-1-3

適応度に応じて、ルールの組の淘汰を行う。本手法では、



R_{11} : $W_1 - W_3 - W_6 - W_4 - W_1$
R_{12} : $W_4 - W_6 - W_9 - W_7 - W_4$
R_{21} : $W_1 - W_7 - W_8 - W_2 - W_1$
R_{22} : $W_2 - W_8 - W_9 - W_3 - W_2$

第１図　前件部メンバーシップ関数とルールの例



第２図　前件部をｎ個分割した例

個体群の中で適応度の悪い推論ルールの組をある一定の割合で削除する。

STEP1-1-4

淘汰によって個体群の数は、減少する。そこで、生き残ったルールの組の中で、適応度の高いルールの組から順に元の個体群の数になるまでその組のコピーをつくる。

STEP1-2-1

STEP1-1-4によって復元された個体群の中から、最も適応度の高い推論ルールの組と、それに続く適応度の高い推論ルールの組を順次選択する。この２組から交叉によって新たな推論ルールの組を生成する。本手法で用いた交叉の方法は、Multi-point crossover である。

STEP1-2-2

STEP1-2-1によって生成された推論ルールに対して、等確立で突然変異を適用する。突然変異の方法は、推論ルールの各要素、つまりあるルールの実数値をデータの最小値から最大値までのランダム値と等確立で入れ換える。

STEP1-1-5

STEP1-2-1およびSTEP1-2-2によって生成された推論ルールの組のそれぞれの適応度を（２）式を用いて計算する。

STEP1-1-6

STEP1-1-2で計算した適応度の平均値以下の適応度のルールの組と、STEP1-1-5で計算した適応度の高いルールの組とを高い順に入れ換えを行う。

以上のSTEPをＧＡにおける一つの世代ｔとする。

STEP1-1-7

以上のSTEPから形成された各推論ルールの組の適応度が一様にならない場合は、$t \rightarrow t+1$ としてSTEP1-1-2に戻る。各ルールの適応度が一様になった場合、その推論モデルのルールの生成を終了しSTEP1-1-8を行う。

STEP1-1-8

STEP1-1-7で終了したモデルの推論ルールの精度を以下の式を用いて計算する。

$$E = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \frac{| y_i - \hat{y}_i |}{y_i} \qquad (3)$$

E ： 誤差精度，　y_i ： i 番目の出力データ
M ： データの総数，　$\hat{y}_i$ ： i 番目の推論値

この時、現在のモデルの精度がその直前および二つ前のモデルの精度より悪くなった場合、アルゴリズムを終了し、その中で一番精度の良いモデルを本手法では最適なモデルとして採用する。

現在のモデルの精度が良い場合は、入力変数のメンバーシップ関数の数を一つ多くしたモデルについて考え、STEP1-1に戻り、同様の作業でルールの生成を行う。このSTEPによって最終的には入力変数をｎ個分割したモデルが考えられる。その例を第２図に示す。

STEP1-1-7(a)

第２図のように入力変数をｎ分割した場合、１組の推論ルールの数がおびただしい数となり、遺伝子表現の長さが極めて長くなる。そこで本手法では、推論誤差を減少させるために以下に示すような操作を行う。

世代ｔにおいて、最も適応度の高い個体の推論誤差を計算する。そして推論誤差が最大の場所、すなわち不適切なルールの前件部に対応する点を中心としたある領域内の点に対応するルールの生成を行う。ここで領域の幅をd_tとすると、領域幅d_tは以下の式で変化する。

$$d_t = d_0 \times \left(1 - \frac{t}{T} \right) \qquad (4)$$

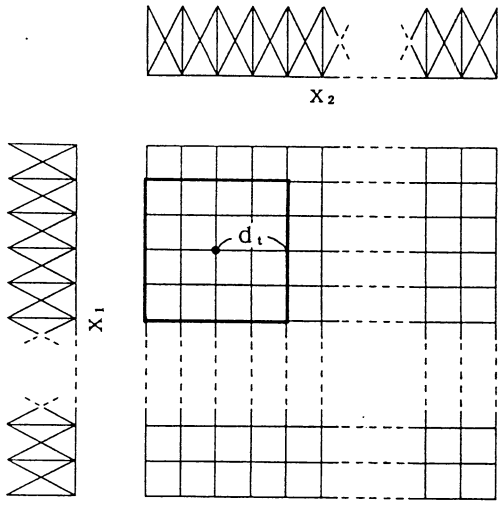
d_0： 領域幅の初期値，　t ： 現在の世代数
T ： 設定した最終世代数

つまり、世代の始めの方ではルール全体の改善を行い、世代が進むにつれて推論誤差の大きなルールの周りを局所的に順次改善していく。この操作によって、推論誤差が徐々に減少し、ルール全体として最適なルールに近づいていく。

この例を第３図に示す。第３図において・点の場所が推論誤差が最大の場所とする。また領域幅をd_tとすると、次の世代では・点を中心に太線枠で囲まれた領域内の点に対応するルールの生成を行う。

［提案手法２］： 推論誤差の大きい領域毎に前件部の分割数を増加する方法。

この手法の手順は、［提案手法１］のSTEP1-1-1からSTEP



第３図　ルールの改善領域の例

1-1-7まで変わらない.しかし、入力変数に関する分割方法は以下に示すような手順で分割を行う。

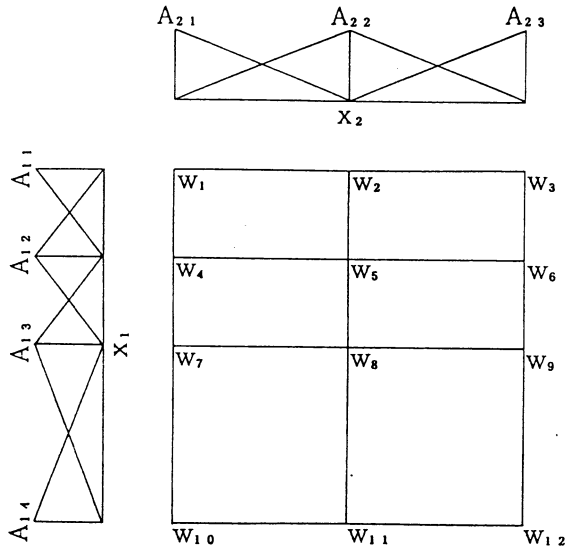
STEP2-1-8

STEP1-1-7の終了条件が満たされた場合、入力変数のメンバーシップ関数で分割されている領域毎に推論誤差を計算する。そして、推論誤差が最大の領域を等分割するように新たなメンバーシップ関数を構築する。

その例を第４図に示す。この図は、第１図における前件部メンバーシップによって分割された領域R_{11}を２等分するようにメンバーシップ関数が生成された例である。そして、今度は第４図に示すモデルの推論ルールをＧＡによって生成する。

以上提案した手法は、あるモデルの推論ルールを生成する際に、ＧＡで発生させる全てのルールの組は、その形と等しいルール数を持つルールの組を発生させている。

以下に記す提案手法は、入力変数の分割の組み合せが異なるモデルを発生させ、その中から最適な推論モデルを決定する手法である。この提案する手法は、一度に複数のモデルを考えるので、先に示した［提案手法１］および［提案手法２］よりＧＡの演算時間が短縮できる。



第４図　［提案手法２］における前件部メンバーシップ関数の生成例

［提案手法３］：　入力変数の分割の組み合せが異なるモデルをパターンとして発生させる方法。

この提案手法は、最初に各入力変数に対する入力データの最小値から最大値までをｎ等分する。そして、一つの入力変数においてｎ等分された各値をノーマルポイントとし、その中で考えられる全ての分割パターンを作る。そして、それぞれのパターンを組み合わせた時の推論モデルをデータベースとする。例として２入力、１出力のモデルの場合、第４図の様な、推論ルールの数が異なったモデルをルール数が最大のモデルすなわち、第２図のモデルのルール数の遺伝子の長さでそれぞれを表現する。

STEP3-1-1

データベースの中から入力変数の分割パターンをランダムに選択し,選ばれた分割パターンに従い、STEP1-1-1と同様の操作を行う。

STEP3-1-2～STEP3-1-6は、［提案手法１］で記したSTEP1-1-2～STEP1-1-6と同様の操作を行う。ただし、交叉および突然変異は以下のような操作で行う。

STEP3-2-1

個体群の中から推論ルールを２組選択する方法は、STEP1-2-1と同様である.また交叉の方法は、以下に示すような方法で行う。

新たに生成する推論ルールのモデルをデータベースの中からランダムに選択する。そして、個体群の中から選ばれた２組の推論ルールそれぞれを新たに生成するモデルの形に変化させる。そしてその変化させた２組の推論ルールを用いて交叉を行う。

STEP3-2-2

STEP3-2-1で生成された推論ルールの組において、前のSTEPで選んだモデルのパターンにおけるルールがある場所に対して等確立で突然変異を適応する。突然変異の方法は、STEP1-2-2と同様である。

STEP3-1-7

前のSTEPで形成された個体群の中で、最も適応度の高い推論ルールの精度を（３）式より求める。この求めた精度がある設定したしきい値より良くなれば、アルゴリズムを終了し、そのモデルを最適な推論モデルとして採用する。しきい値より悪ければ、t → t + 1 としてSTEP3-1-2に戻る。

３．実験結果

本提案手法を非線形システムのルールの生成に用いた実験結果を以下に記す。

最初に、（５）式に示すような２入力、１出力の非線形システムのルールの生成を行う。

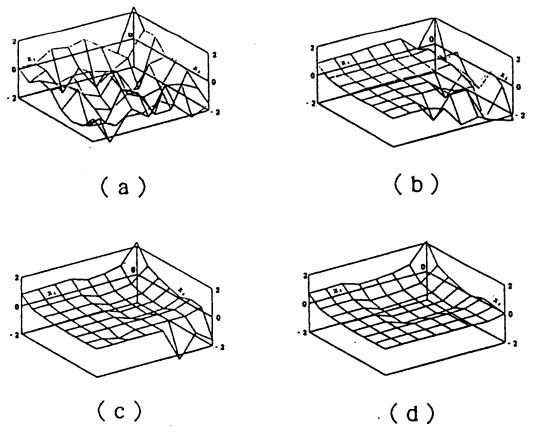
$$y = 0.2\times\left(1+\exp\left((x_1+1)^{-1}\right)-x_2^{0.5}\right)^2 \qquad (5)$$

それぞれの提案手法による結果をそれぞれ、第５図、第６図、第７図に示す。ただし、これらの図はそれぞれの提案手法から得られた推論値と実際の出力値の誤差曲面を示している。また、第５図は［提案手法１］のアルゴリズムによる誤差の減少の過程を（ａ）～（ｄ）の順に示している。

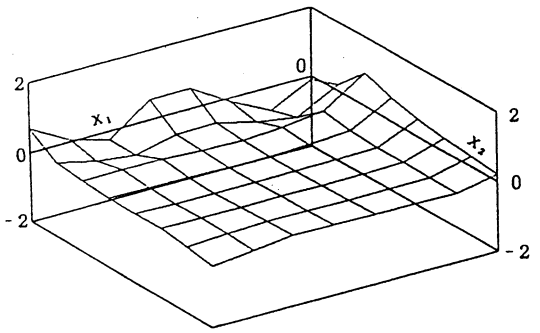
次に、３入力、１出力のシステムとして（６）式に示されるようなものについて考える[6]。

$$y = \left(1+x_1^{0.5}+x_2^{-1}+x_3^{-1.5}\right)^2 \qquad (6)$$

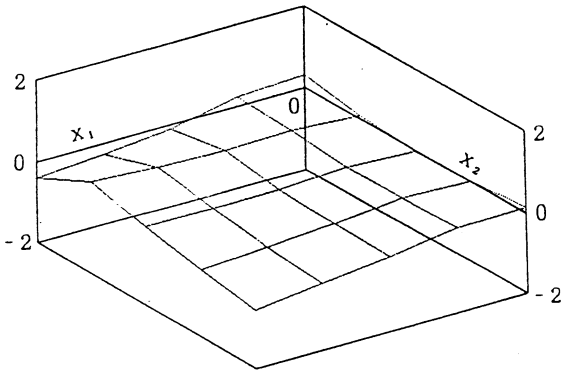
またルールを生成するために用いるデータ、および本提案手法によって得られた推論ルールを評価するデータを第１表に示す。本提案手法の評価を（３）式を用いて計算し、



第５図　［提案手法１］を用いた実験結果



第６図　［提案手法２］を用いた実験結果



第７図　［提案手法３］を用いた実験結果

ＧＭＤＨ法および、菅野等が提案したファジィモデリングとの比較を行う。その結果を第２表に示す。第２表におけるE_1, E_2はそれぞれ同定用データを用いた場合の誤差精度、評価用データを用いた場合の誤差精度を表している。

第２表の結果からもわかるように本提案手法は、ＧＭＤＨ法よりかなり良い結果が得られている。また、同定用および評価用データを用いた誤差精度についても比較的よい精度が得られていることがわかる。このことから本研究で提案した手法は、専門家がルールを生成した場合とほぼ同程度の精度が得られるルールを生成することが可能であると考えられる。また、推論ルールを自動的に生成する方法として有効な手法であると考えられる。

第１表　（６）式の入出力データ

同定用の入出力データ					評価用の入出力データ				
No.	x_1	x_2	x_3	y	No.	x_1	x_2	x_3	y
1	1	3	1	11.11	21	1	1	5	9.545
2	1	5	2	6.521	22	1	3	4	6.043
3	1	1	3	10.19	23	1	5	3	5.724
4	1	3	4	6.043	24	1	1	2	11.25
5	1	5	5	5.242	25	1	3	1	11.11
6	5	1	4	19.02	26	5	5	2	14.36
7	5	3	3	14.15	27	5	1	3	19.61
8	5	5	2	14.36	28	5	3	4	13.65
9	5	1	1	27.42	29	5	5	5	12.43
10	5	3	2	15.39	30	5	1	4	19.02
11	1	5	3	5.724	31	1	3	3	6.38
12	1	1	4	9.766	32	1	5	2	6.521
13	1	3	5	5.87	33	1	1	1	16
14	1	5	4	5.406	34	1	3	2	7.21
15	1	1	3	10.19	35	1	5	3	5.72
16	5	3	2	15.39	36	5	1	4	19.02
17	5	5	1	19.68	37	5	3	5	13.39
18	5	1	2	21.06	38	5	5	4	12.68
19	5	3	3	14.15	39	5	1	3	19.61
20	5	5	4	12.68	40	5	3	2	15.39

第２表　本提案手法と他の手法による評価の比較

手　法	E_1（%）	E_2（%）
ＧＭＤＨ	4.7	5.7
ﾌｧｼﾞｨﾓﾃﾞﾘﾝｸﾞ1	1.5	2.1
ﾌｧｼﾞｨﾓﾃﾞﾘﾝｸﾞ2	1.1	3.6
提案手法１	2.3	1.1
提案手法２	1.6	2.2

４．まとめ

本稿は、ＧＡを用いてファジィ推論ルールを自動的に生成する手法を提案した。非線形システムを例にとり、提案した手法と他の手法との比較を行った。その結果、本手法によって得られた推論ルールは、比較的よいものが得られたと考えられる。これより、本提案手法の有効性が示された。今後の課題として、今回ではルールの後件部が実数値であったので、この部分を線形関数にすることや、入力変数の分割方法の検討などが挙げられる。

参考文献

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

［２］荒木、野村、林、若見：ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と移動ロボットの障害物回避ルールの獲得，第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp. 623-626, (1991)

［３］高木、中西、采原、後藤：ニューラルネットワーク用いた自己組織化的ファジィ制御機の構成、計測自動制御学会論文集，Vol26, No. 8, 862/869, (1990)

［４］D. E. Goldberg : Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Company, 1989

［５］Davice, L. (Ed) : Genetic Algorithms and Simulated Annealing, Morgan Kaufmann Publishers, 1987

［６］菅野：ファジィ制御、日刊工業新聞社、(1988)

問い合わせ先
〒259-12 神奈川県平塚市北金目１１１７
東海大学　工学部　電気工学科
中西　祥八郎
TEL 0463-58-1211, EXT. 4025
FAX 0463-58-1812

遺伝アルゴリズムによるファジィ制御規則の学習

Aquisition of Fuzzy Control Rules by Genetic Algorithms

高濱徹行　宮本誠司　小倉久和　中村正郎
Tetsuyuki TAKAHAMA　Seiji MIYAMOTO　Hisakazu OGURA　Masao NAKAMURA

福井大学工学部情報工学科
Dept. of Information science, Fukui University

あらまし　ファジィ制御は人間の持つ知識を比較的直接的に表現しやすいため様々な分野で実際に使用されているが、制御規則の記述の自由度が大きいため最適な制御規則を得るのが困難である。制御規則の獲得は基本的に巨大な空間における探索問題と見なすことができるため、本研究では遺伝アルゴリズムを近似的な探索手法として採用する。制御誤差最小や制御規則の滑らかさのような評価基準に基づいて規則の適合度を評価し、制御規則表間で交叉を行なうことにより次第に優れた規則を生成してゆくことができる。倒立振子制御規則の獲得に本方式を適用することによりその有効性を示す。

キーワード　ファジィ制御、遺伝アルゴリズム、規則学習、倒立振子

１．はじめに

近年ファジィ推論が様々な実システムの制御に応用され、地下鉄や焼却炉などの大規模システムから家電製品などの小規模システムまで広範囲のシステムにファジィ制御が使用されるようになってきている。これは、①ファジィ制御では制御対象となるシステムの詳細なモデル化を行なう必要がなく、そのシステムのオペレータが持つ経験的知識を IF-THEN 型の制御規則として与えることによって制御を実現できること、②制御規則自体も厳密な測定量や制御量で記述するのではなく、自然言語に近いあいまいな表現で記述できるため、人間の持つ知識を比較的直接的に表現し易いこと、が大きな理由である。

しかし逆にこのことから、①人間の経験的知識に基づいて制御規則を記述するため、その規則によって最適な制御が行なえることを保証しにくい、②あいまいな表現を使用する際に測定量・制御量をどのように分類するか、すなわちメンバシップ関数をどの様に選択するかという自由度が非常に大きくなり最適の制御規則を得るのが困難である、という問題が起こる。これらの問題を解決するためには、初期の制御規則を用いてシミュレーションや実地試験を行なうことにより、制御規則やメンバシップ関数を修正して制御規則を最適なものに改良してゆく必要があるが、このようなチューニングを手作業で系統立てて行なうことはかなり困難である。このため学習型制御に関する研究[1]や制御規則チューニング用のファジィ規則を記述することによりチューニングを自動化する研究[2]などがなされている。

本研究では、このようなファジィ制御規則の生成およびチューニングを自動的に行なうために、遺伝アルゴリズム（Genetic Algorithm, ＧＡ）[3],[4]を利用した制御規則学習システムを提案する。本システムでは、後述のように制御規則を用いて実際に制御を行ない、その結果で各規則を評価するため、意図通りの最適な規則を得ることが期待できる。例えば、制御誤差最小、制御エネルギー最小あるいは制御ルール数最小などの規則を得ることが可能である。本システムの応用対象として倒立振子の制御を選び、ＧＡによって倒立振子の制御規則の生成が可能であることを述べる。

２．遺伝アルゴリズムとファジィ制御規則

ＧＡは生物の進化を模倣しようとする枠組みであり、簡単に言えば、対象とする個体を遺伝子情報の集合（染色体）で表現し、個体集団に自然淘汰を行なうことにより、より環境に適応した個体を生み出そうというものである。

ＧＡによってファジィ制御規則の学習を行なうために、制御対象のシステムの操作者（オペレータ）の集団を考え、この集団にＧＡを適用する。オペレータを個体、ファジィ制御規則を染色体とすれば、ファジィ制御規則学習システムは図１のようになる。

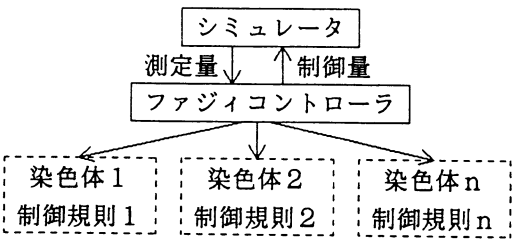


図１　ファジィ制御規則学習システム

システムは、以下のように３つの部分から構成される。

(1) シミュレータ

ファジィコントローラから制御量を得、次の時点での測定量を計算して返す。オペレータがシステム制御の実

験を行ない、熟練度を上げるための環境を提供する。繰り返し実験が可能なシステムならば、実システムを用いてもよい。

(2) ファジィコントローラ

シミュレータから測定量を得、各オペレータの持つ染色体（制御規則）に基づいてファジィ推論を行ない制御量を返す。

(3) 染色体（制御規則）

各オペレータのシステムの制御方法を記述する。したがって、オペレータはファジィコントローラと染色体を合わせたものに対応する。

本システムではファジィ制御規則を染色体として持つオペレータを想定し、各制御規則をファジィコントローラへ与え、シミュレーションを行なうことによりオペレータの熟練度を求めることを基本としている。したがって、システムの動作は以下のようになる。

(1) オペレータをランダムに発生させる。ファジィコントローラは一定であるから、実際には制御規則を発生させることになる。

(2) シミュレータおよびファジィコントローラを用いて各オペレータのシミュレーションを行ない、オペレータの熟練度を指標とする適合度を求める。

(3) 適合度に基づいて淘汰を実施する。

(4) 生き残ったオペレータに適合度に応じて配偶者を与え子孫を残す。制御規則の交叉および突然変異を行なうことにより、新しい制御規則を持つオペレータを生成する。

(5) (2)～(4) を繰り返す。

なお、制御規則を生成するのではなく、既存の制御規則のチューニングを行なうときには(2)～(5)の部分のみを実行すればよい。

3．倒立振子のファジィ制御

ファジィ制御規則学習システムの応用対象である倒立振子のファジィ制御について述べる。倒立振子制御システムとして図2のような装置をモデルとして考える。振子の角度は振子と台車との接点に取り付けられた角度センサーによって、台車の位置はベルトのプーリーのセンサーによって得られる。

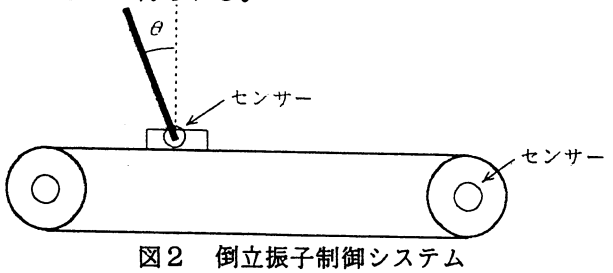


図2　倒立振子制御システム

倒立振子制御システムのシミュレータでは、質量のない棒の一端に質点が存在し、棒と台車の接点間には摩擦がないと仮定し、オイラー法により離散化した運動方程式を用いた。タイムメッシュは0.01秒とし、ある時点における台車の位置（x）、加速度（a）、振子の角度（θ）および角速度（ω）が入力として与えられ、次の時点における位置、角度および角速度を返す。加速度についてはコントローラからの指定がないかぎり同じ加速度を保つこととした。また、加速度の加速度と速度の最大値を与えることにより、現実のモデルに近づけるようにしている。

ファジィコントローラは、ファジィ推論が高速にでき、応用事例も多い三角型のメンバシップ関数を対象とする。

ファジィ制御規則は表1のように2次元の表形式とし、角度・角速度から台車の加速度を決定する（θ，ω→a）表によって記述する。各表の要素は、NB(Negative Big), NM(Negative Medium), NS(Negative Small), ZO(Zero), PS(Positive Small), PM(Positive Medium), PB(Positive Big)の7段階中にあるか要素が存在しないかのいずれかとする。

表1に人間が作成した制御規則表を、図3にその表を用いて角度15度、角速度1．5度／0.01秒の初期条件下でシミュレーションを行なった際の角度変化を示す。

初期条件

初期角度	初期角速度
15度	0度／Δt
✓15度	1．5度／Δt
30度	0度／Δt

制御規則1

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZO
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZO	PS
NS	NB	NB	NM	NS	ZO	PS	PM
ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB
PM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZO	PS	PM	PB	PB	PB	PB

制御規則2

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	--	--	--
NM	NB	NB	NB	NM	--	--	--
NS	NB	NB	NM	NS	--	--	--
ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PS	--	--	--	PS	PM	PB	PB
PM	--	--	--	PM	PB	PB	PB
PB	--	--	--	PB	PB	PB	PB

制御規則3

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	--	--	NB	--	--	--
NM	--	--	--	--	--	--	--
NS	--	--	--	NS	--	--	--
ZO	NB	--	NS	ZO	PS	--	PB
PS	--	--	--	PS	--	--	--
PM	--	--	--	--	--	--	--
PB	--	--	--	PB	--	--	PB

表1　制御規則表の例

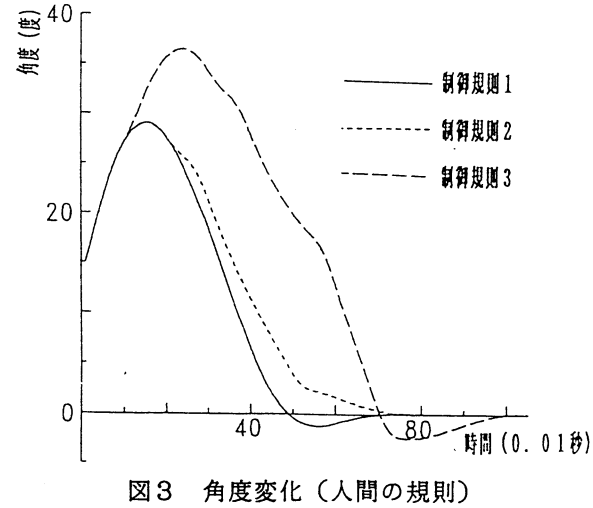


図3　角度変化（人間の規則）

以上のシステムで人間の与えた制御規則によって倒立振子の制御を行なう研究を既に行なっている[5]。ここでは２．で述べたシステムによって人間の与えた制御規則と同等あるいは同等以上の規則が得られるかどうかを調べる。[6]

４．倒立振子制御規則の学習

２．の考え方を倒立振子制御規則の学習に応用するため、以下の４つの点について考察する。

(1) 遺伝子情報の表現

３．で述べたθ，$\omega \rightarrow a$の表とする。

(2) 適合度

以下のような４通りの評価基準を設定し、各評価基準に適当な重みを与えて組合せることにより総合的な評価値を得る。なお、各評価値は最大値１に正規化している。

①角度評価（angle）

倒立振子制御ではなるべく早く直立状態になることが望ましい。初期角度から次の時点で角度０になる場合、すなわち、９０度からの変位合計最小の場合を理想とし、以下のように定義する（ただし、各時点における角度をθ_iとする）。

$$\frac{\sum_{i=0}^{n}(90-\theta_i)}{90(n+1)-\theta_0}$$

②規則数評価（rule7）

ファジィ推論を行なう場合には規則数が少ないほど推論速度が高速になるため、同じ制御が可能であればなるべく規則数の少ない方が有利である。規則が存在しない場合を理想とする。制御規則表が７×７のため、以下のようになる。

１－規則の数／４９

③規則表の滑らかさ（smooth）

ファジィ推論では複数の規則が同時に作用するため、例えば ZO 単独の場合と PB, NB の組合せの場合とで同じ様な制御を行なうこともある。しかし、後者の場合には制御が急激に変化するため安定な制御を行なうことは困難である。安定な制御を行なうためにはなるべく隣接する規則が類似している方が望ましく、また、このような制限を付与した方が人間にとっても分かりやすい規則となる。このような安定度を評価する基準として規則表の滑らかさを考え、全てが同じ規則の場合を理想とし、以下のように定義する。

$$1-\sum_{i=1}^{84}|\text{隣接規則との差}|/84\times6$$

ただし、NB から PB までの各規則に対して 0 から 6 までの値を与え、規則がない場合には ZO と同様に扱う。

④制御エネルギー最小（energy）

①では早い収束を考えたが、場合によっては収束の早さよりも制御するために必要なエネルギーを最小にしたい場合もある。厳密には「加速度×移動距離」の和を考えるべきであるが、ここではなるべくエネルギー消費の少ない規則を生成することにし、各規則のエネルギー値を、NB, PB を 3、NM, PM を 2、NS, PS を 1、それ以外を 0 とおく。全ての規則が ZO または空の場合を理想とし、以下のように定義する。

$$1-\sum_{i=1}^{49}\text{規則のエネルギー値}/49\times3$$

(3) 交叉

ここでは染色体を２次元の表で表現しているが、表の次元や枚数に無関係に交叉ができる方法を採用する。表の各要素に一連の番号を与え、交叉の対象となっている２つの染色体中で同じ番号を持つ要素の内容をある一定の割合で入れ換えることにより交叉を行なう。

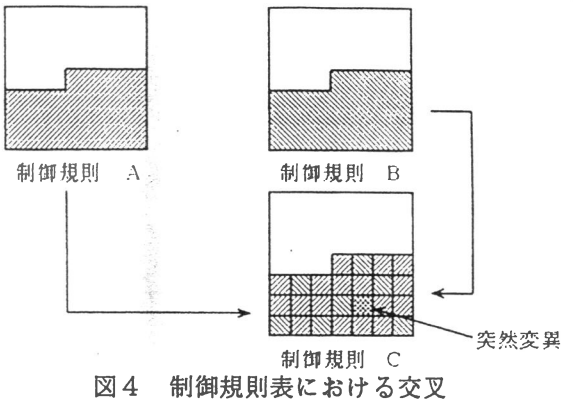


図４　制御規則表における交叉

(4) 突然変異

表の要素をある一定の割合でランダムに変更する。突然変異率が低すぎると最適解に到達せずに局所解に収束してしまう可能性が高くなり、逆に率を大きくしすぎると安定な進化が行なわれない可能性が高くなるため、問題によって適切な率に設定する必要がある。突然変異率を系統的にあるいはランダムに変更するという方法も考えられるが今回は一定の突然変異率で実験を行なった。

５．学習の実行と結果

制御規則表は７×７の表であり、各要素には規則のない場合を含めて８通りの場合があるため、探索すべき状態の数は49^8通り存在する。ただし、倒立振子では左右対象性を考慮し、中央を含めた半分の規則のみについて考慮すればよい。したがって、25^8通りの状態を探索することになるが、この場合でも全空間を探索するのは事実上不可能であるため、近似的な探索を行なうためにＧＡを利用するのである。

ＧＡによる学習は、以下のような環境および学習条件下で行なった。

・環境条件（シミュレータの設定）

台車の最大加速度：２Ｇ、台車の最大速度：６ｍ／秒、最大制御角度：１５度、最大制御角速度：１．５度／0.01秒（角度および角速度のNB, PB に対応する値を定める）、シミュレーション時間：３秒、初期条件：角度（-15,-10,-5,0,5,10,15）および角速度（0,0.5,1.0,1.5）というメンバシップ関数の中央値の組合せからなる２８通り

なお、複数の初期条件について実験を行なうのは、初期条件を固定すると制御が収束してゆく過程で全ての規則を実行しないことがあり、完全な制御規則表が構成されなくなるのを避けるためである。

・学習条件（ＧＡの設定）

個体数：５５、世代数：５０

３．と同じ条件で表２に学習された制御規則表を、図５に角度の変化を示す。

(m)　20：1：1：1．4％

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	--	NB	--	--	--	--
NM	--	--	--	--	--	--	--
NS	--	--	--	NS	--	--	--
ZO	--	--	NS	ZO	PS	--	--
PS	--	--	--	PS	--	--	--
PM	--	--	--	--	--	--	--
PB	--	--	--	--	PB	--	PB

適合度　0．968859

(n)　30：1：1：1．4％

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	--	NM	--	--	--
NM	--	--	--	--	--	--	--
NS	--	--	--	NS	--	--	--
ZO	--	--	NS	ZO	PS	--	--
PS	--	--	--	PS	--	--	--
PM	--	--	--	--	--	--	--
PB	--	--	--	PM	--	PB	PB

適合度　0．974190

(o)　50：1：1：1．4％

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	--	NB	--	--	--
NM	--	--	--	--	--	--	--
NS	--	--	--	NS	--	--	--
ZO	--	NB	NS	ZO	PS	PB	--
PS	--	--	--	PS	--	--	--
PM	--	--	--	--	--	--	--
PB	--	--	--	PB	--	PB	PB

適合度　0．980167

(p)　100：1：1：1．4％

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	--	NB	--	NS	--	--
NM	NB	--	--	--	--	--	--
NS	--	--	NB	NS	--	--	--
ZO	--	NM	NS	ZO	PS	PM	--
PS	--	--	--	PS	PB	--	--
PM	--	--	--	--	--	--	PB
PB	--	--	PS	--	PB	--	PB

適合度　0．985295

表２　学習された制御規則表

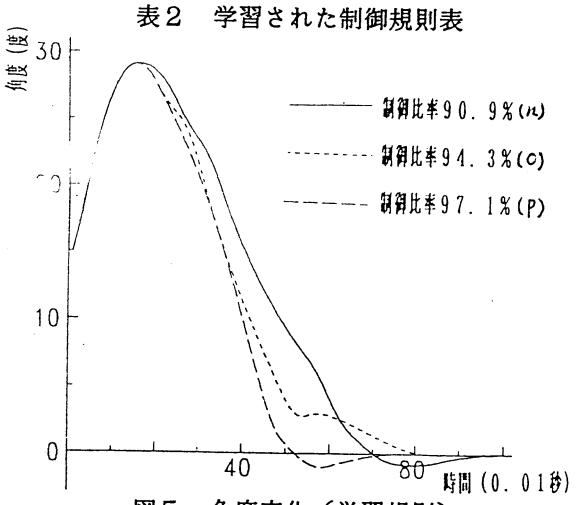


図５　角度変化（学習規則）

６．おわりに

ファジィ制御規則学習システムについて提案し、倒立振子制御システムへの応用について説明した。今後の課題として以下のような点を考察中である。

(1) メンバシップ関数

三角型に限定しても－１から１の間の分割数を変更することによってメンバシップ関数を変更できる。突然変異でメンバシップ関数を変更する実験を行ない、以下のようなメンバシップ関数が得られたが、まだ試験段階であり今後さらに検討を進める必要がある。

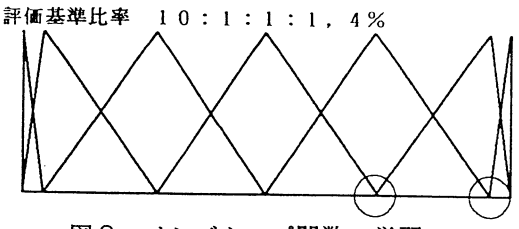


図６　メンバシップ関数の学習

(2) 表形式の動的変化

どの様な組み合せの表を選択すればよいかを決めるのは困難であるため、最初は全ての測定量に関する１次元の表（θ→ａ等）から始め、交叉によって２次元の表を動的に生成することを考える。このためには２つの染色体に１つずつ交叉点を置く。２つの点が異なる１次元の測定量の表に置かれたときには２次元の表とし、１点が２次元の表にもう１点が２次元の表に含まれる量に関する１次元の表に置かれたときは１次元の表に戻す、という方法が考えられる。

(3) 動的な交叉・突然変異率

局所的最適解に陥ることを防ぐために、局所解に陥ったことを検出して交叉・突然変異率を動的に変更し、大域的最適解を探索する手法が必要である。①一定世代進化が停止した際に突然変異率を増加させる方法、②制御規則（遺伝子）に確信度を付与し、制御規則表と対応する確信度表を別途進化させることにより、各遺伝子の確信度を推定し、交叉および突然変異率は確信度に応じて変化させる方法、を考慮中である。

参考文献

[1]市橋秀友，渡辺俊彦：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2，No.3 (1990)

[2]大西巍：都市ごみ焼却プラントの学習型ファジィ制御システム，日本ファジィ学会誌，Vol.3，No.2 (1991)

[3]Goldberg,D.E.：Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, Addison Wesley (1989)

[4]星野力：遺伝的アルゴリズムによる生物進化のシミュレーション，ｂｉｔ，Vol.23，No.8 (1991)

[5]金森弘和：倒立振子シミュレーターを使ったファジィ理論による適応制御，福井大学工学部情報工学科卒業研究 (1991)

[6]高濱徹行，宮本誠司，小倉久和，中村正郎：ファジィ推論による制御学習－遺伝アルゴリズムによるルール学習－，情報処理学会第４３回全国大会 (1991)

[問い合わせ先]

〒910 福井県福井市文京 3-9-1
福井大学工学部情報工学科
高濱　徹行
TEL: 0776-23-0500(内)2829
FAX: 0776-27-8751
e-mail takahama@rainbow.fuis.fukui-u.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

商品発注支援システムにおける知識獲得手法

－Genetic Algorithmを用いたファジィIF-THENルールのパラメータ同定－

A Learning Fuzzy Rule Parameters Using Genetic Algorithm

土屋　敏夫　Toshio TSUCHIYA
松原　行宏　Yukihiro MATSUBARA
長町　三生　Mitsuo NAGAMACHI

広島大学　工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

あらまし　ファジィ推論は"あいまい"な対象をモデル化するのに有効であり，これまで専門家の知識に依存してきた制御，診断，予測等の分野でエキスパートシステムとしての応用がなされてきた．その一方で，対象とする分野が広がり問題の規模が拡大するにつれファジィルールの効率的な獲得手法が問題となってくる．本研究では，ファジィIF-THENルールにおけるパラメータをGenetic Algorithmを用いることにより帰納的に同定する手法を提案する．また，この手法を商品発注支援システムにおける売行き予測ルールのパラメータ同定に適用する．

キーワード　学習，Genetic Algorithm，意志決定支援システム，推論，予測

1.まえがき

ファジィIF-THENルールは，専門家が日常的に用いる推論規則を言語的表現で記述するため，複雑な数式モデルを必要とせず意味的にも理解しやすいという特徴を持っている．このファジィIF-THENルールを実際のシステムに応用する場合に問題となるのがルールの獲得手法である．ルールを専門家からの聞き取り調査や，思考錯誤的に抽出する場合，普段無意識に用いている規則を正確にIF-THENルールとして把握することが困難であったり，システムが複雑・大規模化するにつれルールをヒューリスティックに同定することが不可能になるといった問題点がある．

そこで，本研究ではGenetic Algorithm（以下，GA）を用いることによりシステムの入力・出力系列からファジィIF-THENルールを帰納的に同定する手法を提案する．このような，ルールの自動チューニング手法としてはファジィモデリングやニューラルネットワークを用いた手法が現在開発されているが[1],[2]，本手法は(1)ルールパラメータのコーディングを工夫することにより様々なパラメータ（例えばメンバシップ関数の位置・形状）を同時にチューニング可能である(2)モデルの評価関数に制約がないといった特徴があるため，従来のものに比べ様々な対象の問題に適用でき，これまでシステム化が困難であった対象領域の知識構築に有効であると思われる．

本研究では商品発注支援システムにおける売行き予測ルールを例に取り実際にルールパラメータを同定した結果をもとに，本手法を用いることで知識構築の省力化が実現可能であることを示す．

2.Genetic Algorithmによる知識獲得

2.1Genetic Algorithm

GA[3],[4]は，対象とするシステムを遺伝子として表現し，これに自然淘汰による進化のプロセスを経させることで，より良いシステムへと発展させようとする試みである．

GAの特徴としては以下のような点が挙げられる．

(1)遺伝子情報を含む染色体の表現の仕方を変えることにより数種類のパラメータを同時に最適化可能

(2)勾配等の情報を使う必要がなく，任意の評価関数に対して適用可能

第１点から，メンバシップ関数の位置や形を染色体と呼ばれる１次元のベクトルとしてコーディングすることにより同定することができる．また，GAを適用する際に染色体のコーディングを工夫することで様々な対象領域に適用可能になる．任意の評価関数に応用可能であるということは，max,min演算を含んだ微分不可能なモデルでもパラメータの同定，定性的・言語的な評価関数に対してパラメータのチューニングが可能となる．

2.2推論法

本研究で用いるルール表現を式（１）に示す．式(1)のXは前件部変数，Yは後件部変数である．売行き予測ルールではYが商品の売上数量を表し，Xは売上に影響する要因を示す．また，Cはルールの確信度でありCaは入力変数（要因）Xが売行きにどれだけ影響しているかを示す度合を表現している．式(1)において同定対象となる未知パラメータはaとCである．lは，後件部メンバシップ関数の添え字を表し各言語に対応している（図１）．

Rule 1: IF Xa = Aa1 THEN Y = Bl(a,1)*Ca
Rule 2: IF Xa = Aa2 THEN Y = Bl(a,2)*Ca
Rule ja: IF Xa = Aa,ja THEN Y = Bl(a,ja)*Ca
Rule ja+1: IF Xb = Ab,1 THEN Y = Bl(b,1)*Cb
Rule k: IF Xs = As,ks and Xt = At,kt THEN Y = Bl(st,kskt)*Cst
Rule n: IF Xz = Az,jz THEN Y = Bl(z,jz)*Cz ・・・(1)

ただし、X:前件部変数, Y:後件部変数
A:前件部言語ラベル（メンバシップ関数）
B:後件部言語ラベル（メンバシップ関数）
l:言語ラベルの意味を表す添え字, C:ルールの確信度
Xの添え字a,b,p,s,t,z:入力変数を意味する
ja,jz:入力変数の言語ラベル数

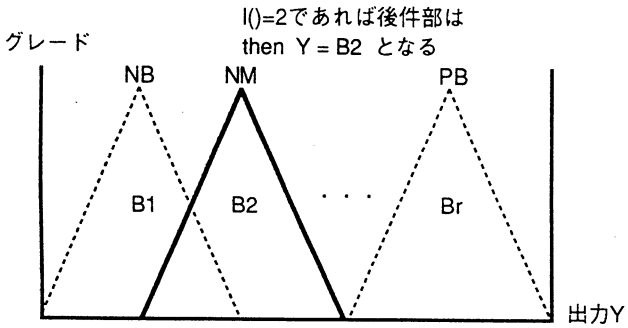


図１後件部メンバシップ関数

また，確信度Cはメンバシップ関数の高さを示している．本研究では未知パラメータl,Cを１次元のビットベクトルにコーディングしGAを用いて最適なパラメータを探索的に求める．また本手法は，入力変数の数，ルール前件部の次元数，前件部構造に依存しないという特徴を持っている．

2.3事象のモデル化

本研究で対象としている商品の売行き予測ルールの同定にGAを適用した場合の概念図を図２に示す[5].

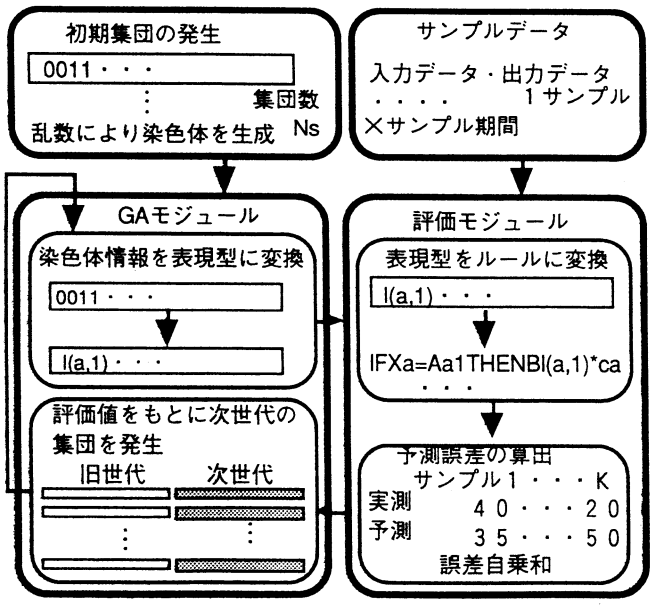
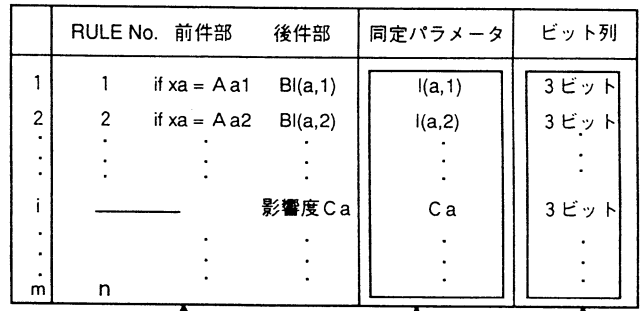


図２GAの概念

図２は大きく２つのモジュールに分けることができ，GAによる個体の進化を行なうモジュール，個体の評価を行うモジュールから成る．GAモジュールは，評価モジュールから与えられた評価値に基づきルール情報（染色体）を持った個体の淘汰を行ない次世代に個体を継承する．評価モジュールはGAモジュールから渡された集団に属するすべての個体の評価値を算出する．２つの手続きを繰り返し行ない最終的に評価値の最も高いと思われる個体を発生する．

2.4染色体のコーディング

2.2にも述べたように，個体が持つ染色体は対象とするルールパラメータを表している．ルールパラメータをコンピュータの内部表現である染色体にコーディングする手法を図３に示す．図３は８後件部メンバシップ関数の場合の染色体とルールの対応関係を示している．



l(・)	1	2	3	4	5	6	7	8
影響度	1	6/7	5/7	4/7	3/7	2/7	1/7	0
ビット列	000	100	110	010	011	001	101	111

図３染色体の表現

図３のように同定対象であるn個のルールセットのm個の未知パラメータは，ルールの表現形であるｍ個のベクトルで置き換えられる．さらに，このベクトルの各要素は図３の対応表に従い{0,1}のビット列に変換される．図３の例では１パラメータを３ビットの情報で表している．また，パラメータ１を例にとると，l(a,1)=1であれば染色体の最初の３ビットは000となる．各個体はこのm*3ビットのビット列に変換されたルール情報を染色体として持つことになる．

2.5アルゴリズムの詳細

以上のアルゴリズムに関する実際の処理方法を図２の流れに従って述べる．

a.初期集団の発生

初期設定として個体数popsizeを与えておく．個体数はアルゴリズム中一定であり，popsize個の個体が常に存在している．この個体の初期情報として個体が持つ染色体に初期値を代入する．実際には{0,1}の乱数を用いて染色体の各遺伝子にセットする．

b.個体の評価

今回用いた評価関数はルールの予測値と実測値との誤差自乗和である．上で述べたように評価関数は対象とする問題で様々な評価方法を取ることが可能である．

実際の処理手順は次のようになる．popsize個の個体すべてに関して染色体にセットされている遺伝子情報から図3の対応表に従いルールの未知パラメータを抽出する．抽出した未知パラメータをルールに代入しルールを完成させる．そして，完成したルールにあらかじめ収集した学習用のサンプルデータである要因データをインプットし推論を実行する．この推論結果と実測値との誤差の自乗和を算出し誤差が小さいほど評価値が高くなるように(2)式を用いて評価値を決定する．

（評価値）＝（定数）／（誤差自乗和）　・・・(2)

c.新集団の発生

b.で求めた評価値から淘汰の操作を行ない新しい集団を発生させる手続きを図4に示す．

まず淘汰の手続きにより旧世代の集団の中から評価値の高いものを一定の比率でそのまま次世代に残す．残りの個体は，交差によって発生させる．交差させる個体の選択は，すべての個体に関する選択確率Pcrossを(3)式を用いて評価値より求めこの確率をもとに2つの個体を選択する．

Pcross(i) = (評価値i) ／（全個体の評価値の和）・・・(3)

また，交差する点は乱数によって与える．突然変異は交差の際確率Pmutationで{0,1}のビットを反転させる．以上の方法により新しい集団を発生させb.にもどる．そして，b.c.の操作を繰り返し行なうことにより探索的に最適なルールパラメータを持つ個体を生成させる．

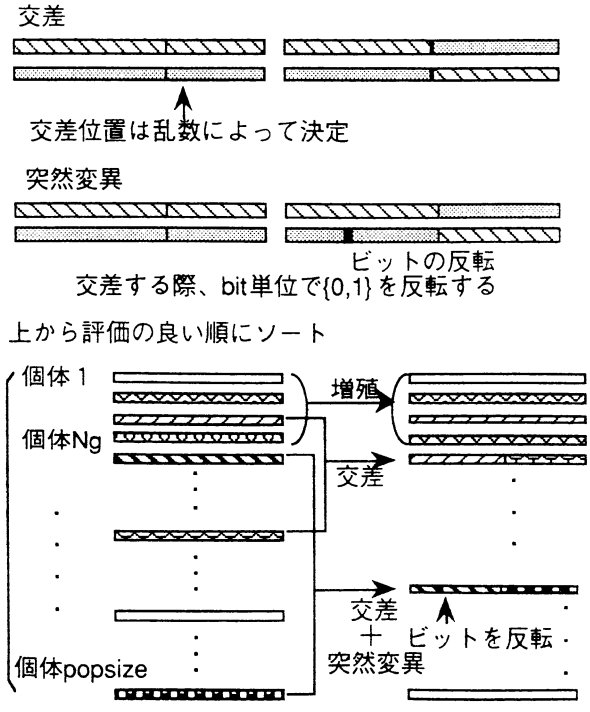


図4 新集団の発生

3.商品発注支援システムへの適用

3.1予測対象

商品の売行き予測は，図5のように様々な要因が売行きに影響していると考えられ，要因と売行きの関係を式(1)のルール表現を用いて記述することで，売行きを予測できる．本章では，この売行き予測ルールを2.の手法を用いて同定することを試みる．対象店舗，対象商品及び対象期間を以下に示す．

対象店舗：東広島市内のスーパー

対象商品：木綿豆腐，うどん，牛乳，ぽんず
の商品群（ユニット）及び各商品群から単品
を4つ選択

対象期間：同定期間　'90.8.1～'91.8.30

以上の店舗・商品・期間を対象に予測ルールの同定を行った．予測ルールは，全て1日の商品の売上数量を予測するものである．また，前件部変数（要因数）29，後件部メンバシップ関数は16設定した．

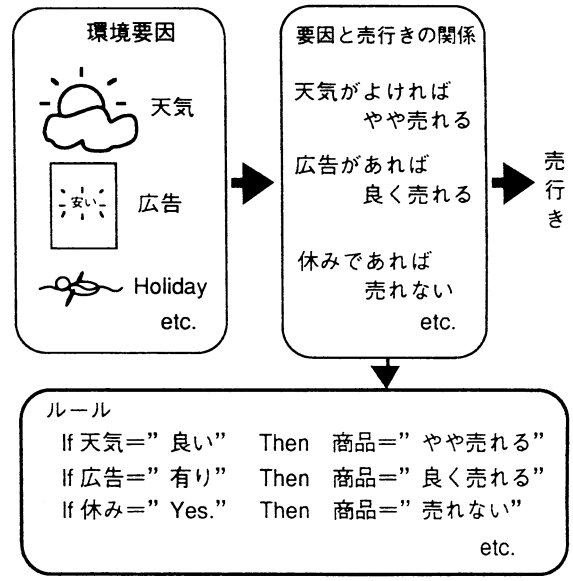


図5 要因と売行きの関係

3.2売行き予測ルールの同定

対象“うどん”に対して同定されたルールを図6に示す．図6の前件部は要因を意味しメンバシップ関数で表現される言語ラベルはあらかじめ設定するため，アルゴリズム中一定である．後件部の二つのパラメータl(),Cはそれぞれ売行きの度合い，要因の影響度を示している．l()の値は大であるほどその商品がよく売れることを意味する．また，Cの値は大であるほどその要因が売行きに影響していることを意味する．図7は商品うどんに関して'91.12.1～'91.12.13の評価用データを用いて売行きを予測したものである．なお，対象店舗におけるうどんの1日当たり販売量は平均ではおよそ300，多くて1500，少なくて200程度の販売量といった商品である．

前件部		後件部		前件部		後件部	
要因	言語ラベル	l()	C	要因	言語ラベル	l()	C
客数	少ない	1	0.57	曜日	月曜	15	0.14
		3			火曜	5	
		6			水曜	1	
		13			木曜	9	
		13			金曜	5	
	多い	10			土曜	4	
天気	晴	16	0.43		日曜・祝日	10	
	曇	16		気温	低い	15	0.57
	雨	15				12	
天気変化	なし	13	0.14			8	
	良くなる	14				8	
	悪くなる	12				8	
広告	なし	2	0.71			5	
	有り	12			高い	16	

図６うどんの売行き予測ルール

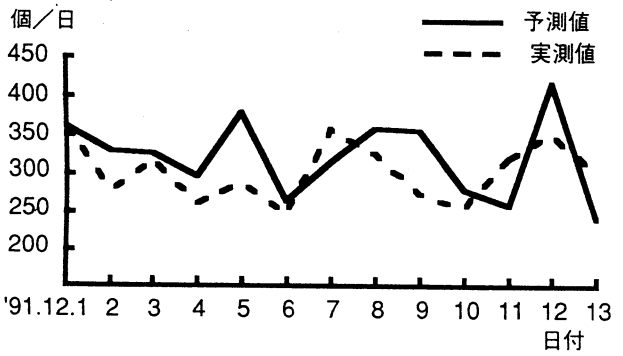


図７うどんの売行き予測

3.3予測精度の評価

同定したルールの評価用データに対する予測精度を以下の評価値を用いて評価した.

評価値１：平均誤差（個）

$$\text{平均誤差} = \text{Avg}(\text{Abs}(Yr[i] - Yf[i])) \quad \cdots (3)$$

評価値２：適中率（%）

$$\text{適中率} = 100 * \text{Avg}(\text{Abs}(Yr[i] - Yf[i]) / Yr[i]) \quad \cdots (4)$$

図８に４商品及び客数の予測ルールに対する評価値１，２及び期間中の平均売上数量（客数）を示す.

図６,７,８の結果を考察すると，図６より作成されたルールは発注担当者の感覚にあったものに近く意味的にも実際の事象に近いものである（例えば広告が有れば良く売れる等）．また，図７より予測結果は比較適実測値に追従していると思われる.

商品	種類	評価値１	評価値２	平均売上数
A	木綿豆腐	56	67	160
B	うどん	89	71	274
C	牛乳	28	3.2	75
D	ぽんず	17	0	21
客数		367	86	2834

図８予測ルールの評価

しかし，図８の評価値１,２では特に商品C,Dで予測誤差が悪くなっている．これらの商品は１日当たりの売上数量が少なく，予測できない変動の影響が売行きに大きく影響することが原因と思われる．さらに，競合店の開業などがあったためルール同定期間と評価期間の環境が異なっていることも原因と思われる．しかし，これらの原因を考慮しても今回得られた予測精度は実用的ではない．よって，さらに正確なルールを同定するためのアルゴリズムの改良を行う必要がある．例えば，今回はルール前件部の構造・メンバシップ関数の形状をあらかじめ与えたが，予測精度向上のためにはルール構造・メンバシップ関数を正確に同定する必要があり，これらのパラメータを同定するためのアルゴリズムをさらに検討していくことが必要である.

一方，同様の予測を数量化理論Ｉ類を用いて行ったところ評価値１，２ともに等しいか，GAを用いて同定されたルールの方が良い結果が得られた.

5.まとめと今後の課題

本研究では，商品発注支援システムにおける売行き予測ルールをGAを用いて同定する手法を提案した．また，この手法を用いて売行き予測ルールの同定を行なった．商品Aに関する同定結果は，同定されたルールの予測誤差が良好に収束していることを示した.

今後の課題としては，本研究で提案した手法と他の手法とを比較することでの有効性を確かめることや，今回行なわなかった対象商品に関しても同様の実験を行なうこと，さらにルール前件部の構造を同定する手法の開発等が挙げられる.

【参考文献】

[1] 菅野道夫: ファジィ制御, 日刊工業新聞社(1988).

[2] 堀川慎一，他: "ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器", 計測自動制御学会, Vol. 27, No.2, 208/215 (1991).

[3] David E. Goldberg : Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, 59/88, Addison Waseley Publishing Company, (1989).

[4] 星野力: "遺伝的アルゴリズムによる生物進化のシミュレーション", Bit Vol.23, No.8, 11/22 (1991).

[5] 土屋敏夫，他: "商品発注支援ファジィエキスパートシステムの開発-Genetic Algorithmに基づくファジィプロダクションルールの獲得手法-", 日本ファジィ学会中国・四国支部第２回大会, 5/6 (1991).

【問い合わせ先】

〒724　東広島市鏡山一丁目４-１
広島大学工学部第二類管理工学研究室
土屋　敏夫　　TEL 0824(22)7111 （内線3481）

ネオファジィニューロンによる非線形ダイナミカルシステムの同定とその挙動予測

Identification of Nonlinear Dynamical Systems by a Neo Fuzzy Neuron and Prediction of their Behavior

山川 烈　内野 英治　神酒 勤　草薙 裕亮
Takeshi YAMAKAWA　Eiji UCHINO　Tsutomu MIKI　Hiroaki KUSANGI

九州工業大学 情報工学部
Faculty of Computer Science and Systems Engineering ,
Kyushu Institute of Technology

あらまし：先に、筆者らはファジィ理論とニューロサイエンスの融合によるファジィニューロンモデルとその応用について報告した[1]。本研究では、新たなモデルとしてネオファジィニューロンというものを提案する。従来のニューロンモデルの出力は入力の線形結合で与えられるが、本モデルの出力は、入力の非線形重み付けと加算で与えられる。

本モデルの応用としてn次非線形ダイナミカルシステムの同定方法を提案する。本同定方法により、与えられたシステムを同定し、そのシステムの挙動を予測する。

キーワード：ネオファジィニューロン、システム同定、挙動予測, 学習

1　まえがき

一般に、時系列信号からシステムを同定する場合には、システムの入出力関係を線形結合とみなし同定を行なう[2]。しかし実際のシステムでは、システムの入出力関係は非線形である場合が多い。

システムの持つ非線形性が線形に近い場合は、システムを線形近似することができるが、そのシステムの非線形性が強い場合は、線形近似のシステムでは、その誤差が無視できなくなる。そこで、非線形システム同定に適した新たな方法が必要となる。

本研究では、ファジィ理論とニューロサイエンスの融合の新たなモデルとして、ネオファジィニューロンモデルを提案する。まず、シナプスによる重み付けを非線形とすることにより、非線形システムの同定に適したモデルを構築する。次に、予測値と与えられた教師信号を用いて、学習において極小化される評価関数を定義する。この評価関数から、本モデルに用いる学習アルゴリズムを導出する。このアルゴリズムは、通常のパーセプトロンの学習則を、本モデルに応用したものとみなすことができる。更に、本モデルによるダイナミカルシステムの同定能力と、学習時に用いるゲイン定数 α と評価関数の関係と、ラベル数と評価関数の関係を調べる。最後に、本モデルの有効性を確かめるために、1次及び3次のダイナミカルシステムのシステム同定と挙動予測をする。

2　ネオファジィニューロンの構造

4つのシナプスを持つネオファジィニューロンの全体図を図1(a)に示す。図1(a)から、本モデルの入力は a_0、a_1、a_2、a_3 であり、出力はbである。従って、入出力の関係は、次式で与えられる。

$$b = f_0(a_0) + f_1(a_1) + f_2(a_2) + f_3(a_3) \qquad (1)$$

$f_0(a_0),\ldots,f_3(a_3)$ の入出力関係は非線形であるので各 $f_0(a_0),\ldots,f_3(a_3)$ を非線形シナプスとよぶことにする。図1(b)にラベルの数を5個とした場合の非線形シナプス $f_3(a_3)$ の構造を示す。図1(b)から非線形シナプス $f_3(a_3)$ の入出力関係は、入力 a_3 に対する各グレード μ_{3j} に w_{3j} を乗じた値の総和となる。従って、非線形シナプス $f_3(a_3)$ の入出力関係は、次式となる。

$$f_3(a_3) = \sum_{j=0}^{4} w_{3j}\mu_{3j}(a_3) \qquad (2)$$

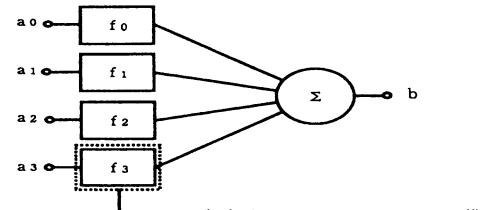


図1（a）ネオファジィニューロンの構造

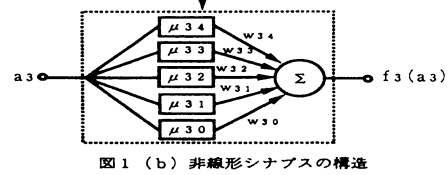


図1（b）非線形シナプスの構造

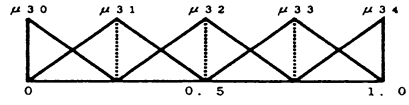


図1（c）非線形シナプスに配置するメンバーシップ関数

他の非線形シナプスの構造も非線形シナプス $f_3(a_3)$ と同様である。各非線形シナプスに配置するメンバーシップ関数を図1(c)に示す。

3 ネオファジィニューロンと遅延素子によるダイナミカルシステムの同定と挙動予測

本モデルと遅延素子Dを組み合わせるとダイナミカルシステムの同定を行なうことができる。図2にその同定システムの構成図を示す。ネオファジィニューロンの重み $W_i(=(w_{i0},w_{i1},...,w_{i4}))$ は、パーセプトロンの学習則を応用し、評価関数が極小値になるように W_i を調整する。

ここでは、図2に示す4個の非線形シナプスを持つネオファジィニューロンによるダイナミカルシステム同定方法について述べる。

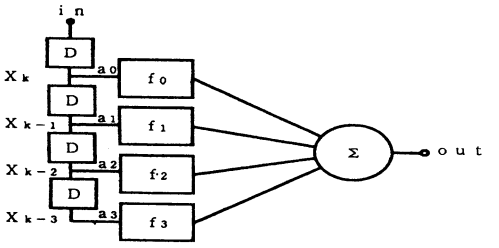


図2 ネオファジィニューロンと遅延素子

さて、n+1個の時系列信号Xが

$$X=(x_0,x_1,x_2,...,x_{n-1},x_n) \tag{3}$$

で与えられた時、各非線形シナプスへの入力信号 a_0,a_1, a_2,a_3 の集合を入力ベクトルと呼ぶことにする。この入力ベクトル X_i=(a_0,a_1,a_2,a_3) は時系列信号Xを初期値から順に遅延素子Dを通して入力に得られるので、入力信号 a_0 として x_n が入力されるまでは、表1の学習動作モードに示すように X_3 から X_{n-1} までのn-3個の入力ベクトルが順次入力されることになる。ネオファジィニューロンに入力ベクトル X_k を入力すると、出力として予測値 $\hat{x}_{k+1}$ が得られる。

X_3 から X_{n-1} までのn-3個の入力ベクトルに対して順次学習を進める。この過程を1回の学習とする。k番目の入力ベクトル X_k に対する本モデルの学習は、以下の評価関数が極小になるように行なわれる。

$$e_k{}^2=(x_{k+1}-\hat{x}_{k+1})^2 \tag{4}$$

ここで、x_{k+1} は時刻k+1における時系列信号であり、これを教師信号として用いる。このような評価関数のもとで、学習回数tにおけるi番目の非線形シナプスの W_i の学習アルゴリズムは次のようになる。

$$W_i(t+1)=W_i(t)+\alpha M_i e_k \tag{5}$$

$$M_i=(\mu_{i0},\mu_{i1},\mu_{i2},\mu_{i3},\mu_{i4}) \tag{6}$$

ただし、M_i はi番目の非線形シナプスを構成するメンバーシップ関数のグレードである。$W_i(0)$ は、初期値である。

学習によりシステム同定が終ると、そのシステムを用いて挙動予測をする。1時刻先の予測を行なう場合、入力ベクトル X_n をネオファジィニューロンに入力すると出力として $\hat{x}_{n+1}$ が得られる。n+1時刻以降の予測を繰り返し行なう場合は、$\hat{x}_{n+1}$ がin端子に入力できるようにout端子をin端子と結合する。そして同定システムから出力される予測値をin端子に順次入力するとout端子から次の時刻の予測値が出力される。

表1 入力ベクトル

入力ベクトル $X_i=(a_0,a_1,a_2,a_3)$	動作モード
$X_0=(x_0,*,*,*)$ $X_1=(x_1,x_0,*,*)$ $X_2=(x_2,x_1,x_0,*)$	予備動作 *:Don't care
$X_3=(x_3,x_2,x_1,x_0)$ ⋮ $X_k=(x_k,x_{k-1},x_{k-2},x_{k-3})$ ⋮ $X_{n-1}=(x_{n-1},x_{n-2},x_{n-3},x_{n-4})$	学習動作
$X_n=(x_n,x_{n-1},x_{n-2},x_{n-3})$	一時刻先の予測動作
$X_{n+1}=(\hat{x}_{n+1},x_n,x_{n-1},x_{n-2})$ $X_{n+2}=(\hat{x}_{n+2},\hat{x}_{n+1},x_n,x_{n-1})$ $X_{n+3}=(\hat{x}_{n+3},\hat{x}_{n+2},\hat{x}_{n+1},x_n)$	繰り返し予測動作

4 計算例

ここでは、本モデルによる同定能力、α と評価関数の関係、ラベル数と学習後の評価関数の関係を調べる。最後にシステム同定と挙動予測をする。

4.1 ネオファジィニューロンによるダイナミカルシステムの同定能力

本モデルによるダイナミカルシステムの同定能力を確かめるため以下に示すシステムAとシステムBを用いる。

$$\text{システムA:}\quad x_{k+1}=\begin{cases}2.0x_k, & (0\le x_k\le 0.5)\\ -2.0x_k+2.0, & (0.5\le x_k\le 1.0)\end{cases} \tag{7}$$

$$\text{システムB:}\quad x_{k+1}=3.99(1-x_k)x_k \tag{8}$$

システムA,Bに初期値 x_0=0.513 を与え50個の時系列信号を作る。各時系列信号を図3、図4に示す。学習条件として α =0.1、学習回数を50回とする。ラベルは図1(c)に示す5個のラベルを用いてシステム同定を行

なう。システムAとそれを同定したシステムを図5に、システムBとそれを同定したシステムを図6に示す。学習後の評価関数の値は、システムAでは0.00となりシステムBでは0.495×10^{-3}となる。

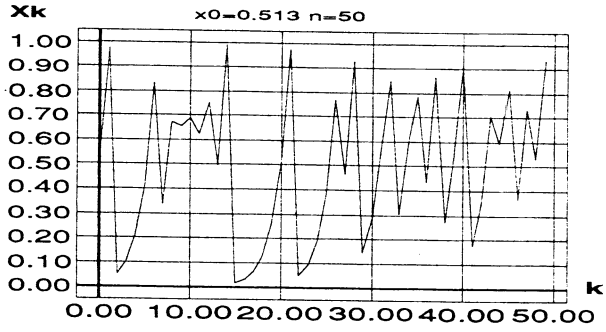


図3　システムAの時系列信号

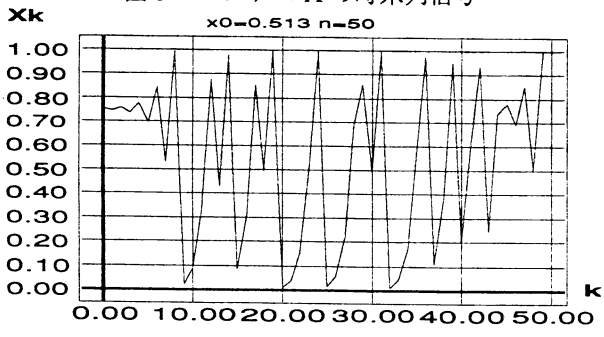


図4　システムBの時系列信号

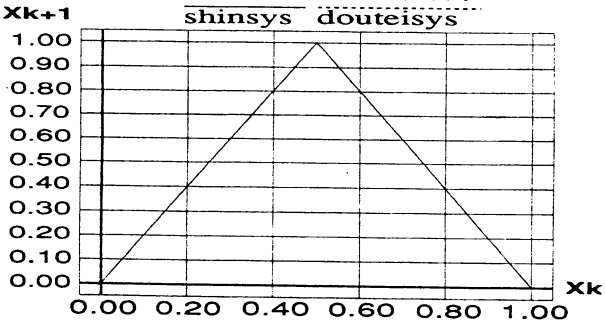


図5　システムAとその同定したシステム

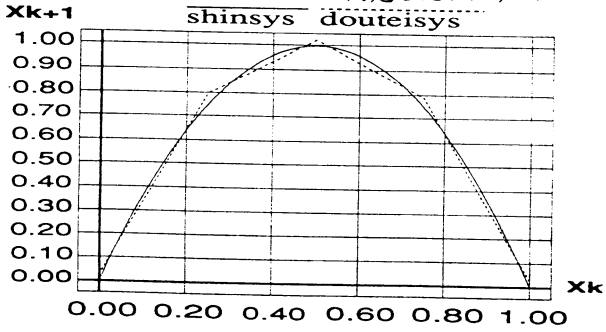


図6　システムBとその同定したシステム

4.2　α と評価関数の関係

ここでは、α と評価関数の関係を調べる。信号は図4の時系列信号を用いる。学習条件として、ラベル数を16個、学習回数を100回、W_i の初期値を0とする。

表2に示す α で、システム同定を行なう。そのときの学習後の誤差、誤差が 0.1×10^{-3} 以下になる学習回数、誤差の変化の様子を表2に示す。ただし、ここで言う誤差は、式(4)の評価関数である。α が0.01、0.05、0.10、0.5、1.0、2.6、2.72、2.73のとき評価関数の変化の様子を図7に示す。図7の横軸tは学習回数を表している。

表2　α と評価関数の関係

α	0.01	0.05	0.1	0.5	1.0	2.6	2.72	2.73	2.74	2.78	2.81
学習後の誤差	7.73×10^{-3}	0.027×10^{-3}	1.0×10^{-6}	1.0×10^{-6}	1.0×10^{-6}	7.0×10^{-6}	0.278×10^{-3}	0.053	137	345×10^{10}	341×10^{15}
誤差＝0.1×10^{-3} 以下になる学習回数		72	36	7	4	6					
収束速度	遅い ←				速い		→ 遅い				
誤差の変化の様子	← 単調減少						→ 振動減少	← 振動発散 →			発散

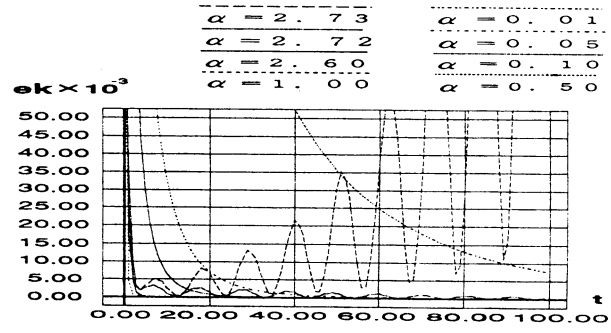


図7　α と評価関数の関係

4.3　ラベル数と学習後の評価関数の関係

ここでは、ラベル数と学習後の評価関数の関係を調べる。信号は、図4の時系列信号を用いる。学習条件として、α =1.0, 学習回数を50回とする。ラベル数を4,8,12,16と変えて、システム同定をする。システムBとラベル数を変えたときに同定したシステムを図8に示す。図8のranuはラベルの数を示す。50回の学習後の評価関数の値を表3に示す。

表3　ラベル数と評価関数

ラベル数	4	8	12	16
評価関数の値	2.25×10^{-3}	0.66×10^{-3}	0.06×10^{-3}	0.01×10^{-3}

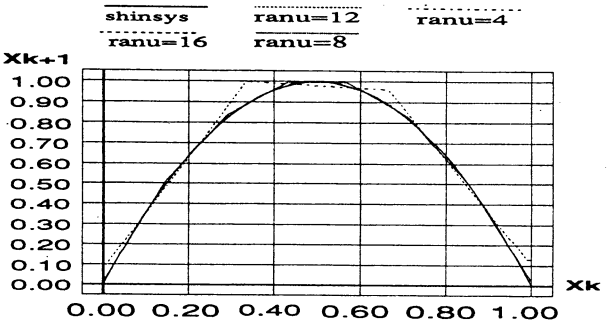


図8　ラベル数とシステム同定の関係

4.4　システムの挙動予測

学習条件として α =1.0、学習回数を50回、ラベル数を16個とする。ここでは、図3の x_0 から x_{49} の50個の時系列信号をシステム同定に用いる。学習によりシステム同定が終了すると、その同定したシステムを用いて30回の挙動予測をする。図9に30組の真のデータと予測値を示す。

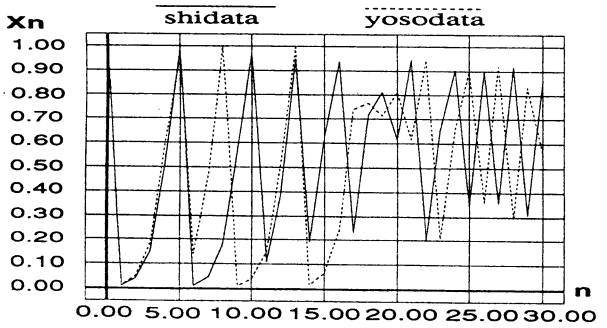


図9　1次のシステムの挙動予測

4.5　3次のダイナミカルシステムの同定と挙動予測

以下に示す3次のダイナミカルシステムに初期値 x_0=0.223,x_1=0.865 ,x_2=0.863 を与え、 x_0 から x_{99} の100個の時系列信号を作る。

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f_0(x_k) + f_1(x_{k-1}) + f_2(x_{k-2}) \\ &= \frac{5x_k}{1+{x_k}^2} - 0.5x_k - 0.5x_{k-1} + 0.5x_{k-2} \end{aligned} \tag{9}$$

学習条件としては α =0.1、学習回数を100回、ラベルの数を7個とする。図10に $f_0(x_k)$、 $f_1(x_{k-1})$、 $f_2(x_{k-2})$ とそれらを同定したシステムを示す。学習終了時の評価関数の値は、5.21×10^{-2} となる。

学習によりシステム同定が終了するとその同定したシステムを用いて挙動予測をする。30回挙動予測したグラフを図11に示す。

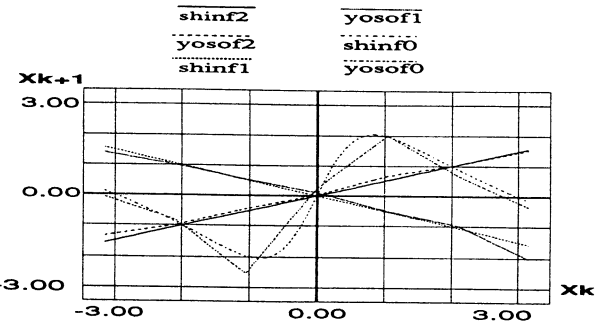


図10　3次のシステムとそれを同定したシステム

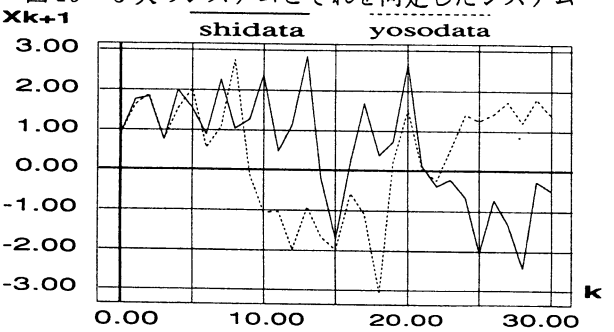


図11　3次のシステムの挙動予測

5　むすび

本研究では、ファジィ理論とニューロサイエンスの融合による新たなモデルとしてネオファジィニューロンを提案した。本モデルの学習則はパーセプトロンの学習則を応用したものである。

更に、ネオファジィニューロンと遅延素子を組み合わせることで、時系列信号から非線形システムを同定することができ、その非線形システムをもとに挙動予測ができることが計算結果から明らかになった。

今後の課題としては、システムの次数決定問題や実信号データからのシステム同定など、まだまだ解決する課題が残されている。

参考文献

[1]T.Yamakawa : Pattern Recognition Hardware System Employing a Fuzzy Neuron, Proceeding of International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks, H-1, 1990

[2] 中溝：信号解析とシステム同定, コロナ社, 1989

問い合わせ先

〒820 飯塚市大字川津 680-4
九州工業大学情報工学部制御システム工学科
山川烈
Pone: 0948-29-7712 FAX: 0948-29-7742

自己増殖型C∞級ファジィモデルとカオス時系列同定問題への応用

A Self-Generating Fuzzy Model of Class C ∞ and its Application to Identification of Chaotic Time Series

片山　立 Ryu KATAYAMA　　鍬田　海平 Kaihei KUWATA　　梶谷　雄治 Yuji KAJITANI　　西田　行輝 Yukiteru NISHIDA

三洋電機㈱　情報通信システム研究所
Information & Communication Systems Research Center, Sanyo Electric Co.,Ltd.

あらまし　滑らかな関数近似能力を有するC∞級ファジィモデルにおいて，ファジィ推論ルールを逐次的に増加させながらモデル推定誤差を徐々に低減させる自己増殖型C∞級ファジィモデルを提案する。本モデルによる非線形システムの同定アルゴリズムは，ルール数が固定されたもとので勾配法によるパラメータの学習過程と，パラメータの学習による誤差の低減効果が飽和した段階で，推論誤差の最大絶対値を与える入出力データの近傍に新たなルールを逐次的に発生させる自己増殖過程から構成される。この同定アルゴリズムはルール数がnの時の最終的な学習結果をルール数が（n＋1）の時の初期値に反映させることにより，入力空間を当分割して初期値を設定する方法よりも極小解に陥る可能性が少なく，またより少ない総学習回数で任意に指定されたモデル推定誤差を実現できることを数値例によって示す。さらに本モデルをカオス性を有する非線形ダイナミカルシステムの同定問題へ適用した結果について述べる。

キーワード　C∞級ファジィモデル，Radial Basis Functions，カオス，非線形システム同定

1．はじめに

ファジィ理論の実用化の進展とともに，より複雑・大規模なシステムに対するファジィ知識を人手のみによって試行錯誤的に設計やチューニングすることはますます困難になってきている。このような問題を解決するため与えられた入出力データを近似するように，勾配法などによってファジィ知識の構造（メンバシップ関数数やルール数）とパラメータ（メンバシップ関数の形状パラメータや簡略化法におけるルール後件部実数値）を自動的に学習する手法[1,2,3]が提案されている。しかしながら，これらの手法において用いられているファジィモデルはC⁰級のものが多く，滑らかな出力特性が要求される非線形ダイナミカルシステムの同定やロボットの軌道制御などへの適用は困難である。このためガウス基底関数をメンバシップ関数として用いるC∞級ファジィモデル[4,5]が提案されている。このモデルはRadial Basis Functions[6]の一種であり，同定手法としてk-means クラスタリング法による方法[7]や，Gram-Schmidtの直交化法による手法[8]などが提案されている。

これらの同定手法[7,8]において学習の対象となっているのはメンバシップ関数の中心値とルール後件部の実数値のみに限定されており，ガウス基底関数の分布の程度を示すパラメータが比較的小さい値に固定されているため，ルール数がかなり多くなるという難点がある。また文献[4]ではガウス基底関数の分布パラメータも学習の対象とした勾配法による数値実験が報告されているが一般にこの最適化問題は決定変数に関し非線形かつ大域的な凸性が保証されないので，所望のモデル精度を実現するために必要な最小のルール数や適切な初期値の決定については試行錯誤的な数値実験が必要であった。

本研究では，与えられたモデル誤差を実現する最少のルール数を自動的に決定する自己増殖型C∞級ファジィモデルを提案する。本モデルによる非線形システムの同定アルゴリズムは以下の２つの過程から構成される。

(1)ルール数が固定されたもとでの勾配法によるパラメータの学習過程。

(2)パラメータの学習による誤差の低減効果が飽和した段階で，推論誤差の最大絶対値を与える入出力データの近傍に新たなルールを逐次的に発生させる自己増殖過程。

この同定手法の特長は，ルール数がnの時の最終的な学習結果をルール数が（n＋1）の時の初期値に反映させることにあり，これにより入力空間を当分割して初期値を設定する方法と比較して極小解に陥る可能性が少なく，与えられたモデル誤差を達成するまでの総学習回数も少なくてすむことを数値例によって示す。

さらにこの同定手法をカオス性を有する非線形ダイナミカルシステムの同定[9]に適用した結果を示す。

2．C∞級ファジィモデルによる同定問題

入力変数を$\underline{x}=(x_1,x_2,\cdots,x_m)\in R^m$，出力が$y\in R$であるような関数 $y=f(\underline{x})$ をN個の入出力データの組

$$(\underline{x}^1,y^1),\cdots,(\underline{x}^p,y^p),\cdots,(\underline{x}^N,y^N) \qquad (1)$$

が与えられたもとで同定するものとする。第 k番目のルールは(2)式で与えられる。

ルールk：

If $x_1=A_{1k}$ and $\cdots$ and $x_i=A_{ik}$ and $\cdots$ and $x_m=A_{mk}$
Then $y=w_k$, $\qquad k=1,\cdots,n \qquad (2)$

C∞級ファジィモデルではメンバシップ関数として次のようなガウス基底関数[4,5]を用いる。

$$A_{ik}(x_i)=\exp(-(x_i-a_{ik})^2/b_{ik}) \qquad (3)$$

パラメータa_{ik}, b_{ik}, $i=1,\cdots,m$ はk番目のルール毎に設定する。この時、k 番目のルールの前件部適合度μ_kとファジィモデルの出力 y はそれぞれ(4),(5)式で与え

られる。

$$\mu_k(\underline{x})=A_{1k}(x_1)\times\cdots\times A_{ik}(x_i)\times\cdots A_{mk}(x_m) \quad (4)$$

$$y=\sum_{k=1}^{n}\mu_k\cdot w_k \quad (5)$$

ルール数がn個のファジィモデルにおいて，学習の対象となる決定パラメータベクトル $\underline{a}^n\in R^{mn}$, $\underline{b}^n\in R^{mn}$, $\underline{w}^n\in R^n$ を以下のように定義する。

$$\begin{aligned}
&\underline{a}_k=(a_{1k},a_{2k},\cdots,a_{ik},\cdots,a_{mk})\in R^m,\ k=1,\cdots,n\\
&\underline{a}^n=(\underline{a}_1,\underline{a}_2,\cdots,\underline{a}_k,\cdots,\underline{a}_n)\in R^{mn}\\
&\underline{b}_k=(b_{1k},b_{2k},\cdots,b_{ik},\cdots,b_{mk})\in R^m,\ k=1,\cdots,n\\
&\underline{b}^n=(\underline{b}_1,\underline{b}_2,\cdots,\underline{b}_k,\cdots,\underline{b}_n)\in R^{mn}\\
&\underline{w}^n=(w_1,w_2,\cdots,w_k,\cdots,w_n)\in R^n
\end{aligned} \quad (6)$$

この時，N個の入出力データの組(1)に対し，ルール数がn個の場合のファジィモデリング問題P(n)は(7)式のように定式化される。

ファジィモデリング問題P(n)：

$$\min_{(\underline{a}^n,\underline{b}^n,\underline{w}^n)} E_n(\underline{a}^n,\underline{b}^n,\underline{w}^n)=\frac{1}{2}\sum_{p=1}^{N}(y^p-\bar{y}^p)^2$$
$$\text{subj.to}\quad (2),(3),(4),(5) \quad (7)$$

ここで y^p, $\bar{y}^p$はそれぞれp番目の入力データ$\underline{x}^p$に対する出力データとファジィモデルによる推論結果である。

問題P(n)の最適解を$(*\underline{a}^n,*\underline{b}^n,*\underline{w}^n)$とするとき，実現すべきモデル誤差 $\varepsilon>0$ が与えられたもとでの全体の同定問題は以下のように定式化される。

全体の同定問題：

N個の入出力データの組(1)と実現すべきモデル誤差 $\varepsilon>0$ が与えられたもとで，

$$E_n(*\underline{a}^n,*\underline{b}^n,*\underline{w}^n)<\varepsilon \quad (8)$$

を満足する最少のルール数nと，その時のファジィモデリング問題P(n)の最適解$(*\underline{a}^n,*\underline{b}^n,*\underline{w}^n)$を求めよ。 ■

以下ではまず勾配法によるファジィモデリング問題P(n)の解法を述べ，次に自己増殖型アルゴリズムによる全体の同定問題に対する解法について述べる。

3．勾配法によるファジィモデリング問題P(n)の解法

ファジィモデリング問題P(n)における誤差関数E_nの決定パラメータ

$$a_{ik},\ b_{ik},\ w_k,\quad i=1,\cdots,m,\ k=1,\cdots,n$$

に関する勾配は，等式制約条件(2)～(5)のもとで(9)式で与えられる。

$$\partial E_n/\partial a_{ik}=-\frac{2w^k}{b_{ik}}\sum_{p=1}^{N}[(y^p-\bar{y}^p)\cdot\mu_k(\underline{x}^p)\cdot(x_i^p-a_{ik})]$$
$$i=1,\cdots,m,\ k=1,\cdots,n \quad (9a)$$

$$\partial E_n/\partial b_{ik}=-\frac{w^k}{b_{ik}^2}\sum_{p=1}^{N}[(y^p-\bar{y}^p)\cdot\mu_k(\underline{x}^p)\cdot(x_i^p-a_{ik})^2]$$
$$i=1,\cdots,m,\ k=1,\cdots,n \quad (9b)$$

$$\partial E_n/\partial w_k=-\sum_{p=1}^{N}[(y^p-\bar{y}^p)\cdot\mu_k(\underline{x}^p)]$$
$$k=1,\cdots,n \quad (9c)$$

(9)式を用いることにより，問題P(n)を適当な勾配法（最急降下法，共役勾配法　準ニュートン法など）によって解くことができる。最も基本的な最急降下法による学習則は(9)，(10)式で与えられる。

$$a_{ik}(t+1)=a_{ik}(t)-\alpha\cdot\partial E_n/\partial a_{ik} \quad (10a)$$

$$b_{ik}(t+1)=b_{ik}(t)-\alpha\cdot\partial E_n/\partial b_{ik} \quad (10b)$$

$$w_k(t+1)=w_k(t)-\alpha\cdot\partial E_n/\partial w_k \quad (10c)$$
$$i=1,\cdots,m,\ k=1,\cdots,n$$

ここで t は最急降下法のイテレーション回数，αは学習係数である。

4．自己増殖アルゴリズムによる全体問題の解法

ルール数nを固定して学習を進めても誤差関数E_nの減少の効果がほとんど見込めなくなった段階で新規ルールを発生させる。ルール発生戦略としては種々の方法が考えられるが，ここではN個の学習データのうち推論誤差の絶対値が最大となる学習データに着目し，この学習データの入力値を中心とするメンバシップ関数とルールを発生させることにより、推論誤差の最大絶対値を与える学習データの近傍の推論誤差を最優先に低減させるような戦略をとることにする。この考え方にもとづいた全体の同定問題に対する解法を以下に示す。

【ステップ1】

実現すべきモデル誤差εと推論誤差の減少度合の許容値ε_1を設定する。

【ステップ2】

初期ファジィルールを少なくとも1個設定する。

ルール数がnの時の学習イテレーション回数をt，総学習回数をstとし，t=0，st=0　とする。

【ステップ3】

N個の学習データ(1)に対し最急降下法の学習則(9)，(10)式によって，$(\underline{a}^n(t),\underline{b}^n(t),\underline{w}^n(t))$から$(\underline{a}^n(t+1),\underline{b}^n(t+1),\underline{w}^n(t+1))$を計算する。なお最適な学習係数αは2次内挿法などの一次元探索法を用いて決定する。

【ステップ4】

$E_n(\underline{a}^n(t),\underline{b}^n(t),\underline{w}^n(t))\equiv E_n(t)$と定義すると，

$$E_n(t+1)<\varepsilon \quad (11)$$

が満たされるならば，その時のルール数nが与えられたモデル誤差に関する不等式(8)を満たす最少のルール数であり，$(\underline{a}^n(t+1),\underline{b}^n(t+1),\underline{w}^n(t+1))$を$(*\underline{a}^n,*\underline{b}^n,*\underline{w}^n)$として採用し終了する。

(11)式が満足されない場合はステップ5へ進む。

【ステップ5】

誤差関数の減少率を

$$D(t+1)\equiv|(E_n(t+1)-E_n(t))/E_n(t)| \quad (12)$$

とするとき

$$D(t+1)<\varepsilon_1 \quad (13)$$

ならばステップ6へ進む。

$$D(t+1)\geq\varepsilon_1 \quad (14)$$

ならば，t=t+1,st=st+1としてステップ3へ。

【ステップ6】

N個の入出力データ$(\underline{x}^p,y^p)$，p=1,⋯,Nのうち絶対値誤差が最大となる入出力データを$(\underline{x}^q,y^q)$とする。すなわち

$$|y^q-\bar{y}^q|=\max_{1\leq p\leq N}|y^p-\bar{y}^p| \quad (15)$$

とするとき，(n+1)個目の新規ルールを(16)式に従って発生させる。

$$a_{i,n+1}=x_i^q \qquad i=1,\cdots,m \quad (16a)$$

$$b_{i,n+1}=b_0 \qquad i=1,\cdots,m \quad (16b)$$

$$w_{n+1}=y^q-\bar{y}^q \quad (16c)$$

ここで，b_0はガウス基底関数の分布パラメータの初期値としてあらかじめ与えられている定数である。この値は比較的小さい値が好ましい。さらにルール数nを (n+1)

に更新しｔ＝０としてステップ３へもどる。なお，この時の新規ルール以外のルールに含まれるパラメータの初期値は、直前の学習過程で得られている値をそのまま使用する。■

文献[1]では三角型のメンバシップ関数を前件部としてもつようなファジィモデルに対して本手法と同様なプロセスからなるファジィモデリング手法が提案されている。文献[1]ではパラメータ学習過程における学習の対象がルール後件部の実数値のみに限定されており，またルール発生アルゴリズムとしてメンバシップ関数で分割された領域のうち，平均推論誤差が最大の領域の中点に新規ルールを発生させているのに対し，本手法ではパラメータ学習過程においてルール後件部実数値のみならずメンバシップ関数の形状パラメータも学習の対象としており，また推論誤差の最大絶対値を与える学習データの入力値を，新規に発生させるルール前件部のガウス基底型メンバシップ関数の中心値として採用している点が異なっている。

５．非線形関数の同定問題への応用

(1) １変数関数の同定

図１に示す滑らかな１変数関数の同定問題に関し、本手法を適用した。

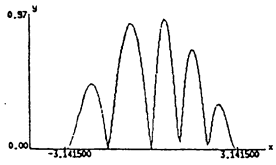


図１　非線形関数

この関数は(17)式で与えられる。

$$y = \begin{cases} |(1/\pi^2)(x+\pi)(x-\pi)\cdot\sin(2x)|, & -\pi \leqq x < 0 \\ |(1/\pi^2)(x+\pi)(x-\pi)\cdot\sin(3x)|, & 0 \leqq x \leqq \pi \end{cases} \quad (17)$$

学習データは区間［$-\pi,\pi$］に含まれる101個の点を用い、モデル誤差 $\varepsilon = 0.12$，推論誤差の減少許容値 $\varepsilon_1 = 0.001$，初期ルール数を１個として本手法を適用した結果，ルール数が８個，総学習回数 st=178で収束した。得られたメンバシップ関数と推論結果を図２に示す。これから、近似すべき学習用データの非線形性の強い凹凸部分に集中してにメンバシップ関数およびルールが生成されていることがわかる。

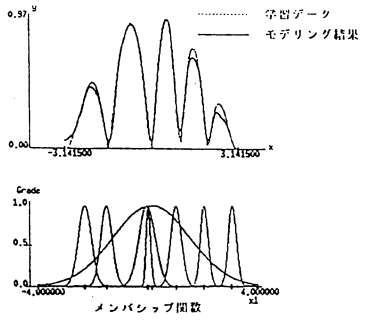


図２　自己増殖型アルゴリズムによる同定結果

さらに，本手法と，ルールとメンバシップ関数の初期値を入力区間に当分割して配置し，最急降下法によってルールパラメータを学習する当分割法に関し，総学習回数stに対する誤差関数E_nの減少するようすを図３に示す。初期値を当分割する方法では、極小解に陥る可能性が高く，ルール数を増やしても必ずしも誤差関数値が改善されないのに対し，本論文で提案している自己増殖アルゴリズムでは，ルール数がｎの時の最終的な学習結果をルール数が（ｎ＋１）の初期値に反映させているのでルール数，および学習回数の増加に伴い，ほぼ単調に誤差関数値が改善されていることがわかる。

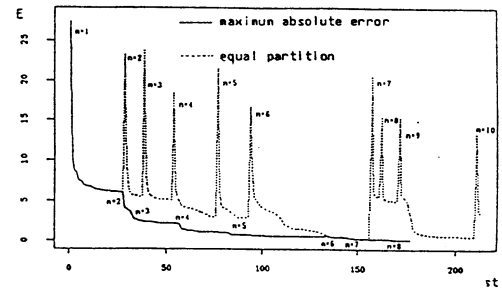


図３．自己増殖型アルゴリズムと当分割初期値配置アルゴリズムとの誤差関数値収束性の比較

(2) ２入力１出力関数の同定

$(x_1,x_2) \in [-1,2]\times[-1,2]$で定義され、表１に示す６個のルールによって定義されるC∞級ファジィモデルの推論結果から441個のデータを作成し、これを学習データとして２入力１出力関数の同定に自己増殖型アルゴリズムを適用した。この関数は図４に示すような６つのピークを持っている。

表１　学習データ作成用ルールパラメータ

ルール番号 k	a_{1k}	b_{1k}	a_{2k}	b_{2k}	w_k
1	1.5	0.05	1.5	0.05	1.0
2	0.5	0.3	1.3	0.05	0.8
3	-0.5	0.07	1.1	0.2	0.6
4	0.4	0.1	0.15	0.35	0.4
5	-0.5	0.2	-0.5	0.05	0.3
6	1.6	0.05	-0.6	0.1	0.7

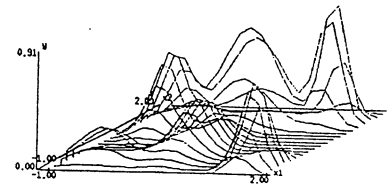


図４　２入力１出力関数の学習曲面

モデル誤差 $\varepsilon = 0.1$，推論誤差の減少許容値 $\varepsilon_1 = 0.0005$，初期ルール数を１個としてシミュレーションを行った結果，ルール数６個，総学習回数st=156回で収束した。入力空間(x_1,x_2)で６個のルールに対応した２次元前件部メンバッシップ関数の等高線を図５に示す。図５の番号はルールが発生した順を示している。このように本モデルでは，ファジィルールが推論誤差の絶対値が大きい領域から順番に被覆するように次々に発生し，あたかも生体における細胞のように逐次的に増殖しているこ

とがわかる。また，表１に示した学習用の６個のルールの良い近似値が最適パラメータとして得られている。

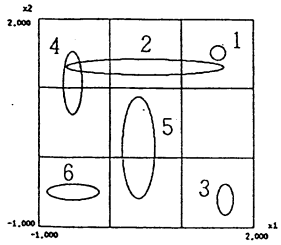


図５　ファジィルールの自己増殖過程

６．カオス時系列同定問題への応用

本手法をカオス性を有する非線形力学系の同定問題に適用する。１変数の時系列データが決定論的ダイナミクスによって生成されている場合にはTakensの埋め込み定理[10]によって元の力学系を再構成することができる。この場合，サンプル時間間隔の大きさと埋め込み次元の推定が重要[9]であるが，ここではそれらが既知とし，比較的単純なロジスティック写像を自己増殖型Ｃ∞級ファジィモデルによって同定する。ロジスティック写像は(18)式で定義される１次元差分力学系である。

$$x(t+1)= a\cdot x(t)\cdot(1-x(t)) \quad , 0\leqq x\leqq 1 \qquad (18)$$

２つのaの値（a=3.48：４周期解，a=4.0：カオス）に対し，(18)式にもとづいて生成した101個のデータ(x(t),x(t+1))を学習データとして１変数関数Ｆ

$$x(t+1)=F\ (x(t)) \qquad (19)$$

を本手法を用いて同定した。$\varepsilon=0.005$，$\varepsilon_1=0.0001$とし，a=3.48の場合はルール数ｎ＝５，総学習回数st=197で，またa=4.0の場合はルール数ｎ＝６，総学習回数st=341で収束した。これらの学習結果にもとづき，時系列データx(t)の初期値をx(0)=0.8 とした時の(18)式にもとづく時系列データの理論値と，(19)式の同定結果による予測値を２０ステップにわたって比較したものが図６である。

これによれば，a=3.48の４周期解の場合には理論値と予測値がほぼ一致していることがわかる。また，a=4.0のカオスの場合にも，７ステップ程度まで理論値と予測値がほぼ一致しており，カオス時系列の短期予測ができていることが確認できる。

カオス時系列の予測における関数近似問題に対しては，従来から誤差逆伝搬アルゴリズムを用いた階層型ニューラルネットワークや，Radial Basis Functionsを用いた方法[9]などが用いられている。しかしながら，任意に指定したモデル精度を実現するための階層型ニューラルネットワークにおける中間層の最少の素子数や、Radial Basis Functions における最少の基底関数数などは，予備的な数値実験などを実施して試行錯誤的に求める必要があった。本手法を用いることにより，任意のモデル精度を実現する最少のルール数を効率よく自動的に求めることができる。

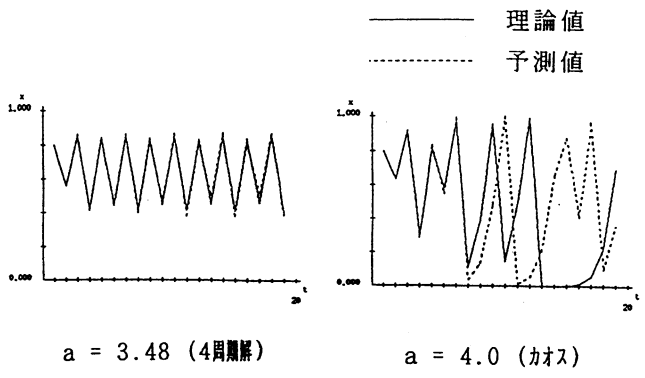


図６　ロジステック写像の時系列予測結果

７．おわりに

本研究では，滑らかな関数近似能力を有するＣ∞級ファジィモデルにおいて，任意の指定されたモデル精度を実現する最少のルール数と最適ルールを得るための自己増殖型アルゴリズムを提案した。また非線形関数の同定問題とカオス時系列同定問題に本手法を適用し，その有効性を示した。

【参考文献】

[1] 荒木,野村,林,若見：ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と移動ロボットの傷害物回避ルールの獲得,第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,pp.623-626,1991.

[2] 梶谷,片山,西田：メンバシップ関数の制約条件を考慮したファジィモデリング手法,1992年電子情報通信学会春季大会講演論文集,D-208,1992.

[3] 梶谷,片山,西田：ペナルティ法を用いたファジィ知識の自動獲得，第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,1992.

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

[5] 市橋：逆伝搬誤差を用いる共役勾配法による階層型ファジィモデルの学習,日本機械学会ＦＡＮシンポジウム講演論文集,pp.235-240,1991.

[6] T.Poggio,F.Girosi：A Theory of Networks for Approximation and Learning,A.I.MemoNo.1140, C.B.I.P. Paper No.31,July,1989.

[7] J.Moody,C.J.Darken：Fast Learning in Networks Locally-Tuned Processing Units,Neural Computations,1,pp.281-294,1989.

[8] Chen,S.A.Billings,C.F.N.Cowan,P.M.Grant：Practical Identification of NARMAX Models with Radial Basis Functions,Int.J.Control,vol.52, no.6,pp.1327-1350,1990.

[9] M.Casdagli：Nonlinear Prediction of Chaotic Time Series,Physica D,35,pp.335-356,1989.

[10] F.Takens：Detecting Strange Attractors in Turbulence, in "Dynamical Systems and Turbulence", Lecture Notes in Mathematics, 898,pp.366-381,Springer,Berlin,1981.

【問い合わせ先】

〒５７３　大阪府枚方市走谷１－１８－１３
三洋電機㈱情報通信システム研究所
コンピュータ研究部
片山　立　　TEL (0720)41-7854
FAX (0720)41-1413
E-mail：katayama@hirakata.sanyo.co.jp

ペナルティ法を用いたファジィ知識の自動獲得

Acquisition of Fuzzy Rules Using Penalty Method

梶谷　雄治　　片山　立　　西田　行輝
Yuji KAJITANI　　Ryu KATAYAMA　　Yukiteru NISHIDA

三洋電機㈱　情報通信システム研究所
Information & Communication Systems Research Center, Sanyo Electric Co.,Ltd.

あらまし　ファジィ推論ルールの自動生成手法としてファジィ分割された領域のうち推論誤差の大きい領域に逐次的にルールを生成する手法が提案されているが、本論文では、内点ペナルティ法を用いることにより、パラメータチューニング時にルール後件部パラメータのみならず、前件部の三角形メンバシップ関数の頂点位置（頂点座標）もチューニングできるように拡張した。この拡張により、同一のパラメータ数でより精度の高いチューニングが行えるようになった。

キーワード　学習、同定、ファジィモデリング、ペナルティ法、勾配法

1．はじめに

ファジィルールやメンバシップ関数の数を自動的に生成する手法として、荒木らの簡略化ファジィ推論におけるファジィルールの後件部パラメータ（後件部実数値）を勾配法によってチューニングしながら、ファジィ分割された領域のうち推論誤差の大きい領域に逐次的にファジィルールを生成する手法[1]が提案されており、ファジィルールやメンバシップ関数の数をあらかじめ設定することなくファジィモデリングを行うことができる。しかし、この手法では、ファジィルールの前件部変数であるメンバシップ関数のチューニングは考慮されていない。

本論文では、内点ペナルティ法[6]と勾配法（最急降下法）[6]を用いることにより、パラメータチューニング時にルール後件部のみならず、前件部の三角形メンバシップ関数の頂点座標もチューニングできるように拡張した。この拡張により、同一のパラメータ数でより精度の高いチューニングが行えるようになったので数値例を示して報告する。

2．ペナルティ法によるファジィモデリング手法

すでに我々は、すべての入力空間においてメンバシップ関数が常に定義され、かつ初期値として定義された三角形のメンバシップ関数の頂点座標の大小関係が保存されるように、メンバシップ関数の形状パラメータ（三角形の頂点座標）に関する不等式制約条件を陽に考慮した問題の定式化を行い、この有制約最適化問題を内点ペナルティ法を用いて無制約最適化問題に変換し勾配法によって解く手法を提案している[3,4,5]。

入力 x_i は区間

$$X_i = \{x_i \mid a_i^1 \leqq x_i \leqq a_i^{L_i}\},\ i=1,2,\cdots,m \quad (1)$$

（ただし a_i^1, $a_i^{L_i}$ は定数）内に含まれるよう規格化されているものとする。区間 X_i 内に L_i-2 個の点

$$a_i^1 \leqq a_i^2 \leqq \cdots \leqq a_i^{j(i)} \leqq \cdots \leqq a_i^{L_i-1} \leqq a_i^{L_i} \quad i=1,2,\cdots,m \quad (2)$$

をとり、図1に示すように $a_i^{j(i)}$ を頂点の x_i 座標とし隣接するメンバシップ関数とグレード値が 0.5 で交わる三角形のメンバシップ関数 $A_i^{j(i)}(x_i)$ を L_i 個定義する（両端のメンバシップ関数 $A_i^1(x_i)$、$A_i^{L_i}(x_i)$ は三角形の片側だけとなる）。

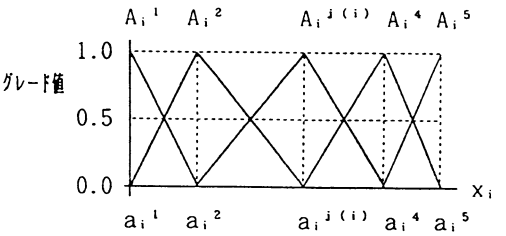


図1　前件部のメンバシップ関数(L_i=5 の場合)

このとき簡略化ファジィ推論の $n = \prod_{i=1}^{m} L_i$ 個のルールは(3)式で与えられる。

ルール s：

If x_1 is $A_1^{j(1)}$ and $\cdots$ and x_i is $A_i^{j(i)}$ $\cdots$ and x_m is $A_m^{j(m)}$

Then y is w_s

$$1 \leqq j(i) \leqq L_i,\ i=1,\cdots,m,\ s=1,\cdots,n \quad (3)$$

また、簡略化ファジィ推論の推論結果 $\bar{y}$ は(4)～(6)式で計算される。

$$A_i^{j(i)}(x_i)=\begin{cases} \dfrac{x_i-a_i^{j(i)-1}}{a_i^{j(i)}-a_i^{j(i)-1}}, & (a_i^{j(i)-1}<a_i^{j(i)} \text{かつ} a_i^{j(i)-1} \leqq x_i \leqq a_i^{j(i)}) \\ 1-\dfrac{x_i-a_i^{j(i)}}{a_i^{j(i)+1}-a_i^{j(i)}}, & (a_i^{j(i)}<a_i^{j(i)+1} \text{かつ} a_i^{j(i)} \leqq x_i \leqq a_i^{j(i)+1}) \\ 0, & (x_i \leqq a_i^{j(i)-1} \text{ あるいは } x_i \geqq a_i^{j(i)+1}) \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_s = A_1^{j(1)}(x_1)\cdot A_2^{j(2)}(x_2)\cdot \cdots \cdot A_m^{j(m)}(x_m) \quad (5)$$

$$\bar{y} = \left(\sum_{s=1}^{n} \mu_s \cdot w_s\right) / \left(\sum_{s=1}^{n} \mu_s\right) = \sum_{s=1}^{n} \mu_s \cdot w_s \quad (6)$$

(6)式の$\sum_{s=1}^{n}\mu_s$は常に1となるので省略している[2]。

$\underline{a_i}=(a_i^1,\cdots,a_i^{Li})\in R^{Li}, i=1,\cdots,m$ および $M=\sum_{i=1}^{m}Li$ とするとき、前件部メンバシップ関数に関する形状パラメータベクトル $\underline{a}\in R^M$ を(7)式で定義する。

$$\underline{a}=(\underline{a_1},\underline{a_2},\cdots,\underline{a_i},\cdots,\underline{a_m}) \quad (7)$$

ベクトル $\underline{a}$ に関する不等式制約条件(2)式は(8)～(10)式のもとで(11)式のように簡潔に表現される。

$$g_i^{j(i)}(\underline{a})=a_i^{j(i)}-a_i^{j(i)+1}, \quad j(i)=1,\cdots,Li-1,\ i=1,\cdots,m \quad (8)$$

$$\underline{g_i}=(g_i^1,\cdots,g_i^{Li-1})\in R^{Li-1},\ i=1,\cdots,m \quad (9)$$

$$\underline{g_*}=(\underline{g_1},\underline{g_2},\cdots,\underline{g_i},\cdots,\underline{g_m})\in R^{M-m} \quad (10)$$

$$\underline{g_*}(\underline{a})\leqq\underline{0} \quad (11)$$

$\underline{z}=(\underline{a},\underline{w})\in R^{M+n}$ を導入し(11)式を(12)式のように表わす。

$$\underline{g}(\underline{z})=\underline{g_*}(\underline{a})\leqq\underline{0},\ \underline{g}\in R^{M-m} \quad (12)$$

今、専門家から得られるN個の入出力データの組を

$$(\underline{x}^1,y^1),\cdots,(\underline{x}^p,y^p),\cdots,(\underline{x}^N,y^N)$$

とするとき、ファジィモデリング問題は(13)式のように定式化される。

$$\begin{aligned}&\min_{\underline{z}=(\underline{a},\underline{w})} E=\frac{1}{2}\sum_{p=1}^{N}(y^p-\bar{y}^p)^2\\ &\text{subj.to } (4),(5),(6),(12)\end{aligned} \quad (13)$$

(13)は $\underline{z}$ に関する不等式制約条件付き問題であるのでこれを内点ペナルティ法を用いて制約なし問題に変換する。問題(13)に対し $Z=\{\underline{z}|\underline{g}(\underline{z})\leqq\underline{0}\}$ の内部で定義される拡張目的関数を(14)式で定義する。

$$P(\underline{z};r)=E+r\,\phi(\underline{g}(\underline{z})) \quad (14)$$

ここで $r>0$ であり、内点ペナルティ関数 ϕ は連続で

$\phi(\underline{g}(\underline{z}))>0$, $\underline{z}\in \mathrm{int}\,Z$ (Zの内部) のとき (15a)

$\phi(\underline{g}(\underline{z}))\to\infty$, $\underline{z}\in\partial Z$ (Zの境界) のとき (15b)

で定義される。ペナルティ関数 $\phi(\underline{g}(\underline{z}))$ に(16)式を採用すると、(14)式の拡張目的関数は(17)式となる。

$$\phi(\underline{g}(\underline{z}))=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j(i)=1}^{Li-1}(-1/g_i^{j(i)}(\underline{a})),\quad g_i^{j(i)}=a_i^{j(i)}-a_i^{j(i)+1} \quad (16)$$

$$\begin{aligned}P(\underline{z};r)&=E+r\phi(\underline{g}(\underline{z}))\\&=\frac{1}{2}\sum_{p=1}^{N}(y^p-\bar{y}^p)^2\\&\quad+r\sum_{i=1}^{m}\sum_{j(i)=1}^{Li-1}(-1/(a_i^{j(i)}-a_i^{j(i)+1}))\end{aligned} \quad (17)$$

(17)式のペナルティ定数 r に与える狭義に単調減少してゼロに収束する正数列 $\{r^k\}$ に対して、問題(17)を適当な勾配法で解くことにより、元問題(13)の解を求めることができる[3,4,5]。(17)式の最急降下方向は

$$(-\partial P(\underline{z};r)/\partial w_*,\ -\partial P(\underline{z};r)/\partial a_i^{j(i)})$$

となり、後件部実数値およびメンバシップ関数の頂点座標の学習則は、(18), (19)式となる。

$$w_*(\gamma+1)=w_*(\gamma)+K\sum_{p=1}^{N}\{(y^p-\bar{y}^p)\mu_*\} \quad (18)$$

$$\begin{aligned}a_i^{j(i)}(\gamma+1)&=a_i^{j(i)}(\gamma)\\&\quad+K\{\sum_{p=1}^{N}\{(y^p-\bar{y}^p)\sum_{\nu=1}^{n}((w_\nu-\bar{y}^p)(\partial\mu_\nu/\partial a_i^{j(i)}))\}\\&\quad-r\{-1/(a_i^{j(i)-1}-a_i^{j(i)})^2+1/(a_i^{j(i)}-a_i^{j(i)+1})^2\}\}\end{aligned} \quad (19)$$

ここで、γ はパラメータの更新回数、μ_*, μ_ν はファジィルールの前件部適合度、K は学習パラメータで、γ+1 回目のイテレーションの前に後件部実数値およびメンバシップ関数の頂点座標の更新を行う。(19)式の $\partial\mu_\nu/\partial a_i^{j(i)}$ については、(5)式より

$$\mu_\nu=\prod_{i=1}^{m}A_i^{h(i)}(x_i),\ 1\leqq h(i)\leqq Li \quad (5)'$$

となり(5)'式の右辺における x_i に関するメンバシップ関数 $A_i^{h(i)}(x_i)$ を以下の5つの場合に分けて計算する。

① $h(i)=j(i)-1$ かつ $a_i^{j(i)-1}\leqq x_i\leqq a_i^{j(i)}$

② $h(i)=j(i)$ かつ $a_i^{j(i)-1}\leqq x_i\leqq a_i^{j(i)}$

③ $h(i)=j(i)$ かつ $a_i^{j(i)}\leqq x_i\leqq a_i^{j(i)+1}$

④ $h(i)=j(i)+1$ かつ $a_i^{j(i)}\leqq x_i\leqq a_i^{j(i)+1}$

⑤ ①～④ 以外の場合

①～⑤の $\partial\mu_\nu/\partial a_i^{j(i)}$ は各々(20)～(24)式となる。

$$\frac{\partial\mu_\nu}{\partial a_i^{j(i)}}=\prod_{\substack{u=1\\u\neq i}}^{m}A_u^{h(u)}(x_u)\cdot\frac{(x_i-a_i^{j(i)-1})}{(a_i^{j(i)}-a_i^{j(i)-1})^2} \quad (20)$$

$$\frac{\partial\mu_\nu}{\partial a_i^{j(i)}}=\frac{-1}{a_i^{j(i)}-a_i^{j(i)-1}}\mu_\nu \quad (21)$$

$$\frac{\partial\mu_\nu}{\partial a_i^{j(i)}}=\frac{-1}{a_i^{j(i)+1}-a_i^{j(i)}}\mu_\nu \quad (22)$$

$$\frac{\partial\mu_\nu}{\partial a_i^{j(i)}}=-\prod_{\substack{u=1\\u\neq i}}^{m}A_u^{h(u)}(x_u)\cdot\frac{a_i^{j(i)+1}-x_i}{(a_i^{j(i)+1}-a_i^{j(i)})^2} \quad (23)$$

$$\frac{\partial\mu_\nu}{\partial a_i^{j(i)}}=0 \quad (24)$$

(20)～(24)式を①～⑤の場合に応じて(19)式に代入することによりメンバシップ関数の頂点座標は更新される。

3. ファジィ知識の自動獲得

ファジィルールの生成は①～③の手順で行っている。

① ルール生成領域の決定

② メンバシップ関数の生成

③ 後件部実数値および前件部メンバシップ関数の頂点座標の更新

手順①②は文献[1]の方法と同じであるが、③については、本論文では内点ペナルティ法と勾配法によるモデリング手法を用いている。以下にファジィルール自動獲得の詳細な手順を示す。

[ステップ1]

ペナルティ定数更新係数 C < 1.0、ペナルティ定数固定時のファジィルールのパラメータ（後件部実数値、メンバシップ関数の頂点座標）更新終了条件 δ_1、ペナルティ定数変更時のパラメータ更新終了

条件δ_2、ファジィルールの生成終了条件δ_3を設定する。

[ステップ２]

各入力変数ごとにメンバシップ関数の初期設定およびファジィルールの設定を行う。ここで、メンバシップ関数は入力変数ごとに２つ以上設定する。

[ステップ３]

入出力データ $(\underline{x}^1,y^1),\cdots,(\underline{x}^p,y^p),\cdots,(\underline{x}^N,y^N)$ を読み込む。

[ステップ４]

ベナルティ定数更新回数 k = 0 とし、初期ベナルティ定数 r^0 を(25)式を用いて設定する。

$$r^0 = E / \phi(g(\underline{z})) \tag{25}$$

[ステップ５]

ベナルティ定数 r^k の時のパラメータ更新回数 q(k) = 0 とする。

[ステップ６]

読み込んだ入力データ $\underline{x}^1,\underline{x}^p,\cdots,\underline{x}^N$ と(4)～(6)式を用いてファジィ推論を行う。

[ステップ７]

後件部実数値 w_s およびメンバシップ関数の頂点座標 $a_i{}^{j(i)}$ を(18)、(19)式を用いて更新する。

[ステップ８]

q(k) = 0 ならば q(k) = q(k)+1 してステップ６に戻る。q(k) 〉 0 ならば次式により拡張目的関数の誤差 ε_1 を求める。

$$\varepsilon_1 = |P(\underline{z}_k{}^{q(k)},r^k) - P(\underline{z}_k{}^{q(k)-1},r^k)| \tag{26}$$

[ステップ９]

$\varepsilon_1 < \delta_1$ ならば、ステップ１０へ進む、それ以外は q(k) = q(k)+1 してステップ６に戻る。

[ステップ１０]

k = 0 ならば k = k+1、$r^k = r^{k-1}*C$ してステップ５に戻る。k 〉 0 ならば次式により拡張目的関数の誤差 ε_2 を求める。

$$\varepsilon_2 = |P(\underline{z}_k{}^{q(k)},r^k) - P(\underline{z}_{k-1}{}^{q(k-1)},r^{k-1})| \tag{27}$$

[ステップ１１]

$\varepsilon_2 < \delta_2$ ならば、ステップ１２へ進む、それ以外は k = k+1、$r^k = r^{k-1}*C$ してステップ５に戻る。

[ステップ１２]

次式により推論誤差 ε_3 を求める。

$$\varepsilon_3 = \frac{1}{N}\sum_{p=1}^{N}|y^p - \bar{y}^p| \tag{28}$$

$\varepsilon_3 < \delta_3$ ならば、ファジィルールの自動獲得を終了する。それ以外はステップ１３へ進む。

[ステップ１３]

ファジィ分割された領域ごとに推論誤差を計算し、ファジィルールの生成領域を決定する。決定した領域にメンバシップ関数を生成しファジィルールの更新を行う。

[ステップ１４]

更新したファジィルールの後件部実数値の値を更新前のファジィルールを用いて計算しステップ４に戻る。

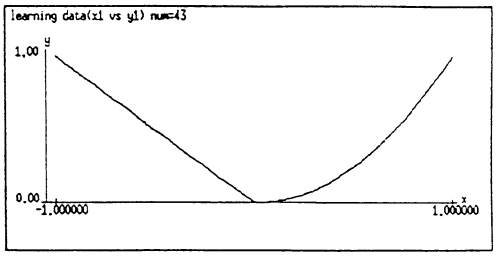
以上の手順によりファジィルールの自動獲得を行う。

４．数値例

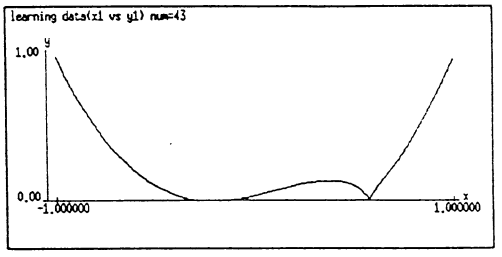
(29)、(30)式の１入力１出力関数[11]を用いて評価を行った。入力 x の値は -1.0 から 1.0 で与えておりデータ数はそれぞれ 43 個である。図２に入出力のグラフを示す。

$$y = \begin{cases} -x & , -1 \leqq x \leqq 0 \\ x^2 & , 0 \leqq x \leqq 1 \end{cases} \tag{29}$$

$$y = 2^{-2/3}(1.27x+0.27)^2\{1-(1.27x+0.27)\}^{2/3} \quad , -1 \leqq x \leqq 1 \tag{30}$$



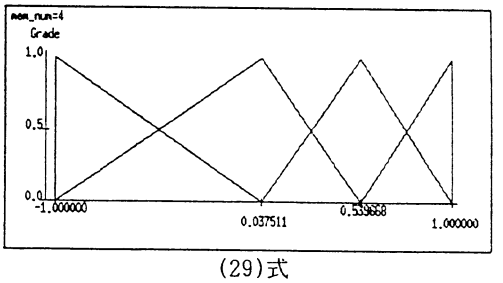
(29)式



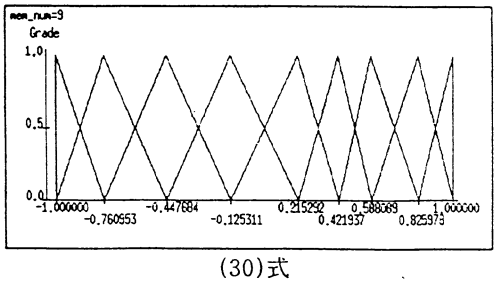
(30)式

図２．評価に用いた関数の入出力グラフ

(29)、(30)式のデータを用いて獲得されたメンバシップ関数を図３に示す。終了条件は推論誤差 $\varepsilon_3 < 0.01$ である。



(29)式



(30)式

図３．獲得されたメンバシップ関数

図３から、非線形性の強い領域にメンバシップ関数が新たに獲得されるとともに、メンバシップ関数の頂点座標が更新されていることがわかる。

次に、後件部パラメータのみを更新する手法[1]との比較結果を表１、図４に示す。比較には(29)、(30)式のデータを用いており、ルール数の増加（２～１５）に対する推論誤差 ε_3 の変化を示している。

表１．比較結果

ルール数	(29)式		(30)式	
	本手法 ε_3	後件部のみ ε_3	本手法 ε_3	後件部のみ ε_3
2	0.26416	0.30870	0.23786	0.25502
3	0.03031	0.06890	0.10117	0.12401
4	0.00781	0.01369	0.03138	0.11290
5	0.00394	0.00806	0.02859	0.05670
6	0.00211	0.00303	0.02080	0.03502
7	0.00134	0.00200	0.01357	0.02725
8	0.00099	0.00154	0.01259	0.02183
9	0.00064	0.00126	0.00790	0.01605
１０	0.00043	0.00062	0.00743	0.00963
１１	0.00022	0.00049	0.00532	0.00683
１２	0.00016	0.00048	0.00434	0.00530
１３	0.00009	0.00045	0.00333	0.00430
１４	0.00002	0.00043	0.00298	0.00354
１５	0.00001	0.00031	0.00249	0.00301

表１、図４の結果から、本手法を用いることにより、同じパラメータ数（同じファジィルール数）で推論誤差が改善されていることがわかる。特に(29)式のデータに対しては倍以上改善されている場合もあり、より精度の高いファジィルールを獲得することができる。

また、今回評価に用いたデータに対して、同程度の精度を持つファジィルールを獲得するのに、ルール数が２～３個少なくなっていることがわかる。

５．おわりに

内点ペナルティ法を用いたファジィルールの自動獲得手法について述べた。ファジィルールの後件部パラメータだけでなく、前件部パラメータであるメンバシップ関数の頂点座標もチューニングすることで、より精度の高いファジィルールが得られる。今後、本手法の多出力への拡張を行い、様々なデータを用いて評価を行っていく。

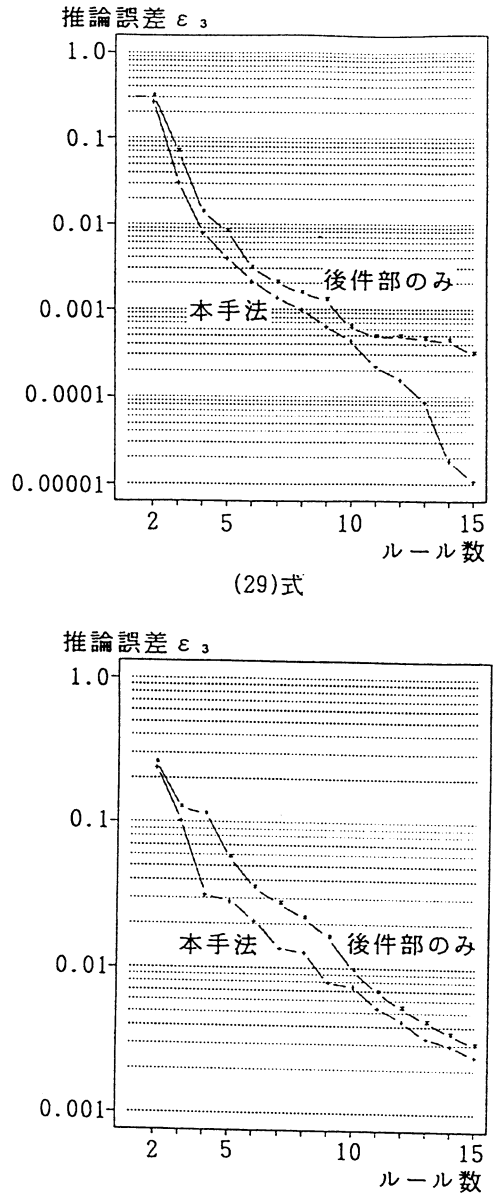


図４．ルール数と推論誤差 ε_3

参考文献

[1] 荒木ほか：ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と移動ロボットの障害物回避ルールの獲得，第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.623-626，1991

[2] 市橋ほか：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，vol.2，no.3，pp.429-437，1990

[3] 鍬田ほか：ニューロ・ファジィモデル決定支援システム，情報処理学会第４３回全国大会論文集II，pp.281-282，1990

[4] Y.Kajitani,et al.：An Automatic Fuzzy Modeling with Constraints of Membership Functions and A Model Determination for Neuro and Fuzzy Model by Plural Performance Indices，IFES'91，pp.586-597，Nov.13-15.1991.

[5] 梶谷ほか：メンバシップ関数の制約条件を考慮したファジィモデリング手法，１９９２年電子情報通信学会春季大会講演論文集(分冊6)，pp.6-208，1992

[6] 志水，相吉：数理計画法，昭晃堂，1984

［問い合わせ先］

〒５７３　大阪府枚方市走谷１－１８－１３

三洋電機(株)　情報通信システム研究所

コンピュータ研究部

梶谷　雄治　TEL:(0720)41-7854

FAX:(0720)41-1413

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

スプライン関数による確率密度推定法を用いたメンバーシップ関数の同定

Estimation of Probability Density Functions Using Splines for Identification of Membership Functions

藪本　剛　Takeshi YABUMOTO　NTTデータ通信㈱ NTT Data Communications Systems Co.

宮本　定明　Sadaaki MIYAMOTO　徳島大学工学部 Univ. of Tokushima

村上　征文　Masafumi MURAKAMI　徳島大学工学部 Univ. of Tokushima

あらまし　メンバーシップ関数の決定に関して、統計データから密度関数を推定し、この密度関数を用いる方法について考察した。現実のデータから密度関数を推定するための方法として、少ないデータに対しても対応できるスプライン法を用いた。結果として、少ないデータでなめらかなメンバーシップ関数を得ることが可能であることがわかった。さらに、区間としてデータが与えられた場合に、密度関数とメンバーシップ関数とを、スプライン関数を用いて推定する方法を示した。

キーワード　メンバーシップ、同定、スプライン、確率密度、区間データ

1．はじめに

ファジィ集合論において、基本的なメンバーシップ関数は、その決定方法について様々な提案がなされている。その方法の一つとして、Pedrycz (1989)、Li & Liu (1990) によって、確率密度を用いた方法が提案されている。この方法では、ファジィ集合の境界が確率密度関数によって与えられる、という仮定を用いてメンバーシップ関数が決定されるが、密度関数そのものが直接データとして与えられている場合は極めて少ない。本稿では、スプライン関数を用いて、与えられた統計データから密度関数を推定する方法について検討する。さらに、区間で標本データが与えられた場合に対応できる方法として、ヒストグラムのスプライン近似を用いた方法についても検討する。

2．確率分布によるメンバーシップ関数の決定

メンバーシップ関数の決定法として、Li & Liu (1990)や、Pedrycz(1989) によって提案されている方法を以下に示す。

実数Rのファジィ集合A，Bの境界が

$$p(x) = 0 \quad , \quad x \notin (\alpha, \beta) \tag{1}$$

を満たす密度関数で表されているとして、メンバーシップ関数$\mu_A(x)$，$\mu_B(x)$を、$p(x)$の積分値として、次式(2)で表す。

$$\mu_A(x)=\begin{cases} 1 & (x<\alpha) \\ \int_x^{\beta} p(y)\,dy & (\alpha \leqq x \leqq \beta) \\ 0 & (\beta<x) \end{cases}$$

$$\mu_B(x)=\begin{cases} 0 & (x<\alpha) \\ \int_{\alpha}^{x} p(y)\,dy & (\alpha \leqq x \leqq \beta) \\ 1 & (\beta<x) \end{cases} \tag{2}$$

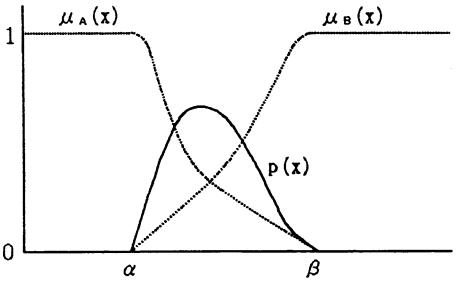


図１：確率密度を用いたメンバーシップの決定

しかし、実際には密度関数が直接与えられていることは極めて少ない。そのため、観測された標本を基にして密度関数を推定する必要がある。その場合、通常はヒストグラムが用いられるが、以下の問題が生じる。

1．ヒストグラムは通常階段関数になるため、これから求めるメンバーシップ関数も階段状になる。しかし、実際に利用するメンバーシップはなめらかなものを用いることが少なくない。

2．ヒストグラムを構成するだけのデータの数は、常に十分与えられているとは限らない。そのような場合にも、適切なメンバーシップが決定できないか。

そこで、データ点の少ない場合にも対応でき、しかもなめらかな密度関数を与えることができる手法として、スプライン関数を用いた方法について考える。

3．一般化されたヒストグラムとスプライン関数

いま、密度関数 $p(x)$ をもつ分布からとられた n 個のデータ $x_1<x_2<\cdots<x_n$ が与えられているとする。このデータから求められる関数 $q_n(x)$ について以下のことを定義する。

定義1：

確率密度 $p(x)$ をもつ分布からとられた標本データ $x_1<\cdots<x_n$ から決定される関数 $q_n(x)$ は、次の条件Aを満たすとき「一般化されたヒストグラム」と呼ぶ。

A：標本データの数が無限大に近づく（$n\to\infty$ ）とき、任意の区間$[a,b]$で、

$$\int_a^b q_n(x)\,dx \;\to\; \int_a^b p(x)\,dx$$

この条件を満たし、かつ、データ数が少ない場合にもなめらかな関数を得られる方法として、スプライン関数を利用する。スプライン関数の表現法にはさまざまな手法があるが、本稿では、最小個数の区間の台をもつ、B-spline (de Boor,1978) による方法を用いる。

単調増大な標本データ $x_1<x_2<\cdots<x_n$ が与えられている。これらのうち、連続した $m+2$ 個のデータを各節点とするm次のBスプライン

$$B(x)=M(x_i,x_{i+1},\ldots,x_{i+m+1}) \qquad (3)$$

から得られる関数 $q_n(x)$

$$q_n(x)=\sum_{i=1}^{n-m-1}\frac{M(x_i,\ldots,x_{i+m+1})}{n-m-1} \qquad (4)$$

を密度関数の近似として、メンバーシップ関数を求める。

$$\mu(x)=\int_{-\infty}^{x} q_n(y)\,dy \qquad (5)$$

ここで、密度関数 $p(x)$ に対応する分布関数を

$$F(x)=\int_{-\infty}^{y} p(y)\,dy \qquad (6)$$

とおくと、次の命題が成り立つ。

命題1：

任意の区間 $[a,b]$ に対して、標本の大きさが無限大に近づくとき、

$$\lim_{n\to\infty}[\mu(b)-\mu(a)]=F(b)-F(a)$$

が成立する。

(証明) n が与えられたとき、$[a,b]$ にはいる標本の数を n_{ab} とすると、ヒストグラムが確率密度関数に収束するという仮定から、

$$\lim_{n\to\infty}\frac{n_{ab}}{n}=F(b)-F(a) \qquad (7)$$

である。ここで、

$$N=\left\{x \;\middle|\; \frac{M(x;x_i,\ldots,x_{i+m+1})}{n-m-1}\neq 0\right\} \qquad (8)$$

とおくと、$N\subseteq[a,b]$ となるBスプライン

$$\frac{M(x;x_i,\ldots,x_{i+m+1})}{n-m-1}$$

の数は、$n_{ab}-m-1$ である。したがってその面積の和は、

$$\frac{n_{ab}-m-1}{n-m-1}$$

で与えられる。一方、$N\cap[a,b]\neq\varnothing$ となるBスプラインの数は、$n_{ab}+m+1$ その面積の和は

$$\frac{n_{ab}+m+1}{n-m-1}$$

となる。明らかに $[a,b]$ における $q_n(x)$ の積分値 $\mu(b)-\mu(a)$ は、$P=\{x\mid p(x)\neq 0\}$ とするとき $[a,b]\cap P\neq\varnothing$ ならば、

$$\frac{n_{ab}-m-1}{n-m-1}\leqq\mu(b)-\mu(a)\leqq\frac{n_{ab}+m+1}{n-m-1}$$

を満たす。ここで(7)式から、$n\to\infty$ のときこの不等式の左辺と右辺はともに $F(b)-F(a)$ に収束する。ゆえに命題1が成立する。

（証明終）

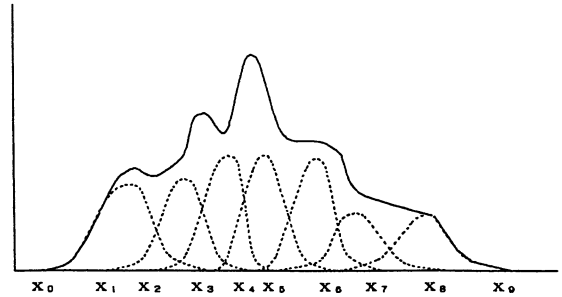


図2：2次のスプラインを用いた推定密度関数

実際の計算において、メンバーシップ関数をBスプラインより同定する場合、標本として2つ以上同一の値が与えられる可能性がある。しかし、Bスプラインはその性質上、(m+1)回以上重なる節点での連続性が失われる。そこで、重節点においては、Bスプラインの個数を増やす方法によって対応する。つまり、k重の節点x_jを端点以外の節点として含む

$$M(x;x_i,..,x_j,..,x_{i+m+1}) \quad (i<j<i+m+1) \qquad (9)$$

Bスプラインを、$1+\frac{k-1}{m}$倍する。これは、多重度倍(k倍)したものに等しい。この方法では、次の$M'(x)$を$M(x)$のかわりに使用する。

(i) $M'(x)=M(x;x_i,..,x_{i+m+1})$

：k重節点を端点以外の節点として含まない場合

(ii) $M'(x)=\left(1+\frac{k-1}{m}\right)M(x;x_i,..,x_{i+m+1})$

：k重節点を端点以外の節点として含む場合 (10)

この方法を、Bスプラインを重ねる方法と呼ぶことにする。この方法に対しても、命題1と同じ収束が保証される。証明の手順は、命題1と同様であるので省略する。

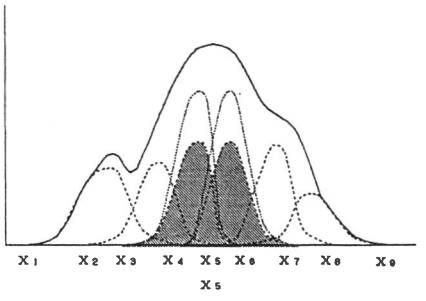


図3：Bスプラインを重ねた2次のスプライン

3．面積相等性を用いたスプライン関数の近似

ファジィ集合を構成するメンバーシップ関数を取り扱う以上、データが常に1点で与えられるとは限らない。そこで、区間として与えられた場合のメンバーシップ関数の同定法として、ヒストグラムの面積相等性を利用したスプライン関数の近似法を用いる。

区間$[x_0,x_n]$でヒストグラムが定義され、各区間$[x_{i-1},x_i]$における面積がh_i $(i=1,2,...,n)$で表されるとき、このヒストグラムに対する分布関数$B=B_i$ $(i=0,1,...,n)$は、以下の式で表される。

$$B_i=\begin{cases}0 & (i=0)\\ \sum_{j=1}^{i} h_j & (i=1,2,...,n)\end{cases} \qquad (11)$$

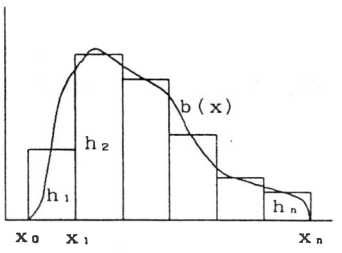


図4：面積相等性

このとき、x_iを節点とし、

$$S(x_i)=B_i \quad (i=0,1,...,n) \qquad (12)$$

を満たす3次のスプライン関数$S(x)$は、区間$[x_{i-1},x_i]$において次式で表すことができる。(市田,吉本,1979)

$$S(x)=m_{i-1}\frac{(x_i-x)^2(x-x_{i-1})}{t_i^2}+m_i\frac{(x-x_{i-1})^2(x_i-x)}{t_i^2}+B_{i-1}\frac{(x_i-x)^2[2(x-x_{i-1})+h_i]}{t_i^3}+B_i\frac{(x-x_{i-1})^2[2(x_i-x)+h_i]}{t_i^3}$$

ここで $t_i=x_i-x_{i-1}$ (13)

この方法を用い、区間として与えられたデータ$[x_i,x_j]$を、階段関数

$$h_{ij}(x)=\begin{cases}\frac{1}{n|x_j-x_i|} & (x_i\leqq x<x_j)\\ 0 & (otherwise)\end{cases} \qquad (14)$$

と解釈し、すべてのデータにわたる$h_{ij}(x)$の和$h(x)=\sum h_{ij}(x)$を、与えられたデータ集合に対するヒストグラムと考える。こうして、新たに構成されたヒストグラムを式(13)により近似し、関数$S(x)$をメンバーシップ関数とする。また$h_{ij}(x)$を、$\frac{x_i+x_j}{2}$を頂点とし、$[x_i,x_j]$を底辺とする三角形の関数で、面積が$\frac{1}{n}$となる関数として解釈することも考える。

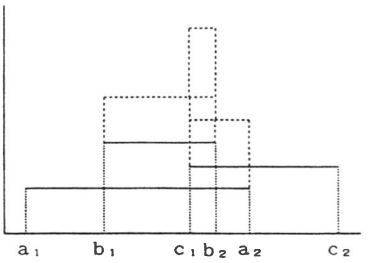


図5：区間$[a_1,a_2],[b_1,b_2],[c_1,c_2]$によるヒストグラム

4．メンバーシップ関数決定の計算例

これまで示してきた、スプライン関数を用いたメンバーシップ関数の同定法を、以下の例題に適用する。

［例題１］：

「背の高い身長と、背の高くない身長との境界は何ｃｍだと思いますか？」という質問をして、以下のデータが得られたとする。

A＝｛ 170.0, 174.0,(174.8, 174.8, 174.8),
176.0, 178.3, 180.0, 181.0, 182.5,
(185.0, 185.0),190.0 ｝

()内：データが重複していることを示す

［例題２］：

例題１と同様の質問により、以下のデータが得られたとする。

B＝｛ [170.0,176.0],[175.0,180.5],
[177.0,182.0],[179.0,181.5],
[180.0,186.0],[183.0,185.0],
[183.5,187.0],[184.5,190.0] ｝

図６では、重複した部分のデータが１つしかないと考えて、３次のスプライン関数を用いている。図７では、Ｂスプラインを重ねる方法によって重複したデータを処理している。図８，図９は、区間データに対する結果である。図８は、$h_{ij}(x)$を階段関数と考えた場合の結果を示し、図９は、同じデータを三角形関数として処理した場合の結果を示している。

図６より、クリスプなデータに対するメンバーシップは、両端点における変化もなめらかであり、かなり望ましい結果が得られていることがわかる。これは、Ｂスプラインを重ねる方法についても、同様の評価ができる。図８，図９から、面積相等性を用いた方法は、Ｂスプラインによる方法ほどのなめらかさは得られておらず、階段状に近い結果となっている。

5．結論

ここに示した結果から、Ｂスプラインを用いた方法は、クリスプなデータに対して極めて有効であるといえる。しかし、面積相等性を用いた方法は、なめらかさという点では十分に満足できる結果とはいえない。$h_{ij}(x)$ を階段関数とする方法と、三角形関数とする方法では、若干なめらかさに違いがみられることから、区間データの表現法についても、さらに考察する余地があると思われる。これらの点に関して、今後の研究が必要であろう。

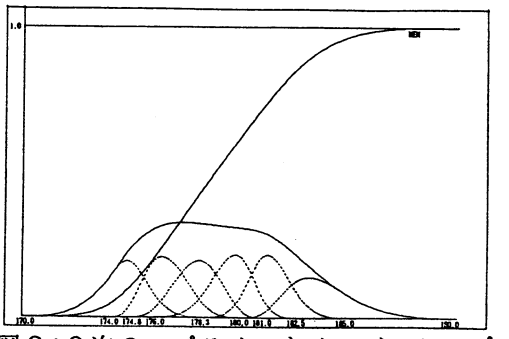


図６：３次のスプラインとメンバーシップ

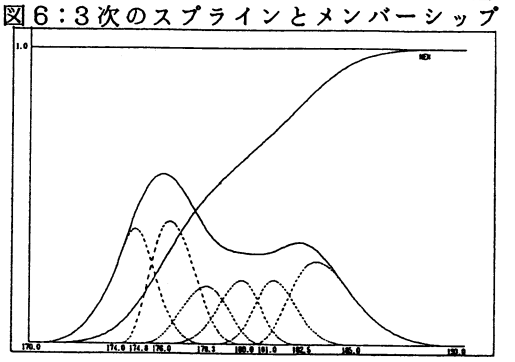


図７：Ｂスプラインを重ねたメンバーシップ

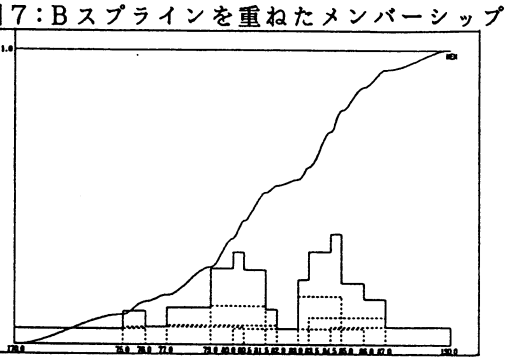


図８：面積相等性を用いたメンバーシップ

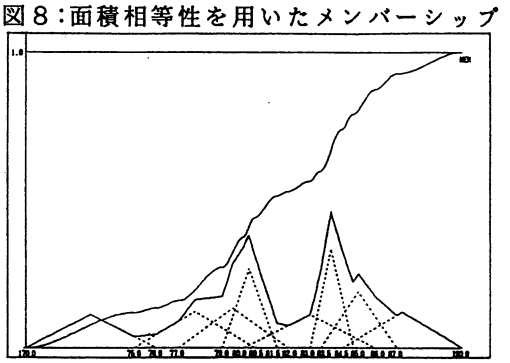


図９：三角形関数によるメンバーシップ

参考文献

C.de Boor：A Practical Guide to Splines, Springer-Verlag, 1978

市田浩三，吉本富士市：スプライン関数とその応用，教育出版，1979

D.Li and D.Liu：A Fuzzy Prolog Database System, Wiley, 1990

W.Pedrycz：Fuzzy Control and Fuzzy Systems, Wiley, 1989

桜井　明：スプライン関数入門，東京電機大学出版局，1981

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィモデル構築のための超楕円体クラスタリング法

Hyperellipsoidal Clustering Method for Building Fuzzy Models

中森義輝
Yoshiteru NAKAMORI
甲南大学
Konan University

領家美奈
Mina RYOKE
松下電工
Matsushita Electric Works

あらまし　高木・菅野タイプのファジィモデルを構築するためのデータ解析法について考察する。非線形システムの部分構造を捉えることをファジィモデリングの主要な目的と考え、比較的少数のデータと専門家の知見とを有効に利用するクラスタリング法を提案する。これにより、部分構造の深い理解とメンバーシップ関数による全体システムとしての統合化を支援する。評価規範に関する考え方を提示したのち、アルゴリズムの提案と発見的デザイン・パラメータの設定について解説する。さらに、クラスタリング結果を用いてのファジィモデルの後件部および前件部同定法について触れる。

キーワード　ファジィモデリング、超楕円体クラスタリング法、局所線形構造、モデル評価法

1　はじめに

観測データからファジィ理論を応用したモデリングには、データの曖昧性に注目した可能性線形回帰手法 [1] と、システムの非線形性に注目したファジィ推論法 [2] が提案されている。後者の場合、システムの局所線形構造を発見し、非線形性をメンバーシップ関数に埋め込むというモデリング手法である。類似の方法としては、ファジィクラスタリングを応用した線形ファジィ回帰 [3]、あるいは線形多様体発見のためのクラスタリング法 [4] などが提案されている。

しかしながら、対象をシステムとして理解するという観点からは、検討しなければならない課題が残されている。本稿では、観測データからシステムの局所線形構造を発見するための超楕円体クラスタリング法と、前件部変数選択のための考え方を提案する。主な内容は、クラスタリング（実際は、カバーリング）の評価規範、それに基づくクラスタリング・アルゴリズム、およびデザイン・パラメータの設定に対するヒューリスティックスである。

2　規範の導出

ファジィモデル構築のためのクラスタリングは、部分データ分布の線形性（部分線形モデルが構築できるという意味）と、連続性（近いデータはできるだけ同じクラスタに属すという意味）とのトレードオフをいかにとるかということに尽きる。すなわち、

$$\alpha \times \text{線形性} + (1-\alpha) \times \text{連続性} \quad (0 \leq \alpha \leq 1)$$

という総合指標を導入し、パラメータ α を調整することによって、データの主張するところを読みとり、最終的に実用に耐えるモデルの構築を図ることになる。

ただし、デザイン・パラメータを上式のように陽な形で提示することは本研究では成功していない。変数重視度パラメータ、連続度パラメータ、線形度パラメータ、およびストッピング・パラメータという4種類のパラメータが登場する。

1つの目的変数と説明変数（後件部変数）および条件変数（前件部変数）の候補からなるクラスタリング対象変数集合 $\{ x_1, x_2, \cdots, x_m \}$ が用意され、それらのデータベクトルがつぎのように与えられているものとする。

$$\alpha_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{in})^{\mathsf{T}}, \quad i = 1, 2, \cdots, m; \quad m \ll n$$

それぞれの変数のデータはつぎのように尺度変換されているものとする。

$$\sum_{j=1}^{n} x_{ij} = 0, \quad \| \alpha_i \|^2_{R^n} = \sum_{j=1}^{n} x_{ij}^2 = n \cdot s_i^2, \quad i = 1, 2, \cdots, m$$

また、j 番目のデータユニットを β_j と表す。すなわち、

$$\beta_j = (x_{1j}, x_{2j}, \cdots, x_{mj})^{\mathsf{T}}, \quad j = 1, 2, \cdots, n$$

とし、m 次元ユークリッド空間 R^m の点と同一視する。

さて、目標は n 個のデータユニットの集合 $\{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_n\}$ を p 個の部分データセット（クラスタ）$C^1, C^2, \cdots, C^p$ に分割することである。ただし、クラスタ数 p はストッピング・ルールにより決定されるが、実際はファジィモデルを構築して最終的に判断される性格のものである。本稿の主要な提案は、C^k のデータユニットすべてを内部または周上に含む超楕円体 E^k を求め、それらの超楕円体 E^1, E^2, $\cdots$, E^p を用いてデータ分割基準を導出することである。

C^k のすべてのデータユニットから構成される分散共分散行列を S^k とし、その固有値を $\lambda_1^k, \lambda_2^k, \cdots, \lambda_m^k$ とする。ただし、

$$\lambda_1^k \geq \lambda_2^k \geq \cdots \geq \lambda_m^k \quad (\geq 0)$$

C^k のデータユニットの個数を n_k と表すと、$n_k \leq m$ のときは必ず $\lambda_l^k = 0$ となる l が存在し、$n_k > m$ のときでも 0 もしくは 0 に非常に近い固有値が存在しうる。そのような固有値をある小さな正数 ε で置き換える。λ_l^k に対応する固有ベクトルを e_l^k ($\| e_l^k \|_{R^m} = 1$) とする。ただし、固有値の複数が 0 の場合、対応する固有ベクトルは他と直交するように適当に定める。

C^k のデータユニットの重心を中心とし、$e_1^k, e_2^k, \cdots, e_m^k$ の方向を主軸 $z_1^k, z_2^k, \cdots, z_m^k$ とする超楕円体

$$E^k : \quad \frac{(z_1^k)^2}{\lambda_1^k} + \frac{(z_2^k)^2}{\lambda_2^k} + \cdots + \frac{(z_m^k)^2}{\lambda_m^k} = d^k$$

を求める。ただし、d^k は C^k のすべてのデータユニットを E^k の内部または周上に含むようにする最小の正数である。このようにして、n 個のデータユニット $\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_n$ を被覆する p 個の超楕円体 $E^1, E^2, \cdots, E^p$ を得る。

超楕円体 E^k の体積 V^k は次式で与えられる。

$$V^k = \frac{\pi^{\frac{m}{2}} \cdot (d^k)^{\frac{m}{2}}}{\Gamma(\frac{m+3}{2})} \cdot \prod_{l=1}^{m} (\lambda_l^k)^{\frac{1}{2}} \quad (\Gamma(\cdot) : \text{ガンマ関数})$$

さて、定数係数を落としたこれらの和 (Sum of Volumes of Hyperellipsoids):

$$SVH(p) = \sum_{k=1}^{p} (d^k)^{\frac{m}{2}} \cdot \prod_{l=1}^{m} (\lambda_l^k)^{\frac{1}{2}}$$

を最小化するようなデータ分割 $C^1, C^2, \cdots, C^p$ を求めることをクラスタリングの目的とする。

3 規範の意義

この SVH 規範が我々の目的に適した規範である根拠を以下に整理する。

(1) 楕円の体積を規範に利用しているため、データが密集している状態または局所的線形構造の発見を可能としている。すなわち、$\lambda_l^k \geq 0$ $(k = 1, 2, \cdots, p;\ l = 1, 2, \cdots, m)$ であるから SVH 規範の理論的最小値は 0 である。そのとき、各超楕円体の次元は $m-1$ 以下であり、$x_1, x_2, \cdots, x_m$ のある線形関係を表現することが可能である。密集状態が 1 つのクラスタになったときは、後件部をメンバーシップ関数で与える可能性分布モデルとする。

(2) SVH 規範の値がデータ数に直接依存しないため、偏ったデータ分布に対する抵抗力がある。ただし、データ分布の重心を中心とする超楕円体を用いることによる偏りは避けられない。

(3) データユニット全体は $C^1, C^2, \cdots, C^p$ と分割されるが、超楕円体 $E^1, E^2, \cdots, E^p$ によりデータユニットのカバーリングをおこなうから、ファジィモデルのルール構築の際、データの重複使用についての目安を得る。すなわち、各 E^k に含まれるデータユニットを用いてルール R^k を構築すればよい。

4 アルゴリズム

評価規範 SVH の最小化をいかに達成するかというのがここでの問題である。まず最初の戦略は、データユニット数が非常に多い場合、あるいは同一もしくは近い値のデータユニットが多い場合、あらかじめある距離以内のデータユニットを集めて初期クラスタ群を構成しておくことである。

(1) クラスタリングの各段階で分散共分散行列の固有値・固有ベクトルを求めるので、計算時間削減のためクラスタ数を減少させておく。

(2) 非正則あるいはそれに近い状況を避けるために、同一もしくは非常に近いデータユニットをあらかじめ同一のクラスタに入れておく。

(3) クラスタリングの初期段階で遠く離れた 2 点のみでクラスタを構成すること避けるために、近いデータをあらかじめ同一クラスタに入れておく。

この目的のためにはウォード法 [5] によるクラスタリングが適当であろう。その際、超楕円体クラスタリングの初期クラスタ数を多くとも n_w とするか、もしくはクラスタ重心間距離の下限を d_w とする。これらも重要なデザイン・パラメータである。

第 2 の戦略は、凝集型階層的手続きに従ってクラスタを合併していく各ステップで、若干のデータユニットを入れかえるという非階層的手続きを導入し、階層的手続きの弱点を補うことである。すなわち、クラスタを合併するごとにクラスタ間でデータユニットの移動をおこなう。同時に 2 つ以上のデータユニットの移動をおこなえばより良い結果を得る可能性があるが、ここでも組み合わせ爆発を避けるために、1 つのデータユニットの移動の繰り返しのみをおこなう。

ここで 3 つのパラメータを導入する。それらは、合併、および補正の際に探索範囲を制限するパラメータ δ_u と δ_m、および規範の増加率を制限するパラメータ v_h である。クラスタの合併および 1 点移動による補正は、それぞれ δ_u , δ_m より小さい重心間距離を持つクラスタ間でのみ考える。

紙面の都合でアルゴリズムを記述できないので、その概略を図 1 に示す。

5 デザイン・パラメータ

(1) データの分散 s_i $(i = 1, 2, \cdots, m)$ はどの変数の変動をどの程度重くみるかというモデラーの意思を反映するパラメータである。s_i を大きくとることは x_i を重視することに対応するから s_i を **重視度パラメータ** と呼ぶ。

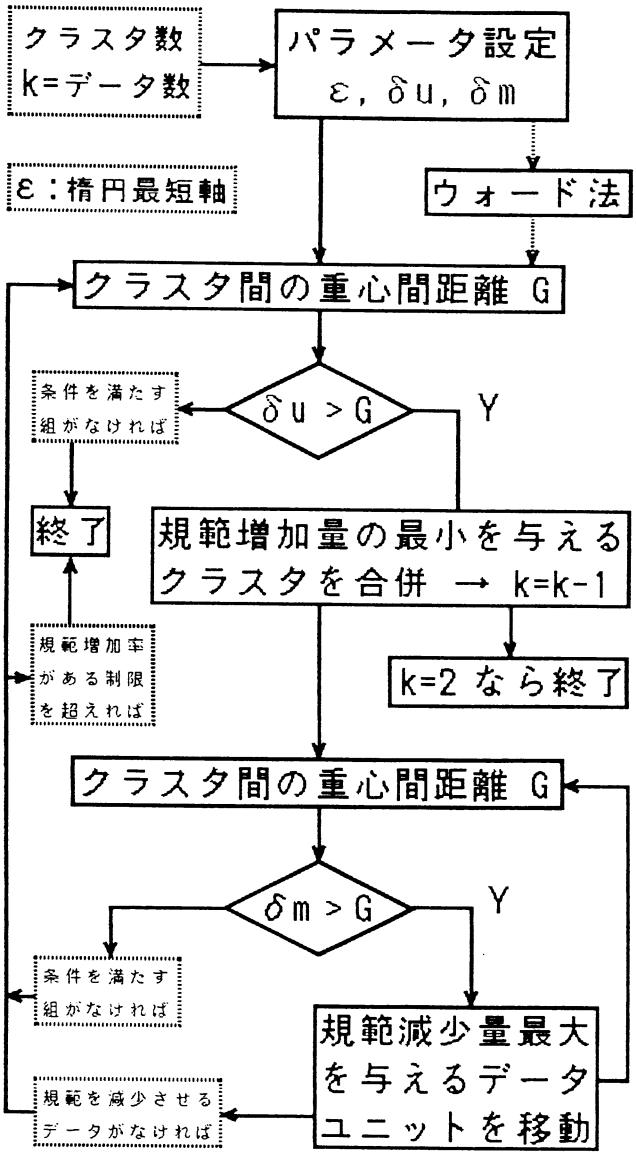


図1　超楕円体クラスタリング・アルゴリズム

(2) 正則化パラメータ ε はデータの連続性と線形性とのトレードオフを考慮する上で重要なパラメータである。ε を大きくとることは線形性よりも連続性を重視することに対応するから ε を**連続度パラメータ** と呼ぶ。クラスタリングの初期段階で遠く離れたデータユニットが同一のクラスタに属してしまうことを避けるために適当な ε を定めなければならない。

(3) 合併・移動の範囲制限パラメータ δ_u と δ_m は、正則化パラメータ ε と同様、クラスタ内データ分布の連続性と線形性とのトレードオフをとるための重要なデザイン・パラメータである。δ_u, δ_m を大きくとることは線形性重視に対応するからこれらを**線形度パラメータ** と呼ぶ。クラスタの合併においては線形性を重視するあまり δ_u を大きくとりすぎるとルールベース型モデル構築にかえって悪影響を与えることになる。δ_m はデータ移動において探索範囲を制限するパラメータであるが、最終状態での1点移動を許すためには δ_u より大きくとる必要がある。

(4) ウォード法ストッピング・パラメータ n_w, d_w は以下のために導入する。データユニット数があまりにも多いとき、あるいはデータ分布の密度が偏っているとき、ウォード法によって超楕円体クラスタリングの初期クラスタ群を設定する。その際、その初期クラスタ数を多くとも n_w とするか、もしくはクラスタ重心間距離の下限を d_w とする。クラスタ重心間距離はデータの分散 s_i $(i = 1, 2, \cdots, m)$ の設定に左右されるから、d_w の決定には試行錯誤が必要となる。データ分布の密度が偏っている場合、ウォード法によるクラスタリングがストップした段階で、各クラスタ内データを代表点によって1つにしておくことも考えられてよい。

(5) 規範が急激に増加することは精度の良い部分線形モデルの構築から遠ざかることを意味するから、ストッピング・パラメータとして規範増加率制限パラメータ v_h を導入する。

6　後件部同定

提案したクラスタリング手法によりデータ空間のファジィ分割をおこない、ルールベース型モデルの後件部を構築する。このとき、上述の手法によってデータの局所的線形構造あるいはデータの密集状態が発見できることから、後件部は線形回帰モデルが適当なケースと可能性分布モデルが適当なケースがある。

各部分データセットを用いて線形モデルを構築するので、各クラスタの主成分をいくつとるかについて検討しなければならない。たとえば、q 個の主成分をとるべきと結論できれば、$q-1$ 個の説明変数のすべての組み合わせについて線形モデルを構築し、平均2乗誤差を比較すればよい。ただし、説明変数候補ではない条件変数候補がクラスタリング対象変数となっている場合、その数だけ取り上げる説明変数を少なくすることができる。分布モデルの場合は後件部はファジィ集合であり、次節で導入するようなメンバーシップ関数を用いて常に重心を出力する。

7　前件部同定

前件部同定は条件変数選択とメンバーシップ関数のチューニングからなる。条件変数選択においては、各々のルールが最もよく力を発揮できる変数の組を探すこと、一方、チューニングの目的はモデル全体の精度をあげることにある。これらは同じ目的ではないからトレードオフをとらなければならない。ここでは、ルールの有効度が最も高くなるように前進法などにより条件変数の組をいくつか選択し、コンプレックス法などによりメンバーシップ関数のパラメータを最適化し、モデルの精度を比較検討して1つの条件変数の組を採用するという手順を踏む。

ルールの条件部変数はある入力値に対してそのデータの特徴を捉えているルールが強く発火するように選択しなければならない。超楕円体クラスタリング法によってデータ分割をおこなったことから楕円体等高線を利用して多次元メンバーシップ関数を構築し、その軸方向の合成変数を条件変数とす

ることも考えられる。これにより変数間の相関を考慮できる。しかし、条件部が全ての変数の合成変数（オリジナルな次元が減るわけではない）となり、チューニング・パラメータの数がきわめて多くなる。

もう1つの考え方として各条件変数ごとにメンバーシップ関数を構成することが考えられる。その場合条件部がわかりやすいというメリットがある。また、クラスタリング変数には目的変数が含められているが、モデルランにおいては条件変数空間のメンバーシップ関数のみを用いなければならない。以上のことから、各条件変数ごとにメンバーシップ関数を構成することとする。なお、変数間の相関についてはメタルールによりカバーすることを考える。

I を条件変数候補集合とする。第 k 超楕円体 E^k に含まれるデータユニットを参照して、

$$X_i^k := \{x_{il} \mid \beta_l \in E^k\}, \quad x_i \in I, \quad k = 1, 2, \cdots, p$$

とおき、X_i^k の第1、第2（中央値）および第3四分位点をそれぞれ $q_{i1}^k, q_{i2}^k, q_{i3}^k$ とする（等しいときには小さなゆらぎを与える）。変数 x_i のファジィ部分集合 A_i^k に対するメンバーシップ関数をつぎのように定義する [6]。

$$A_i^k(x_i) = \begin{cases} inf\{exp\{-\frac{(x_i - q_{i2}^k)^2}{2(t_{i1}^k)^2(q_{i1}^k - q_{i2}^k)^2}\},\ \chi_i(x_i)\}, & x_i \leq q_{i2}^k \\ inf\{exp\{-\frac{(x_i - q_{i2}^k)^2}{2(t_{i2}^k)^2(q_{i3}^k - q_{i2}^k)^2}\},\ \chi_i(x_i)\}, & x_i \geq q_{i2}^k \end{cases}$$

ただし、$\chi_i(x_i)$ は x_i の定義域を表す特性関数であり、t_{i1}^k, t_{i2}^k (> 0) はチューニング・パラメータ（ディフォルト＝1）である。$A_i^k(x_i)$ は正規分布曲線を非対称化した形で、左側変曲点はデータの中央値と第1四分位点とを $t_{i1}^k : (1 - t_{i1}^k)$ に内分または外分する点となる。右側変曲点も同様である。

各条件変数ごとにメンバーシップ関数を構成するとしても、なお2つの方法が考えられる。1つは全ルール共通の条件変数の組を求める方法、2つめは各ルールごとに条件変数の組を求める方法である。しかし、後者についてはルールごとに条件変数の組が異なると比較が簡単にできないという精神的問題と、ルールの確信度計算において偏りが生じてしまうという技術的問題がある。したがってここでは前者の方法を採用する。

ある条件変数の組について、あるルールを強く発火させるべきデータが他のルールも強く発火させてしまうとき、その組み合わせは適切でない。この考え方に従って以下のように規範を決め、全ルール共通の条件変数の組を選択する。

ルール R^k の分離度 $S(I_\alpha)$ を以下のように導入する。ただし I_α は I のある部分集合。ルール R^k に対応するデータを用いて以下を計算する。

適合度： $w^k(I_\alpha) = \sum_{l;x_{il} \in X_i^k} \prod_{i;x_i \in I_\alpha} A_i^k(x_{il})$

不適度： $u^k(I_\alpha) = \sum_{h \neq k} \sum_{l;x_{il} \in X_i^k} \prod_{i;x_i \in I_\alpha} A_i^h(x_{il})$

これらを用いて、ルール R^k の分離度を以下のように定義する。まず、

$$s^k(I_\alpha) = \frac{w^k(I_\alpha)}{u^k(I_\alpha)}, \quad k = 1, 2, \cdots, p$$

を求める。ただし、p はルールの総数である。分離度を

$$S(I_\alpha) = min\{s^1(I_\alpha), s^2(I_\alpha), \cdots, s^p(I_\alpha)\}$$

と定義する。可能な部分集合 I_α の中から、比較的大きい分離度を持つものに対して、パラメータ t_{i1}^k, t_{i2}^k を非線形計画法のコンプレックス法などにより最適化し、残差2乗平均などによりモデルの精度を比較検討して、最もふさわしいと思われる条件変数の組を採用する。

8 おわりに

ファジイモデリングのための様々な手法が提案されているが、本稿で提案した超楕円体法はデータに対するモデラーの直感を有効に利用しようとするデータ分割法である。「局所的線形構造の発見」と「データの密集状態の発見」に力点をおいている。モデルを完全なブラックボックスとして扱うのではなく、対象の構造を発見することを重視する。したがって、モデリング・アルゴリズムは視察によってすぐれた解を見いだすチャンスが増えるような仕組みを内在しなければならない。問題の核心は、人間の能力で判断できるところまで、いかにうまくデータ処理をおこなうかということである。

参考文献

[1] H.Tanaka, S.Uejima and K.Asai: Linear Regression Analysis with Fuzzy Model. IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., Vol.SMC-12, No.6, pp.903-907, 1982.

[2] T.Takagi and M.Sugeno: Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., Vol.SMC-15, No.1, pp.116-132, 1985.

[3] K.Jajuga: Linear Fuzzy Regression. Fuzzy Sets and Systems, Vol.20, pp.343-353, 1986.

[4] J.C.Bezdek et al.: Detection and Characterization of Cluster Substructure II. Fuzzy c-Varieties and Convex Combinations Thereof. SIAM J. Appl. Math., Vol.40, No.2, pp.358-372, 1981.

[5] J.H.Ward, Jr. : Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. J. Amer. Statist. Assoc., Vol.58, pp.236-244, 1963.

[6] M.Kainuma, Y.Nakamori and T.Morita: Integrated Decision Support System for Environmental Planning. IEEE Trans. Syst. Man and Cybern., Vol.SMC-20, No.4, pp.777-790, 1990.

ファジィ構造モデルの構成法について

── 一対比較削減のための推測自動生成法 ──

ON CONSTRUCTION OF FUZZY STRUCTURAL MODELING

── Reduction of One-Pair Comparisons by Automatic Generation of Subordinate Matrices ──

椎塚久雄　　岩田純
Hisao SHIIZUKA　　Jun IWATA
工学院大学電子工学科，東京都
Department of Electronic Engineering, Kogakuin University, Shinjuku, Tokyo 163-91
E-mail shiizuka@sin.cc.kogakuin.ac.jp

あらまし　本論文は，ファジィ構造モデルによってシステムの構造化を行なうとき，一対比較の手間を削減する新しい方法について述べている．従来，従属行列の推移律に注目した，推移律自動生成法があるが，ここでは，さらにそれを補う方法として，「推測自動生成法」を提案する．これは，同一ブロック内にある２つの要素に注目したとき，それらが他の要素に対する従属関係の度合から，それらの要素同士の従属関係を決める方法である．この方法を用いて，平均生成率は約50％で誤生成率を10％未満におさえるアルゴリスムが示される．

キーワード　構造モデル，一対比較，推測自動生成法

１．まえがき

ファジィ構造モデル（ＦＳＭ，ＲＩＳＭ）法によってシステムの構造化を行うとき，その一対比較の手間の問題がある．対象システムに関わる人々の意見を集めてこの従属行列を得ることは，時間的な問題もあり非常に面倒な作業である．従属行列の要素すべての一対比較を行う必要がある．項目の要素数がｎ個の場合，全組み合わせは［$_nC_2\times 2$］回となるから，比較総数は項目数に比例して指数関数的に増大する．

一対比較の手間を軽減する方法として，推移律自動生成法[2]が提案されているが，この方法は必ずしも生成率に優れているものではない．

本論文では，推移律自動生成法の欠点を改良するために，“推測自動生成法”を提案し，その自動生成のためのアルゴリズムを示す．

２．推移律自動生成法とその問題点

2.1　推移律自動生成規則[2]

一部の要素が与えられているファジィ従属行列を

$$A(p')=[a_{ij}]_{n\times n}$$

とする．ここで，ｐは予め与えられる閾値である．

Ａ(ｐ′)のべき乗$A^i(p')$を計算し，

$$A^*=\bigvee_{i=1}^{n} A^i(p')$$

とする．さらに，A^*にもとづいてＡ(ｐ′)の任意の要素a_{kj}とa_{jk}を次の規則によって決定する．

［規則１］A^*内の任意のa_{km}，$a_{mj}$$(k\neq l)$に対して，

$$e=\bigvee_{m=1}^{n}(a^*_{km}\wedge a^*_{mj})\geqq p'$$

とするとき$a^*_{kj}\geqq e$となる（ファジィ半推移律の定義）．

①もしa_{kj}が未知ならば，a^*_{kj}をa_{kj}で置き換える．

②もしa_{kj}が既知ならば，a_{kj}はそのままの値を維持する．

［規則２］a_{kj}が規則１によって，a^*_{kj}で置き換えられるとき，その要素に対称な要素a_{jk}は次のように決定する．

①a_{jk}が未知のとき，a_{jk}をa^*_{jk}で置き換える．

②a_{jk}が既知のとき，a_{jk}はそのままの値を維持する．

このような自動生成法をここで，推移律自動生成法とよぶことにする．

2.2　規則的な一対比較削減法

次の(ａ)～(ｄ)の方法について考える：(ａ)市松模様的に削減する方法；(ｂ)ある項目について集中して削減する方法；(ｃ)ブロック化して削減する方法；(ｄ)最小限の質問数まで削減する方法．

2.3　生成率

10とおりのデータを用いてその生成数を調べた．10個の試験データは紙数の関係で別資料とする．データとして使用した，行列の要素の項目数は表２に示すとおりである．

表２　使用したデータの項目数

ﾃﾞｰﾀ番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
項目数	8	8	8	10	10	10	10	12	12	12

表３～表６には，(ａ)～(ｄ)のそれぞれのパターンに対応する削減法に関する生成率についてまとめたものを示す．

表３　市松模様的に削減する方法の生成数

ﾃﾞｰﾀ番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
削減数	24	24	24	40	40	40	40	60	60	60
生成数	6	4	6	0	4	8	6	12	10	12
平均生成率＝16.5％										

表４　ある項目に集中する削減方法の生成数

ﾃﾞｰﾀ番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
削減数	10	10	10	14	14	14	14	20	20	20
生成数	2	0	4	0	6	0	2	2	8	0
平均生成率＝16.4％										

表５　ブロック化して削減する方法の生成数

ﾃﾞｰﾀ番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
削減数	30	30	30	48	48	48	48	70	70	70
生成数	0	6	0	0	2	14	0	0	4	10
平均生成率＝7.3％										

表6　最小限の質問数まで削減する方法の生成数

データ番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
削減数	42	42	42	72	72	72	72	※	※	※
生成数	2	0	4	0	0	8	0	2	2	0
平均生成率＝2.4%										

これらの実験結果から次の4項目が得られる．

(1)同じデータでも，削減方法によって生成率が変わる．

(2)同じ削減方法でも，データによって生成率が変わる．

(3)削減対象とする要素の箇所によって生成率が変わる．

(4)削減対象の大小は生成率の良否には結びつかない．

このため，対象データに関わらずに規則的に削減する方法は，どのくらい自動生成されるか事前に予測することは難しい．評価が最も悪くなると思われる項目（最下層レベル集合の項目）に関する比較を集中して削減すれば自動生成率も高くなるが，これ以外の方法では生成率もあまり高くは期待できない．

しかし，(1)の同じデータでも，削減方法によって生成率が変わるということと，同じような意味で，

(5)同一データで，要素の位置をかえると（s_iとs_jの行と列を交換するというようなこと）生成率が変わる，ということがいえる．また，削減パターンによって要素の配置を決定することも，生成率の上昇に関係していることがわかる．これに対して，実験時の状況により削減を行う方法は，効果的に自動生成され実際的にも有効である．この方法に関しては以下のことがいえる．

(1)差が微妙で被験者が判定に苦しむような場合は，無理に判定を求めずに結果として実験を省略して良い，

(2)すべての組み合わせのうち差が明らかで判定が悪くなる組み合わせについては，実験を行わず省略してよい．

しかしこの方法での比較の削減は，正確な意味での削減とはいうことができない．つまりこの方法では，とりあえず一対比較を行ってみてこの要素の判定は難しい，この要素の評価は悪いと感じたものを削減するわけである．これならば別に新たに生成などをせずに，前者の場合は要素の値を0.5 に，後者の場合は0.2 としてもよいのではということにもなりかねない．

これは，以上のような生成法が，推移律および要素の値がp（しきい値）以上であるものだけを対象として頼っていることから生じた問題である．

また推移律自動生成法では，推移性を壊さないために，推移律が成立しているところの要素のみを生成して，その他の要素を生成することはない．その結果，従属行列の基本構造が壊れることがない．そのため，要素を削減しない行列の構造グラフと基本的に等しいグラフを得ることができる．ここで基本的に等しいグラフとは，基本構造は等しいが従属関係が多少違うグラフ，つまりパラメータλを変化させたときに得られる従属関係が変化したグラフと考えてよい．つまりこの自動生成法では，間違った従属関係を生成することがなく，もとのシステム構造を壊すことがないのである．

3．推測自動生成法

推移律自動生成法では決定することのできなかった要素についての問題を検討する．

3.1　要素が小さいという意味

推移性によって要素が決定したということについて注目する．仮にa_{ik}が自動生成されたとする．このときa_{ik}が自動生成される条件について考える．自動生成の手順に従って考えると，行列Aにおいて，

$$\max_{1\leqq k\leqq n,k\neq i,j}\{\min(a_{ij},\ a_{jk})\}\geqq p \qquad (2)$$

が成立しているときa_{jk}は成立される．ただしa_{ij}，a_{jk}は既知の要素であることも条件である．次に，行列の合成によりA^2を求める．行列A^2においてもまた，

$$\max_{1\leqq k\leqq n,k\neq i,j}\{\min(a^2_{ij},\ a^2_{jk})\}\geqq p \qquad (3)$$

という条件が成立すれば，行列Aにおいて式(2)が満たされていなくても，a_{ik}は生成される．

同様にA^3，A^4，…において

$$\max_{1\leqq k\leqq n,k\neq i,j}\{\min(a^m_{ij},\ a^m_{jk})\}\geqq p \qquad (3)$$

が成立すればa_{ik}は生成される．ただし，$m=1,2,\cdots,n$.

この場合，a_{ik}が生成されないのはどのようなときであろうか．Aのべき乗の計算によりA^*が決定されるから，

$$a_{ij}\leqq a^2_{ij}\leqq a^3_{ij}\leqq\cdots\leqq a^n_{ij}\leqq a^*_{ij} \qquad (4)$$

という性質を持っている．ここで各要素の値が最大となるa^*_{ij}について考える．自動生成されないということは

$$\max_{1\leqq k\leqq n,k\neq i,j}\{\min(a^*_{ij},\ a^*_{jk})\}<p \qquad (5)$$

ということである．つまり式(3)を満たすものが1つもないということである．そのとき考えられるa^*_{ij}とa^*_{jk}の組み合わせは次のようになる．

(1)　$a^*_{ij}\geqq p$，$a^*_{jk}<p$ (6)

(2)　$a^*_{ij}<p$，$a^*_{jk}\geqq p$ (7)

(3)　$a^*_{ij}<p$，$a^*_{jk}<p$ (8)

この3通りの条件を満たすとき，a_{ik}は生成されない．

ここで(3)の条件において$a^*_{ij}<p$が何を表しているか考えてみる．もしこのa_{ij}が「s_iはs_jに比べて重要か」を表しているものとする．すると$a^*_{ij}<p$ということは「s_jはs_kに比べて重要ではない ということが読み取れる．

同様に$a^*_{jk}<p$ということは「s_jはs_kに比べて重要ではない」ということがわかる．ここで推移性を用いて考えると「s_iはs_jに比べて重要ではなく，s_jはs_kに比べて重要ではない．従ってs_iはs_kに比べて重要ではない」ということが考えられ，$a^*_{ik}<p$ではないかと考えられ，(3)の条件を満たすときには，a_{ik}に$a_{ik}<p$を満たす値の要素が生成できるのではないだろうかと推測できる．しかし，実際にはうまくいかないことが起きる．その理由は次のように説明できる．いまa_{ik}が未知の要素で，a_{ij}とa_{jk}が既知の要素とする．このときにa_{ij}，$a_{jk}<p$とする．上記の考え方を用いると，

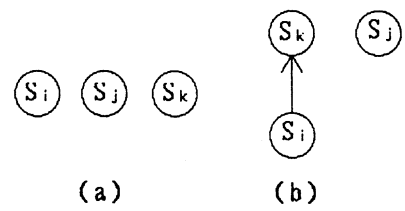


図1　2つの構造グラフ

a_{ik}の値は$a_{ik}<p$であると推測できる．しかし実際にはそうではない場合もあるのである．例えば，図１について考えてみよう．

３つの要素s_i，s_j，s_kを用いて図１に示す２つの構造グラフが得られたとする．(a)の場合は，三つの要素はそれぞれ独立していて，a_{ij}，a_{jk}，a_{ik}はいずれもｐ以下の値であると考えられる．このときa_{ij}，a_{jk}が既知でa_{ik}が未知であるとき，上記の方法を用いるとa_{ik}はｐ以下の値になり，正しい構造グラフが得られると考えられる．

しかし，(b)のときはどうであろうか．このときa_{ij}，$a_{jk}<p$であるが，$a_{ik}\geqq p$である．従って(a)と同様に，「a_{ij}，$a_{jk}<p$であるから$a_{ik}<p$である」としたら，これは誤りである．

これは，“**重要ではない**”という言葉に２つの意味があるからである．まず１つ目の意味は，「s_iとs_jではs_jの方が重要であるから，s_iはs_jに比べて重要ではない」という意味である(このとき$a_{ij}<p$で，$a_{ji}\geqq p$となっている)．

２つ目の意味は，「s_iとs_jには重要性という点に関しては，お互いに無関係な状態にある．よって，s_iはs_jに対して重要ではない」ということである（このときはa_{ij}，$a_{ji}<p$となっている）．これら２つのもつ意味が全く違うことは図１の例で示したとおりである．最初の意味が図(a)のとき，後の意味が図(b)のときである．つまり２つの意味をもつと考えられるｐ以下の要素を扱うときは，当然その意味によって異なる処理をしなければ正確な値はでないことになる．

しかし，現状ではｐ以下の値がどちらの意味を持つのかを判別する方法は無いといって良い．従属行列には，「重要ではない」という意味の値と「関係がない」という意味の値の両者が存在している．そのときｐ以下である値を見て「これは，“関係がない”という意味だ」などと理解することは不可能である．唯一例外として，ｐ以下である要素の対角要素がｐ以上であったならば，それは「重要ではない」という意味がわかるのだが，その場合はむしろｐ以上の値の対角要素の方が，自動生成する際には有益なデータであるためにあまり意味のあることではない．

以上のことから，要素がｐ以下であるときには，そのデータのもつ意味に注意して用いなければならないということである．

このことは決して条件(３)についてだけではなく，条件(１)，(２)についても同様に，ｐ以下の値となっている要素の意味を簡単に“重要ではない”と決めつけてはならないのである．このように考えると推移律自動生成法で生成できなかった場合に，ｐ以下の要素を用いることができない，つまりｐ以上の値の要素を中心に考えなければならないということになってくる．そこで推移律自動生成法を補足するものとして，次に示す「**推測自動生成法**」を提案する．

3.2 推測自動生成法

ここでは，式(9)の従属行列Ａから，推移律自動生成法の市松模様的な削減をした行列に自動生成法を行った結果得られた式(10)をもとに述べる．

まず式(10)のs_1列において$s_{j1}\geqq p\ (2\leqq j\leqq 8)$となっている要素２つに注目する．ここでは，$s_5$と$s_7$に注目する．

$$A=\begin{bmatrix} .000 & .458 & .408 & .508 & .367 & .433 & .208 & .433 \\ .600 & .000 & .542 & .575 & .508 & .500 & .242 & .592 \\ .600 & .392 & .000 & .450 & .400 & .450 & .192 & .575 \\ .583 & .417 & .467 & .000 & .450 & .400 & .258 & .408 \\ .575 & .475 & .600 & .567 & .000 & .500 & .250 & .575 \\ .617 & .442 & .508 & .617 & .517 & .000 & .242 & .608 \\ .783 & .767 & .708 & .808 & .733 & .767 & .000 & .742 \\ .508 & .433 & .517 & .475 & .467 & .383 & .267 & .000 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$A=\begin{bmatrix} .000 & .458 & & .508 & .467 & .433 & .267 & .433 \\ .600 & .000 & .542 & & .508 & & .242 & \\ & .392 & .000 & .450 & & .450 & & .575 \\ .583 & & .467 & .000 & .450 & & .258 & \\ .567 & .475 & & .567 & .000 & .500 & & .575 \\ .617 & & .508 & & .517 & .000 & .242 & \\ .617 & .767 & & .808 & & .767 & .000 & .742 \\ .508 & & .517 & & .467 & & .267 & .000 \end{bmatrix} \quad (10)$$

いまs_5とs_7の従属関係を示すs_{57}の値が決定されていない．そこでこの要素を決定するための手順を考える．s_5とs_7はs_{51}，$s_{71}\geqq p$であるので，ともにs_1を従属させていることになる．つまりs_5とs_7はs_1を含めて同じブロックにあると考えることができる．もし，要素が同一ブロックにあるならば，他の要素に対しての従属関係の度合いによって，その要素同士の従属関係も決められることが可能ではないかと考えられる．Ａ，Ｂという２つの要素が同一ブロックに存在したとする．このとき他の要素ＣとＡ，Ｂのそれぞれを一対比較して得られた値をs_{AB}，s_{AC}とする．いまs_{BC}の値が未知であった場合，この値を決めるのにs_{AB}とs_{AC}を比較することによってs_{BC}に値を与える．

実際にこの例で考えてみよう．s_5とs_7に共通して既知の要素はs_1，s_2，s_4，s_6，s_8に対しての５つである．このうちs_1に関しての要素は自動生成されたものであるので，s_1に対しての要素を除いた４つの要素に対するそれぞれの従属度の差によってs_{57}，s_{75}を決定する．表７にそれぞれの従属度およびその差を示す．

表７　s_7，s_5に対する従属度

	s_2	s_4	s_6	s_8	平均
s_5	0.475	0.567	0.500	0.542	
s_7	0.767	0.808	0.767	0.742	
s_5-s_7	-0.292	-0.241	-0.267	-0.200	-0.250

この結果求められたs_5とs_7の差の平均-0.250を0.50に加えたもの，引いたものをそれぞれs_{57}，s_{75}とする．よって$s_{57}=0.250$，$s_{75}=0.750$と求められる．しかし各要素の値はファジィ値であるから，加算，減算された値を式(11)により値を変える．

$$a_{ij}=\begin{cases} a_{ij}\times 1.05 & (a_{ij}>0.5\text{のとき}) \\ a_{ij}/1.05 & (a_{ij}<0.5\text{のとき}) \end{cases} \quad (11)$$

一般的には次のように説明できる．いまa_{ij}の値が未知であったとする．そのとき，もしs_iとs_jが同じ単一ハイアラーキ行列の項目であることが分かったならば，a_{ij}の値は，a_{ik}とa_{jk} (k=1,…,n) を比較してs_iとs_jの二項関係を調べると，式(12)から求めることができる．

$$a_{ij}=\frac{\sum_{k=1}^{n}(a_{ik}-a_{jk})}{m} \quad (12)$$

この条件を満たす他の要素についても同様の計算を行い，得られた結果を次に示す．

$$A=\begin{bmatrix} .000 & .458 & & .508 & .467 & .433 & .267 & .433 \\ .600 & .000 & .542 & .560 & .508 & .525 & .242 & .578 \\ & .392 & .000 & .450 & & .450 & .186 & .575 \\ .583 & .444 & .467 & .000 & .450 & .446 & .258 & \\ .567 & .475 & & .567 & .000 & .500 & .238 & .575 \\ .617 & .476 & .508 & .558 & .517 & .000 & .242 & \\ .617 & .767 & .828 & .808 & .788 & .767 & .000 & .742 \\ .508 & .429 & .517 & & .467 & & .267 & .000 \end{bmatrix} \quad (13)$$

この生成法によって，６組12個の要素が生成できた．しかし，まだ生成されなかった未知の要素があるので，値を与えると式(14)が得られる．

$$A=\begin{bmatrix} .000 & .458 & .408 & .508 & .467 & .433 & .267 & .433 \\ .600 & .000 & .542 & .560 & .508 & .525 & .242 & .578 \\ .600 & .392 & .000 & .450 & .400 & .450 & .186 & .575 \\ .583 & .444 & .467 & .000 & .450 & .446 & .258 & .408 \\ .567 & .475 & .600 & .567 & .000 & .500 & .238 & .575 \\ .617 & .476 & .508 & .558 & .517 & .000 & .242 & .608 \\ .617 & .767 & .828 & .808 & .788 & .767 & .000 & .742 \\ .508 & .429 & .517 & .475 & .467 & .383 & .267 & .000 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式(14)について構造化を行った結果得られたグラフを図２(b)に示す．

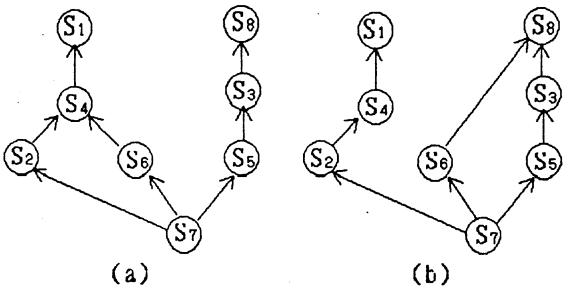


図２　構造グラフ：(a)元の式(9)；(b)推測自動生成法によって得られた式(14)．

図２(b)は図２(a)と構造が異なったグラフである．元のグラフではs_6とs_4に従属関係があるが，(b)ではそれがなくなり変わってs_8との間に従属関係が存在している．しかし式(9)と式(12)を比較すると，式(9)において$s_{68} \geqq p$となっていることから，s_6とs_8の間に従属関係が存在しても間違いではないと考えられる．また式(14)において$s_{64}=0.558$と，しきい値$p=0.56$とその差が0.002しかなく，しきい値$p=0.55$と変化させて構造グラフを求めると，図２(a)と等しいものが求められる．

４．考察とむすび

ここで，10個のデータを用いて推測自動生成法に対しての検討を行う．使用するデータは，推測自動生成法で用いるデータの関係上，削減されていないデータが最も多い市松模様的に削減した行列によって自動生成された行列を用いた．表８にその結果を示す．

平均生成率は，42.4％と推測自動生成法の生成率よりも高くなっている．単純に生成率という点から考えると，この推測自動生成法は，推移律自動生成法よりも有効という

表８　推測自動生成の結果

ﾃﾞｰﾀ番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
削減数	18	20	18	40	36	32	34	48	50	48
生成数	2	12	12	20	20	2	20	28	22	8
平均生成率＝42.4％										

ことになる．しかし，この推測自動生成法は，要素を誤生成をするとい問題がある．すなわち，本来しきい値以上の値でなくてはいけない要素をしきい値以下としてしまった場合と，しきい値以下の値でなくてはいけない要素をしきい値以上と生成してしまった場合に，要素の誤生成があるとする．この要素の誤生成について表10まとめて示す．

表10　推測自動生成の誤生成

ﾃﾞｰﾀ番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
誤生成数	0	0	4	3	7	0	6	4	3	1
誤生成率	0	0	33	15	35	0	30	14	14	13
平均誤生成率＝19.2％										

誤生成した要素の中でも，0.01変化すれば誤生成でなくなる場合もある．これは，完全に誤生成であると言えないであろう．むしろ正しい生成がされたと考える方が妥当であろう．そこで誤生成と判断する基準を，しきい値との差が0.05以上のものを誤生成の要素であるとすると，誤生成数は15個になり，誤生成率は10.3％となる．

推測自動生成法では希に，本来の値と全くかけ離れた値の要素が生成されることがある．これは使用したデータの中に，特に値の大きいまたは小さい要素が存在したからである．二項関係を“重要である”で表したときに，一対比較により「s_iは他の要素に比べてs_jに対しては凄く重要だ」，「s_iはs_jに対しては他の要素と比べて，極めて重要ではない」という，他の要素に対して極めて大きい（小さい）値が与えられた場合に（このときに，この要素を極異要素と呼ぶ），この推測自動生成法は誤った生成をする確率が高くなる．特に，データの数が少ないときなどは，誤った生成をする確率が高くなる．しかし，実際には数値を見ただけで，その要素が極異要素かどうかを判別することは難しい．この極異要素の扱いに対しては，実際に推測生成法を行ったときに，他のものと比べて極端に従属度の差があるものについては，それを用いないという方法しか，いまのところ対策がない．

従って，推測自動生成法はいくつかの問題はあるにしても，極異要素に対しての扱いに注意すれば，極端な基本的な構造の破壊を避けることはできると考えられる．以上の点から考えると，この推測自動生成法はその生成率の高さからも，推移律自動生成法を補足するものとしては効果的なものであるといえる．

文　献

[1]E.Tazaki and M.Amagasa：“Structural Modeling in a Class of Systems Using Fuzzy Sets Theory”，Fuzzy Sets and Systems，Vol.2，No.1，pp.1-17，1979.

[2]長沢伸也：“ファジィ構造モデルにおける一対比較数の削減方法”，第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.319-322，1991.

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

2変量正規分布モデルに対するファジィ情報量規準

Fuzzy Information Criterion
for Bivariate Normal Distribution Model

古殿 幸雄　小西 幹彦　奥田 徹示　浅居 喜代治
Yukio KODONO, Mikihiko KONISHI, Tetsuji OKUDA and Kiyoji ASAI

大阪工業大学
Osaka Institute of Technology

あらまし　赤池によって，現実に観測されるデータを用いて統計的モデルの悪さを評価する情報量規準が定義された．しかしながら，現実に観測されるデータには，人間の主観的なあいまいさを伴うデータを取り扱う必要がある．本研究では，このような人間の主観的なあいまいさを伴って観測されるデータを，ザデーが定義したファジィ事象の確率概念を用いて，ファジィ観測データと定義する．そして，2変量ファジィ観測データが得られた場合の情報量規準を，ファジィ最尤補正量を用て，あいまいさの影響を補正する新たな情報量規準を提案する．さらに，本手法の実用性を2変量正規分布モデルに対するシミュレーションによって検討し，その結果かなりの実用可能性が明らかにされている．

キーワード　ファジィ事象の確率，2変量ファジィ観測データ，2変量正規分布モデル，情報量規準（ＡＩＣ），ファジィ情報量規準（ＦＩＣ）

1．まえがき

1973年，赤池によって，最尤法であてはめられたモデルが複数個あるときに，その中から1つのモデルを選択するための規準となる情報量規準（ＡＩＣ）が提案された[1]．ここでは，現実に観測されるデータがファジィ観測によって得られた場合に，このファジィデータを用いて，複数個の統計的モデルの中の1つを選択するための規準となるファジィ情報量規準（ＦＩＣ）を提案する．このようなファジィデータは，複雑・大規模なシステム，特に，経営システムや社会システムなどに存在する場合が多い．本研究では，ファジィ観測によって得られたデータを，あいまいな境界をもつ区間上のファジィ集合として表現し，メンバシップ関数の形状とあいまいさの存在する幅とを考慮して，ファジィ観測データを統計的に処理する方法について検討し，この方法を用いてＦＩＣを提案する．

本研究では，ザデーによって定義されたファジィ事象の確率概念[2]を用いて，ファジィ観測をファジィ事象によって定義する．そして，このファジィ観測から得られるデータをファジィ観測データ（以下ファジィデータと称す）として取り扱う．このとき，メンバシップ関数の形状とあいまいさの幅とを考慮して，ファジィデータの代表値（ここでは中心値）を用いて通常の統計計算を行い，観測時に生じるあいまいさの影響をファジィ最尤法[3]を用いて，ファジィ最尤補正量を導くことで補正を施す．このような観点のもとで，多変量解析分野へ応用した判別関数の推定法[4]などは，すでにある程度の研究成果が得られているが，ここでは，同じような考え方のもとで，ファジィ情報量規準を提案する．特に，2変量正規分布モデルへの適用を前提として検討している．すなわち，2変量ファジィデータを用いて，2変量正規分布モデルが複数個得られた場合に，ファジィ最尤補正量を考慮することで，新たな情報量規準（ＦＩＣ）が得られ，このＦＩＣの有効性をシミュレーションを行うことで検討する．なお，1変量正規分布モデルに対するファジィ情報量規準に関しては，文献[5]を参照されたい．

2．2変量ファジィ観測

通常の2変量観測値は，対になったある確定した値$(x_i, y_j) \in (X, Y)$の組が観測されたものとして，この値をデータとして用いる．しかしながら，観測の段階で，観測値(x_i, y_j)に主観的なあいまいさを伴う場合，この2変量ファジィ観測値を，変量x に関しては，点x_iの周りのある幅hにあいまいさが伴うとして，区間$H_i=[x_i-h/2, x_i+h/2]$上のファジィ事象χ_iとして表す．同様に，変量y に関しては，点y_jの周りのある幅kにあいまいさが伴うとして，区間$K_j=[y_j-k/2, y_j+k/2]$上のファジィ事象χ'_jとして表す．なお，ファジィ事象χ_iのメンバシップ関数$\chi_i(x)$は，x のファジィ事象χ_iへの帰属度を表し，また，ファジィ事象χ'_jのメンバシップ関数$\chi'_j(y)$は，y のファジィ事象χ'_jへの帰属度を表している．そして，対となるファジィ観測値(χ_i, χ'_j)の組を考え，このファジィデータがファジィ事象として得られるものとする．このとき，ファジィ事象とメンバシップ関数は，1対1に対応する．

いま，次式で表される2変量正規分布$f(x,y)$を考え

る．

$$f(x,y)=\frac{1}{2\pi\sqrt{\det\Sigma}}\exp\{-{}^t(z-\mu)\Sigma^{-1}(z-\mu)/2\} \quad (1)$$

ただし，$z={}^t(x,y)$，$\mu={}^t(\mu_x,\mu_y)$，

$$\Sigma=\begin{pmatrix}\sigma_x^2 & \rho\sqrt{\sigma_x^2\sigma_y^2}\\ \rho\sqrt{\sigma_x^2\sigma_y^2} & \sigma_y^2\end{pmatrix}$$

であり，変量x に対する平均をμ_x，分散をσ_x^2，変量y に対する平均をμ_y，分散をσ_y^2，相関係数をρとする．また，添え字のtは転値を意味する．

ここで，次の３種類のメンバシップ関数を基本型として想定しておく．

i) 三角形型

$$\chi_i(x)=-\frac{2}{h}|x|+1\ ,\quad \chi'_j(y)=-\frac{2}{k}|y|+1 \quad (2)$$

ii) ２次曲線型

$$\chi_i(x)=\frac{8}{h^2}\left(|x|-\frac{h}{2}\right)^2\left[\frac{2}{h}\left(|x|+\frac{h}{4}\right)\right]+\left(1-\frac{8x^2}{h^2}\right)\left(1-\left[\frac{2}{h}\left(|x|+\frac{h}{4}\right)\right]\right),$$

$$\chi'_j(y)=\frac{8}{k^2}\left(|y|-\frac{k}{2}\right)^2\left[\frac{2}{k}\left(|y|+\frac{k}{4}\right)\right]+\left(1-\frac{8y^2}{k^2}\right)\left(1-\left[\frac{2}{k}\left(|y|+\frac{k}{4}\right)\right]\right) \quad (3)$$

iii)台形型

$$\chi_i(x)=\max\left\{0,\min\left(1,-\frac{1}{2e_x}|x|+\frac{h}{8e_x}+\frac{1}{2}\right)\right\},$$

$$\chi'_j(y)=\max\left\{0,\min\left(1,-\frac{1}{2e_y}|y|+\frac{k}{8e_y}+\frac{1}{2}\right)\right\} \quad (4)$$

なお，［A］は，Aの整数部を表すガウス記号であり，台形型の形状パラメータe_x，e_yの範囲は$0<e_x\leqq h/4$，$0<e_y\leqq k/4$ である．

以上のように想定するメンバシップ関数は，一般的なタイプとして取り上げたものであり，より詳細なメンバシップ関数の形状がある程度明白になれば，そのメンバシップ関数を用いても一向に差し支えない．

さて，ファジィ事象（χ_i，χ'_j）の出現確率は，ザデー［２］の定義により，

$$P_{ij}=\int_{x_i-h/2}^{x_i+h/2}\int_{y_j-k/2}^{y_j+k/2}\chi_i(x)\chi'_j(y)f(x,y)\,dxdy \quad (5)$$

と表される．ただし，$\chi_i(x)=\chi(x-x_i)$，$\chi'_j(y)=\chi'(y-y_j)$であり，また，$x_{i+1}=x_i+h/2$，$y_{j+1}=y_j+k/2$（$i,j=0,\pm1,\pm2,\cdots$）である．なお，$\Sigma\Sigma P_{ij}=1$ は満たされる．

３．ファジィ観測データに基づく最尤補正量

さて，２変量正規分布$f(x,y)$をテイラー展開し，ファジィ集合χ_i，χ'_jのm,n 次のファジィモーメントを

$$d_{m,n}=\int_{x_i-h/2}^{x_i+h/2}\int_{y_j-k/2}^{y_j+k/2}(x-x_i)^m(y-y_j)^n\chi_i(x)\chi'_j(y)\,dxdy \quad (6)$$

と定義すると，式(5)は

$$P_{ij}=\sum_{m=0}^{\infty}\sum_{n=0}^{\infty}\frac{d_{m,n}}{m!n!}\cdot\frac{\partial^{m+n}f(x_i,y_j)}{\partial x_i^m\partial y_j^n} \quad (7)$$

と表すことができる．

ところで，$d_{m,n}$ の具体的な形は，m あるいはn が奇数次のときは$d_{m,n}=0$ となり，m およびn が偶数次のとき，

（三角形型）

$$d_{m,n}=\frac{h^{m+1}k^{n+1}}{(m+2)(m+1)(n+2)(n+1)2^{(m+n)}} \quad (8)$$

（２次曲線型）

$$d_{m,n}=\frac{(2^{m+2}-1)h^{m+1}(2^{n+2}-1)k^{n+1}}{(m+3)(m+2)(m+1)(n+3)(n+2)(n+1)2^{2(m+n)}} \quad (9)$$

（台形型）

$$d_{m,n}=\frac{h^{m+1}k^{n+1}}{st(m+2)(m+1)(n+2)(n+1)}\left\{\left(\frac{1}{4}+s\right)^{m+2}-\left(\frac{1}{4}-s\right)^{m+2}\right\}\left\{\left(\frac{1}{4}+t\right)^{n+2}-\left(\frac{1}{4}-t\right)^{n+2}\right\} \quad (10)$$

となる．ただし，台形型において，$e_x=sh$，$e_y=tk$（$0<s\leqq1/4$，$0<t\leqq1/4$）と変換している．なお，２章で述べたように，より詳細なメンバシップ関数から$d_{m,n}$ を導くことで，以下の議論が同様に可能となる．

このm,n 次のファジィモーメントを用いて，式(7)は，

$$P_{ij}=d_{0.0}f(x_i,y_j)+\frac{d_{2.0}}{2!}\cdot\frac{\partial^2 f(x_i,y_j)}{\partial x_i^2}$$

$$+\frac{d_{0.2}}{2!}\cdot\frac{\partial^2 f(x_i,y_j)}{\partial y_j^2}+\frac{d_{2.2}}{2!2!}\cdot\frac{\partial^4 f(x_i,y_j)}{\partial x_i^2\partial y_j^2}+\cdots \tag{11}$$

となる．この式(11)の両辺に対数をとり，テイラー展開を施し，h^4，k^4，$h^2\times k^2$以上の項を$O(a^4)$とすると，

$$\log P_{ij}=\log d_{0.0}+\log f(x_i,y_j)$$

$$+\frac{d_{2.0}}{2d_{0.0}}\left\{\frac{1}{(1-\rho^2)^2\sigma_x^2}\left(-\frac{x-\mu_x}{\sigma_x}+\rho\frac{y-\mu_y}{\sigma_y}\right)^2-\frac{1}{(1-\rho^2)\sigma_x^2}\right\}+\frac{d_{0.2}}{2d_{0.0}}\left\{\frac{1}{(1-\rho^2)^2\sigma_y^2}\left(\rho\frac{x-\mu_x}{\sigma_x}-\frac{y-\mu_y}{\sigma_y}\right)^2-\frac{1}{(1-\rho^2)\sigma_y^2}\right\}+O(a^4) \tag{12}$$

を得る．

さて，２変量正規分布のパラメータ$\theta={}^t(\mu_x,\mu_y,\sigma_x^2,\sigma_y^2,\rho)$を用いて，２変量ファジィ観測値の出現確率を$P_{ij}\equiv Pr(\chi_i,\chi'_j\mid\theta)$と表す．いま，ｎ組の独立な２変量ファジィ観測値$\{(X_{F1},Y_{F1})=(\chi_1,\chi'_1),(X_{F2},Y_{F2})=(\chi_2,\chi'_2),\cdots,(X_{Fn},Y_{Fn})=(\chi_n,\chi'_n)\}$を得た場合を考える．このとき，対となるファジィデータは，変量x に関しては，有限の区間内でＩ個に刻まれたファジィ区間ごとに報告されるものとし，変量y に関しては，有限の区間内でＪ個に刻まれたファジィ区間ごとに観測されるものとする．そこで，尤度関数$L_F(\chi,\chi'\mid\theta)=Pr(\chi_1,\chi'_1\mid\theta)\times Pr(\chi_2,\chi'_2\mid\theta)\times\cdots\times Pr(\chi_n,\chi'_n\mid\theta)$を最大にする最尤推定値$\theta_F^*$を求める．

したがって，次の尤度方程式を解けばよいことになる．

$$\frac{\partial \log L_F(\chi,\chi'\mid\theta)}{\partial\theta}=0 \tag{13}$$

ところで，式(13)はパラメータが複雑な非線形式で構成された連立方程式であるために，Newton-Raphson法を用いて近似的に解く．まず，初期近似解θ_Fを２変量ファジィデータの代表値$\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_n,y_n)\}$による最尤推定値にとり，$\theta_F$はこの尤度方程式の解の十分近くに存在すると考えられるので，近似解$\hat{\theta}_F$を用いて，$\hat{\theta}_F=\theta_F+\Delta\theta$を考える．したがって，$\hat{\theta}_F-\theta_F=\Delta\theta$より，この$\Delta\theta$をファジィ最尤補正量と呼ぶ．$O(a^4)$以上の項は，無視できるほど小さいものとして，この$\Delta\theta$を求めれば，

$$\Delta\mu_x=0,\quad \Delta\mu_y=0,$$

$$\Delta\sigma_x^2=-\frac{4d_{2.0}}{hk},\quad \Delta\sigma_y^2=-\frac{4d_{0.2}}{hk},$$

$$\Delta\rho=\frac{2\rho_F}{hk}\left(\frac{d_{2.0}}{\sigma_{xF}}+\frac{d_{0.2}}{\sigma_{yF}}\right) \tag{14}$$

を得る．

4．ファジィ情報量規準

現実に観測されたデータを用いて，統計的モデルを評価する規準となるＡＩＣ[１]は，

$$AIC=-2\cdot l(\theta^*)+2\cdot k \tag{15}$$

と定義される．このＡＩＣが小さいモデルが良いモデルとなる．ここで$l(\theta^*)$は，最大対数尤度であり，モデルの尤度関数を最大にするようなパラメータ，すなわち，最尤推定値θ^*により定められる最大尤度の対数をとったものである．また，k はモデルに含まれる自由パラメータの数である．

ここでは，観測されたデータがファジィデータであるので，代表値を用いて求められた最尤推定値θ_Fを用いて推定すると，最尤推定値を求めるときに生じた偏りがＡＩＣにも影響を与えることになる．したがって，３章で議論したファジィ最尤補正量を考慮する必要がある．このファジィ最尤補正量$\Delta\theta$を用い，$\hat{\theta}_F$がθ_F^*を十分に近似できるものとして，$\hat{\theta}_F$をθ_F^*として用い，

$$\theta_F^*=\theta_F+\Delta\theta \tag{16}$$

なるファジィ最尤推定値θ_F^*を用いて，

$$FIC=-2\cdot l(\theta_F^*)+2\cdot k \tag{17}$$

として，ファジィ情報量規準を定義する．ただし，ＦＩＣでは，最尤推定値の補正以外にもファジィデータの効果を補正する必要のある場合はこれを補正する．

5．２変量正規分布モデルのシミュレーション

ここでは，２変量正規分布に従うとされるｎ組の２変量ファジィデータが得られたとき，平均μ_{0x}，μ_{0y}，分散σ_{0x}^2，σ_{0y}^2，相関係数ρ_0に固定した制約２変量正規分布モデル（以下MODEL(0)と表す）と，平均μ_x，μ_y，分散σ_x^2，σ_y^2，相関係数ρを２変量ファジィデータの代表値から得られる最尤推定値を用いる無制約２変量正規分布モデル（以下MODEL(1)と表す）を想定し，どちらのモデルがより良くデータにあてはまるかを調べるシミュレーションを行う．

本シミュレーションでは，$\mu_x=100$，$\mu_y=100$，$\sigma_x^2=25^2$，$\sigma_y^2=25^2$，$\rho=0.8$の２変量正規分布に従うデータ

を１００組発生させ，ファジィ観測によって，20刻みでデータが報告されるものとする．このとき，発生したデータをそのまま用いたＡＩＣの値を求め，ファジィデータの代表値を用いて，ＡＩＣの値とＦＩＣの値とを求めることにより，モデル選択に与える影響を比較する．

まず，２変量正規分布モデルの対数尤度は，

$$l(\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho)$$

$$= -n \log 2\pi - \frac{n}{2} \log (\det \Sigma)$$

$$-\frac{1}{2} \mathrm{trace} \{\Sigma^{-1} \sum_{i=1}^{n} (z_i - \mu)^t (z_i - \mu)\} \qquad (18)$$

であることより，MODEL(1)の最大対数尤度は，

$$l(\mu_x^*, \mu_y^*, \sigma_x^{*2}, \sigma_y^{*2}, \rho^*)$$

$$= -n \log 2\pi - \frac{n}{2} \log (\det \hat{\Sigma}) - n \qquad (19)$$

となる．ただし，

$$\hat{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_x^{*2} & \rho^* \sqrt{\sigma_x^{*2} \sigma_y^{*2}} \\ \rho^* \sqrt{\sigma_x^{*2} \sigma_y^{*2}} & \sigma_y^{*2} \end{pmatrix}$$

である．また，ＦＩＣは，上式においてファジィ最尤推定値を用いた式になる．

次に，MODEL(0)の最大対数尤度は，式(18)の対数尤度そのものとなる．

したがって，MODEL(1)とMODEL(0)のＡＩＣは

$$AIC(1) = 2n \log 2\pi + n \log (\det \hat{\Sigma}) + 2n + 2 \times 5 \qquad (20)$$

$$AIC(0) = -2 \times (\text{式(18)}) + 2 \times 0 \qquad (21)$$

となる．

このときのシミュレーション結果の一部を表１～３に示す．表１～３において，現実とあるのは，現実にコンピュータに発生させたデータを用いて計算した値であり，三角形型とあるのは，コンピュータに発生させた値に対して，三角形型のファジィ観測で報告されたファジィデータを用いて計算した値であり，以下２次曲線型，台形型も同様にコンピュータに発生させた値をそれぞれの型のファジィ観測によって報告されたファジィデータを用いて計算した値である．なお，台形型のファジィ観測では，その形状パラメータとして$e_x=e_y=5$を用いている．

最後に，本研究は，科学技術庁の平成３年度科学技術振興調整費による「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」の一環として行ったものである．ここに記して謝意を表する．

表１　設定値と最尤推定値

θ	設定値	現実	三角形型	２次曲線型	台形型
μ_x	100	100.215	100.215	100.357	100.344
μ_y	100	99.018	99.018	98.858	98.781
σ_x^2	25^2	27.792^2	29.013^2	28.386^2	28.026^2
			(27.840^2)	(27.491^2)	(27.273^2)
σ_y^2	25^2	26.408^2	27.657^2	27.257^2	27.013^2
			(26.425^2)	(26.324^2)	(26.230^2)
ρ	0.8	0.80560	0.73684	0.74736	0.75333
			(0.79813)	(0.79569)	(0.79482)

ただし，()内は，ファジィ最尤補正量を考慮した値

表２　ＡＩＣの値

	現実	三角形型	２次曲線型	台形型
MODEL(1)	1792.566	1836.807	1826.046	1819.644
MODEL(0)	1785.756	1846.593	1830.085	1820.810
選択ﾓﾃﾞﾙ	MODEL(0)	MODEL(1)	MODEL(1)	MODEL(1)

表３　ＦＩＣの値

	現実	三角形型	２次曲線型	台形型
MODEL(1)	1792.566	1796.390	1794.165	1792.236
MODEL(0)	1785.756	1790.246	1787.363	1785.004
選択ﾓﾃﾞﾙ	MODEL(0)	MODEL(0)	MODEL(0)	MODEL(0)

［参考文献］

1)H.Akaike:Information Theory and an Extention of the Maximum Likelihood Principle, 2nd Inter. Symp. on Information Theory(B.N.Petrov and F. Csaki eds.), Akademiai Kiado, Budapest, 267/281, 1973

2)L.A.Zadeh:Probability Measures of Fuzzy Events, J. Math. Anal. Appl., 28, 421/427, 1968

3)T.Okuda, Y.Kodono, K.Maehara and K.Asai:Maximum Likelihood Estimation from Fuzzy Observation Data, Proc. of 4th IFSA Con., Vol. of Computer, Management & Systems Science, 185/188, 1991

4)古殿，奥田，浅居，杉浦：ファジィ観測データからの近似的最尤推定に基づく判別関数，日本ファジィ学会誌，Vol.4, No.1, 172/186, 1992

5)小西，古殿，奥田，浅居：ファジィ観測データに基づく正規分布モデルに対するファジィ情報量規準，日本経営工学会平成４年度春季大会予稿集，1992.5

問い合わせ先：〒５３５　大阪市旭区大宮5-16-1
大阪工業大学　経営工学科
大学院第１１研究室　古殿 幸雄
TEL (06)952-3131 ext.3701(呼)，　FAX (06)952-6197

ファジィ関係を用いた関数近似による非線形自己回帰モデル

Non-linear Autoregressive Model by using Fuzzy Relaion based Approximate Function

○生駒哲一*，廣田　薫**
Norikazu IKOMA* , Kaoru HIROTA**
* 総合研究大学院大学　数物科学研究科　統計科学専攻
* Dept. of Statistical Science, School of Mathematical and Physical Science, The Graduate University for Advanced Studies
** 法政大学工学部計測制御専攻
** Dept. of Instrument and Control Engineering, College of Engineering, HOSEI Univ.

キーワード：ファジィ関係，学習，自己回帰モデル

1．はじめに

ファジィ関係[6]により得られる任意の関数近似を回帰関数とする，非線形な自己回帰モデルを提案する．パラメータとなるファジィ関係行列は，最尤法に基づく学習アルゴリズムにより推定される．ファジィ関係を用いる利点として，関数の自由度の割には少ないパラメータ数により，滑らかな近似関数が得られることと，学習アルゴリズム[2]を用いることが可能となることが挙げられる．このモデルを用いて，模擬データによる時系列データ解析を行なった結果について報告する．

2．ファジィ関係による回帰関数

説明変数がｐ個の回帰モデル(1)において，関数ｆとしてファジィ関係による近似関数を用いる場合を考える．

$$y = f(\mathbf{x}, \theta) + \varepsilon \qquad (1)$$

ここで，$y \in D \subset R$，$\mathbf{x} \in D^p$，及び，
$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ である．
またθはｆのパラメータであるとする．

Ｄ上に次のメンバーシップ関数(i=1～n)を割り付ける．

$$\mu_i(x) = \begin{cases} (x - \ell_i)/(c_i - \ell_i), & \ell_i < x \leqq c_i \\ (x - r_i)/(c_i - r_i), & c_i < x \leqq r_i \\ 0 & , \text{ otherwise} \end{cases} \qquad (2)$$

ただし，ℓ_i，c_i，$r_i \in R$，
および$\ell_i < c_i < r_i \in R$であり，
$r_{i-1} = c_i = \ell_{i+1}$ を満たす．
また，i=1, 2, …, nであり，

$$\inf_{x \in D} x = c_1$$

$$\sup_{x \in D} x = c_n$$

とする．

このとき，以下のファジィ集合**a**，**b**を，メンバーシップ関数から得る．

$$\mathbf{a} = [a_j] = \bigwedge_{k=1}^{p} \mu_v(x_k) \qquad (3)$$

ここで，$j=1, 2, \cdots, n^p$であり，ｖはｊのｎ進数ｐ桁目に対応する数字である．

$$\mathbf{b} = [b_i] = \mu_i(y) \qquad (4)$$

aと**b**との間に成立するファジィ関係を**R**とする．つまり，ｏをmax-min合成として，

$$\mathbf{b} = \mathbf{R} \circ \mathbf{a} \qquad (5)$$

とする[6]．

このとき，ファジィ集合**b**を非ファジィ化して得られる，

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^{n} b_i c_i \Big/ \sum_{i=1}^{n} b_i \qquad (6)$$

を，式(1)における回帰関数ｆの近似f_Rとして用いる．

3．ファジィ関係回帰関数のパラメータ推定

式(6)の近似関数f_Rのパラメータである，ファジィ関係行列**R**を，最尤法により推定する．データが次のように与えられたとする．

$$(y_1, \mathbf{x}_1), (y_2, \mathbf{x}_2), \cdots, (y_N, \mathbf{x}_N)$$

式(1)は回帰モデルであるので，最尤推定では，データに対する二乗誤差を最小にするパラメータを求めれば良いことになる．よって，

$$\ell(R) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N} [y_k - f_R(\mathbf{x}_k, R)]^2 \qquad (7)$$

を最小とするように**R**を推定する．**R**の各要素ｒを適切な初期値から始めて，以下のように逐次修正を行う．

$$r(t+1) = r(t) - \varepsilon \frac{\partial \ell(R)}{\partial r} \qquad (8)$$

ただし，ε は小さな値の正定数．

十分修正を行った後のRの値 $\hat{R}$ を推定されたファジィ関係行列の値とする．上式右辺の偏微分は次のように計算される．

$$\frac{\partial \ell(R)}{\partial r} = \sum_{k=1}^{N} \frac{\partial \ell}{\partial f_R{}^k} \sum_{i=1}^{n} \frac{\partial f_R{}^k}{\partial b_i} \frac{\partial b_i}{\partial r} \qquad (9)$$

ただし，$f_R{}^k = f_R(x_k, R)$ である．

式(9)右辺の偏微分のうち最初の2つはそれぞれ，次のように計算される．

$$\frac{\partial \ell}{\partial f_R{}^k} = y_k - f_R(x_k, R) \qquad (10)$$

$$\frac{\partial f_R{}^k}{\partial b_i} = [c_i - f_R(x_k, R)] \Big/ \sum_{j=1}^{n} b_j \qquad (11)$$

残る1つの偏微分については，[3]及び[5]に基づく．

4．数値実験

ファジィ関係による回帰関数を，時系列解析用の統計モデルである自己回帰モデルの回帰関数として用いた場合の数値実験について述べる．

模擬データを次の式に従って生成する．

$$x_{t+1} = f(x_t) + \varepsilon_t \qquad (12)$$

$$f(x) = \begin{cases} 2x-2, & 0.5 < x \\ -2x, & -0.5 \leqq x < 0.5 \\ 2x+2, & x \leqq -0.5 \end{cases} \qquad (13)$$

ここで ε_t はN（0，σ^2）に従う独立な正規乱数であり，線形合同法により作成した一様乱数を用いて，極座標法により $\sigma = 0.3$ で作成した[4]．

$x_0 = 0.1$ から始めて，x_{200} までのデータを上式に従って生成し，$x_1 \sim x_{100}$ をパラメータの推定用に，$x_{101} \sim x_{200}$ を1期先予測の評価用に用いた．

このデータの取り得る値の範囲内に，9つのメンバーシップ関数を表1のように割当てた．

自己回帰モデルのラグpが1の場合のみ，実験を行なった．ファジィ関係Rの初期値は，その対角要素については0.5，それ以外は0.0とした．パラメータ推定時において，式(8)の適用回数は1000回，学習係数 $\varepsilon = 0.1$ とした．

以上の条件により求められたファジィ関係行列を用いて，評価用データに対して1期先予測を行なった．予測結果の時系列を図1に示す．

予測の評価値として，式(14)の値を用いる．また，比較のために，線形自己回帰モデル（ラグ1～10），多項式自己回帰モデル（一次式～十次式，それぞれラグ1）によるデータ解析も行い，式(14)と同様の方法で評価を行なった．

$$E = \frac{1}{100-p} \sum_{k=101}^{200-p} | x_{k+p} - f_R(x_k, \hat{R}) | \qquad (14)$$

これらの評価結果を，表2に示す．表2において，線形自己回帰モデルのラグは，式(14)の値が最も小さくなる場合のp＝3について示した．また，多項式回帰モデルの次数は，ＡＩＣ（赤池情報量規準）[1]が最も小さくなる3次式の場合について示した．

表1　メンバーシップ関数のパラメータ

i	ℓ	c	r
1	—	-2.0	-1.5
2	-2.0	-1.5	-1.0
3	-1.5	-1.0	-0.5
4	-1.0	-0.5	0.0
5	-0.5	0.0	0.5
6	0.0	0.5	1.0
7	0.5	1.0	1.5
8	1.0	1.5	2.0
9	1.5	2.0	—

表2　模擬データによる1期先予測評価結果

モデル	1期先予測評価値
ファジィ関係による自己回帰モデル	0.2600
線形自己回帰モデル（ラグ＝3）	0.5129
多項式自己回帰モデル（3次式）	0.2946

表2をみると，ファジィ関係による回帰関数を用いた自己回帰モデルの予測値の方が，線形自己回帰モデルよりも良い評価値を得ていることがわかる．また，多項式自己回帰モデルの場合には，表2の値は提案するモデルの方が悪い評価値を示している．

5．考察

前節の数値実験において，提案するモデルは線形自己回帰モデルよりも良い予測が可能であることが分かった．しかし，多項式で表わされる自己回帰モデルとの比較では，提案するモデルの方が悪い評価値を得ている．そこで，両モデルにおいて推定された回帰関数の形状がどの様なものであるかについて調べた．多項式回帰モデルの次数が1から6までについて，推定された回帰関数を図2に示した．また，ファジィ関係により表わされる回帰関数の，式(9)を適用してゆく過程の各時

刻における様子を，図３に示した．

図２を見ると，各次数ともに多項式特有の形状が表れており，実際の関数とは異常にかけ離れている箇所が見受けられる．図３を見ると，式(9)の繰り返しが十分にすすんだ後では，得られた回帰関数は，データを生成した真の回帰関数を良く近似するものとなっていることが分かる．よって，予測に関して，提案するモデルは安定性があると考えられる．

６．おわりに

ファジィ関係を用いた任意の回帰関数を記述する手法を提案し，それを回帰関数とする自己回帰モデルと，そのパラメータ推定の方法を提案した．

このモデルを用いて，線形でないモデルから生成した模擬データについてパラメータ推定を行い，１期先予測の精度について評価した．予測精度は，パラメータ推定に用いなかったデータについての予測誤差の絶対値に対する，データにおける平均値に基づき評価を行なった．線形自己回帰モデルとの比較を行なったところ，ファジィ関係モデルの方が良い値を示すという結果が得られた．多項式自己回帰モデルとの比較を行なったところ，提案するモデルの方が悪い評価値を得た．

しかし，モデルにより得られた回帰関数を比較してみると，多項式モデルの場合には式特有の形状が現われていて，データを生成したモデルの回帰関数を表わすには不適切である．提案するモデルの場合には，データを生成した回帰関数を良く近似していることが分かる．このことから，モデルの予測についての安定性は十分にあると考えられる．これらの結果から，データを表わすモデルの式が線形でなく，未知な場合におけるデータ解析及び予測に，本モデルは有効であると考えられる．

【参考文献】

[1]H.Akaike:A New Look at the Statistical Model Identification, IEEE Trans. AC-19, pp.716-723(1974).

[2]S.Amari:A Theory of Adaptive Pattern Classifiers, IEEE Trans. EC-16(3), pp.299-307(1967).

[3]N.Ikoma, K.Hirota, W.Pedrycz:Estimation of Fuzzy Relational Matrix by using Probabilistic Descent Method, (submitted to Fuzzy Sets and Systems).

[4]D.E.Knuth:Seminumerical Algorithms, The Art of Computer Programming, vol.2 (2nd Ed.), Addison-Wesley, Reading, Mass., 渋谷（訳），準数値算法／乱数, pp.9-21, pp.118-119, サイエンス社(1981).

[5]W.Pedrycz:Relational Structures in Fuzzy Sets and Neurocomputations, Proc. Int. Conf. on Fuzzy Logic & Neural Net., pp.235-238(1990).

[6]E.Sanchez:Resolution of Composite Fuzzy Relation Equation, Inf.&Ctl., 30(1), pp.38-48(1976).

【連絡先】

〒106 東京都港区南麻布4-6-7　統計数理研究所
生駒哲一　TEL03-3446-1501（呼び出し18時まで）
FAX:03-3446-1695, Email:ikoma@ism.ac.jp

図１　ファジィ関係を用いた回帰モデルによる評価用データの１期先予測結果（ラグ１）
———— ：真の時系列データ　　---------- ：１期先予測値

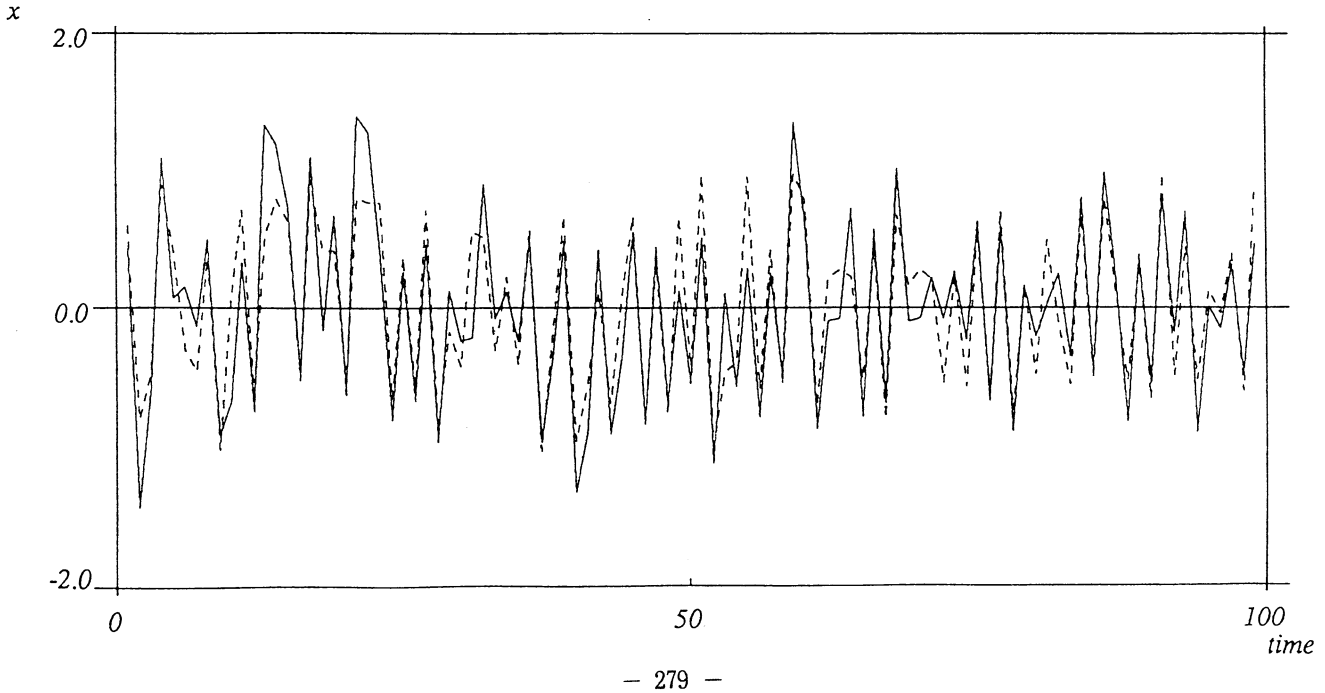


図２　多項式自己回帰モデルにより推定された回帰関数（ラグ１）

――――― ：真の回帰関数　　- - - - - - - - - - ：推定された回帰関数

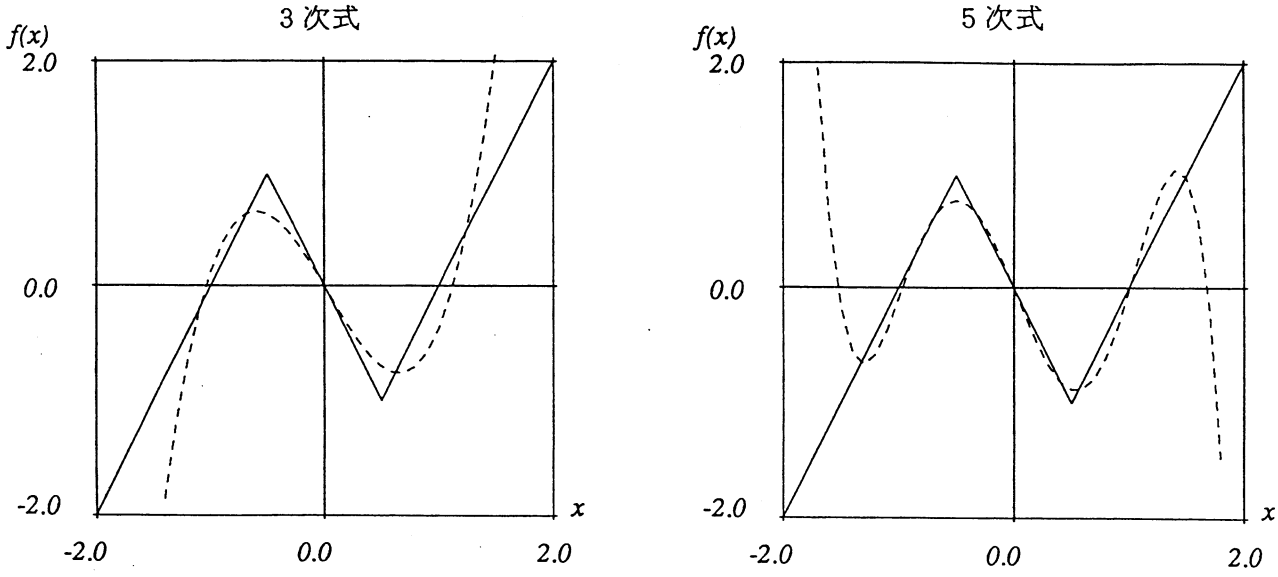
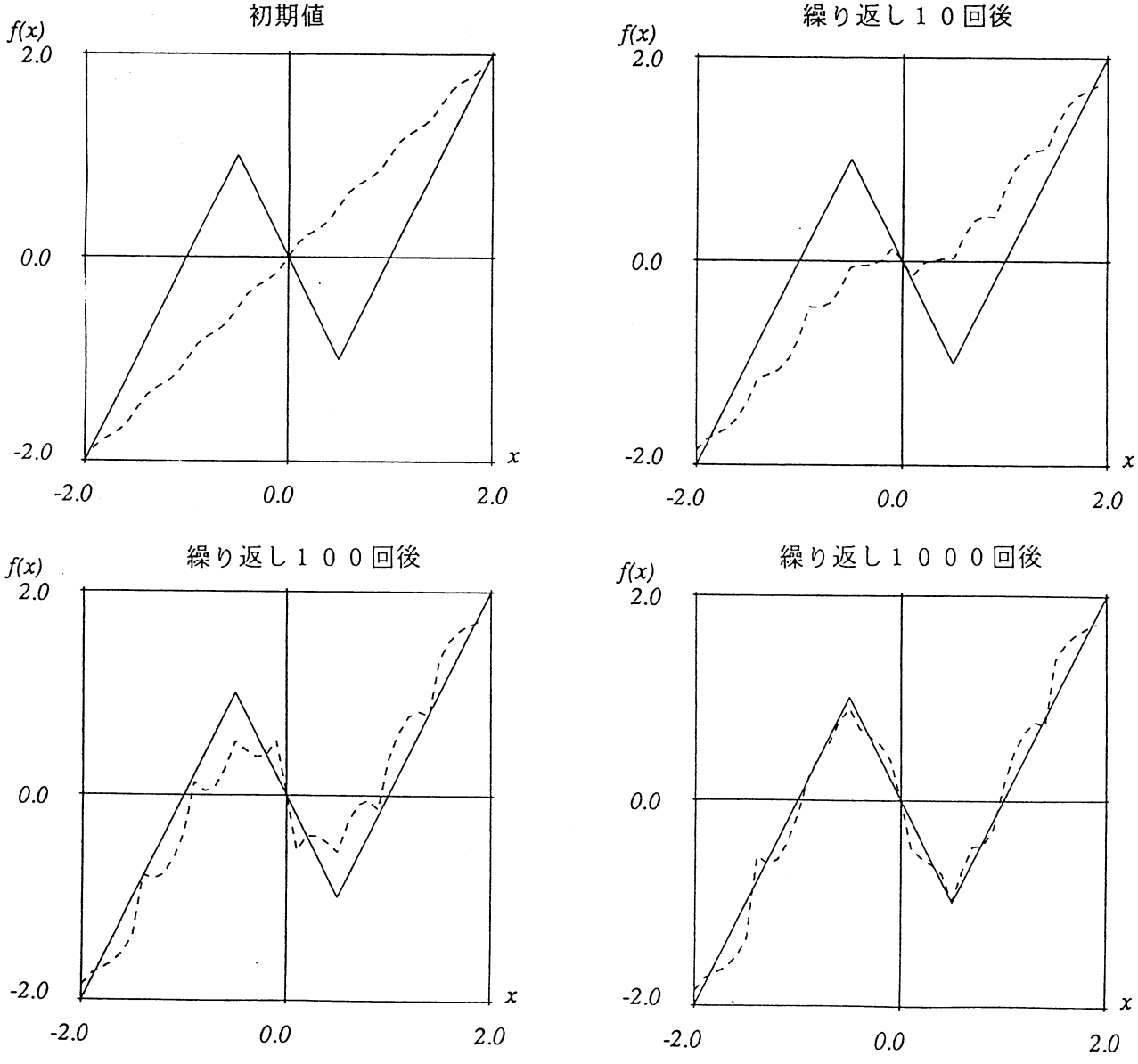


図３　ファジィ関係を用いた自己回帰モデルにより推定された回帰関数（ラグ１）

――――― ：真の回帰関数　　- - - - - - - - - - ：推定された回帰関数



8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

メンバーシップ関数を用いたノンパラメトリック回帰モデル

Nonparametric Regressive Model by using Membership Function

○生駒哲一 *　　廣田　薫**
Norikazu IKOMA *　　Kaoru HIROTA**

* 総合研究大学院大学　数物科学研究科　統計科学専攻
* Dept. of Statistical Science, School of Mathematical and Physical Science, The Graduate University for Advanced Studies
**法政大学工学部　計測制御専攻
**Dept. of Instrument and Control Engineering, College of Engineering, HOSEI Univ.

キーワード：ノンパラメトリック回帰，簡略ファジィ推論

1．はじめに

データとデータとの間の関数関係を統計的に推定し，予測に用いる方法として，回帰モデルがある．回帰モデルにおいては，関数関係に対して先験的知識などからなんらかの仮定を設ける場合が多い．そのような仮定の上では，関数関係は数学的に取扱易い解析的な関数とするのが普通である．しかし現実に観測されるデータにおいては，データ間の関係が未知であり，データを生成したシステムについての知識が無い場合には，適切な仮定を設けることができない．また不適切な仮定によるモデルの推定は，誤った予測結果をもたらす危険をも有する．

このような状況においては，データ間の関係についての仮定がなるべく少ないモデルを用いる必要がある．与えられたデータ自身がデータ間の関数関係を直接構成するような，いわゆる核関数によるノンパラメトリック回帰モデル[1]があるが，本文では核関数の代わりにメンバーシップ関数を用いるモデルを提案する．本モデルで推定される回帰関数は，関数を構成するデータと，関数値を計算すべきデータとの近さをメンバーシップ関数により計り，各データに対するメンバーシップ値を得て，それらの重み付き平均により関数値を計算するものである．この計算は，簡略ファジィ推論と全く同じであることから，関数を構成するデータおのおのが，簡略ファジィ推論のルール1つ1つに対応するとも考えられる．メンバーシップ関数としては，例えば三角形状のような，データの示す点においてはメンバーシップ値1をとり，その近傍についてはデータの示す点から離れるに従ってメンバーシップ値が単調に減少するものを用いる．このメンバーシップ関数は全データについて共通のものであり，予測値が最も良くなるようにその幅を調整して用いる．

ノンパラメトリックモデルはその利点として，データ間の関数関係についての制約をあまり持たないという点が挙げられるが，データ自身が関数関係を構成していることから，あまり多くのデータを関数関係の構成に用いると，予測の際の計算量が多くなるという欠点もある．そこで，ある程度のデータを用いてノンパラメトリックモデルを構成し，そのモデルからなんらかの抽象的なルールを抽出することが考えられる．本文で提案する方法は，前述のメンバーシップ関数を用いたノンパラメトリック回帰モデルが，与えられたデータがルールとなる簡略ファジィ推論と等価であることから，与えられたデータ空間におけるクラスタリングを用いて，ルール数の減少を計ろうとするものである．

提案する手法を用いて，計算機上で生成した模擬データについて予測実験を行い，その有効性を検証する．

2．メンバーシップ関数を用いたノンパラメトリック回帰モデル

N組のデータが次のように与えられるとする．

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \cdots, (x_k, y_k), \cdots, (x_N, y_N)$$

ここで，Nは偶数とする．これらによって，以下の議論における一般性は失われない．

このデータに対する回帰モデルを，次のように与える．

$$y_k = f(x_k, \mathbf{x}_E, h(\mathbf{x}_0)) + \varepsilon_t \qquad (1)$$

ここで，回帰関数f（）は以下の議論により与えられる．誤差項ε_tはN（0，σ^2）に従い，異な

る時刻の間の相関は無いものとする．また，

$\mathbf{x}_E = [x_2, x_4, \cdots, x_N]$ ，

$\mathbf{x}_0 = [x_1, x_3, \cdots, x_{N-1}]$ ，

および，h（$\mathbf{x}$）＞0であり，h（）は次節においてその定義を与える．

以下簡略化のために，特に必要のない限りにおいては，(1)を単にf（x）と表し，h（$\mathbf{x}_0$）を単にhと表す．

$\mathbf{x}_E$の各データx_i(i=2,4,…,N)について，以下のような制約を持つメンバーシップ関数を割り当てる．

【メンバーシップ関数に対する制約】

$$\mu_i(x_i) = 1 \tag{2}$$

$$\mu_i(a) \geqq \mu_i(b), \ |a-x_i| \leqq |b-x_i| \leqq h \tag{3}$$

$$\mu_i(x) = 0 \quad , \ |x-x_i| > h \tag{4}$$

これらを満たすメンバーシップ関数として，ここでは，次のような三角形状のメンバーシップ関数を用いる．

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 1 - \dfrac{|x - x_i|}{h} & , \ |x - x_i| \leqq h \\ 0 & , \ \text{otherwise} \end{cases} \tag{5}$$

割り当てたメンバーシップ関数を前件部に持つような簡略ファジィ推論ルール[3]を考える．各ルールの後件部の実数値は，データにおいて対になっているy_iを用いる．

これらのルールの下で，式(1)の回帰関数として次のものを用いる．

$$f(x) = \sum_i \mu_i(x) \cdot y_i / \sum_i \mu_i(x) \tag{6}$$

これは，簡略ファジィ推論の結果結果得られたファジィ集合から，重心計算法による非ファジィ化により計算される値を，その値としてとるような回帰関数である．

3．メンバーシップ関数の幅の推定

データ$\mathbf{x}$ より，以下の手順に従ってメンバーシップ関数の幅hを推定する．

【メンバーシップ関数幅推定のアルゴリズム】

① $k, j \in \{2, 4, \cdots, N\}$において，

$$h_0 = \max_k \min_j [x_k - x_j] \tag{7}$$

$$h_M = \max_k \max_j [x_k - x_j] \tag{8}$$

を求める．

② Mを任意の自然数とするとき，$i = 1, 2, \cdots, M$について，それぞれhを次のように計算する．

$$h_i = i \cdot \frac{h_M - h_0}{M} \tag{9}$$

③ $h = h_i$として，$\mathbf{x}_0$についてfを計算し，

$$E_i = \sum_{x_k \in \mathbf{x}_0} |f(x_k, h_i) - y_k| \tag{10}$$

を，全てのiについて求める．

④ E_iが最小となるh_iを，最適なメンバーシップ関数の幅hとする．

以上の方法により，メンバーシップ関数の幅を推定するが，この方法は，$\mathbf{x}_E$をノンパラメトリック回帰関数を構成するデータとし，$\mathbf{x}_0$をその評価用データとするときの，評価用データを最も良く近似するように，メンバーシップ関数の幅hを推定するものである．

4．クラスタリングによるファジィ推論ルールの抽出

前節で述べたノンパラメトリックモデルは，データ自身が関数関係を構成しているので，多くのデータを関数関係の構成に用いると，予測の際の計算量が多くなるという欠点がある．そこで，ある程度のデータを用いてノンパラメトリックモデルを構成し，そのモデルからなんらかの抽象的なルールを抽出することが考えられる．本文で提案する方法は，前述のメンバーシップ関数を用いたノンパラメトリック回帰モデルが，与えられたデータがルールとなる簡略ファジィ推論と等価であることから，与えられたデータ空間におけるクラスタリングを用いて，ルール数の減少を計ろうとするものである．

クラスタリングの方法としては，与えられたデータの組(x_k, y_k)の構成する空間におけるユークリッド距離を用いて，データ間の相違度を算出し，融合法による階層的クラスタリング手法を用いた．クラスタを融合する際の相違度の計算には，グループ平均法を用いた[4]．

クラスタリングを行なった際の任意の階層のクラスタ数をCとして，その階層における回帰関数は次のように計算する．

$$f(x) = \sum_c n_c \mu_c(x) \ y_c \ / \sum_c n_c \mu_c(x) \tag{11}$$

ここでn_cは，c番目のクラスタに含まれるデータ数を表わす整数である．またμ_cは，c番目のクラスタの中心についてのメンバーシップ関数である．

この方法では，クラスタリングにより抽出されたルールに対する，クラスタを構成するデータ数による重み付き合成による値を，回帰関数として用いることになる．

クラスタの中心座標は，クラスタを構成するデータの平均であり，次のように計算される．

$$x_c=\frac{1}{n_c}\sum_{i=1}^{n_c} x_i\ ,\quad y_c=\frac{1}{n_c}\sum_{i=1}^{n_c} y_i \qquad (12)$$

5．数値実験

提案するノンパラメトリックモデルの有効性を検証するために，以下のような数値実験を行なった．

模擬データとして，次のような条件で，計算機によりデータを作成した．

まず平均0，分散0.3の正規乱数列x_kを生成する．次に，生成した各x_kについて，以下の式を回帰関数として，対応するy_kを以下の式により計算する．

$$y_k = f(x_k) + \varepsilon_k \qquad (13)$$

$$f(x) = \begin{cases} 2x-2, & 0.5<x \\ -2x, & -0.5\leqq x< 0.5 \\ 2x+2, & x\leqq -0.5 \end{cases} \qquad (14)$$

ここでεはN（0，σ^2）に従う互いに独立な正規乱数であり，σ=0.3により作成した．正規乱数の生成は計算機上で行い，線形合同法により作成した一様乱数を用い，極座標法によった[2]．

得られたx_k, y_kの組を用いて実験を行なう．データは２００組生成し，最初の１００組をモデルの推定用に，残りの１００組をモデルの評価用に用いた．モデル推定用データのうちの，偶数番目のデータについての散布図を図－１に示す．

評価用データについて，回帰関数にxを与えてその値を求め，真の値yとの誤差について評価を行なった．評価は，平均絶対誤差，誤差分散それぞれの，１００個のデータについての平均を用いた．評価結果を，クラスタリングにより減少してゆくルール数の変化についてプロットしたグラフを，図－２(a),(b)にそれぞれ示す．これらの評価値は，ルール数の減少と共に推定される回帰関数の定義域が狭くなるために，評価に使用できたデータ数が異なる．ルール数と予測に用いたデータ数についてのグラフを，図－３に示す．

6．考察

予測の評価結果である図－２を見ると，ルール数が５０から２０までの間については，平均，分散それぞれについて共に，ほぼ一定であることが分かる．このことから，ルール数を２０として予測を行なっても，ルール数５０の場合と殆ど変わらない精度が得られると考えられる．

なお，ルール数２０の時に推定された回帰関数と，それを構成している簡略ファジィ推論ルールを，図－４に示す．推定された回帰関数を見ると，真の回帰関数を十分に良く近似していることが分かる．また図－５には，クラスタリングを用いずに，元のデータの数だけのルールを用いた場合に得られる回帰関数を示した．図－４の回帰関数と比較すると，殆ど同じであることが分かる．これより，クラスタリングを用いてルール数を少なくした場合にも，回帰関数の性質は殆ど変わらないと言える．

7．おわりに

メンバーシップ関数を用いたノンパラメトリック回帰モデルと，クラスタリングを用いた簡略ファジィ推論ルールの抽出手法について提案した．計算機により生成した模擬データを用いて，回帰モデルの推定，予測実験を行い，予測の精度について調べた．実験では，ルール数をクラスタリングを用いて少なくした場合にも，データ全てを用いた場合と比較して，推定される回帰関数に殆ど違いがみられなかった．また得られた回帰関数は，真の回帰関数を良く近似する結果が得られた．

【参考文献】

[1]L.Gyorfi, W.Hardle, P.Sarda, P.Vieu : Nonparametric Curve Estimation from Time Series, Springer-Verlag(1989).

[2]D.E.Knuth:Seminumerical Algorithms, The Art of Computer Programming, vol.2 (2nd Ed.), Addison-Wesley, Reading, Mass., 渋谷（訳），準数値算法／乱数, pp.9-21, pp.118-119, サイエンス社(1981).

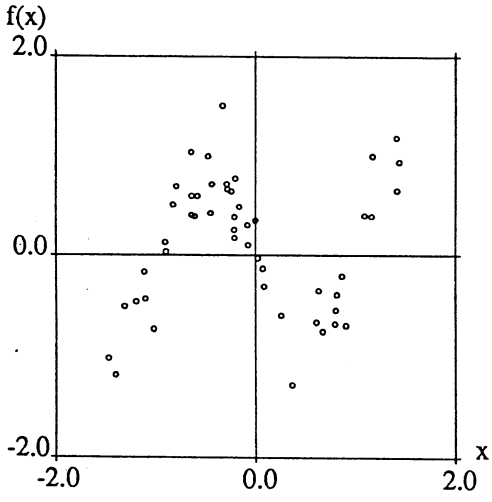
[3]前田, 村上:自己調整ファジィコントローラ, 計測自動制御学会論文集, 第24巻2号, pp.191-197(1988).

[4]中谷:多変量解析, 新曜社, pp.98-102(1978).

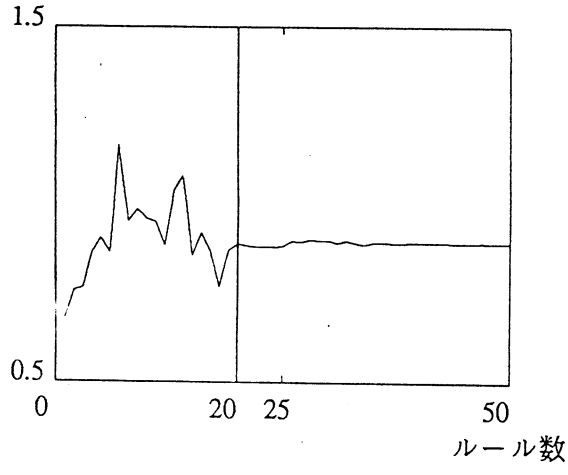
【連絡先】

〒106 東京都港区南麻布4-6-7　統計数理研究所
生駒哲一　TEL 03-3446-1501（呼び出し18時まで）
FAX:03-3446-1695, Email:ikoma@ism.ac.jp

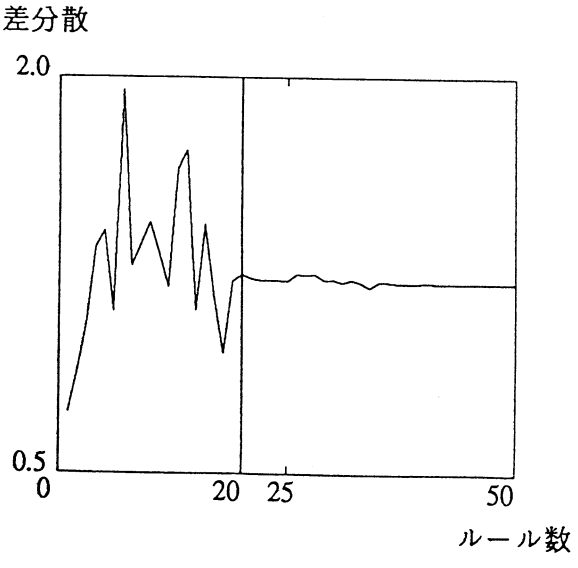
図－1　偶数番号のデータの散布図



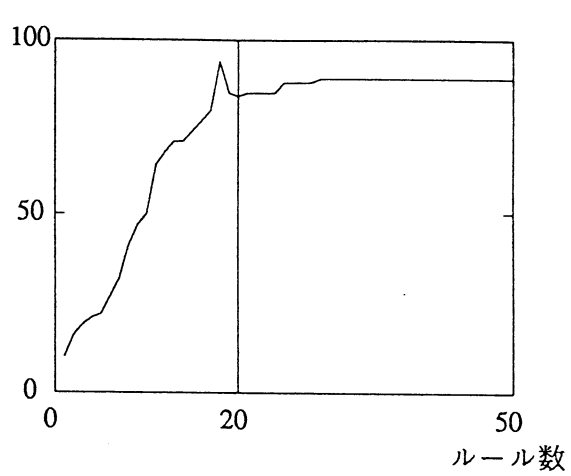
図－2(a)　予測データにおける予測の平均絶対誤差と，ルール数との関係



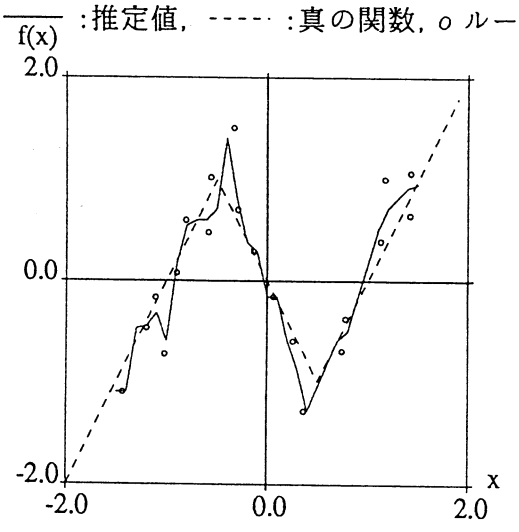
図－2(b)　予測データにおける予測の誤差分散と，ルール数との関係



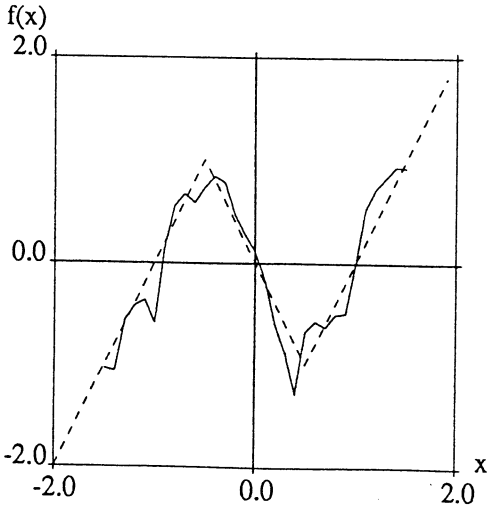
図－3　予測時に使用できたデータ数と，ルール数との関係



図－4　推定された回帰関数と推論ルール
ルール数＝20，h＝0.1100
——：推定値，- - - - -：真の関数，o ルール



図－5　クラスタリングを用いない場合の，推定された回帰関数　　ルール数＝50，h＝0.1100
——：推定値，- - - - -：真の関数



一　般　講　演　論　文

第２日：５月２７日（水）

第Ｂ室

ｾｯｼｮﾝＵＢ３［制－プロセス１］　司会　西守　克己（鳥取大学）

ｾｯｼｮﾝＵＢ４［制－プロセス２］　司会　福田　敏男（名古屋大学）

ｾｯｼｮﾝＵＢ5　［制－ロボット１］　司会　前田　陽一郎（国際ファジィ工学研究所）

ｾｯｼｮﾝＵＢ６［制－ロボット２］　司会　岡田　三郎（中国工業技術試験所）

プロセス制御におけるファジィ推論情報の視覚表現

Visual Presentation of Fuzzy Information for Process Control

○田部章二　　福田経宣
Shouji Tabe　　Tsunenobu Fukuda
鐘淵化学工業(株)
Kaneka Corporation

あらまし　プロセス運転において、オペレータは制御システムを介してプロセス状態を把握している。しかし、現状のマンマシンインタフェースでは、制御の専門的知識なしにシステムの振る舞いを理解することは困難である。これはファジィ制御の適用においても同様である。このため、ファジィ推論で使用される制御則・適合度などの情報を、オペレータに理解しやすい図形データで表現し、プロセス運転を支援する方式を開発した。

キーワード　マンマシン、ファジィ推論、メンバシップ関数、メンタルモデル

１．はじめに

化学プラントは、熟練オペレータの経験や勘に基づく手動操作にて運転されているものが、少なくない。この理由は、プロセス状態挙動の複雑さ（多変数、非線形性、不確定要素が多い）ゆえに、数理モデル化が難しく従来の制御方式の対応が困難なことにあった。しかしながら、製造ＦＡ化の要求が高まるにつれ、このようなプロセスに対応しうる高度な制御技術の確立と制御システムの導入が必要とされてきた。このため、製造オペレータの役割の中心は、制御システムを介して、プロセスが円滑に制御されていることの監視や判断業務に移行しつつある。しかし、プロセス制御の向上に伴うシステム・コンピュータの導入により、情報量の増加や情報の質の多様な変化から、オペレータ監視操作の負荷は増加している。また、オペレータ知識のシステム化（ファジィ制御、ＡＩなど）により、オペレータとプロセスとの関わりが間接的になってきている。

本稿では、ファジィ制御システムとオペレータのインタラクションに着目し、その運転支援としてファジィ制御推論情報の視覚表現方法を提案し、培養ファジィ制御システム［１］のマンマシンインタフェースに、適用しその有効性を示す。

２．オペレータ支援設計の基本な考え方

認知科学における人間の行為についての研究として、D.A.Normanの行為の７段階モデル［２］が知られている。このモデルによれば、ユーザは何か達成したい目標に対し、その時々のシステムの状態を見ながら、状態をどう変化させたいかを判断し、その状態変化が実現できるような入力を選択し、実行する。その結果、実際に起こった状態変化を見て、それが意図したものと一致するかを確認すると考え、基本的には７段階の行為からなると提案している。このモデルを参考にオペレータと制御システムとのインタラクション、更にシステム開発者の３つ観点から、その相互関係を図１に示す。

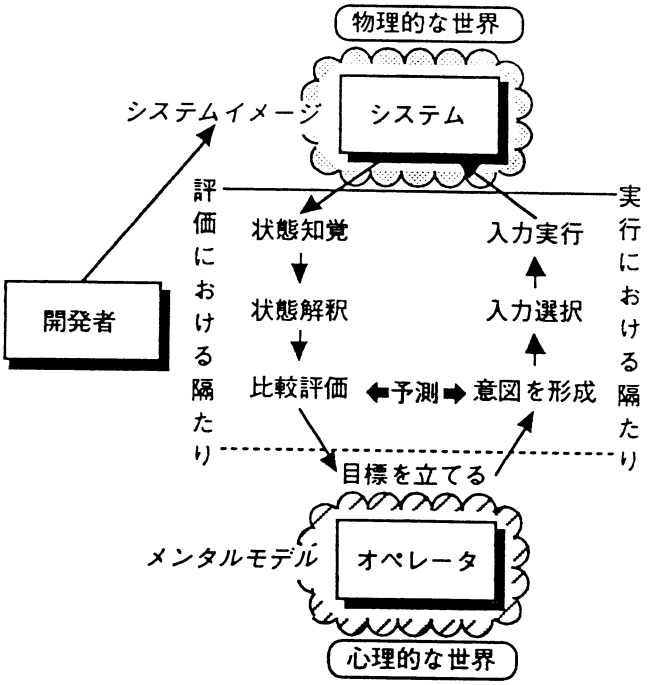


図１　オペレータのシステムに対する行為

オペレータは、制御システムに向かうとき「プロセス状態を把握する」という目標を抱き、目標達成のためにどの情報が必要であるかを考え、その情報を取得するため行動し、意図されたものと得られた結果を比較する。その行為の過程は、比較的シンプルなものであり、システムに対し何かをする（実行）ということと、それをチェックする（評価）という２つの主たる側面がある。この実行と評価の行為において、システムの振る舞いをシステムイメージから理解し、システムに対するメンタルなモデル［３］を形成する。システムイメージとはシステムの目に見える構造部分を示す。このイメージが不適切であったり、オペレータの考えにそぐわないものであれば、実行及び評価の隔たりを越えるのに、余計な努力を強いられることになる。

本開発では、制御システムとの簡易的なインタラクションが可能となる支援システムを実現するため、オペレータの立場、すなわちプロセス制御におけるオペレータの情報処理過程からシステムイメージを設計する。このため、オペレータ自身とオペレーションに注目し、オペレータの情報処理モデル［４］を構築する必要がある。しかし、実際にはオペレータの活動は複雑で変化に富み、モデル構築は容易でないため、ヒアリングを中心とした結果から、後述の支援システムを構築した。

３．ファジィ推論の視覚表現方法

前述の考え方に基づき、プラントを運転するオペレータにとって制御システム振るまいを把握するために必要な情報とその表現方法について、ファジィ制御を例として以下に考察する。ただし、オペレータは、制御アルゴリズム（ファジィ推論過程）についての詳細な知識を有していないことを前提とする。また、本制御システム［１］［６］で使用している推論方法は、max-min 重心法［７］である。

制御システムに対するオペレータの役割は、言うまでもなく制御技術者とは異なり、制御性の評価やメンバシップ関数・制御規則等のシステム評価ではなく、生産目的を達成するためのプロセス状態が制御システムによって正常に制御されていることの監視である。したがって、推論過程の詳細な情報より、推論結果を決定するための知識（制御規則）が、どのようなものであり、どの程度の重さで用いられた（適合した）かの情報を必要とする。ファジィ制御は、言語的制御と呼ばれ［７］、制御規則は比較的親しみやすい記述様式となっている。しかし、オペレータは様々な監視・管理業務を随時行っているため、言語を読み理解するといった認知過程の情報処理時間を制御周期毎に費やすわけにはいかない。すなわち、上記の情報は、短時間にかつ正確に伝えなければならず、直感的認知に近い表現方法を考える必要がある。このため、視認性を意識した基本図形によるシンボル化と誘目性を考慮した着色化に基づく、以下のファジィ推論情報の視覚表現方法を考案した。

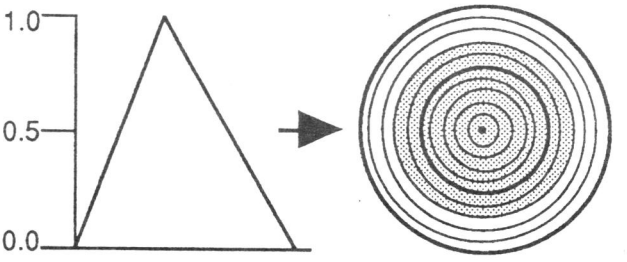


図２　メンバシップ関数の視覚表現

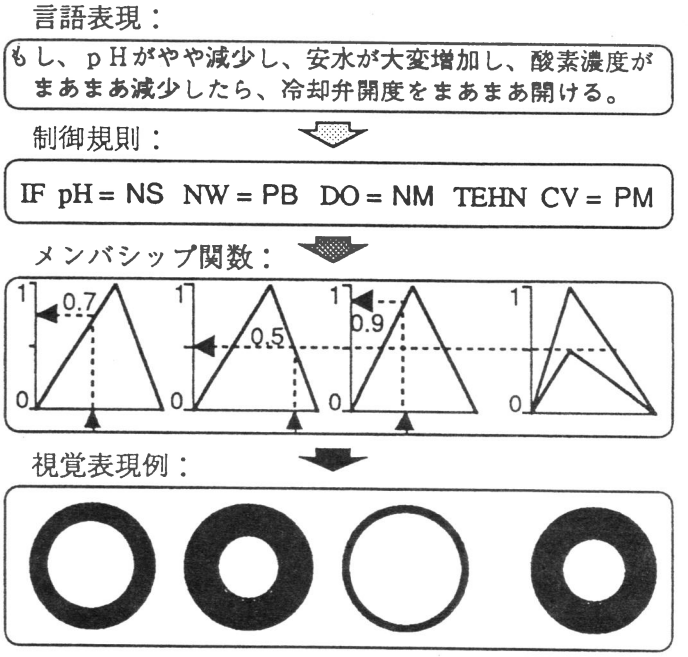


図３　ファジィ制御規則の視覚表現

まず、制御規則を構成する個々の変数の適合度については、ヒアリング調査により最も理解しずらいという結果を得ているものである。オペレータは、プロセス情報をイメージ（感覚的パターン）として取得しており、その情報形態は定量的なデジタル情報より、マクロな特徴がつかみやすいアナログ情報が多いことがわかっている。また、このアナログ情報の特徴を自分なりの解釈、例えば、大きさ、形、傾きなどにシンボル化して認識している。このため、メンバシップ関数の情報形態を出来るだけシンプルにかつ、なじみやすいものとするため、図２に示すように円形で表現した。更に、視認性を高めるため、適合度を半径とした内円で表現し、外円との面積の対比から適合度の量的な変化を直感的に認識

できるようにした。

次に、推論決定に用いられた知識の表現については、前述したように制御規則はオペレータの用いる入出力変数の関係を記述していることから、テキスト出力も考えられるが、注視を要することから処理時間がかかる。このため、図３に示すように前述の円図形をこの様式に対応させた。更に、誘目性（刺激を知覚した時に注意をひかれる程度）を高め、色の感情効果を利用するため、各内円に着色を施した。具体的にどの色がどんな感情と結びついているかは、個人差があるが、ある程度の普遍性もあり、色の選択に人間工学的データ［８］を利用した。各入力情報の増加傾向を表現する色相として暖色（赤）、減少傾向を表現する色相として寒色（青）を選択し、状態の程度（やや、まあまあ、たいへん）に合わせ、彩度を各３段階の高さにし表現した。以上により、横一列に配置された円形データが、ファジィ推論の処理内容の理解に頼らずとも、用いられた知識（制御規則）に従った意味を持つ情報表現になると考える。

４．支援システムの開発と評価

４．１　オペレータ支援ＧＵＩ

化学プラントは、バッチ系プロセスが多く、その運転は様々なプロセス状態における操作の組み合わせにより行われる。このため、ファジィ制御のみで全ての運転が自動化されることはほとんどなく、シーケンス制御やＰＩＤ制御なども含めたプロセス制御システムとして構成されている場合が多い。したがって、個々の制御に対し制御情報が存在し、その情報を少人数のオペレータが監視するためには、ある程度統合化された表示画面が必要となる。このため、ファジィ制御の表示画面においても、前述に基づく推論情報のみならず、関連するプロセス情報（計測情報）を同一画面上に配置構成することが望ましいと考える。

一般的なファジィ制御装置の表示画面は図４のようなものである。これは、主としてファジィ制御の設計技術者やメンバシップ関数・制御規則の調整を行う人を対象にしていると思われるが、この画面のみではプロセス状態を正確に把握することは難しい。すなわち、画面上に表示されるものは、推論入出力の現在瞬時値や１周期前の推論結果などであり、プロセス状態を知るための計測情報の大局的な挙動を示してはいない。したがって、上記技術者にとっては良い画面表示と考えるが、ファジィ推論情報の理解度を除外したとしても、オペレータにとって好ましい画面とは言えない。そこで、図５に示すようにファジィ推論情報と関係するプロセス情報を同時に配置するＧＵＩ（Graphical User Interface）画面を構成した。

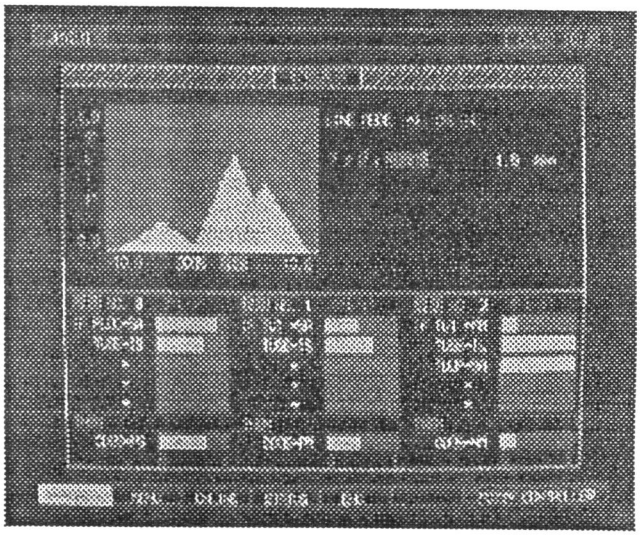


図４　市販画面例

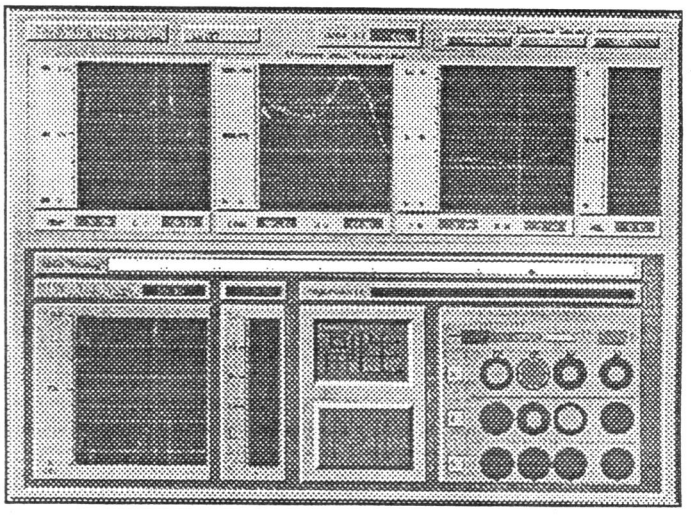


図５　支援システムのＧＵＩ画面例

ファジィ推論情報は、前述の視覚表現を用いると共に、特に強調すべき推論出力を文字やバーグラフ表示とした。また、プロセス情報は、オペレータになじみやすい記録計を模擬したトレンドグラフとし、画面に対する違和感の軽減を図った。なお、各グラフ等の配置はオペレータの監視における情報の重要度から決定し、ファジィ推論情報はファジィ制御が作動するプロセス状態のみにおいて注目を促すように色変化を行っている。

4．2　オンライン評価

支援システムの画面の見やすさ、わかりやすさ等の評価は、オペレータへのアンケート調査から、良い結果が得られている。しかし、この評価は少人数であり、主観的な要素（好み、性格）が含まれている。そこで、客観的な評価は困難であるが、オペレータが情報を取得する様子、すなわち、行動分布に着目し評価を行った。

ファジィ制御画面（図4）と前述のＧＵＩ画面について、以下の方法でオペレータの行動を収集し、情報の取得状況を比較した。オペレータに帽子（特徴のある色）をかぶらせ、運転中撮影する。この映像から、色認識により帽子の中心座標を計算し、オペレータの行動座標とする。そして、座標点数から各画面の使用頻度を定量化する。結果を図6に示す。縦横の座標値はビデオ画面座標に相当し、X座標の１５０～３００は管理計器が配置されており、４００～５５０はファジィ推論情報の表示画面が配置されている座標に相当する。

オペレータが情報を見るために行動した２５０回の内、市販画面では２３回、開発したＧＵＩ画面では１０９回行動している。ＧＵＩ画面では使用頻度が5倍程度多く、また、全行動数の約半分を占めている。すなわち、半分近くはＧＵＩ画面で監視しており、必要な情報が取得可能であると言える。

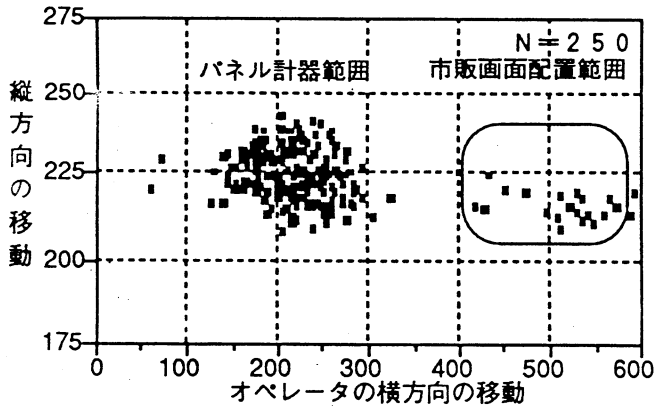


図6.1　標準画面に対するオペレータの行動範囲

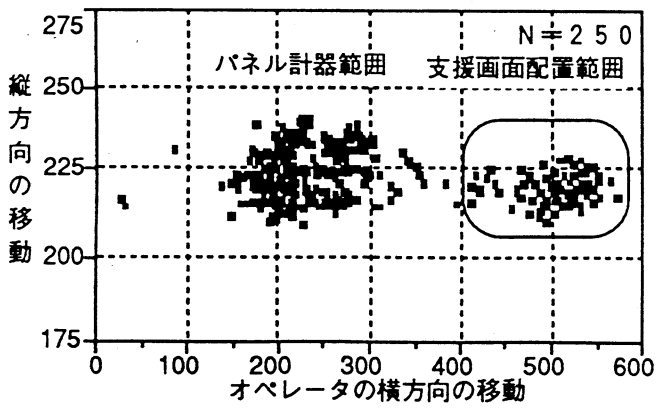


図6.2　支援画面に対するオペレータの行動範囲

以上、開発した支援システムは、プロセス監視において有効に使用されており、その出力情報は、ファジィ制御に関する理解と制御システムを介してプロセス状態を把握できるものと考える。

5．おわりに

本稿では、ファジィ制御において必要となる、オペレータのプロセス監視におけるファジィ推論情報の提供手段を提案した。また、オペレータの行動分析による評価から、開発した支援システムがオペレータにとって有効に使用されており、制御システムの振る舞いを理解できる良好な結果を得た。

今後更に、ファジィ制御を含めたプロセス制御全般に渡り、オペレータの運転監視システムの開発を展開していきたい。

「参考文献」

［1］田部、福田、他：
ファジィ制御の培養プロセスへの適用
化学工学会山口大会 SA-10（P162）1990
［2］D.A.Norman著（野島久雄　訳）：
誰のためのデザイン？
新曜社刊　1990
［3］淵　一博　他：
インタフェースの科学　共立出版　1988
［4］Gentner,D.,& Stevens,A.L：
Mental Models.
Lawrence Erlbaum Associates.　1983
［5］J.Rasmussen：
Skills,Rules,KnowledgeSignals,Signs,
Symbols and Other Distincions in Human
Performance Moldels.
IEEE Trans.on SMC.,SMC-13(3)　1983
［6］福田、寺野：
化学プロセスに対する
ファジィ制御設計の一方法
電気学会産業応用部門全国大会179 1990
［7］菅野道夫：
ファジィ制御　日刊工業新聞社　1988
［8］木村俊夫：
カラーダイナミックス 日本経済社　1952

「連絡先」

〒６７６　兵庫県高砂市高砂町宮前町1-8
鐘淵化学工業株式会社　高砂工業所
生産技術本部　技術開発一部
ＦＡシステム開発ｸﾞﾙｰﾌﾟ　田部章二
TEL 0794-45-2289　FAX 0794-45-2494

ファジィ推論を用いた培養プロセスの状態予測

State Prediction of the Cultivation Process Using Fuzzy Inference

福田経宣
Tsunenobu Fukuda
鐘淵化学工業(株)
Kaneka Corporation

あらまし　培養プロセスは、その菌体反応が複雑なことから、一般的に数式モデル化が困難であり、熟練オペレータの勘や経験に基づく運転操作が多い。しかし、生産設備のＣＩＭ化や熟練者不足に対応するためには、この人間の知識処理のシステム化が不可欠である。本報告では、培養管理上で最も重要なプロセス変数である基質消費量の予測について、熟練者の運転の知見に基づき、プロセス操作変数からプロセス状態変数を線形近似モデルにて予測し、その予測値による培養条件での基質消費量をファジィ推論を用いて推定する方式を提案し、実プロセスへの適用により有効性を示す。
キーワード　ファジィ制御、ファジィ推論、状態認識、状態推定、状態予測

１．はじめに

培養プロセスの状態挙動は、その菌体反応が複雑なことから、一般的に数式モデル化が困難である。また、培養運転の指標である菌体あるいは目的生産物の量・濃度等をオンライン計測することは難しく、計測要素が限定されている。したがって、現実のプロセスでは、生産目的に応じて計測可能なプロセス変数に対応させた目標値を設定し、運転指標としていることが多い。しかし、プロセスの非線形性や不確定性及びプロセス操作からプロセス応答までの時間遅れなどの理由から、適切なプロセス運転を行うためには、指標とするプロセス変数の予測・推定とそれに基づくプロセス操作への的確な判断が必要であり、熟練オペレータの勘や経験による、いわゆる操業ノウハウが大きな役割を果してきた。

一方、生産設備のＦＡ化・ＣＩＭ化への対応、熟練者不足への対応のためには、この人間の知識処理による部分のシステム化が不可欠な要件である。しかし、熟練オペレータがプロセス運転において行う予測・推定は、多分に経験的かつ定性的な情報であるため、従来技術ではシステム化することが困難であった。このため、人間の認識・判断などのあいまいさを含む情報の処理ができるファジィ理論を適用することとした。本報告では、培養管理上で最も重要なプロセス変数である基質消費量の予測について、プロセス操作変数からプロセス状態変数を線形近似モデルにて予測し、予測した状態の培養条件での基質消費量（速度）をファジィ推論を用いて推定する方式を提案し、実プロセスへの適用により有効性を示す。

２．予測・推定の方式

ここでは、特に状態挙動が不明瞭な、培養による特定生産物の取得を目的としたプロセスを取り扱う。この種のプロセスは、微生物増殖の最適条件でない培養を行うため、目的としない物質の生成により正常な増殖活動が阻害される副生状態に陥るなど、複雑な状態変化を示す。対象プロセスの運転指標は、培養管理上で最も重要なプロセス変数の基質消費量であり、運転実績に基づいた目標値曲線が設定されている。基質消費量の目標値及び実績値の一例を図１に示す。熟練者のプロセス操作により、目標値曲線にほぼ追従した運転がなされている。

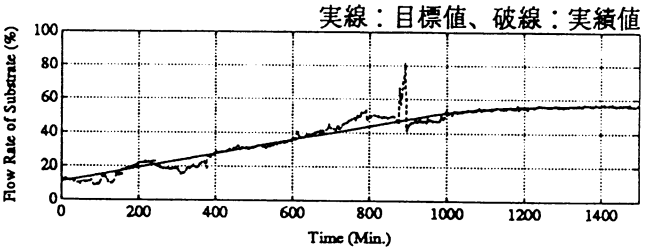


図１　基質消費量の目標値及び実績値の一例

プロセス運転は、現在の培養状態を推移させた場合に、消費予測値が目標値から大幅に逸脱する可能

性が大きい時、プロセス操作出力を変更し消費量を目標値に追従させるように行う。この際に、適切な出力値を決定するためには、現状維持での消費量変化のみならずプロセス操作による消費量変化を予測する必要がある。このため、プロセス操作変数により直接に支配されるプロセス状態変数の予測演算部と予測された状態変数から目的変数である基質消費量を推定する推定演算部の結合により、図２に示す予測・推定方式を構成することとした。

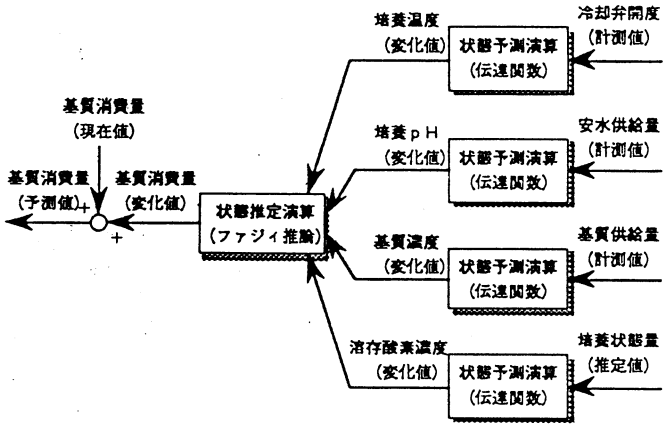


図２　基質消費量の予測・推定方式

３．状態変数の予測

予測を行うためには、各々対応する変数毎に、操作変数を入力とし状態変数を出力とする入出力関係のモデルを記述する必要がある。物質収支や熱収支の理論式を用いることも可能であるが、実際のパラメータが不明瞭なことから、運転時のプロセスデータに基づきモデリングを行うこととした。

予測すべきプロセス状態変数（モデル出力変数）は温度・ｐＨ・基質濃度・溶存酸素濃度であり、前３者に対応するプロセス操作変数（モデル入力変数）は冷却弁開度・安水供給量・基質供給量である。溶存酸素濃度は、プロセス操作変数がないため、状態認識のファジィ推論［１］による培養状態値（菌体代謝系の種類及びその系への所属度を表す変数）をモデル入力変数とした。さらに、対象がバッチプロセスであることから、入力変数は、時系列的にトレンドシフト特性があるため、計測値からトレンド成分を除去した値を用い、出力変数は絶対値ではなく変化値とした。また、予測ステップは、熟練者の知見及びプロセス挙動特性から、１５分先とした。

モデリングは、各入出力変数対応毎に、プロセスデータから高次のＡＲＸモデルの同定を行い、定常状態の入出力関係を保ったまま次数低減をする方法［２］にて低次化し、２～３次の伝達関数を得た。図３に入出力変数の一例として冷却弁開度と培養温度の時系列データを示す。また、図４に伝達関数に基づく予測結果を示す。予測値は、予測ステップ先の時刻での実績値とよく一致しており、良好なモデルが得られていると考える。

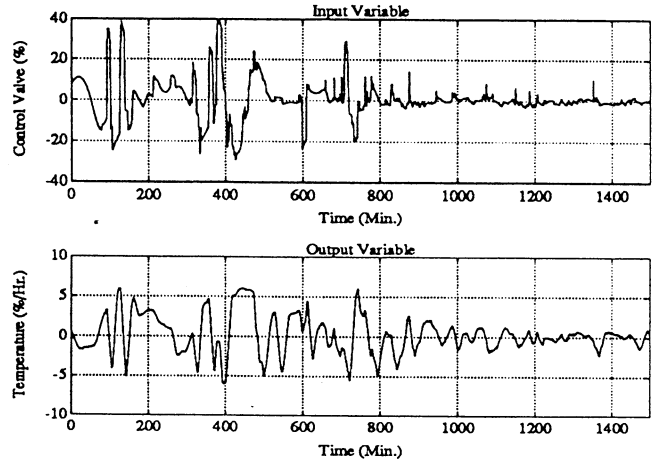


図３　予測モデルの入出力変数の例

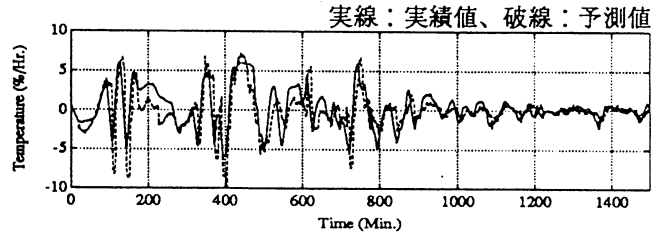


図４　伝達関数による予測結果の例

４．目的変数の推定

目的変数である基質消費量（ＳＵＢ）は、前述の４つのプロセス状態変数（ＴＥＭＰ、ＰＨ、ＤＯ、ＭＯＬ）から推定を行う。これらの４変数と基質消費量の因果関係は、菌体代謝の仕組みから定性的な把握はできているが、菌体の活性が生産バッチ毎に不確定に変動することなどの理由から精密な定量的記述は困難である。このため、プロセスデータに基づき、入出力関係をファジィルールにて記述し、ファジィ推論により推定を行うこととした。入力変数は前述の各状態変数とし、出力変数は基質消費量の変化値とした。最終的な予測値は、基質消費量の現在計測値にこの予測変化値を加算することにより求める。メンバシップ関数及びファジィルールの設計は、実運転５バッチ分のプロセスデータ（約７５００件）から、以下の方法にて行い、同数の検証

データにて調整を行った。前件部の各入力変数に対し５つのメンバシップ関数を、後件部は７つのメンバシップ関数を定義することとし、統計的な手法［３］で設計した。メンバシップ関数の形状は、前件部は台形型（最大値及び最小値で適合度１となる形状）及び三角形型、後件部は全て三角形型を用いた。

まず、後件部メンバシップ関数は、出力変数のプロセスデータから、平均値・標準偏差などの統計値を求め、７つのメンバシップ関数の適合度１の点に対し、平均値及び平均値に標準偏差の±０．３倍・±１倍・±３倍を加算した値を定義する。そして、隣り合うメンバシップ関数どうしの重なりを適合度０．５となるように適合度０の点を定義する。ただし、両端のメンバシップ関数ではプロセスデータの最大値及び最小値とする。次に、前件部メンバシップ関数は、上述で定義した後件部メンバシップ関数に基づき、各入力変数のプロセスデータを分類し、その統計値から定義する。すなわち、後件部メンバシップ関数の重なり点を区切りとするグループ分けを行い、各グループ毎に平均値を求める。各平均値の最大値・最小値・平均値から、５つのメンバシップ関数の内の両端と中央の適合度１の点を定義し、残り２つのメンバシップ関数は中央と各端の適合度１の点の値が１：２となるように定義する。そして、隣り合うメンバシップ関数どうしの重なりを適合度０．５となるように適合度０の点を定義する。設計したメンバシップ関数の一例を図５に示す。

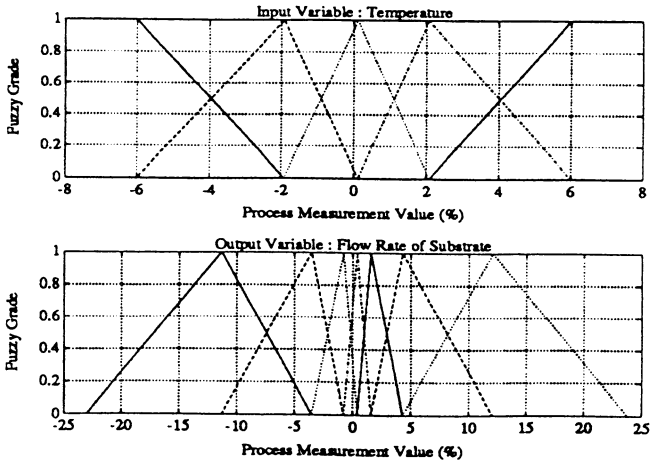


図５　メンバシップ関数の例

ファジィルールは、定義したメンバシップ関数に基づき、各プロセスデータにおいて適合度が最も大きくなるメンバシップ関数ラベルにより記述する。すなわち、プロセスデータ各件の入力変数に対し、それぞれメンバシップ関数ラベル毎に適合度を求め、適合度が最大となるラベルの組み合わせにて前件部を構成する。出力変数についても同様な計算を行うが、ここではラベルを決定せず、後件部の各メンバシップ関数に対し適合度をｍａｘ演算していく。全データの演算を行った後に、同一の前件部に対する後件部の演算結果の重心をとり、この点に位置するメンバシップ関数のラベルにより後件部を構成する。これらのメンバシップ関数とファジィルールにて、プロセスデータからファジィ推論を行い、所定のしきい値（ここでは有効適合回数が全データ件数の１％、ルール毎の適合度平均値が０．１とした）以下のルールを削除し、１６０個のルールを得た。ファジィルールの一例を以下に示す。

1) IF TEMP=SA,PH=SM,DO=MM,MOL=MM
   THEN SUB=SA
2) IF TEMP=SA,PH=MM,DO=MM,MOL=SM
   THEN SUB=SM
3) IF TEMP=SM,PH=SM,DO=MM,MOL=SM
   THEN SUB=MM
4) IF TEMP=MM,PH=MM,DO=SM,MOL=ML
   THEN SUB=ML
5) IF TEMP=ML,PH=LA,DO=ML,MOL=SM
   THEN SUB=LA

ただし、SA:Small, SM:Medium Small,
MM:Medium, ML:Medium Large, LA:Large

以上を用いて、ｍａｘ－ｍｉｎ－重心法のファジィ推論［４］による基質消費量（変化値）の推定を行った結果の一例を図６に示す。これは入力現在値に対する出力現在値の推定であるが、推定値は実績値とよく一致しており、良好な結果が得られている。

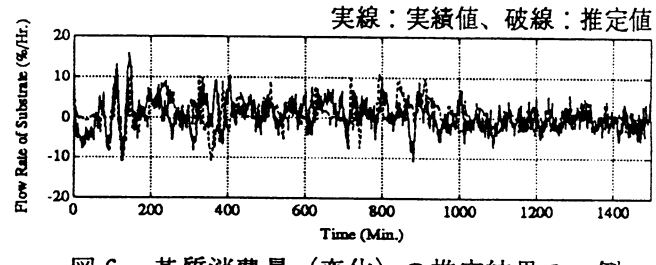


図６　基質消費量（変化）の推定結果の一例

５．予測・推定の結果

最終的な基質消費量の予測値は、前述した状態変数の予測値からファジィ推論により推定し、基質消費量の現在計測値に、この予測・推定変化値を加算

することにより、求めることができる。

まず、プロセス操作を行わず、培養状態が現状を維持すると仮定した場合の１５分先の基質消費量の予測結果の一例を図７に示す。予測値は、同時刻の実績値とよく一致している。経時９００分近傍の実績値のパルス状変化は、実際のプロセス運転において基質濃度変更のために基質の強制フィードを行ったものであり、予測の対象外である。

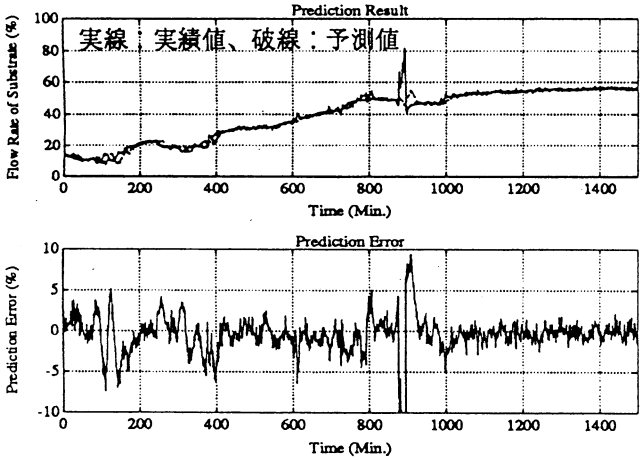


図７　現状維持での基質消費量の予測結果例

次に、プロセス操作を行う場合の予測は、プロセス操作変数操作予定値を入力し状態変数の予測を行い、これから基質消費量を求める。この結果の一例を図８に示す。冷却弁開度を図上のように操作する時に、基質消費量は図下のようになると予測され、実績値とほぼ一致した結果が得られている。

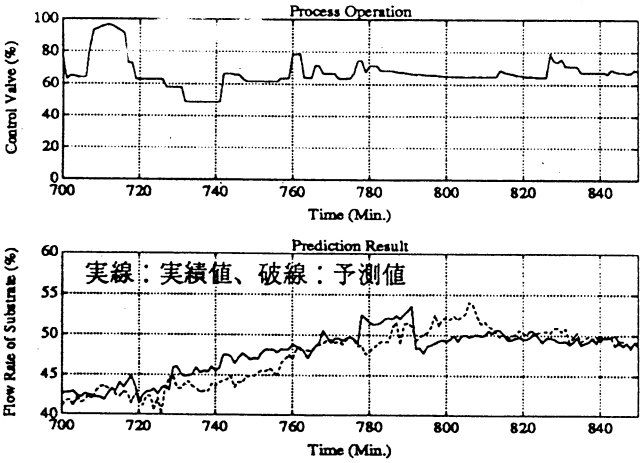


図８　プロセス操作を行う場合の予測結果例

以上の結果から、基質消費量の予測は実用可能な精度に達していると考えられる。本報告では、予測値を１つの数値として求めているが、プロセス運転の支援は、実績値が範囲内に入るようなある広がりを持った可能性分布として示すことが望ましいと考えており、ファジィ情報の特性を行かした分布を持つ出力方式については今後の課題としたい。

６．おわりに

以上、培養プロセスの基質消費量の予測について、プロセス操作変数からプロセス状態変数を線形近似モデルにて予測し、予測した状態の培養条件での基質消費速度をファジィ推論を用いて推定する方式を提案した。そして、実運転のプロセスデータにおける予測結果を示し、その効果を明らかにした。

実用化展開においては、プラントオペレータへの支援として予測情報をＣＲＴ上に表示すると共に、プロセス操作の判断のためのシミュレータとして利用すべくシステム開発を進めている。さらに、オペレータへの支援システムをベースとした、プロセス運転の知識情報整理による制御システム化を行っていきたいと考える。

謝辞

本研究を進めるにあたり、終始ご指導いただいた国際ファジィ工学研究所寺野寿郎所長に深く感謝いたします。

参考文献

［１］福田、寺野、広田：ファジィルールによる培養プロセスの状態認識；第２９回ＳＩＣＥ学術講演会論文集、401-402 (1990)

［２］Ljung：System Identification Theory for the User；Prentice Hall、274-302 (1987)

［３］福田、寺野：化学プロセスに対するファジィ制御設計の一方法；電気学会産業応用部門全国大会講演論文集、745-748 (1990)

［４］菅野：ファジィ制御；日刊工業新聞社、91-109 (1988)

［５］福田：培養プロセスへのファジィ制御の適用；ＳＯＦＴ主催講習会　ファジィ制御の応用の実際テキスト、34-41 (1991)

問い合わせ先：〒６７６高砂市高砂町宮前町１－８
鐘淵化学工業（株）　生産技術本部
技術開発一部　ＦＡｼｽﾃﾑ開発ｸﾞﾙｰﾌﾟ
福田経宣
TEL(0794)45-2231 FAX(0794)45-2494

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

時間表現の導入によるプロセス運転支援システムにおける推論の効率化

Time Representation in Plant Operating Support System

恒川裕史　米田稔
Hiroshi TSUNEKAWA, Minoru YONEDA
国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

あらまし　我々のプロセス運転支援システムではプロセスの挙動推定、異常現象の原因究明のために定性推論を用いている。その狙いは、網羅的な探索を実施し、併せて現象の説明を生成することにある。しかし、定性推論は規模の問題を抱えており、大規模なシステムを推論することは難しい。その原因の一つに状態遷移における影響の競合を解決できないための推論の爆発がある。本システムでは、エキスパートの経験による選択枝の順序付けを行い、優先順位の高い選択枝から推論を実行することにより効率的な推論を行う手法を開発した。

キーワード　意志決定支援システム、推論、時間、定性推論

1．はじめに

現在化学プラント、発電プラント等において種々の運転支援システムが稼働している。これらのシステムは熟練オペレータの経験をルールとしてまとめたもの、予め想定された現象に対しての対処方法を指示するものが大部分である。一方現実には、オペレータが経験したこともないような現象が発生したり、あるいは手順書にない現象が発生した場合に事故が発生することがある。

こうした状況を鑑み、我々はオペレータの経験のみならず設計者の知識を持ち、プラントの現象を説明する運転支援システムを提案する。また、その推論に使われる定性推論にファジィ理論を応用した時間表現を導入することによって推論が効率化されることを示す。

2．設計者の知識を持つ現象説明システム

2．1　プラント運転支援システムの要件

コンピュータを用いた支援システムに期待される効果としては以下の様な項目が挙げられる[1]。

（1）常時監視

（2）客観的監視

人は常に冷静に対処できるとは限らないが、コンピュータによる診断は常に客観的に行なわれる。

（3）知識の共有

多くのオペレータの知識をシステムに組み込むことによって、それを組織共有の知識にできる

（4）知識の継承

自動制御の発達は、半面オペレータの経験の減少という問題を抱えている。エキスパートの知識をシステムにまとめることで、知識の継承が可能となる。

（5）省力化

このように、様々な効果が期待されているわけであるが、この中で主に（3）と（4）に着目し、更に進んで設計者の深い知識をも取り込んだプロセス運転システムのコンセプトとして「設計者の知識を持つ現象説明システム」を提案する。このシステムは、プラント運転の際にマニュアルに記載されていないような例外事象が発生した場合に、オペレータに対してプラントの状況の説明を行なうものである。「設計者」という言葉は対象の構造と挙動に関する知識を持つ者の代名詞として用いた。

推論は Kenneth D. Forbus によって提案された定性プロセス理論を用いて行なった。定性プロセス理論とは、人間の常識的な範囲での理解を、プロセスという概念を用いてモデル化するものである[2]。

2．2　ボイラーの逆応答

例として「ボイラーの逆応答」という問題を設定した。これは、蒸気を発生させるボイラーの運転において生じる比較的良く知られた問題である。従って現在では実際のボイラーでこの現象が問題とされることはない。以下に簡単にボイラーの逆応答を説明する。

ボイラーの運転では水位を一定の範囲内に保っておく必要がある。従ってなんらかの原因で水位が減少した時にはボイラーへ水を供給することによって水位を回復しようとする。ところがこの時ボイラー内の水位は一時的に低下することがある。これが逆応答である。これは、沸騰によって水中に発生していた泡（バブル）が、水の供給による沸騰の停止に伴なって急速に減少し、見掛け上の体積を減少させるためである。従って、再び水温が上昇し沸騰が再開すれば、水位は自然に回復する。この現象を知らずに、水位が低下した時更に大量の水をボイラーへ供給してしまうと、その後沸騰により水位が上昇した時に危険水位となったり溢れたりしてしまう。

支援システム構築の立場からこの現象を見た場合、以下の様なシナリオが考えられる。

（1）なんらかの原因でボイラーの水位が低下したのでボイラーに水を供給した
（2）ボイラーに水を供給したにも拘らず、水位が低下
（3）オペレータは予想しない現象に対して支援システムに現象の説明を要求する
（4）支援システムは、この現象がバブルの消滅による見掛けの体積の減少によって生じることを説明し、沸騰の再開と共に水位は回復することを示す。

次節では、このシナリオにそった現象の説明を生成するための推論の例について述べる。

2．3　定性プロセス理論による推論

シミュレーションに用いた定性プロセス理論の推論エンジンは、QPE[4] および松本によるシミュレータ[5]を参考にして prolog によって記述したものである。なお、QPE では ATMS を用いることによって設定した条件で想定されるすべての状態および状態遷移を推論するように作られているが、本シミュレータではその目的からして与えられた初期条件からの状態遷移のみを推論することにした。

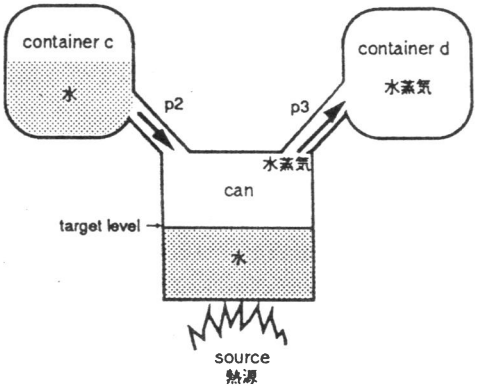


図1　逆応答シミュレーションモデル

定性プロセス理論による逆応答のシミュレーションモデルを図1に示す。中央にボイラー (can) があり、熱源 (source) から加熱されている。水はコンテナCから供給され、発生した水蒸気はコンテナDへ送られる。

また、初期の量関係は以下の様に設定した。

- ボイラー内の水の温度は融点より高く沸点と同じである（すなわち沸騰状態である）
- 熱源の温度はボイラー内の水の温度よりも高い
- コンテナCの中の水の温度は融点よりも高く沸点よりも低い（すなわち液体の状態である）
- コンテナDの中の水の温度は沸点よりも高い（すなわち気体の状態である）
- コンテナCの水の温度はボイラー内の水の温度よりも低い
- コンテナCの水圧はボイラーの水圧よりも高い
- ボイラーの圧力はコンテナDの圧力よりも高い
- ボイラーの水位はボイラーの規定水位よりも低く低水位よりも高い

これらを初期条件として推論を実施した。まず、初期状態では以下の4つの Individual View と6つの Process がアクティブになる。

```
-- VS --
contained_gas(w1)              コンテナDの中の水蒸気
contained_liquid(w2)           コンテナCの中の水
contained_liquid(w3)           ボイラー内の水
gas(w4)                        ボイラー内の水蒸気
---Active Processes--
fluid_flow(w2,w3,p2)
fluid_flow_thermal(w2,w3,fluid_flow(w2,w3,p2))
heat_flow(source,w3,p1)
boiling(w3,heat_flow(source,w3,p1))
bubble_gen(w3,boiling(w3,heat_flow(source,w3,p1)))
bubble_vanish(w5)
```

プロセスは上から順にコンテナCからボイラーへの水の流れ、その水の流れに伴なう熱の移動、熱源からボイラーへの熱の流れ、沸騰、沸騰に伴なうバブルの発生、バブルの消滅である。こうしてアクティブになったプロセスの影響を解析し、次の状態として可能な状態を推論すると、図2に示す8つの状態遷移が生成される。

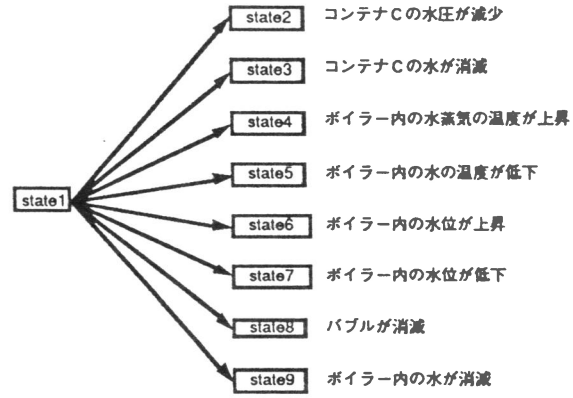


図2　初期状態からの状態遷移

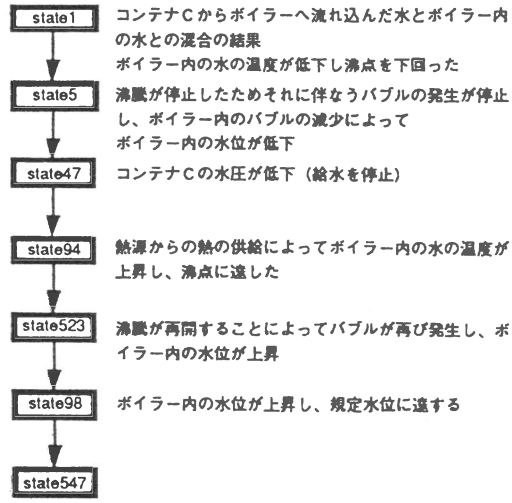


図3　ボイラー逆応答推論結果

このようにして、その状態においてアクティブになる Individual View と Process とを調べ、その影響を解析

して状態遷移を生成することを繰り返すことによってプラントの現象をシミュレートすることができる。こうして得られた最終的な推論結果の中から、ボイラーの逆応答を説明する状態遷移を選ぶと図３の通りである。

この推論結果から、state1→state5→state47 によって、水位の低下が原因が水温の低下によるバブルの減少に起因することが示されている。すなわち、ボイラーの逆応答の説明が生成されていることになる。また、state47→state94→state523→state98→state547 によって、給水を停止しても沸騰の再開によってバブルが発生し、水位が上昇することが示されている。

３．ファジィ理論による推論の効率化

３．１　定性推論における問題点

定性推論による推論では、２章に示したように現象の説明を生成するという点では高い能力を発揮する。一方、大きなシステムでは必然的に含まれる変数の数が多くなる。したがって、各推論ステップにおいてランドマークに達するような変数の数が多くなる。これに伴って次の状態を生成するための極限仮説の数およびその組み合わせは、これらの変数の数に対して指数関数的に増加してしまう。これがいわゆる規模の問題である。Kuipers[6] は、この問題に対して「速い反応」と「遅い反応」を分けて考えることを提案している。

我々は、この問題をファジィを用いて解決する手法として以下に示す４つの方法を検討している。

３．２　推論の爆発を防ぐ

（１）ファジィ的な時間の導入による競合の解消

定性推論において状態の分岐が起こるのは、次の２つが考えられる。

（A）図４に示すように１つの量が、それを増加させる方向と減少させる方向に同時に影響を受け、どちらの影響が大きいかを評価できない場合。

（B）複数の量が各々そのランドマークに達する可能性があるが、どの量が先に達するかを評価できない場合。

図４　影響の競合

この問題を解決するためにファジィ的な時間を導入し、これによって影響の速さを評価する。これは先に述べた Kuipers の Time-scale と同様のアイデアであるが、時間をファジィ論理で定義できる点と推論がより簡便になる点で優れている。この詳細は次章で説明する。

（２）ファジィ化定性推論とのハイブリッド

大規模なシステムを推論する手段としてはモジュラー化が有用である。ここではそれを一歩進めて大規模システムをモジュールに分解し、図５に示す様に着目しているモジュールは定性推論で、それ以外はファジィ定性推論[7]で推論を行なおうとするものである。こうすることによってファジィ化された方では状態の分岐が起こらないため、推論の分岐を防ぐことができる。

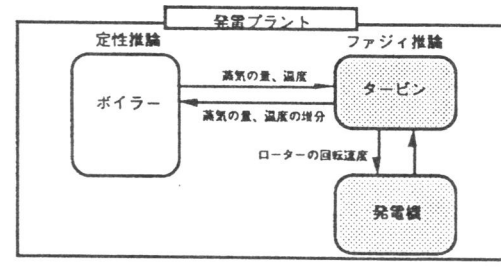
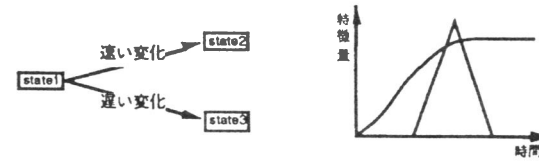


図５　ハイブリッド型定性推論

３．３　状態の同定

運転支援システムにあっては、実際のプラントの状態が定性推論によって生成された状態の中のどれに該当するかを同定する必要がある。この時、定性推論で使っている変数の全てが実際のプラントで計測可能であれば同定は比較的容易であるが、実際には計測できない場合や、計測したくない（センサーを減らしたい）場合がある。このような場合には計測されたデータ（変数）のみから状態の同定を行う必要がある。

こうした場合には、定性推論で通常使われる定性値、定性微分値の他にファジィ的な時間を導入し、これを同定に用いることが考えられる。



（A）　　（B）

図６　ファジィ的時間による状態の同定

図６（A）の様に state1 が２つの状態に分岐しているが、定性値のみではプラントの実際の状態との同定ができない場合を考える。この時 state2 への遷移は速く state3 への遷移は遅いことが分かっていれば、図６(B)の様にマッチングを取ることによって実プラントがどちらの状態に遷移したのかを判別することができる。

４．ファジィを利用した推論例

本章では、ファジィ的な時間の導入による競合の解消の例として２章で紹介したボイラーの逆応答のシミュレーションをファジィ的な時間を使用して実施した。シミュレーションに用いた推論エンジンは２章で用いたものにファジィ表現の拡張を行なったものである。

４．１　ファジィ集合による時間表現の定義

ここで言う時間とは、プロセスの影響の速度を表わすものである。すなわち、ファジィ的な時間は、「速い」とか「遅い」と言った表現になる。Dubois と Prade は、時間を考慮したファジィ論理を提案している[8]。しかしながら、ここでは推論を単純化するために、より簡便

なファジィ的時間を用いた。また、速い、遅いと言う言葉が表す速さはオーダー的に（数秒と数分、数分と数時間という様に）異なっていることが望ましい。

ファジィ的時間の定義例を以下に示す。

図７　ファジィ的な時間の定義例

immediate:	時間遅れが全く無い
very fast:	時間遅れが秒単位以下
fast:	時間遅れが秒単位
moderate:	時間遅れが分単位
slow:	時間遅れが時間単位
very slow:	時間遅れが日単位

間接的な影響は、上記の様にして定義した時間を加算することによって評価する。加算はファジィ数の加算として定義する。

影響の競合を解決解決する場合やどの量が早く次のランドマークに達するかを判断する場合にこれらのファジィ的な時間を用いる。原則的には、ある影響が他の影響に対して明らかに遅いと判断されるときにその影響は無視される。この判断は比較の対象となる影響のファジィ的な時間の比率、もしくはファジィ集合が交わりを持たない場合に行なうこととする。次節の例では前者の方法を取った。

時間の比率を取る場合、その演算はファジィ数の除算となり、その結果は比率空間上のファジィ集合となる。このファジィ集合がある比率に比べて大きければ明かに遅いと判断し、そうでなければその可能性は残ることになる。ここで問題になるのはファジィ集合と、設定比率の比較の問題である。本研究では、（1）αレベル集合の最小値あるいは（2）Yager のランキング[9] と設定比率を比較することとする。Yager のランキングを以下に示す。

$$f(\tilde{u}_i)=\frac{\int_0^1 g(z)\mu_{\tilde{u}}(z)dz}{\int_0^1 \mu_{\tilde{u}}(z)dz}$$

ここで、g(z) は z の重要度であり、$f(\tilde{u}_i)$ はファジィ集合 $\tilde{u}_i$ の評価値である。g(z)≡z と定義すれば、この $f(\tilde{u}_i)$ は、このメンバーシップ関数の重心位置となる。

4．2　シミュレーション結果

ファジィ的な時間として与えた、いわば経験的知識を以下に列挙する。

・液体の流れによる液体の混合に伴なう伴なう熱の変化は速い

・バブルの消滅によるバブルの量の変化は速い

・バブルの量の変化に伴なう水位の変化は速い

初期状態からの状態遷移を図８に示す。

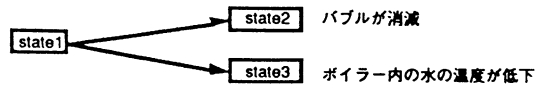


図８　初期状態からの状態遷移（ファジィ）

この結果をファジィを用いない推論結果（図２）と比較すると、図２では初期状態から８つの状態に分岐していたものが、ファジィを用いた推論では２つの状態分岐しか生じていないことが判る。また、状態の説明を生成できるレベルまでの推論の中で生成される状態の数を比較すると、ファジィを用いない推論では状態1721 までの 1473 の状態が生成されているのに対して、ファジィを用いた推論では状態134 までの 86 の状態しか生成されていない。その比率は１７倍となっている。

5．まとめ

プラント運転支援システムとして設計者の知識を持つ状況説明システムを提案した。このシステムは、プラント運転の際にマニュアルに記載されていないような例外事象が発生した場合に、オペレータに対して設計者に代わってプラントの状況の説明を行なうものである。

その状況説明を生成するための推論システムとして定性プロセス理論を用いた推論機構を提案した。また、例として、この定性プロセス理論による推論によって「ボイラーの逆応答」が説明されることを示した。

この定性推論に対するファジィ理論の応用として

（1）ファジィ的な時間の導入による競合の解消

（2）定性推論とファジィか定性推論とのハイブリッド

（3）ファジィ的な時間を用いた状態のマッチング

の３つを挙げ、その中で（1）について実例を示し、定性プロセス理論へのファジィ的な時間の導入が推論の爆発を防ぐ上で非常に有効であることを示した。

<参考文献>

[1] 大島栄次監修，田中克己著：「エキスパートシステム利用のプラント運転支援システム」，設備診断予知保全実用事典，フジ・テクノシステム／ＮＴＳ，1985.

[2] 西田豊明：「定性推論」，1990年度人工知能学会全国大会チュートリアル，pp.1-23, 1990.

[3] Kenneth D. Forbus: "Qualitative Process Theory," Artificial Intelligence 24, pp.85-168, 1984.

[4] Kenneth D. Forbus: "QPE: Using assumption-based truth maintenance for qualitaitve simulation," Artifitial Intelligence in Engineering, Vol. 3, No. 4, pp.200-215, 1988.

[5] 松本史：「定性プロセス理論に基づく定性シミュレータの作成」，情報工学実験および演習第一報告書，京都大学，1990.

[6] Benjamin Kuipers: "Abstraction by time-scale in qualitative simulation," Proc. Natl. Conf. Artif. Intell., Vol.1987, No.Vol.2, pp. 621-625, 1987.

[7] 梅田靖，富山哲男：「故障診断のための定性推論へのファジィ理論の導入」，1991年度人工知能学会全国大会論文集，pp.273-276, 1991.

[8] Dubois, Lang and Prade: "Timed possibilistic logic," IRIT Report.

[9] R.R. Yager: "Ranking fuzzy subsets over the unit interval," Proc. 1978 CDC, pp.1435~1437, 1978.

問い合わせ先：〒231　横浜市中区山下町89-1 シイベルヘグナービル３階　国際ファジィ工学研究所
恒川裕史
TEL (045)212-8265　　FAX (045)212-8255

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ理論を用いた制御操作タイミングの表現とその応用

Representation of Timing in Controller Operation Using Fuzzy Theory and its Application

平川 進　西守 克己　徳高 平蔵　岸田 悟　石原 永伯
Susumu Hirakawa　Katsumi Nishimori　Heizo Tokutaka　Satoru Kishida　Naganori Ishihara

鳥取大学工学部　電気電子工学科
Department of Electrical and Electronic Engineering, Tottori University

あらまし　ファジィ理論は人間のあいまいな主観を扱える理論であり、最近ではフィードバック制御に多く応用されている。しかし、フィードバックにファジィ理論を用いるだけでは機械による人間的な制御は困難である。そこで我々は制御情報の時間的推移を主観的に表現して取り扱う必要があると考えた。それは制御量あるいは制御目標値を変更するタイミングをファジィ的に表現する手法である。これを模型自動車の左折もしくは右折における走行制御に応用し、シミュレーションでその有効性を検証する。

キーワード　制御、集合、シミュレーション、測度

1．はじめに

ファジィ制御の着想は、熟練者が行っていた複雑な制御操作を自動的に行うために、数値では表現できない熟練者の知識をあいまいなままに記述し、その知識に則って制御操作を行おうというものである。現在実用化されているファジィ制御の手法は、制御対象の応答に対する操作量の関係をIF～THEN…の形式で記述し、それを制御規則として用いるというフィードバック制御である。

一般に、フィードバック制御は外乱に対抗して制御状態を維持するのには極めて有効であるが、制御目標の時間的変動に対して正確に追従させるのには不向きである。制御対象を目標値の変動に正確に追従させるには、運動方程式に則った制御信号を送ればよいが、制御対象が複雑であれば方程式を立ててそれを解くのは不可能に近い。そこで熟練者による制御操作の時間的推移を記述し、それに則って自動制御を行うことが考えられる。その時間的推移を表現するためには、操作を行うタイミングをあいまいなまま記述する手法が必要であり、我々はこれにファジィ理論を適用することを考えた。これまでのファジィ制御[1)]では各瞬間での操作量や制御応答の区分にファジィ集合を用いていたが、我々の方法では制御状態を時間的に区分するのにファジィ集合を用いる。このようなあいまいな区分のタイミングを表現する手法は、ファジィ制御が目指している熟練者の制御操作を、あいまいなままに記述する新たな手段となる。

2．操作タイミングの表現

制御信号xをx$_a$からx$_b$に変化させる場合のタイミングについて考える。過渡的には、xの値としてx$_a$からx$_b$までの中間の信号も許されるとし、そのxの全体集合をX＝[x$_a$, x$_b$]とする。時間などのタイミングの指標をt、tの全体集合をT＝[t$_a$, t$_b$]とすれば、制御信号の動きはTからXへの関数fとして表現できる。このfは

$$f(t_a)=x_a,\quad f(t_b)=x_b \qquad (1)$$

となる単調な関数である。Tは制御信号x$_a$を送る状態aの集合Aと制御信号x$_b$を送る状態bの集合Bの2つに分割できる。このAとBは全体集合Tのもとで相補関係にある。状態の集合A、Bをクリスプ集合として扱う場合、図1(a)に示すように操作タイミングは瞬間であり、確定値t$_0$により表現できる。これに対しAとBをファジィ集合として扱う場合、図1(b)に示すように操作タイミングはある程度の幅を持ったファジィ数T$_0$により表現できる。

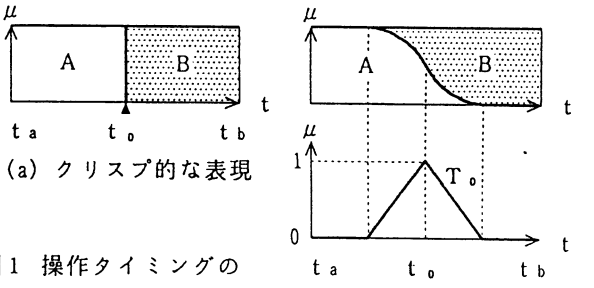


図1　操作タイミングのファジィ化

ここで、T$_0$からAやBを算出することを考える。tのT$_0$への帰属度$\mu_{T_0}(t)$はtのAへの帰属度$\mu_A(t)$の減少率や、Bへの帰属度$\mu_B(t)$の増加率に比例すると考えれば、kを$\mu_B(t_b)=1$にするための定数として

$$\mu_B(t)=1-\mu_A(t)=k\int_{t_a}^{t}\mu_{T_0}(\tau)\,d\tau \qquad (2)$$

のようにAとBが求まる。このときAはファジィ数T_0より小さい数の集合であり、BはT_0より大きい数の集合と考えられる(付録1参照：ファジィ測度を用いる手法[2])。

制御信号xはμ_Aやμ_Bに対応するxaからxbまでの値をとる。この対応付けを定めるのに、Xを状態a用の制御信号の集合A_xと状態b用の制御信号の集合B_xに分割することを考える。全体集合XのもとでA_xとB_xは相補関係にあり、xがxbに近づけば$\mu_{A_x}(x)$は小さくなり、$\mu_{B_x}(x)$は大きくなる。μ_{A_x}やμ_{B_x}は、xとμ_Aやμ_Bとを1対1に対応付けるように定義する。つまり

$$\mu_{B_x}(x)=1-\mu_{A_x}(x)=\mu_B(t) \qquad (3)$$

となるようにTからXへの関数fを定める（図2参照）。

3．模型自動車のカーブ走行モデル

模型自動車のカーブ走行における状態を図3に示す。カーブ後の目標軌道をx軸に、車体が直進した場合にx軸と交差する点を原点Oにとる。また、車体の移動速度Vは最大のカーブでも車輪の横滑りがないように十分に遅く設定する。なお、走行シミュレーションにおいて車体が図4のように旋回すると考える。車体の座標(x，y)と方向θがτ秒間に変化する量(Δx，Δy)，$\Delta\theta$は、前輪操舵角ϕが微少な場合には次の式(4)～(6)で算出する。

$$\Delta\theta=\frac{V\cdot\tau}{a}\phi \qquad (4)$$

$$\Delta x=V\cdot\tau\cdot\cos\left(\theta+\alpha\phi+\frac{\Delta\theta}{2}\right) \qquad (5)$$

$$\Delta y=V\cdot\tau\cdot\sin\left(\theta+\alpha\phi+\frac{\Delta\theta}{2}\right) \qquad (6)$$

また、ϕがある程度大きい場合には次の式(7)～(9)で算出する。

$$\Delta\theta=\frac{Sgn(\phi)\cdot V\cdot\tau}{a\sqrt{\alpha^2+\dfrac{1}{\tan^2\phi}}} \qquad (7)$$

$$\Delta x=\alpha a\{\cos(\theta+\Delta\theta)-\cos\theta\}+\frac{a}{\tan\phi}\{\sin(\theta+\Delta\theta)-\sin\theta\} \qquad (8)$$

$$\Delta y=\alpha a\{\sin(\theta+\Delta\theta)-\sin\theta\}-\frac{a}{\tan\phi}\{\cos(\theta+\Delta\theta)-\cos\theta\} \qquad (9)$$

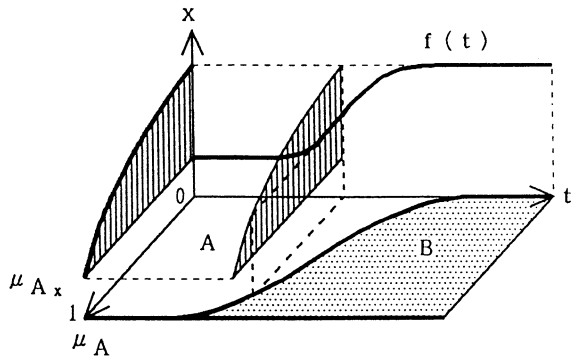


図2 状態aの度合いと制御信号xの過渡的な推移

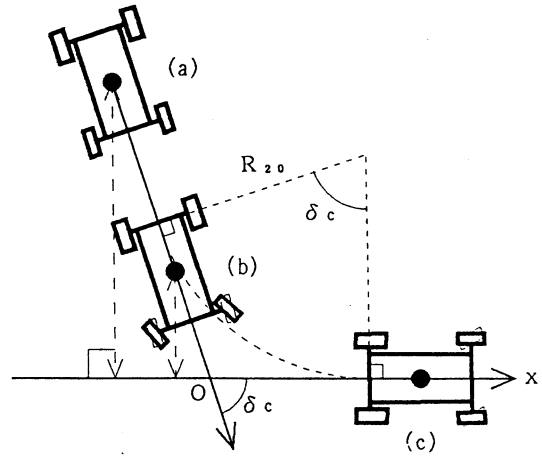


図3 模型自動車のカーブ走行モデル

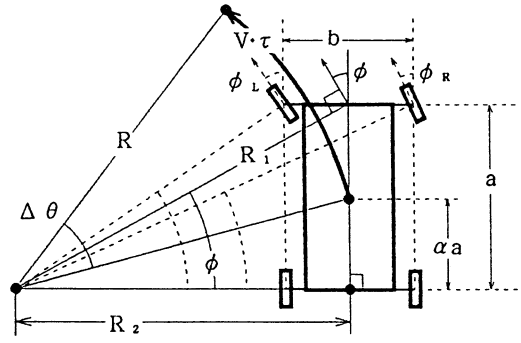
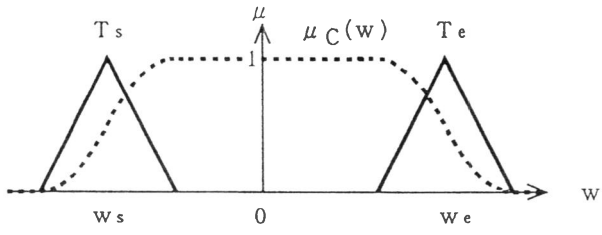


図4 模型自動車の低速旋回モデル

ここで、式(7)の分母は旋回半径Rを示しており、Rが大きすぎると式(7)～(9)では誤差が増加し計算できなくなる。その場合は式(4)～(6)の近似式の方が有効である。

4．前輪操舵角の操作タイミングの設計

前輪操舵角ϕが0の場合を直進状態S、ϕがϕ_0の場合を旋回状態Cとし、SとCを切り替える瞬間のタイミングでカーブ走行制御を行うというクリスプモデルを最初に考える。タイミングの指標として車体が移動する道のりwを設ける。車体がそのまま直進すれば目標線(x軸)に達する地点でwが0となるように図3(a)の時点でwを初期化しておく。車体が図3(b)の状態になる瞬間が旋回



(b) 旋回開始タイミング　(c) 旋回終了タイミング

図5 カーブ走行の前輪操舵タイミング

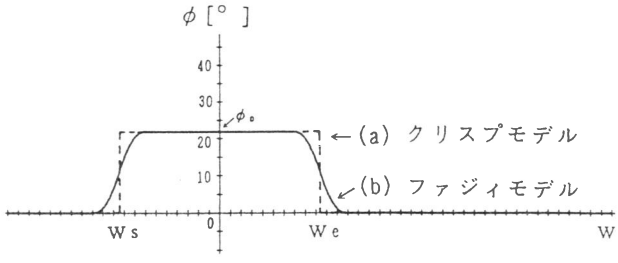


図6 前輪操舵角の変化

開始(S→C)のタイミングws、(c)の状態になる瞬間が旋回終了(C→S)のタイミングweである。

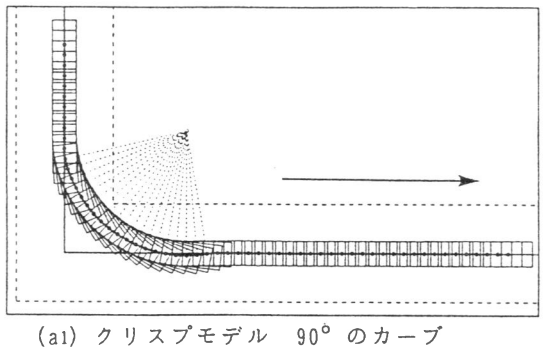
このクリスプモデルを基に実際の前輪操舵として可能なファジィモデルのタイミングを設計する。図5のようにクリスプモデルのタイミングws, weは瞬間であったが、これをそのままファジィ化したのがファジィモデルである。この場合、μ_Cからϕへの対応付けを単純に

$$\mu_{C\phi}(\phi) = \frac{\phi}{\phi_0} = \mu_C(w) \qquad (10)$$

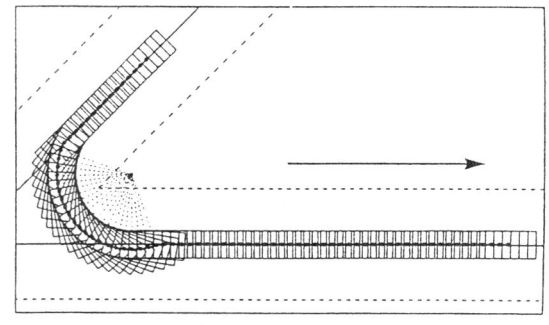
とする。

5. シミュレーション結果

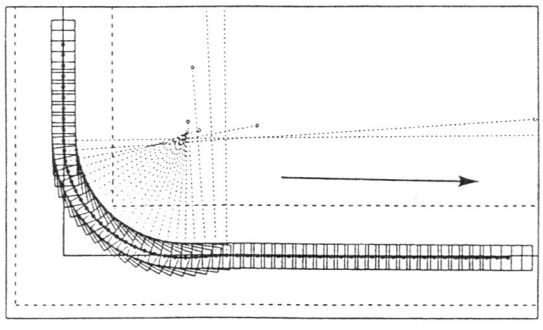
設計したタイミングTs, Teから前輪操舵角ϕを式(2), (10)を用いて算出すれば図6のようになった。ファジィ的表現により、人間が行うような前輪操舵が得られた。走行シミュレーションの結果、図7(b1), (b2)に示すよう



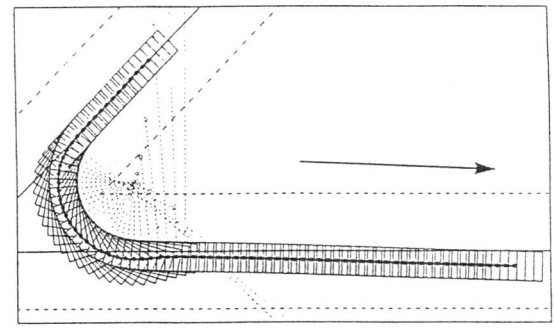
(a1) クリスプモデル　90° のカーブ



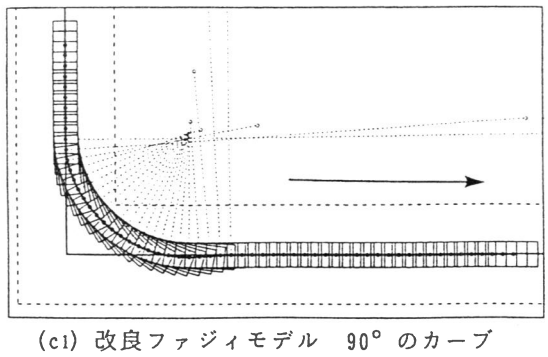
(a2) クリスプモデル　135° のカーブ



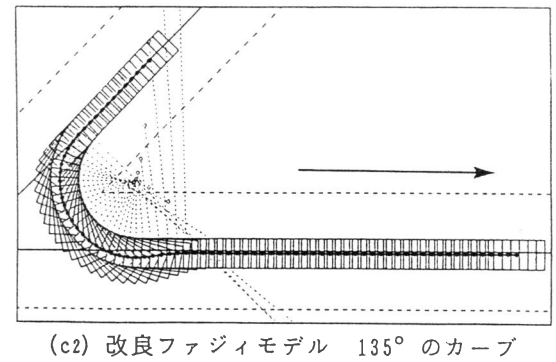
(b1) ファジィモデル　90° のカーブ



(b2) ファジィモデル　135° のカーブ



(c1) 改良ファジィモデル　90° のカーブ



(c2) 改良ファジィモデル　135° のカーブ

図7 シミュレーション結果

(点線は車体の旋回半径)

に設計(クリスプモデル(a1),(a2))通りの走行軌跡が得られた。このファジィモデルではカーブが急になるほどx軸からのずれが大きくなる。これを補正するために、式(10)のμ_{C_ϕ}を車体の動きの計算式(7)に従って

$$\mu_{C_\phi}(\phi)=\sqrt{\frac{\alpha^2+\frac{1}{\tan^2\phi_0}}{\alpha^2+\frac{1}{\tan^2\phi}}} \qquad (11)$$

のように改良した。この改良によってμ_Cの時間積分が車体の旋回角度に対して正確に比例するようになるので、車体角度のずれは減少する。この改良ファジィモデルのシミュレーション結果を図7(c1),(c2)に示す。今回のシミュレーションモデルでは車体の動きを計算式で与えていたが、実際の計算式が未知のモデルであっても最適なμ_{C_ϕ}が存在すると考えられる。

6．まとめ

ファジィ理論を用いて操作タイミングを表現する手法を提案した。そしてこの手法を模型自動車のカーブ走行制御に適用した。その結果、人間が行うような前輪操舵が表現でき、走行シミュレーションにより設計通りの走行軌跡が得られた。

このようなタイミングにファジィ理論を用いる手法は、的確な操作量の時間的推移が必要なモデルでとくに有効であると思われる。プロセス量をある一定の目標値に合わせるようなモデルであればフィードバック制御で十分に対処できるであろうが、制御対象に動的なふるまいを要求するようなモデルであれば単純なフィードバックでは対処できないであろう。その場合、ここで述べたタイミングの考え方を導入することが有効となるであろう。ただし、この手法は外乱に対する調整機能を持っていないため、実用的にはフィードバック制御と組み合わせて用いる必要がある。

いままでファジィ理論を制御に応用する場合、ファジィ集合で示された結論を操作量として用いるのに確定値に変換する必要があったため、熟練者のあいまいな知識を的確に表現するようなメンバーシップ関数を決定する意義を見失う傾向があった。しかし、今回のモデルでは、ファジィ集合をそのまま用いるため、結果に対するメンバーシップ関数の形状の効果が大きくあらわれ、最適なメンバーシップ関数が簡単に見つけることができる。

参考文献

1) 平川 進、西守 克己、徳高 平蔵、酒井 由美子、岸田 悟、石原 永伯：各種ファジィ制御法の比較(模型自動車の走行シミュレーションの場合)，第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.235-239，(1991).

2) 坂和正敏：ファジィ理論の基礎と応用，森北出版，東京，(1989)，PP.62-68.

付録1．ファジィ測度によるファジィ数との大小関係

全体集合T＝[t_a, t_b]上の測度Mにより任意のtがファジィ数T_0より小さい数である度合いを計算し、その度合いをそのままメンバーシップ関数とする集合A_Mを求める。tがT_0より小さい度合いは、t以上の集合にT_0が含まれる度合いに一致するものとして算出する。同様に、T_0より大きい数である度合いを求め、その度合いをメンバーシップ関数とする集合B_Mを求める。(図1(b)参照)

$$\mu_{A_M}(t)=M_{T_0}([t, t_b]) \qquad (12)$$

$$\mu_{B_M}(t)=M_{T_0}([t_a, t)) \qquad (13)$$

ここで、測度Mに双対な測度Wを考える。

$$M_{T_0}(E)+W_{T_0}(\overline{E})=1 \quad ; \quad \forall E\in T \qquad (14)$$

例えば、Mに可能性測度Π、Wに必然性測度Nが当てはまり、可能性分布関数πとしてμ_{T_0}が使用できる[2]。

$$\Pi_{T_0}(E)=\sup_{t\in E}\mu_{T_0}(t) \qquad (15)$$

$$N_{T_0}(E)=\inf_{t\in\overline{E}}\{1-\mu_{T_0}(t)\} \qquad (16)$$

このとき、$A_W=\overline{B_M}$, $A_M=\overline{B_W}$という関係が成り立つ。とくにA_MとB_Mが全体集合T上で相補関係をもつようにしたい場合、WがMに一致するような測度Mを用いる必要がある。つまり、

$$M_{T_0}(E)+M_{T_0}(\overline{E})=1 \qquad (17)$$

という条件にあう測度を選べばよい。この条件は加法性の条件から導けるものであり、確率測度がこの条件に当てはまる。ファジィ数T_0に基づいて定められる確率測度として次のM_Pが考えられる。

$$M_{P_{T_0}}(E)=k\int_E \mu_{T_0}(\tau)\,d\tau \qquad (18)$$

ここで、kは$M_{P_{T_0}}([t_a, t_b])=1$となるように補正する定数であり、$k\cdot\mu_{T_0}(t)$が確率分布関数に相当している。この$M_P$を式(12),(13)に適用すれば式(2)となる。□

問い合わせ先：〒680　鳥取市湖山町南4-101
鳥取大学工学部電気電子工学科
平川　進
電話 0857-28-0321
(内線 4352 電子応用工学研究室)
Fax. 0857-31-0880

ファジィ推論を用いた手の移動軌道の制御

Control of Hand Transfer Trajectory using Fuzzy Reasoning

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

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

あらまし：　人間が物体を１つの地点から別の地点へ移動させる二次元平面内での動作は５つのモードに分類され，この動作は最適制御理論より導かれる４階の常微分方程式で示される。本研究では最適制御理論より導かれる軌道を基にファジィ制御則を作成し，５つのモードの軌道を再現することを目的とする。前件部変数に位置，後件部変数に速度をとることにより上記の軌道を再現させた。また始点直後の加速度の微分を考慮することにより始点付近でのなめらかな軌道が再現できた。

キーワード：　ファジィ推論，最適制御，手の移動軌道，加速度の微分

１．序論

人間が物体を１つの地点から別の地点へ移す二次元平面内の動作は５つのモードに分類されることが示されている[1]。この動作を再現するには最適制御理論より導かれる４階の常微分方程式を解かなければならず困難な作業となる。しかし，実際に人間がこの動作を行う場合にはこの様な難解な常微分方程式を解かずに上記の動作を実行している。これは，人間の思考が自動車の運転に代表されるように，過去の経験から体得した定性的な知識に基づいて臨機応変に手の位置，速度の制御を行っているためである[2]。そこで，この様な動作を再現するには人間の思考課程のモデル化の観点からファジィ推論を用いて制御を行うのが実際の人間の思考により近いものと考えられる。

本研究ではファジィ推論を用いて５つのモードに分類される手の移動軌道を再現することを目的とする。具体的には文献[1]に示されている停留関数（最適制御理論）より導かれた４階の常微分方程式より得られる腕軌道を示す。この軌道をもとに前件部変数を位置，後件部変数を速度とするファジィ制御則を作成し，モード１からモード５までの軌道を再現する制御手法を提案する。

２．ファジィ制御

2.1最適制御理論による知識ベースの作成

ファジィ制御においては大別して３つの設計法[3]がある。

①エキスパートの経験・知識に基づく方法
②オペレータの操作モデルをつくる方法
③プラントのファジィモデルに基づく方法

いずれの方法も制御対象に存在するあいまいさを認めて，そのあいまいさを適切に取り扱うために人間の知識をルール化してコンピュータに取り込み制御しようとするものである。そして今回，手の移動軌道の制御の問題を扱った。人間は無意識に物体を１つの地点から別の地点へ移動させる最適軌道を選ぶ。こうした直感的な人間の判断を我々はファジィ理論を用いて処理するために，戸谷・宮川[1]により提案された腕モデルに関する停留関数の解を知識ベースとして使用した。この最適解は人間の手の軌道と一致することが実験により確認されているものである。図１に最適制御理論により求められた手の移動軌道を示す。この場合これらの軌道がファジィ理論を用いて適用する知識ベースとなる。

文献[1]より手の運動軌道はx，y両方向について

$$\frac{d^4z}{dt^4}-\lambda_2\frac{d^2z}{dt^2}+\lambda_1 z=0 \qquad \cdots\cdots(1)$$

ただし，

$z=x(t)/|x(0)|$ または $y(t)/|y(0)|$

λ_1，λ_2は評価関数より決定される定数である。

式(1)の一般解は

$$z(t)=\sum_{i=1}^{4} C_i f_i(t) \qquad \cdots\cdots(2)$$

で与えられる。C_iは積分定数，$f_i(t)$はｔの解析関数である。この場合の境界条件を

$z_b=(z(0),\dot{z}(0),z(1),\dot{z}(1))^T=(z(0),0,0,0)^T$

とすると式(2)の積分定数C_iが決定される。

図２にMode１（$z_b=(-1,0,0,0)^T$，$\lambda_1=-100$，$\lambda_2=20$），図３にMode２（$z_b=(-1,0,0,0)^T$，$\lambda_1=-200$，$\lambda_2=-40$）の場合を示す。図中において実線は位置，点

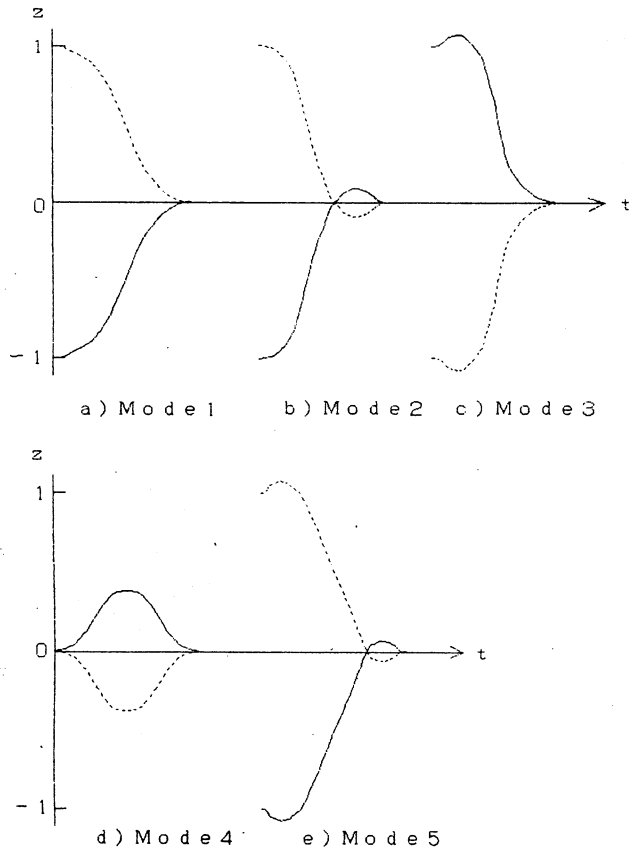


図1　最適制御理論による手の移動軌道のＭｏｄｅ

線は速度を示す。

2.2ファジィ変数および制御則の決定

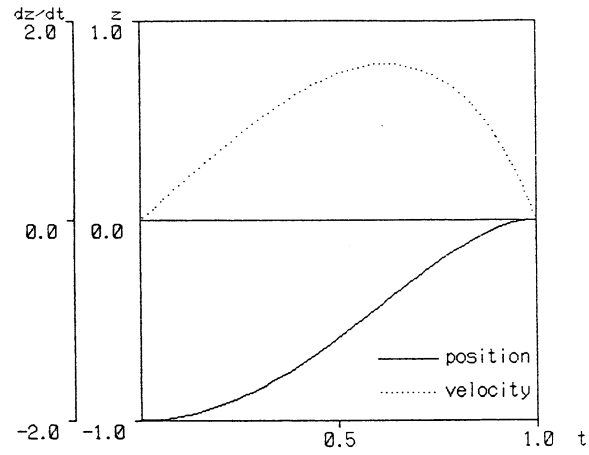
前節で示されたMode1（図2），Mode2（図3）およびMode3～5の位置，速度および加速度について検討した。この結果，始点および終点において速度が0となる。また，Mode2～4においては速度が0となる中間点を1ケ所（z_m），Mode5においては中間点を2ケ所（z_{m1}，z_{m2}）通過している。また，速度の極値（絶対値の最大値)はMode1では始点と終点の中点近傍で1ケ所,Mode2では始点と中間点(z_m)との間の中点近傍および中間点(z_m)と終点との間の中点近傍の2ケ所である。Mode3～5も同様に調べた結果，前件部変数に位置zを選び，後件部変数の速度żを推論する以下のファジィ制御則を作成した。

If　z＝NB　then　ż＝ZO
If　z＝NS　then　ż＝PB
If　z＝ZO　then　ż＝ZO
If　z＝PS　then　ż＝NB
If　z＝PB　then　ż＝ZO

ここで

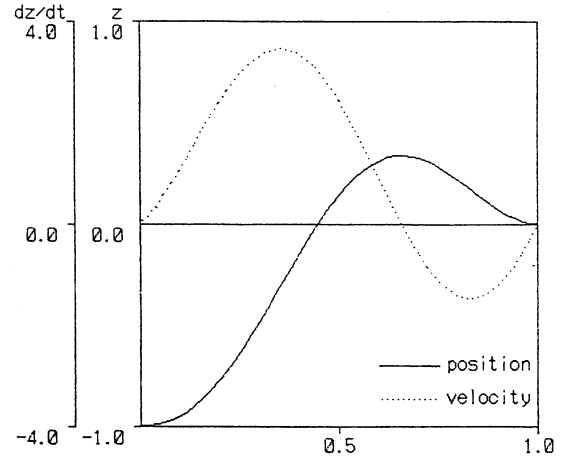
PB：Positive Big,　PS：Positive Small
NB：Negative Big,　NS：Negative Small
ZO：Zero

ファジィ変数は



$$\left[\begin{array}{l} z_b=(-1,0,0,0)^T \\ \lambda_1=-100,\ \lambda_2=20 \end{array}\right]$$

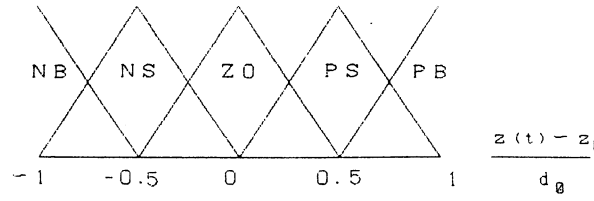
図2　最適制御理論によるＭｏｄｅ１の軌道



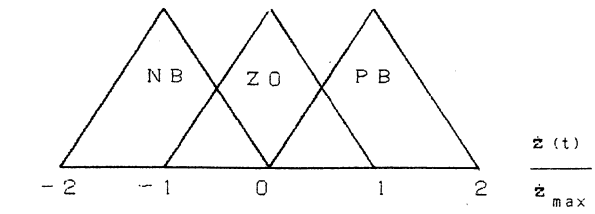
$$\left[\begin{array}{l} z_b=(-1,0,0,0)^T \\ \lambda_1=-200,\ \lambda_2=-40 \end{array}\right]$$

図3　最適制御理論によるＭｏｄｅ２の軌道

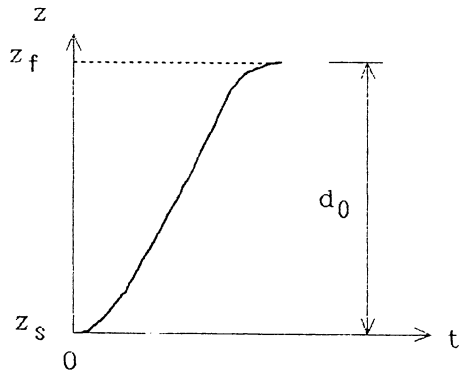
前件部



後件部



ここで



とした。

z_s ：始点

z_f ：終点

d_0 ：始点から終点までの距離

$\dot{z}_{max}$：速度の最大値の絶対値

後件部変数は次節の推論法を用いた推論において重心の位置が-1および1をとるように $|\dot{z}(t)/\dot{z}_{max}| \leqq 2$ の範囲にとっている。

2.3ファジィ推論法

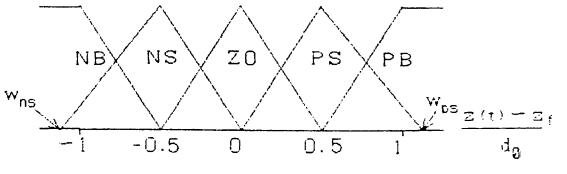
本研究において用いた推論法[3]を図４に示す。

2.4制御方法

Mode１では速度が０となる極値を持たないので始点をz_s，終点をz_fとして制御を行う。Mode２，３および４では速度が０となる極値を１ヶ所，Mode５では２ヶ所通過する。そこでこの極値を中間点z_m（Mode5ではz_{m1}，z_{m2}）に選び，制御を行う段階をMode２，３および４については２段階に，Mode５は３段階に分けて制御を行う。中間点を通過するまでは始点をz_s，終点をz_m，中間点を通過した後は始点をz_m，終点をz_fと切り換えることにより前件部のファジィ変数を変更する。

３．解析結果および考察

２章で示した前件部のファジィ変数でファジィ制御則を適用した場合，Ｍｏｄｅ１において境界条件を（z_s，$\dot{z}_s$，z_f，$\dot{z}_f$）＝（-1,0,0,0）とすると始点での推論結果が$\dot{z}=0$となり軌道を再現することができなかった。そこで$\dot{z}$の値が始点において変化するように前件部のファジィ変数を次のように変更する。



前件部のＮＳとＰＳの－１および１側の傾きが小さくなるように変更し，グレードが０となる点をw_{ns}，w_{ps}とする。このようにＮＳおよびＰＳのメンバーシップ関数を変更することにより始点においてＮＳおよびＰＳの制御則に関わりを持たせることが可能となる。

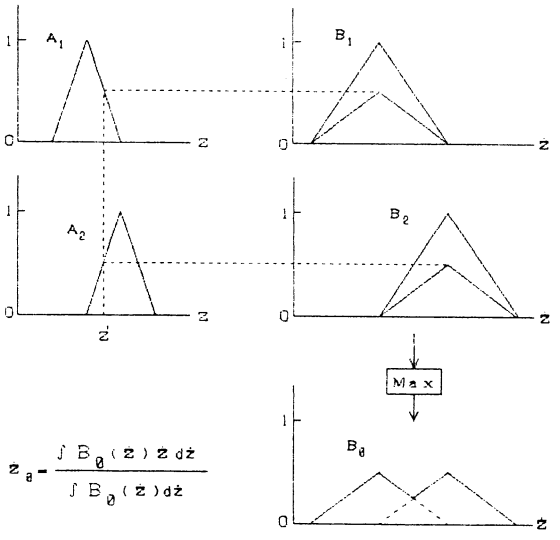


図４　ファジィ推論法

図５にＭｏｄｅ１のシミュレーション結果を示す。境界条件は（z_s，$\dot{z}_s$，z_f，$\dot{z}_f$）＝(-1,0,0,0)，w_{ns}＝1.1，w_{ps}＝1.1，サンプリングタイムは0.05，$\dot{z}_{max}$は図２の結果を参考に1.2として行った。図中において実線が位置，点線が速度である。始点直後の１回目のサンプリング時に前件部のファジィ変数を変更したことによる速度の急激な変化が見られる。また，始点と終点の中間点において制御則が変更した結果速度が急激に減少するのがわかる。終点近傍においては速度変化が小さいため軌道の変化も小さくなり（z_f，$\dot{z}_f$）＝(0,0)に到達するのにかなりの時間を費やすが最終的に終点に到達している。

図６にＭｏｄｅ２のシミュレーション結果を示す。中間点z_mは0.2とし，中間点と$z(t)$の差が0.01以下となったならば中間点に到達したとみなし前件部変数を変更した。速度の最大値は図３の結果を参考に中間点までは3.0，中間点から終点までは1.0とした。始点，中間点，終点において速度がほぼ０となり目標の軌道が再現されている。

しかし，得られた軌道において始点出発後しばらくの間速度の変化が小さいため始点から目標点（中間点および終点）に移動するまでに時間がかかっている。そこで図５および図６において始点直後の１回目のサンプリング時に速度が急激に変化していることから始点において加速度$\ddot{z}(0)$を与え，加速度の微分が一定（$\dddot{z}$＝Constant）であるという条件を付け加える。加速度の微分を考慮して得られた$\dot{z}(t)$とファジィ推論より得られた$\dot{z}(t)$の値が一致するまでは加速度の変化分を考慮した制御を行い，それ以後はファジィ推論によって軌道を再現する方法を提案する。始点における$\ddot{z}(0)$，$\dddot{z}$は２章で得られた最適制御理論による軌道を参考にすべてのＭｏｄｅにおいて次のように決定した。

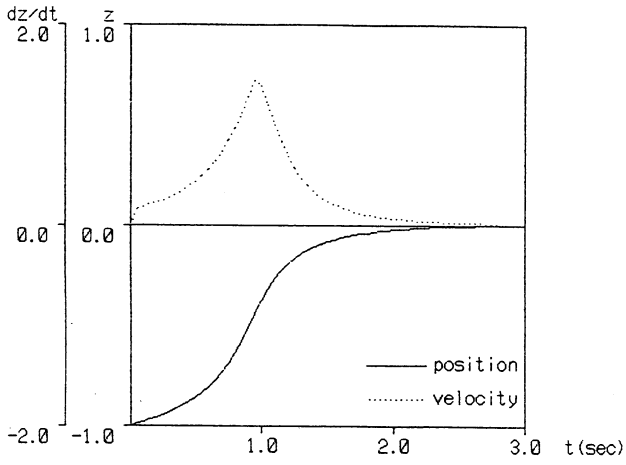


図５　ファジィ推論を用いたＭｏｄｅ１の軌道

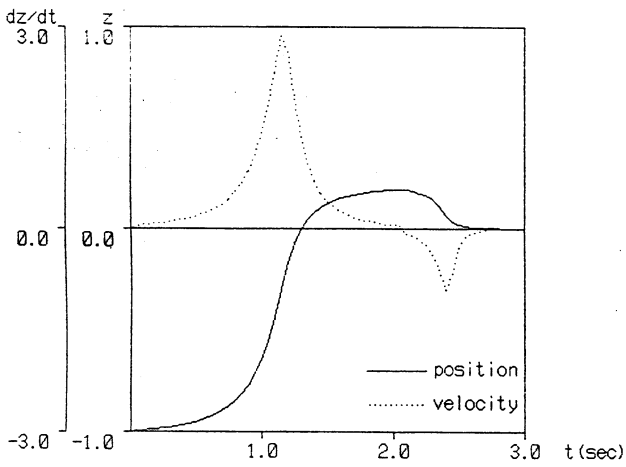


図６　ファジィ推論を用いたＭｏｄｅ２の軌道

始点直後，速度が正の値をとる場合

$\ddot{z}(0)=10$，$\ddot{z}=-50$

始点直後，速度が負の値をとる場合

$\ddot{z}(0)=-10$，$\ddot{z}=50$

とした。

図７にModel，図８にMode2のシミュレーション結果を示す。この場合にはw_{ne}およびw_{pe}の値を変更する必要はないので$w_{ne}=-1$および$w_{pe}=1$として制御を行っている。これらより加速度の微分を考慮しない場合と比較して始点後の速度の変化が大きくなりなめらかな軌道が再現されている。また始点から目標点(中間点)まで到達する時間が短くなり終点までの到達する時間は図７では2.85→2.60(sec)，図８では2.85→2.30(sec)となっている。

４．結論

本研究では人間が物体を１つの地点から別の地点へ移す場合の手の移動動作についてファジィ推論を用いて検討し次の結果が得られた。

（１）最適制御理論より導かれる４階の常微分方程式を解くことにより得られた軌道を基に位置から速度を決定するファジィ制御則を作成した。

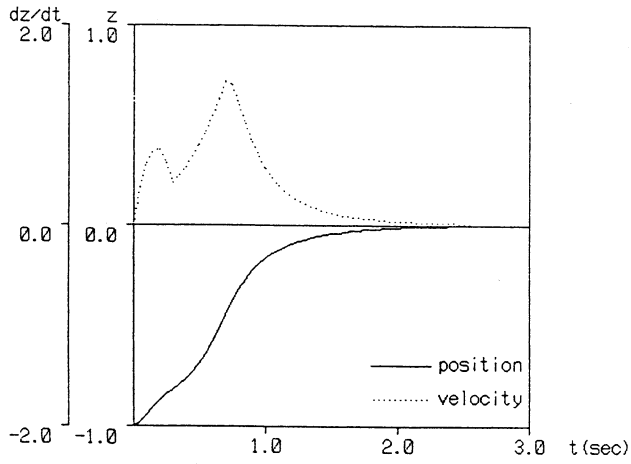


図７　加速度の微分を考慮したＭｏｄｅ１の軌道

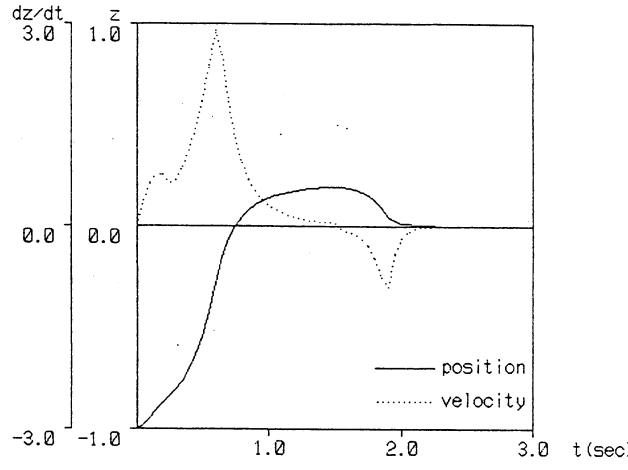


図８　加速度の微分を考慮したＭｏｄｅ２の軌道

（２）手の動作はＭｏｄｅ１～Ｍｏｄｅ５の５つの型に分類され，この５つのＭｏｄｅをファジィ推論を用いることにより再現できることをシミュレーションにより示した。

（３）始点直後において加速度の変化分を考慮した制御を行うことによりなめらかな軌道が得られ，終点に到達する時間が加速度の変化分を考慮しない場合に比べて短くなることを示した。

文献

[1] Totani,T. and Miyakawa,S.,
Transactions of the ASME, 162(1981), 152
[2] 廣田ほか，ファジィシステム，(1990)，55，
計測自動制御学会
[3] 菅野，ファジィ制御，(1988)，日刊工業新聞社

連絡先：〒292　千葉県木更津市清見台東2-11-1
木更津工業高等専門学校機械工学科
内田洋彰
TEL　0438-98-5751

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

オペレータの操作軽減システム

Manipulatoin reduce system of operator

寺野寿郎
Toshiro TERANO
国際ファジィ工学研究所
LIFE

増井重弘
Shigehiro MASUI
法政大学工学部
HOSEI.UNIV

大島一彦
Kazuhiko OHSHIMA
レオン自動機㈱
RHEON AUTOMATIC MACHINERY CO.,LTD.

「あらまし」　これまで三重倒立振子のようなたいへん不安定なものへのファジィ制御による応用では，状態変数が増えれば増えるほど前件部のメンバーシップ関数のチューニングが大変デリケートになりその設計には大変な労力を要してしまう．

そこで，熟練者のある程度のノウハウをファジィルールにより表現し，表現できない部分を人間の直感などを用いることで，それまで熟練者にのみ可能であったものを素人にも容易に可能とするシステムの構築を試みる．

「キーワード」　ファジィ制御，三重倒立振子，操作軽減システム，マン・マシン・インターフェース

1．はじめに

あるシステムを制御する場合，そのシステムの構造が複雑になればなるほど多様性が増し難しいものとなり，手動制御，熟練者の養成さらに熟練者の操作自体も大変難しいものとなってくる．そこでの自動化を行う場合，熟練者の技術の表現に，またその実現においてどうしてもうまくゆかない部分，場合が生じてくる．熟練者の技術をもとに制御則を設計し，熟練者のその定性的なルールを言葉や記号により表現する場合その表現可能な要素は非常に制限されたものとなってしまう．すなわち熟練者の判断は意識的，無意識的なものであり，ルール抽出が複雑で難しい．

これまでのハイテク化とは機械技術のみの進歩であり，それを使いこなす人間（オペレータ）にとっては負担の大きいもの（むずかしすぎ，簡単すぎ）となり，人間と機械がトレードオフの関係となってしまっている．

そこで本研究では問題となる人間と機械をスムースに結び付けるインターフェースを用いてオペレータの操作軽減システムの構築を目指した．

インターフェースの必要条件とし今回はある『専門的な知識の必要な制御をその知識のない人にも容易に制御を可能とするもの』とし試みた．その場合熟練者の技術が表現可能な部分を自動化し，人間の潜在意識下にあり表現しきれない部分には人間のしなやかな判断，認識，直観を用いることとした．

2．ファジィコントローラの問題点と打開策

ファジィ理論を用い人間の行動を自動化するために制御対象とし高次の積分おくれを含みたいへんコントロールの難しい三重倒立振子（図１）を取り上げ，そのファジィコントローラによりる制御結果（時間軸経過表示）を図２に示す．前件部状態変数は，第三振子のθ（角度），θ'（角速度），θ''（角加速度）と第二振子のϕ''（角加速度），後件部は操作量 U"とする．

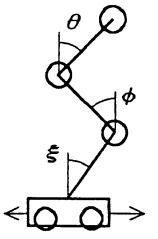


図１　三重倒立振子

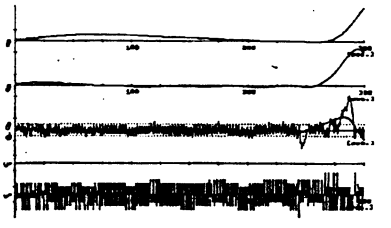


図２　ファジィコントローラによる制御結

熟練者の技術というものをファジィルールにしそれにより人間の行動を自動化しようとしたがある程度熟練者のノウハウを再現することは可能であるがまだまだ汎用性に欠けるものとなっている．その原因として熟練者の勘やコツなど意識的なものから潜在的なものまで表現自体もその抽出において熟練者がイメージし言葉により示したりする場合，伝えることのできる情報にはどうしても限りがある．本来五感を駆使してその技術を得たわけであるため一概にその「もの」を言葉や記号などで示したりすることは無理が生じ，またその確立された方法は未だない．

3．人間とコンピューター

人間とファジィコントローラーのそれぞれの制御の特徴を比較，大別すると以下のようになると思わる．

人間の特徴

(1) 直観　　(2) 一般的な過去の経験
(3) その経験に基ずく推論　(4) 状態認識力
(5) 状態の推移からの推論

ファジィコントローラの特徴

(1) 計算力
(2) 熟練者の勘，コツ等を有する
(3) 操作性 (4) 持続力 (5) 間違いがない

4．オペレータの操作の軽減

制御を目的にした場合，形而上学的には完全な自動化が望ましいが本研究では機械と人間をうまく利用するマン・マシーン・システムを試みる．すなわち人間とファジィコントローラのそれぞれの特徴からそれぞれが依存しあい，助け合う，それぞれが単独ではなく化合化された関係が望ましい．その場合の問題点としては

人間が何をやり，機械が何をするか？
人間と機械をどのように結び付けるか？

などが問題になる．

まず何をするかであるが，人間は判断のしなやかさに優れコンピュータは熟練者の技術と操作性に優れるため人間はある行動の上位の判断（マクロ判断），機械は人間の情報からその操作までの情報抽出，インターフェス，操作までのシステム全体をカバーする．

人間が上位の判断を下す際に必要となるインターフェースの条件は，

1. 的確な情報　2. 分かりやすい情報

となる．しかし，素人，熟練者に関わらず判断の支援になるものが必要でありその実現には，実情報の中で熟練者が勘，コツを導く過程を，例えば「人間がある一定の事象に対し条件反射を行う」ように実情報を一般常識的な判断が下せる関係に置換し、その置換された情報に対する行動が実システムに対し熟練者の勘やコツと同じものになることが必要条件である．すなわち

3. オペレータの情報の理解を支援するもの

の３つが必要条件となる．

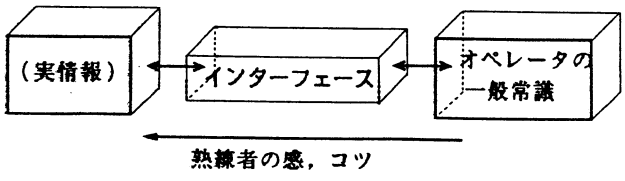


図３　インターフェース

5．インターフェースの評価

制御対象の三重倒立振子ではオペレータの操作性の問題から実体表示ではなく時間軸経過表示を用いた．

そして素人にも熟練者の判断を導くインターフェースの構築を試みた．

図２に示したファジィコントローラに人間を介入させ，素人に判断のし易いインターフェースにするため，ファジィコントローラ＋素人オペレータのシステム（ファジィコントローラと人間をカスケードにつなぎ）により制御を行い，オペレータの出力は操作量とし，実験に当たりオペレータには操作の段階での考えを言葉により解析する事を試みた．

聞き取り分析

実験に際し，初心者オペレータが手動操作実験と同様に直接操作量を加える形をとり，オペレータには

1.目的　2.過程（応答）　3.方略（熟練者の）

を一通り説明し，実際に操作を行う時点で何を考えているかを口に出し，言葉で説明してもらった．

素人オペレータにより制御実験を行い，その制御結果を以下に示す．また聞き取り分析による被験者の分析結果をまとめたものを以下に示す．（被験者には連続２回の試行を行ってもらった）

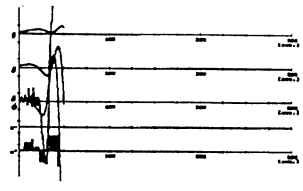


図４　１回目の試行

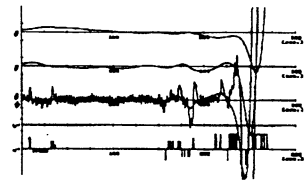


図５　２回目の試行

分析結果

- 状態変数（４変数）と操作の関係が複雑すぎる
- 複雑なため間違えてしまう
- 操作方法がルール化されていないために始めは良いが時間が経つと忘れてしまう
- 操作量の程度がわからない
- 操作のタイミングがわからない
- 過剰操作になってしまう
- 操作のポイント，アドバイスを画面上に欲しい
- コントローラの存在が分からない
- 自分の操作がどのくらい効いているかわからない
- 自分の操作の善し悪しが欲しい

以上のような結果が得られたが，致命的で改良の点とし大まかにまとめると以下の３点になる．

- 実情報の理解力の欠如
- 過剰判断
- 操作の時の判断，応答の遅れ

被験者は目標をしっかり理解している場合，操作スケ

ジュールまでは正確に行われ，多少差異はあっても操作量の決定も問題ない．問題は，スケジュールに対する操作方法の決定”であり，ここに熟練者と素人の違いが生じる．即ちインターフェースとしては操作量の決定を考えてから操作に移るのではなく，感覚的な判断が直接操作に移っているものが望ましい（熟練者は経験により無意識下にある行動となっている）．　”少し上”，”もっと下”などといった言葉の意味にオーバーラップする方向の出力を行うことで回避できる．このように感覚的なものと結び付ける事でキーボードに対応し易くなる．

よって出力を操作量とすると操作量の決定が必要になるため，操作量ではなく人間の感覚的な判断量をファジィコントローラの推論とカスケードに結びその総合の推論量を操作量に変換し出力する方法を試みた．

実際，この方法によりオペレータの判断も非常に楽になり，操作中の”違った！”，”えーとー”などと言った言葉はほとんど（スケジュールミスがあるため完全ではない）聞けなくなった．

またオペレータは人間であるためミスをすることがある．よってその誤った（系のバランスを崩すような）判断を削除するFool Proofが必要になる．

そのブロック線図を図６に示す．

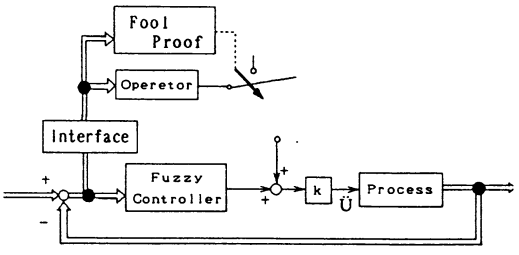


図６　システムのブロック線図

Fool Proof

Fool Proofとしては（θ, θ', θ'', θ'''）とオペレータの出力の符号により判断を決定する．ルールは熟練者の意見をもとにオペレータの判断で，系のバランスを崩すと思われるものをカットするものとした．

次に問題とし過剰判断がある．過剰判断の原因は判断量から操作量への課程における応答の理解力の欠如に起因する．また人間の心理とし対象の応答が判断どうりになることで安心感を得られるが，期待どうりの応答でない場合更なる操作を起こし過剰判断の原因となる．

Fool Proofとしてもは量を制限するルールまでは含ませることができない．そこで今回は熟練者の視覚に直接訴える方法をとった．すなわちデリケート（遅れの少ない）情報に目安的な維持範囲を設けた．それにより過剰判断を行う前にある程度の解除策を施す結果となった．

その違いを図７，８に示す．結果的に感覚判断を出力にしているため，危険な状態になりはじめて人間にお願いするというシステムでなく，常に判断出力が可能であり，その行為自体がオペレータのリダンダンシー（遊び要素）を含み持続性にもつながり精神的，心理的にも安定したものとなり得るものと思う．

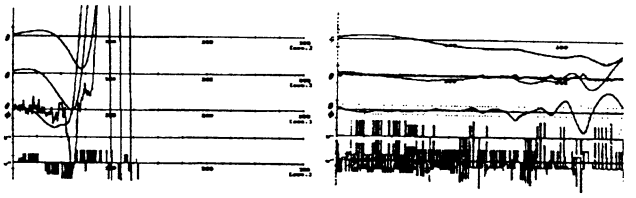


図７　操作量出力　　図８　維持範囲＋感覚量出力

図８に示すように判断量出力で画面に維持範囲を示すことで，ある程度オペレータにアドバイス的な働きになり判断量を無意識的に制限していることになるが，結果的にはそれのみでは満足のゆく結果とは成り得ない．

６．人間の判断支援

これまでの制御結果ではある程度素人にも使い易いものとなってきている．しかし三重倒立振子のような高次の積分おくれを含むものの制御では，聞き取り分析でも示したように遅れの判断をどのように把握，推論するかが情報認知の鍵となり，また過剰判断をも防げる．

遅れを，被験者に感じさせず，それでいて的確な判断を下していることとなる支援システムが望ましい．遅れ要素の度合いの違いによりオペレータの判断も応答の遅いものに判断を合わせがちになり，応答の良い情報に対し結局判断が遅れてしまい最終的には取り返しのつかないこととなる．要するに応答の良い情報に対し，オペレータに対し見かけ上，その情報を速めてやれば良いことになる．すなわち情報の予測表示（ある時間後の予測情報の表示）によりカバーできることになる．

オペレータは（θ, θ'）の２つの情報（入力）の状況によりθ''の位置を感覚的に判断（出力）を決定とするため，操作の遅れや判断の遅れはこの入出力関係により生じる．そこでθ''と（θ, θ'）の表示を情報の予測時間をずらし情報の応答を実際よりも速くすることで，オペレータは実際よりも速い段階での判断を下すことになり，それによりオペレータのシステムの特性の遅れの判断支援となり的確な制御を可能とした．

実験では（θ, θ'）の予測時間を１秒，θ''の予測時間を３秒で行った．（θ, θ'の情報をθ''よりも２秒早い状況のものを示す）

制御結果として，重力加速度を1/35Gで図９に全ての情

報の予測時間を１秒によるもの，図１０に予測時間をθ”のみ３秒にずらした制御結果を示す．

また図９，１０は予測時間後のオペレータの制御結果であり，実際の結果（予測時間＝０秒）のデータを再現したものを，予測時間をずらしてないものを図１１に，予測時間をずらしたものの再現データを図１２に示す．

◆　予測時間情報

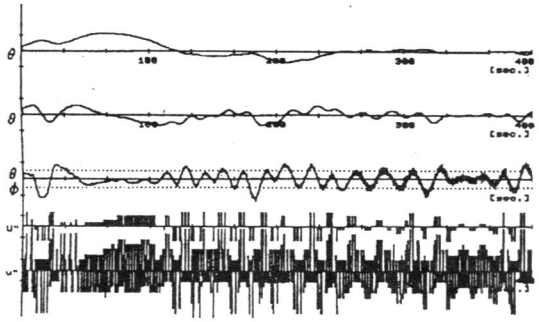


図９　予測時間＝１秒

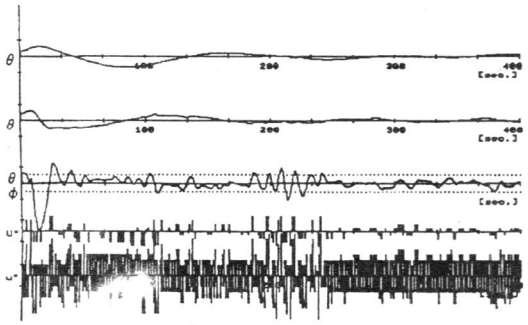


図１０　予測時間＝３秒

◆　実態表示（実データの再現）

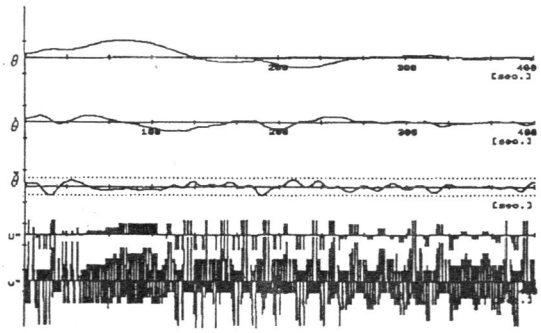


図１１　実態表示（１秒の場合）

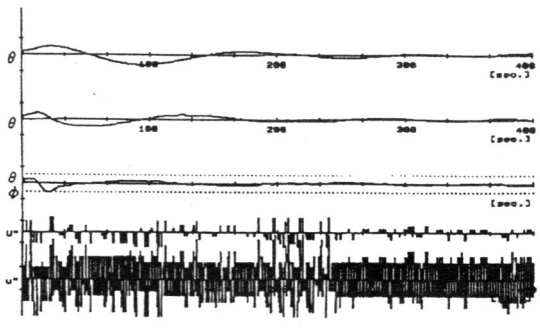


図１２　実態表示（３秒の場合）

人間が情報を認知し判断や操作を起こす場合ある一定条件（その人独自のかたち）があるため予測時間をずらした結果の方が応答が実際よりも速くなり，予測時間をずらしてないもよりも結果的には速めの判断を行っていることとなり，遅れ要素を意識することなく自然に制御していることとなる．応答を速めた結果，オペレータは予測値上での制御では不安定であるように錯覚を起こすが実際には逆に安定したものとなっている．

図１１，１２より比較すると図１２の方がθ”がより安定に維持範囲に収まっていることが見て取れる．

７．むすび

ある人間の行動を自動化する場合，その行動が複雑で人間の判断や認識を駆使しているため，現在までの確立された方法ではまだまだ表現不可能である．形而上学的には人工知能の実現という現代の科学技術者の夢があるが，本研究では『人間に簡単にできる』とするシステムの構築を目指した．人間に簡単にできるとは人間の行動を支援するシステムということになり，熟練者の行動を素人にも容易に可能にするということになる．そこで熟練者の認識，判断ができるルールのうち言葉により表現可能であるルールにファジィ理論を応用し，ファジィで表現不可能な部分にしなやかな人間の能力を応用し，素人にその能力を引き出させるためにマン・マシン・インターフェースの改善を行い，熟練者の判断，制御等を素人にも可能とする事ができた．

これまでのような機械中心の考えから人間のための機械を考えてゆくうえで，また人間行動の研究に，更に今後のファジィ応用のあり方として役立つことを期待する．

参考文献

[1]　寺野寿郎，増井重弘，大島一彦：ファジィルールを用いた半自動制御，第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 P287-290(1991)

[2]　S.Masui, T.terano, K.Ohshima : Operation support system for manipulating triple inverted pendulum, JOINT HUNGARIAN-JAPANESE SYMPOSIUM ON FUZZY SYSTEMS AND APPLICATIONS Extend Abstracts, P118-121(1991)

問い合わせ先：〒184　小金井市梶野町3-7-2
法政大学　工学部　　増井重弘
TEL 0423-87-6249

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

移動中の部品の識別とロボットアームによる把握の自動化

Automatic Parts Pick-up at Conveyer Site Based on the Discriminant Methods.

岡田三郎、○今出政明、宮内秀和、住本哲宏
Saburo OKADA, Masaaki IMADE, Hidekazu MIYAUCHI, Tetsuhiro SUMIMOTO

通商産業省　工業技術院　中国工業技術試験所
Government Industrial Research Institute, Chugoku

あらまし　生産ラインにおける加工組立工程の自動化、省力化を図るため、任意の速度で移動するベルトコンベア上を流れる種々の形状の部品をストロボ同期のＴＶカメラで画像としてとらえ、画像の中の多数の部品の中から指定された部品をファジィ推論法に基づいて正確かつ高速に認識識別する手法とロボットアームを用いてコンベアを停止させずに指定された部品を自動把握するための制御法について報告する。

キーワード　画像処理、ロボット制御、認識識別法、ファジィ推論

1．はじめに

近年、多品種少量生産に適した加工組立ラインの効率的な制御技術に関するニーズが急速に高まっている。一例として、ベルトコンベア等の自動搬送ラインと各種のロボットアームとを並列的に使用した生産ラインにおいては、より柔軟で多様な作業を効率よく行わせるため、視覚機能を備えたロボットシステムが導入されつつある。しかし、ベルトコンベア上を部品や組立品を順序よくかつ整然と流すための設備や要員を新たに必要とする場合が多く、生産ライン全体としての自動化、省力化に寄与していない。また、ロボットアームによる部品の把握作業では、各ロボット毎にベルトコンベアを一時停止させて作業を行うため、多数のロボットが並んだ生産ラインでは時間的なロスが無視できなくなっている。

筆者らは上記した問題点を解決するため、前報においてベルトコンベア上を移動する部品の識別と把握の自動化を目指した生産モデルシステムの例を報告した[1]。

本報告では、任意の速度で移動するベルトコンベア上を整列されていない状態で流れる種々の二次元形状の部品をストロボ同期のＴＶカメラで画像としてとらえ、画像中の多数の部品の中から指定した部品をファジィ推論等を用いて正確かつ効率よく認識識別しロボットアームで指定した部品をベルトを停止させないで自動的に把握する手法を開発したので報告する。

2．実験システムの概要

図１に、実験システムの構成を示す。

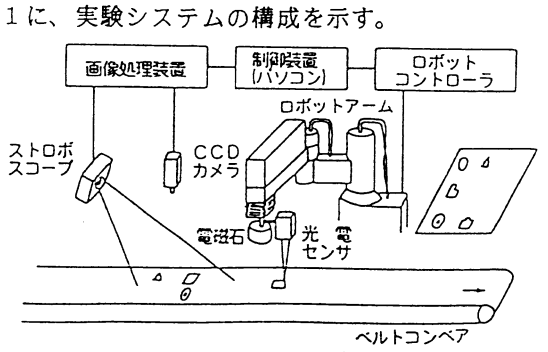


図１　実験システムの構成

本システムは、ストロボ付ＴＶカメラ、画像処理装置、ロボットアーム、制御装置（パソコン）、ベルトコンベアにより構成される。ＴＶカメラでベルトコンベア上を移動する部品群を決められた時間間隔で画像処理装置に２枚撮り込み、指定部品の認識・識別とその部品の位置とベルト速度を求める。ついで制御装置でアームの移動位置や移動速度を計算してロボットアームに指令を送る。ロボットアームは、光電センサーの出力に同期してベルトの速度に合った速度で移動を開始し、アーム先端の電磁石で移動中の部品を把握した後、指定作業を実行する。

3．特徴量解析に基づく部品の形状認識・識別法

実験には、３５種類の二次元形状のモデル機械部品を用いた[3]。これらの部品には、穴が有るもの15種類と無いもの20種類が含まれ、穴が有る部品については、外形状と穴形状の両方の特徴量の解析を行った。

3．1．特徴量

画像の特徴量には、画像解析によって得られる一次特徴量と、複数の一次特徴量の組合せによって得られる二次特徴量がある[2]。画像の認識・識別に使用した一次特徴量は、穴数、角数、面積、周囲長、最大半径（部品の重心から外周までの最大長）、等価慣性楕円の長・短軸長、重心位置、穴重心位置である。一方、二次特徴量としては、外接円に対する面積密度=面積/((最大半径)^2×π)、周面比=面積/(周囲長)^2、等価慣性楕円の長短軸長比=(短軸長/長軸長)を使用した。

3．2．従来の形状認識・識別法とその改良法

従来よく用いられている形状認識法として、判別木法、特徴空間法、パターンマッチング法等がある[4]。しかし、パターンマッチング法は、対象部品の姿勢がランダムの場合認識時間が長くなるのでここでは省く。したがって、まず判別木法と特徴空間法について検討し、各手法の得失を定量的に評価した後、その改良法を提案するとともに近年注目されているファジィ推論法の画像識別処理への適用化を検討する。

３．２．１．従来識別法

判別木法は、各特徴量に基づく条件判定の階層的な組合せであり、各階層では、１つの特徴量についてのみ判定を行う。効率のよい判別木を作成するには、特徴量の選択と順番が重要であり、ここでは、図２に示すように特徴量として、穴数、面積密度、長短軸長比、周面比を用いて判別木を作成した。また、穴があるものは、穴形状について同様の特徴量に基づく判別木を作成した。

特徴空間法は、未知の部品の画像から求めた特徴量の座標値と全ての候補部品の特徴量の重心との距離(=マハラノビスの汎距離）を比較し、最も距離が近い候補部品を同定部品とする[5]。

上記システムに従来法を適用した結果、判別木法は、１つ１つの部品を数値により完全に分離識別する必要があるため、特徴量の値のばらつきにより、類似形状の部品を誤認識する可能性が高いことがわかった。他方、特徴空間法は識別率は判別木法より優れているが、登録されたすべての部品についてマハラノビスの汎距離を求めるため識別に時間がかかること等がわかった。

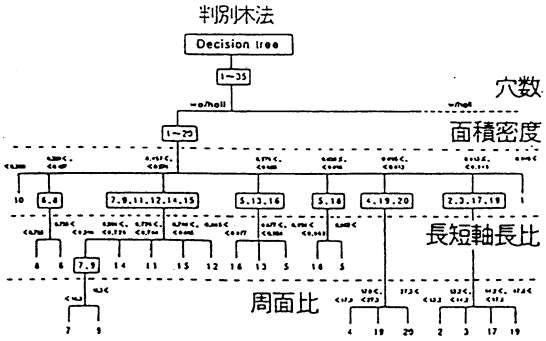


図２．判別木法による部品の識別の例

３．２．２．両者の長所を組み合わせた改良法

ここではまず従来法の欠点を改良した手法を提案する。改良法は、上記した二つの識別法の長所を組み合わせることにより認識率と識別時間の両方の改善を図るものである。改良法では、まず、各部品の特徴量の数値のばらつきを考慮に入れて、２０種類の部品を１～３種類の候補部品にまで絞り込む。ついで絞られた２、３種類の部品にのみ特徴空間法を適用して識別を行う。本手法に基づくと、判別木法では候補部品をおおまかに絞り込むため、特徴量のばらつきの影響を受けにくく特徴空間法では最大３個迄の部品の識別を行えばよいため識別時間が大幅に短縮される。

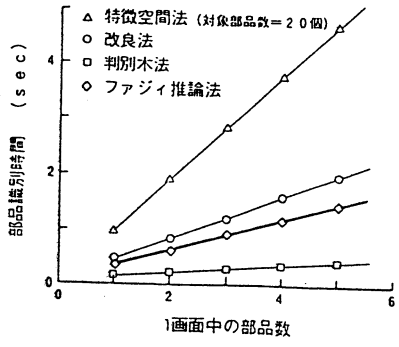


図３　各手法に基づく識別時間の相違

３．３．ファジィ推論法の適用

物体の移動によりブレを生じた画像を用いて物体形状認識を行う場合、従来手法のように特徴量の解析結果に基づく数値を信頼して識別処理を行うと正確かつ安定した識別が行えない。そこで、あいまいな情報が扱えるファジィ推論を用いた識別処理について検討する。まず、静止した状態で各モデル部品について位置、角度、視野等を変えながら画像を撮り込み、上記した４種類の特徴量の解析に基づいて、図４に示す知識ファジィ集合のメンバシップ関数μ_Aを作成する。メンバシップ関数の形が結論部に大きく影響するので実験を繰り返して行う。

実際の識別処理の流れを図５に示す。入力画像の特徴量解析に基づき、部品の特徴ファジィ集合のメンバシップ関数μ_Bをそれぞれ求める。ついで知識ファジィ集合と特徴ファジィ集合の適合度を真理値により評価する。

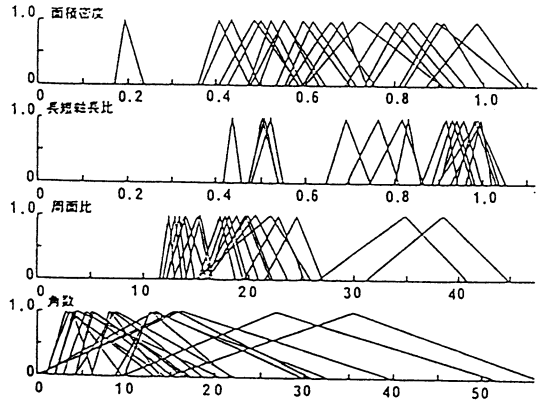


図４　知識ファジィ集合のメンバシップ関数

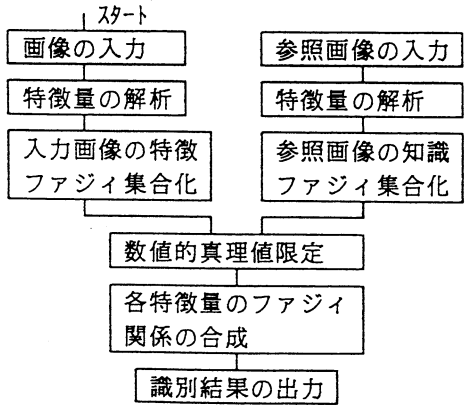


図５　ファジィ推論に基づく識別処理の流れ

ここでは、計算機で処理し易い数値的真理値ＮＴＶ(Numerical Truth Value)を用いた。各部品の特徴ファジィ集合Ｂの知識ファジィ集合Ａに対するＮＴＶは、逆真理値限定法を用い、式(1)により計算する[6]。

$$NTV=[Sup\{\mu_A(x)\wedge\mu_B(x)\}+Inf\{\mu_A(x)v(1-\mu_B(x))\}]/2 \quad (1)$$

式(1)の意味は、第１項は入力した部品の特徴が知識に適合する度合を、第２項は入力した部品の特徴が知識に適合しないことをどの程度否定できるかをそれぞれ０～１の実数値で表す。各特徴量について適合度を計算した後、結論部で合成することにより部品の識別を行う。結論部の合成法には、代数積和法、平均法等を用いた[7]。

図６に各手法に基づく認識率の相違を示す。同図は、あらかじめ入力画像の視野サイズを大・中・小の３段階かえて撮り込んだ画像のうち大・中の画像を基準画像、小の画像をテスト画像として識別実験した場合の認識率を示している。同図から、ファジィ推論法は特徴空間法と同程度以上の認識率を有していることがわかる。

表１に各識別法の得失を比較して評価した結果を示す。同表から処理時間では判別木法が最も優れ、認識率では改良法とファジィ推論法が同等であり、総合的に評価すると、ファジィ推論法＞改良法＞特徴空間法＞判別木法の順であることがわかった。

表１　各識別法の比較

	時間	正確	作成	総数	評価
判別木法	◎	△	△	×	△
特徴空間法	×	○	○	○	△
改良法	○	○	◑	△	◑
ファジィ推論法	○	○	◑	○	○

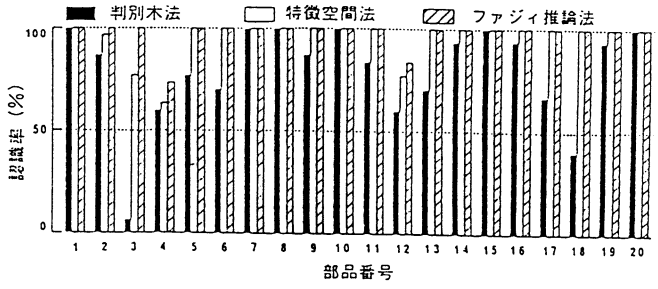


図６　各手法に基づく認識率の相違

４．ロボットアームによる把握の自動化

搬送ラインにおいては、識別した部品をロボットアームを用いて自動把握する作業が不可欠である。ここでは、ラインの効率的な制御を図るため、ベルトコンベアを停止させずに指定部品を自動把握する手法を導く。

４．１．アームの応答特性の解析

移動している部品を検知し、その部品をアームで把握するには、まずアームの基本的な応答特性を明らかにしなければならない。しかし、近年のロボットコントローラには、専用のＣＰＵが複数個組み込まれており、それらが互いに影響しあいながら複雑に動作するため、アームの応答特性を理論的に解析することは困難であるので、実験的にアームの応答特性を明らかにする。

図７にアームの応答特性を示す。アームは、時間t_0で移動を開始し、指示された速度V_1に達した後、時刻t_1で減速を開始し、時刻t_2以降で部品の速度V_0を保って指定部品を把握するようにするものとする。指定部品の把握が可能となるためには、部品とアームの位置が一致することが必要であり、それには、

$$S_1 = S_2 + S_3 \qquad (2)$$

となるようにアームの制御を行えばよい。ここで、速度V_1の設定については、V_0の 1.1倍から２倍の範囲で実験を行って経験的に$V_1=1.5V_0$とした。従って、同図から未知のパラメータとして $\Delta t(=t_1-t_0)$の値を求めれば、アームによる把握が可能となる。しかし、S_1とS_2を実験結果から直接求めるのが難しいので、ここでは以下の手順でΔt を求める。図より、

$$S_2+S_0=(V_1-V_0)\Delta t$$

であるから、この式と式(2)より

$$S_2+S_0=(S_1+S_0)-S_3=(V_1-V_0)\Delta t \qquad (3)$$

となる。式(3)において(S_1+S_0)とS_3は実験的に求められるので、Δtを算出できることになる。

図８にベルトコンベアの速度V_0とパラメータS_1+S_0、S_2+S_0の関係を示す。

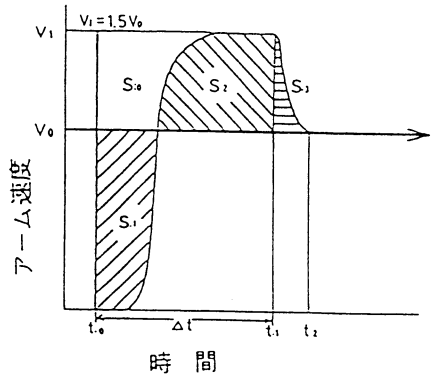


図７　アームの応答特性の実験例

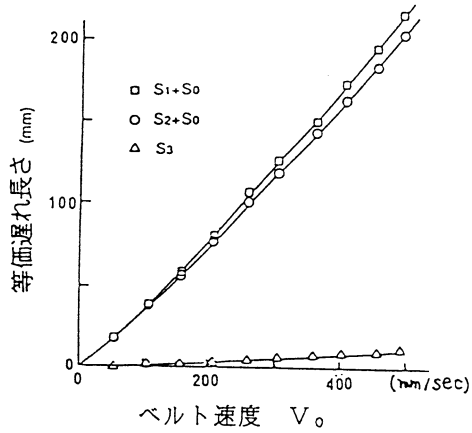


図８　ベルト速度と各パラメータとの関係

同図から、V_0と(S_2+S_0) の関係は、実験式で示される。

$$S_2+S_0=0.233V_1^{1.089}=0.362V_0^{1.089}$$

したがって、Δtは式(3)より、

$$\Delta t=(S_2+S_0)/(V_1-V_0)$$
$$=0.362V_0^{1.089}/(1.5V_0-V_0)$$
$$=0.724V_0^{0.089} \qquad (4)$$

となり上式に基づいてロボットアームを制御すればよい。

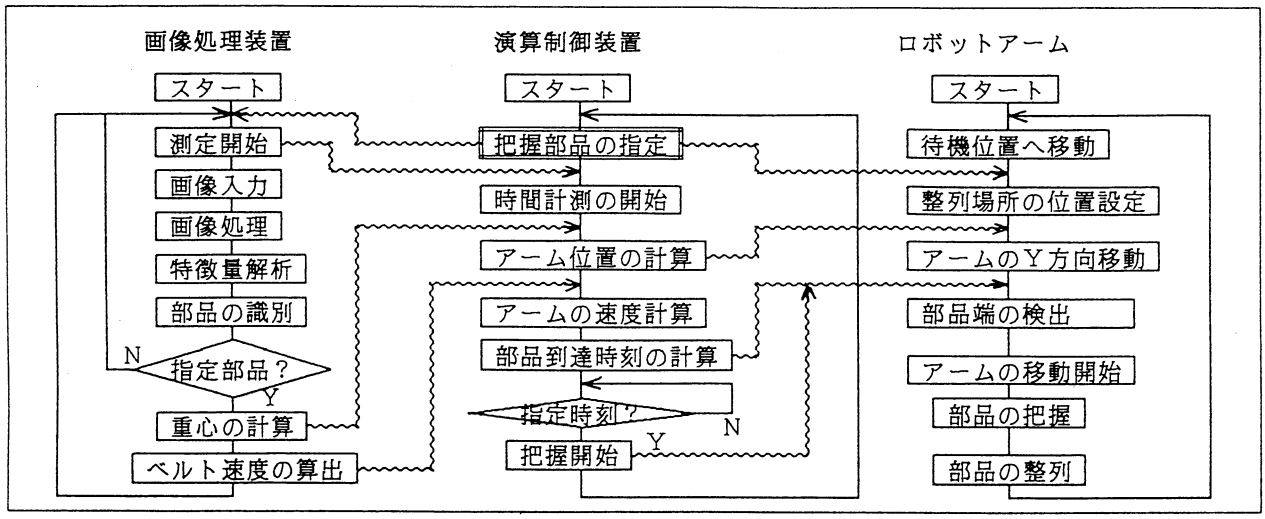


図９　画像入力、特徴量解析、アーム制御、部品把握の関係を示すフロー図

４．２．アーム制御に基づく部品の把握

アームに指定した部品を自動的に把握させるには、①位置制御、②時間制御、③速度制御の３つの同時制御が必要になる。まず、位置制御では、指定部品の画像座標上の位置をロボット座標に変換して、アームと部品の位置を合わせる。時間制御では、画像から検出した指定部品がアームの待機位置に到達する時間と、光電センサのゲート時間を制御する。速度制御では、検出したベルトの速度に合わせてアーム速度を設定する。
図９に、画像入力から部品把握までに必要な処理の流れを示す。他方、複数の部品が同時に流れてきた場合には、その中から指定した部品のみを正確に把握する必要がある。そのために、まず、画像で検出した指定部品がベルトコンベア上をアームの待機位置まで移動する時間を計算して、アーム先端に取り付けた光電センサの出力信号にゲート時間を設定する。そして、設定したゲート時間内に、最初に光電センサが検出した部品を把握する。本方法を用いれば、アーム部分に部品把握用のＴＶカメラを取り付ける必要もなく、複数の部品の中から指定した部品を正確に把握することができる。

本システムが対応可能なベルトコンベアの速度範囲の例として、画像入力位置とアーム待機位置との距離Ｌ=925mmの場合、最大26cm/秒までのベルト速度で移動する部品の把握が可能となった。さらに高速のベルト速度に対応するには、画像入力位置とアームの待機位置との距離を識別に要する時間だけ長くとればよい。

５．まとめ

ベルトコンベア上を移動する多種類の部品の中から指定した部品を取り出す作業を想定して、効率のよい部品の認識識別法とベルトを停止させずにロボットアームで部品を自動的に把握するための制御法を明らかにした。まず、画像中の多数の部品の中から指定した部品を識別するため、従来手法、改良法さらにファジィ推論を適用しその得失を明らかにした。ついで、ロボットアームの応答特性の解析に基づいて移動中の部品を把握する手法を導いた。本手法をモデル工程に適用したところ、最大26cm/秒までの速度で移動するベルトコンベア上の部品の形状と種別を識別し、指定部品をアームで自動的に把握することが可能になった。

６．参考文献

1)今出政明他　中国工業技術試験所報告
No.37　p.33　1991
2)画像処理ハンドブック　(昭晃堂)　1986
3)高野英彦　形状パターンの認識技術，情報調査会，
p.51,1985
4)谷内田正彦，ロボットビジョン（昭晃堂）　1990
5)奥村晴彦，「パソコンによるデータ解析入門」
(技術評論社)　p.152-167,1986
6)北村新三他　画像と制御　朝倉書店　1991
7)横井与次郎　ﾌｧｼﾞｨ制御とｿﾌﾄﾌｧｼﾞｺﾝ入門　1990
8)S.Kawata and H.Hirata: Automatic IC Wire bonding system with cameras, Proc. Society of Manufacturing Engineers. Asembly VI Conf., 1979

問い合わせ先

〒737-01　広島県呉市広末広２丁目２－２
中国工業技術試験所
生産技術部　システム工学研究室
TEL 0823-72-1111
FAX 0823-73-3284

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ推論を応用した センサ・インテグレーション・システム

Sensor Integration System based on Fuzzy Inference

○下島康嗣*1、福田敏男*1、新井史人*1、松浦英雄*1、武石　明*2、大岡俊之*2
Koji SHIMOJIMA, Toshio FUKUDA, Fumihito ARAI, Hideo MATSUURA, Akira TAKEISHI and Toshiyuki OOKA
*1名古屋大学工学部、*2日本航空技術研究所
*1 Nagoya University, *2 Japan Airlines

あらまし　本論文では、不定形曲面を持つ金属表面に対する自動加工システムの計測システムについて述べる。計測システムはCCDカメラとＬＥＤ距離センサによって構成される。ＬＥＤ距離センサは単に距離測定用として使われるだけでなく、３角測量法を応用した画像計測及び測定点認識用として兼用される。画像計測ではニューラルネットワークを用いて計測値の補償を行うことにより、高精度な測定を可能としている。ＬＥＤ距離センサと画像計測からの各測定結果は、測定環境および、センサ移動量を入力とするファジィ推論を用いたセンサ・インテグレーション・システムにより統合される。これらのシステムの手法及び実験によりその有効性を示す。

キーワード　ファジィ推論、ニューラルネットワーク、センサ・インテグレーション・システム
画像計測、形状測定

１．　はじめに

航空機に使用されているファン・ブレードに代表される複雑な３次元形状を持つ製品の加工は、そのほとんどが熟練工の手によって成されてきた。しかしこの様な加工は３Ｋ（きつい、汚い、危険）労働の一つであり、労働者の減少・加工物の増加のため作業の自動化が望まれている。

現在使用されている自動加工システムの多くは、製品のＣＡＤデータを基に加工プランニングをたてて加工を行う方式のものがほとんどあり、決められた形状に加工を行う事しかできない。

したがって製品毎に異なる形状を持つ製品の加工を高精度に行うためには、製品毎に形状測定を行う自動加工ロボットシステムが必要とされる。

過去に著者等は対象物毎に形状測定を行い、得られた形状データを基に加工プランニングをたてて加工を行なうシステムを提案してきた[1]。このシステムは、対象物毎にロボットに取り付けられた複数のセンサを有するセンサ部により形状測定を行い、その測定結果を使用して加工プランニングを作成、それに従って加工を行うものであった。

本報では、形状測定部に新たにＬＥＤ距離センサとＣＣＤカメラをセンサとして利用した。これらのセンサシステムによる形状測定システムについて述べる。

２．　形状測定システム

過去に報告してきた形状測定システムでは、センサに渦電流式センサを利用した。渦電流式センサはその測定原理から、精密測定を行う場合、対象物に非常に近く接近しなければ測定を行う事ができないため起伏の激しい表面の測定は困難であった。またセンサのＺ軸方向位置(Fig.1)は、加工時にカッタのＺ軸方向位置となるため、高精度の加工を行うためには厳密に決定を行わなければならない。しかし前システムではセンサ部のＺ軸方向位置を認識する事ができないため正確な位置決定を行う事は不可能であった。

そこで本報では、形状測定システムに２台のＣＣＤカメラと、２個の赤色ＬＥＤ距離センサを使用した。センサ部及びセンサ部と対象物との位置関係を図１に示す。

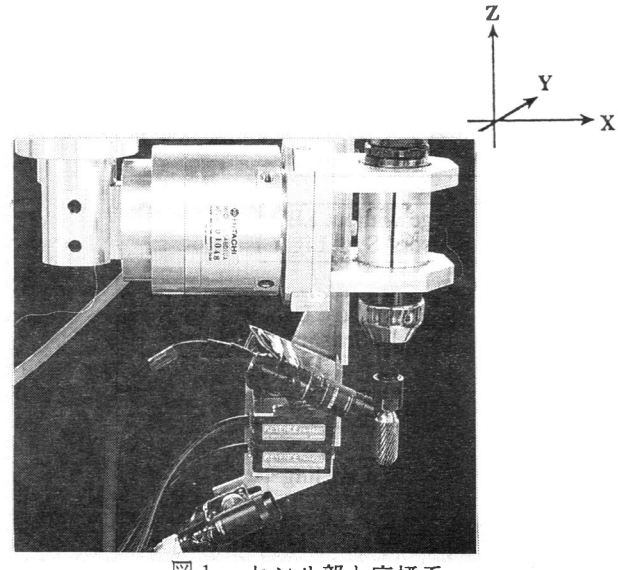


図１　センサ部と座標系

使用したＬＥＤ距離センサは、測定距離35～45mm、測定精度20μｍであり、ＣＣＤカメラは焦点距離7.5mmと15mmの2種類、画像処理ボードは512×512ピクセル、白黒256階調である。

これら２種類のセンサを組み合わせる事により、以前のシステムでは測定が不可能であった起伏の激しい表面を測定することができ、また画像処理を用いることでセンサ部と測定対象物とのＺ軸方向との相対位置の認識が可能となり、正確な位置決めが可能となる。

２．１　ＬＥＤ距離センサ

２つのＬＥＤ距離センサはセンサ部と対象物とのＸ軸方向の相対位置、及びＹ軸回りの角度の測定に使用する。また、ＬＥＤ距離センサのスポット光は、画像処理部で３次元距離測定及び測定位置認識に利用される。またＬＥＤ距離センサは画像処理部のカメラ・パラメータの同定に用いられる。

２．２　画像処理部

スポット光による、アクティブステレオ法を用いて３次元画像計測を行う。

ＣＣＤカメラによって得られた画像は、画像処理によって、対象物とセンサ部のＸ軸方向の距離、及びＺ軸方向の相対位置の測定に使用される。

スポット光の位置検出過程を図２に示す。またＺ軸方向のセンサ部高さは加工部分の最下端であるので、加工部分と非加工部分との境界線の検出過程を図３に示す。処理時間はＣＰＵに80386(20MHz)+80387を使用して、スポット光検出が１カメラ当たり約7秒、境界線検出が約7.5秒であった。

２．２．１　距離測定法

Ｘ軸方向の相対距離は図４に示す３角測量の原理によりスポット光の位置から求められる。

センサと対象物のＸ軸方向の距離をLi、スポット光の重心位置をFxi、焦点距離をfi、ピクセルの大きさをdFx、ＣＣＤカメラとスポット光のなす角および軸方向の相対

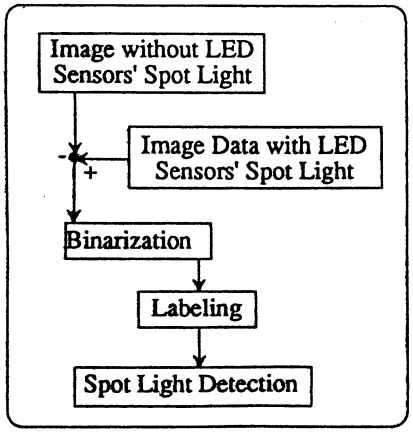


図２　スポット光検出アルゴリズム

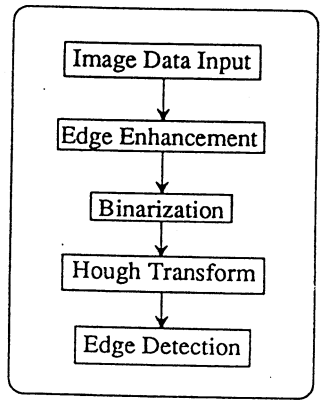


図３　エッジ検出アルゴリズム

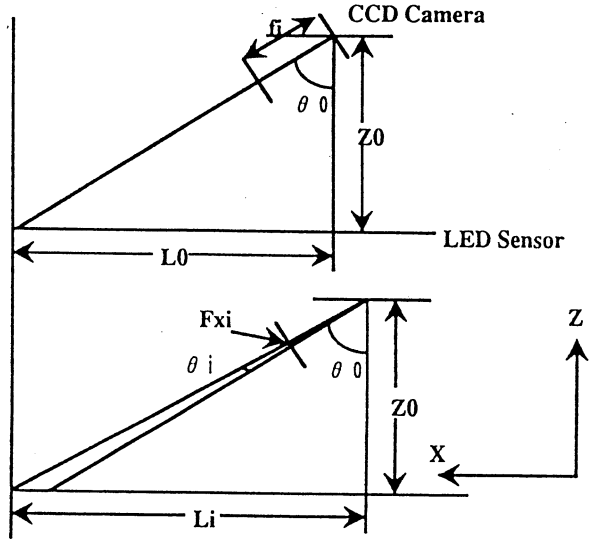


図４　３角測量を応用した距離測定（ｘ軸方向）

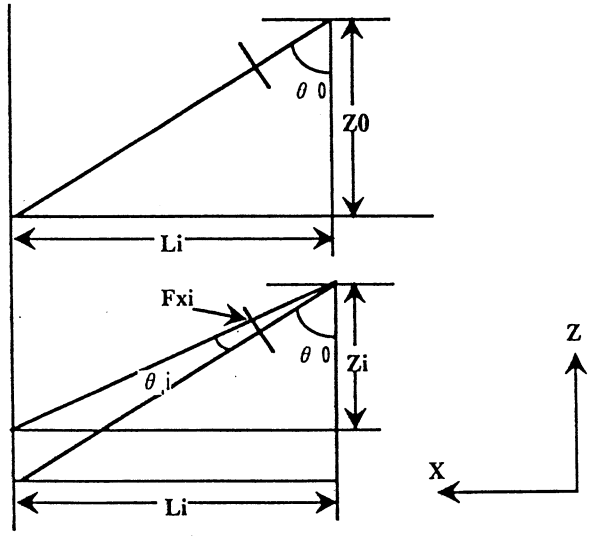


図５　３角測量を応用した距離測定（ｚ軸方向）

距離をθ0、Z0とすれば、距離Liは、

$$Li=Z0\cdot\tan(\theta 0+\theta i) \qquad (1)$$

$$\tan\theta i=dFx\cdot Fxi/fi \qquad (2)$$

として求められる。

また図５よりＺ軸方向の相対距離をZi、画像上の位置をFxiとすれば、Ziは式（２）よりθiが求まり、

$$Zi=Li/\tan(\theta 0+\theta i) \qquad (3)$$

となる。

２．２．２　キャリブレーション

高精度な画像計測を行う為には、カメラ・パラメータの高度な同定が必要不可欠である。本計測システムでは、３角測定のスポット光の光源にＬＥＤ距離センサのスポット光を用いている。この為、ＬＥＤ距離センサの測定結果と画像処理による測定結果が同じ出力になるようにパラメータ同定を行えばよく、容易に同定が可能であり、高精度に行う事ができる。

２．２．３　ニューラルネットワークによる歪み補償

レンズを使用した計測装置で問題となるものにレンズ歪みの存在がある。またスポット光が画像フレームの端の方では、スポット光が一部欠けてしまうために、本来の重心位置とは異なってしまうという現象が起こる。

本システムでは、このレンズ歪みおよびスポット光の欠けに対する補正に３層構造（入力層１、中間層３０、出力層１）のニューラルネットワークを各スポット光につき１つずつ用いた。

ニューラルネットワークの入力は、スポット光の重心位置であり、出力値は補償値である。学習にはＢＰ法[2]を用いた。以下に学習に対する関係式を示す。

$$In=Gn/512 \qquad (4)$$

$$Tn=(Rn-Gn+40)/80 \qquad (5)$$

ここでInはニューラルネットワークの入力、Gnはスポット光の重心位置、Tnは教師信号、Rnは本来の重心位置である。今回は補償量を±４０ピクセルまでとした。図６、７にＣＣＤ１に対するニューラルネットワークの補償結果を示す。

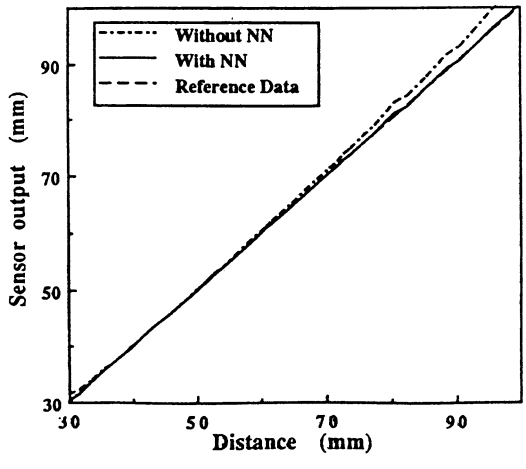


図６　３次元画像計測結果

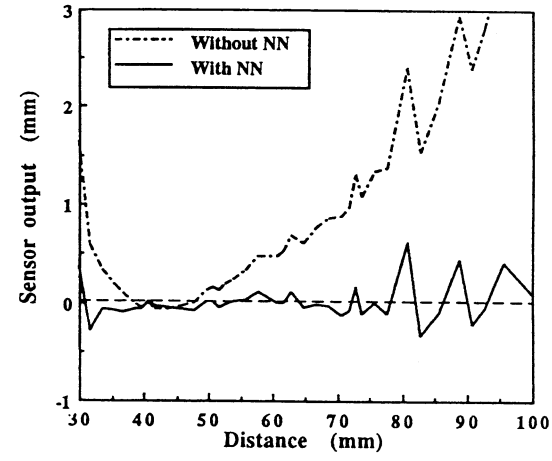


図７　リファレンスデータに対する誤差

２．３　ファジィ推論による測定結果の統合　　本システムでは同一測定点に対して，１個のＬＥＤ距離センサと２台のＣＣＤカメラにより，３種類の距離データが使用できる。

ＬＥＤ距離センサの測定結果は、その測定原理によって，対象物表面に投影されるスポット光の反射光の強度に左右され易い．

これに対し，ＣＣＤカメラによる画像計測の測定精度は，対象物の表面色・反射率に対しては安定しているが，カメラ・パラメータの同定精度により左右され，またスポット光の重心位置により測定結果を求めてる為，スポット光の形状に左右されるという特徴を持つ．

そこで，各センサの測定精度に影響を与える因子（ＬＥＤ距離センサでは，ＣＣＤカメラにより観測されるスポット光の反射強度，画像計測ではスポット光の縦横比）を入力とするファジィ推論を用いて，各センサデータの統合を行う．

本計測システムでは、センサ部は産業用５軸マニピュレータの先端に取り付けられており、マニピュレータを動かす事によって、センサ部の移動を行う。従ってマニピュレータ（センサ部）の移動量が正確ならば、各センサの測定値の変化量と比較する事によって最も正確なセンサを選択、若しくは統合を行う事が可能である。

しかし、実際のマニピュレータの移動量と目標移動量との間には、リンク駆動モータの特性、リンク取り付け精度、摩擦、ギアのバックラッシュ等の様々な原因による誤差が生じており、その誤差量を正確に知ることは不可能である．

そこで次の（６）式に示される，目標移動量と各センサの計測値の変化量の差と，目標移動量の比（X1）と，ＬＥＤ距離センサでは画像データから得られたスポット光位置の対象物の明るさを，画像処理部ではスポット光の縦横比を入力（X2）とするファジイ推論を用いて，各センサの測定に対する適合度を算出する．

P(t-1)≠P(t)の場合

$$X1=\frac{|S(t)-Si(t-1)-(P(t)-P(t-1))|}{|P(t)-P(t-1)|}$$

P(t-1)＝P(t)の場合

$$X1=|S(t)-Si(t-1)| \qquad (6)$$

ここでP(t)は時刻tにおけるセンサ部の位置座標，S(t)は時刻tにおけるセンサ出力，Si(t)は時刻tにおけるSISの出力値である．また目標移動量が0の場合入力X1はセンサ出力変化量のみとする．また入力X2は正規化した値が1に近いほど良好な環境状態とした．次にファジィ・ルールの例を表1に示す．ここでS,MS,M,MB,Bの順にセンサの測定に対する適合度は高くなる．

各センサデータの統合は，ファジィ推論の値が各センサの測定に対する適合度であるため，この適合度を荷重とする荷重平均によって最終的な測定結果を決定する．なおファジィ・ルールは経験的に決定を行った．

3．センサ・インテグレーション・システムの実験

本論文で提案するマニピュレータ移動量と測定環境を入力とするファジィ推論によるセンサ・インテグレーション・システムの有効性を示すために，測定環境およびセンサ内部パラメータを変化させて実験を行った．実験を行ったシステムは，

SIS1）測定環境・マニピュレータ移動量をファジィ推論の入力とする場合，

SIS2）マニピュレータ移動量をファジィ推論の入力とする場合，

SIS3）測定環境をファジィ推論の入力とする場合[7]，

の3種類である．

実験は，測定対象物をＸＺテーブルに取り付け，ＸＺテーブルを動かすことで，センサ部から45mm離れた点から35mm離れた点まで1mm間隔で接近・測定を行い，対象物の色，ＬＥＤ距離センサの感度，カメラ・パラメータおよびマニピュレータのキャリブレーション誤差を考慮してマニピュレータ目標移動量を各種変更する事で比較検討を行った．表2に様々な条件における，各ＳＩＳの測定点１１点における総測定誤差量を示す．

表中，Oは対象物の色（B/黒色，DG/ダーク・グレー，LG/ライト・グレー，W/白色），LはＬＥＤ距離センサのスポット光反射強度に対する感度（B/対象物が黒色用，W/対象物が白色用），Cはカメラ・パラメータ（G/同定ズレ小，B/同定ズレ大），SIS1,SIS2の+/0/-はファジィ推論の入力の一部であるマニピュレータ目標移動量（+/実移動量より目標移動量が200μm大きい，0/実移動量と目標移動量が等しい，-/実移動量より目標移動量が200μm少ない）の各条件を表す．

4．まとめ

本報では、自動加工ロボットシステムの主要部である、ＬＥＤ距離センサと画像処理を用いた計測システムについて、ニューラルネットワークによる画像計測値補正、カメラ・パラメータのキャリブレーション法、マニピュレータの移動量を用いたセンサ・インテグレーション・システムの各手法について述べその効果を実験により示した。

参考文献

[1] 福田，下島，新井，松浦，武石，大岡，”センサ・インテグレーション・システムの研究（第2報、ファジィ推論とニューラルネットワークを用いたセンサ・インテグレーション・システムの応用）”，日本機械学会論文集、C編、５８－５４６、PP.476-483，(1992).

[2] Rumelhart,D.E., McClelland,J.L. and The PDP Research Group, Parallel Distributed Processing, The MIT Press, (1986).

［問い合わせ先］

〒464-01　名古屋市千種区不老町1

名古屋大学工学部機械工学科制御講座

下島康嗣

TEL 052-781-5111(EXT.4481) FAX 052-781-9243

表1　ファジィ・ルール

X2＼X1	S	MS	M	MB	B
S	M	MS	MS	S	S
MS	M	M	MS	MS	S
M	MB	M	M	MS	MS
MB	MB	MB	M	M	MS
B	B	MB	MB	M	M

表2　各条件に対する測定誤差平均

Condition	Sensor			SIS1			SIS2			SIS3
	LED	CCD1	CCD2	+	0	-	+	0	-	
O-W L-W C-G	0.06	0.02	0.06	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04
O-W L-W C-B	0.06	0.15	0.06	0.05	0.04	0.04	0.04	0.04	0.05	0.05
O-W L-B C-G	1.42	0.02	0.07	0.09	0.04	0.05	0.05	0.04	0.05	0.64
O-W L-B C-B	1.42	0.15	0.07	0.13	0.08	0.08	0.10	0.07	0.08	0.69
O-LG L-W C-G	0.06	0.07	0.10	0.05	0.05	0.05	0.06	0.04	0.05	0.06
O-DG L-W C-B	0.14	0.14	0.12	0.12	0.11	0.07	0.08	0.10	0.07	0.12
O-B L-W C-G	2.63	0.07	0.18	0.11	0.07	0.07	0.62	0.50	0.51	0.07
O-B L-W C-B	2.63	0.16	0.18	0.15	0.13	0.13	0.62	0.55	0.54	0.13
O-B L-B C-G	0.12	0.09	0.25	0.15	0.11	0.11	0.16	0.11	0.11	0.11
O-B L-B C-B	0.12	0.16	0.25	0.16	0.13	0.15	0.15	0.12	0.15	0.13

ファジィニューラルネットワークを用いた階層的知的制御のためのスキルに基づく制御

Skill Based Control for Hierarchical Intelligent Control by using Fuzzy Neural Network

柴田崇徳　福田敏男　小菅一弘　新井史人

Takanori SHIBATA, Toshio FUKUDA, Kazuhiro KOSUGE, and Fumihito ARAI

名古屋大学

Nagoya University

あらまし　本稿では、ロボットの知的制御のための新しい構成方法を示す。このシステムは、知識ベースを用いた推論システムにより大まかな制御戦略を生成し、ニューラルネットワーク（ＮＮ）をサーボコントロールのために用い、また、ファジィニューラルネットワーク（ＦＮＮ）をスキルに基づく制御のために用いたシステムである。つまり、ニューロモーフィック制御とシンボリック制御のハイブリッドシステムである。サーボコントローラのＮＮは、数値の操作であり、知識ベースを用いた推論システムは、記号の操作を行う。ＦＮＮは、数値と記号をリンクするためと人間のスキルを学習を通して獲得、表現するために用いる。

キーワード　ロボット、知的制御、スキル、ＮＮ、ＦＮＮ

１．はじめに

ロボットによる作業に、高度なフレキシビリティが求められるにつれて、センサシステムを用いて自律したロボットが非常に重要になっている。自律型ロボットは知的でなければならない。ここで、知的なロボットとは、人間のようにそれ自身で様々な環境の中で、様々な目的に応じて行動できるものであると考える。そのため、人間の大脳を用いた制御構造をまねた、階層的な制御構造が非常に有効であると考える[6, 7]。したがって、環境を認識し、作業に応じて自己の動作を決定する能力を求められるので、推論機構や環境特性に適応できるコントローラを持つ必要がある。複合した複雑な作業を行うために、環境やプロセスの認識後、高いレベルで推論機構は、制御戦略を知識、データベースを用いて生成する。下位のサーボレベルでは、不確かさを含む環境の特性に適応しながら制御を行う。ここで、推論機構は記号を扱い、サーボコントローラは数値を扱う。

知識情報処理の分野において、ＡＩ技術によるエキスパートシステムとしての知識ベースシステムの有効性は示されている。制御の分野においては、知的制御のためにシンボリック制御と称し、上位レベルのシンボリックな制御の例がいくつか報告されている[9]。しかしながら、プロセスの状態を認識するために、センシングで得られる数値情報をシンボルに変換し、データをクラス分けすることが困難であることが指摘されている。一方サーボレベルでは、適応制御が不確かさを含むシステムの制御に有効であることが示されている。しかし、未知パラメータ数の増加や、非線形なシステムを扱う場合に十分な制御を行えない場合がある。その解決策として、近年多くのグループがＮＮを用いる方法を提案し、その有効性を示している。我々もロボットマニピュレータの力制御、スタビング制御、ならい制御、位置・力のハイブリッド制御などに適用し、そしてＮＮを用いた制御をニューロ

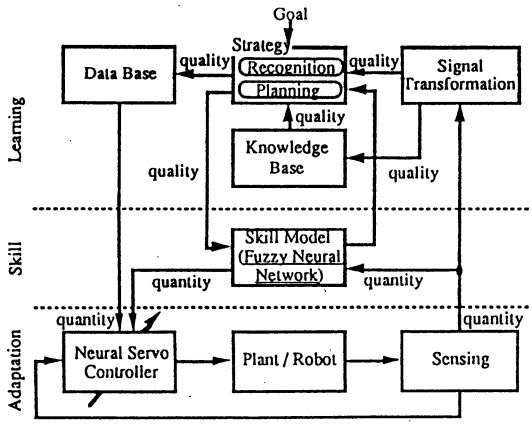


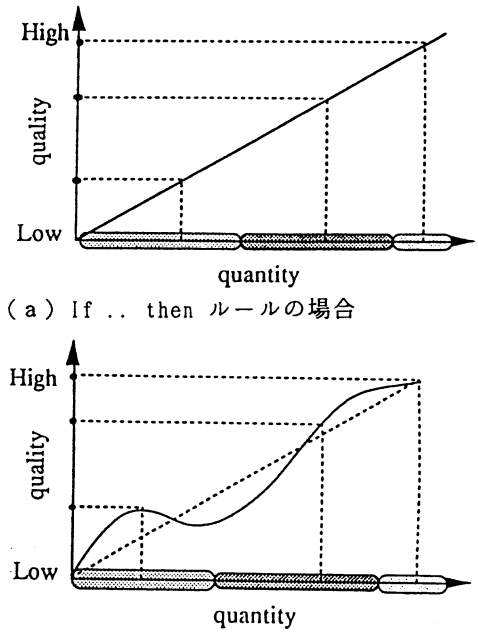
図１　階層的知的制御システム

モーフィック制御と称し、非線形で不確かさを含むシステムの制御に有効であることを示してきた[2-7]。ニューロモーフィック制御の問題点は、学習を行った後に様々な作業に汎用できない点と、環境を考慮した場合にその特性が大きく変化した場合に適応できない場合がある点である。知的制御に用いるためには、作業範囲を広げる必要がある。

そこで従来我々は、ロボットの知的制御のために、シンボリック制御とニューロモーフィック制御のハイブリッド制御である階層的知的制御システムを提案してきた[6, 7]。このシステムでは、知識ベースを用いた推論機構により制御戦略を生成し、その記号表現による制御戦略の曖昧さを補償し、不確かさを含む環境に適応するためにニューロコントローラをサーボレベルに用いた。ＮＮを用いて、記号的なＡＩと数知的な実世界をつないだ。このシステムは、シンボリック制御による学習レベルと、ニューロモーフィック制御による適応レベルから成っている。上位の学習レベルで、作業と環境に応じ制御戦略を大まかに記号的に生成し、下位の適応レベルでＮＮを用いたコントローラへの目標値やＮＮの初期値などをデータベースから選択して与えた。コントローラは適応により、制御戦略の曖昧さと環境の不確かさを補償した。しかし、環境の認識と制御戦略の生成のための推論に時間がかかるので、必ずしも効率的ではなかった。つまり、環境の変化に対し制御の目標値を修正するだけで良い場合がある。この場合、作業は大まかには同じなので、記号的な推論を必要とはせず、環境の変化を認識しそれに合わせた作業のやり方があれば良い。人間の場合には、スキルに相当すると考える。

従来、人間のスキルを獲得、表現し、ロボットに移行する方法が提案されている。人間から得たスキルとしての教師データをＮＮを用いて学習し、獲得する方法が提案されている[10]。しかしながらＮＮは、獲得された人間のスキルを上位レベルで理解するために、数値的センサ情報による入力空間を分類することが困難である。

本稿では、ロボットの階層的知的制御のために、スキルに基づく制御行うためのレベルを提案する。これをスキルレベルとし、学習レベルと適応レベルの間で用いる（図１）。ファジィニューラルネットワーク[11-14]を用いることにより、人間のスキルを獲得した後、上位レベルで知識として記号化できることを示す。また制御ループとしては、センサからの数値入力を用い、制御の目標値を出力とする事で環境の変化に対して効率的に知的制御を行えることを示す。スキルレベルはシンボリック制御とニューロモーフィック制御をリンクするものである。



（ａ）If .. then ルールの場合

（ｂ）ＮＮによる場合

図２　数値から記号への変換

２．階層的知的制御システムの概要

本稿における階層的知的制御システムは、ＡＩ、ファジィ、ＮＮのハイブリッドシステムであり、学習レベル、スキルレベル、適応レベルの３つのレベルに分かれ、３つの制御ループが存在する（図１）。ＮＮは、制御プロセスの長い期間での「学習」と、ダイナミックプロセスの短い期間での「適応」の両方に適用する[7]。学習レベルは、制御戦略のために、認識とプランニングの２つのレベルに分かれている。認識のレベルは、センシングのモジュールとしてＮＮとファジィニューラルネットワーク（ＦＮＮ）を決定木の節のように用いる。ＮＮは数値のセンサ入力から、フラグを記号として出力する。ルールは経験的知識としての写像データの学習を通して得られる（図２）。ＦＮＮはスキルレベルで用いられるが、数値入力のセンサ情報をメンバーシップ関数の形で記号化し、上位レベルで用いる（図３、図４）。ＦＮＮにおいてメンバーシップ関数は、人間のスキルを学習を通し

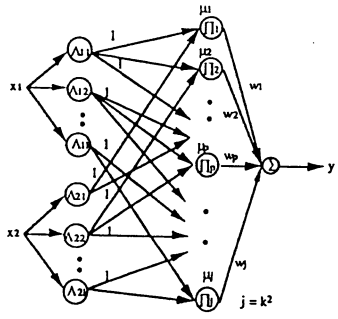


図３　ＦＮＮの構成[14]

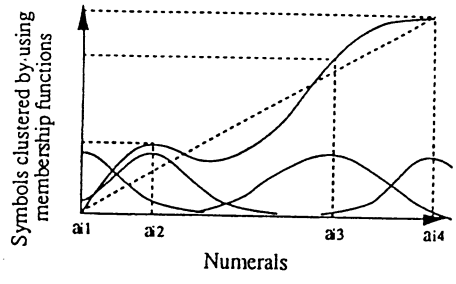


図４　ＦＮＮによる数値から記号への変換

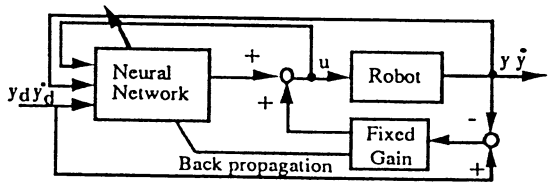


図５　ニューロモーフィック制御システム

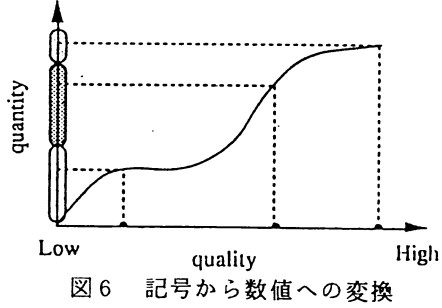


図６　記号から数値への変換

て獲得するときに同時に修正される。これらのＮＮにより、様々なセンスされた数値情報をシンボルに変換する。論理的推論を行うことでセンサフュージョンやメタ知識の形成ができる。センシングのモジュールとして、視覚、重さ、硬さ、オーディオ、接触、嗅覚など様々なセンサを用いることができる。知識に基づき必要なセンシングを能動的に行い、推論により知識ベースを用いて未知の事象を導きだし、より細かな認識を行う。認識の後、戦略的プランニングのレベルは、タスク、軌道、他の知識ベースに結びついているプランニングなどを行う。また学習プロセスを通して、適応レベルからの最新の情報に合わせ知識を更新する。ロボット制御用のシステムにおいてはペイロードの特性や他のロボット操作のための「コモンセンス」や「スキル」を含み得るものである。このように、学習レベルはフィードフォワード制御として、適応レベルのために知識ベースを用いて環境特性に合わせた制御戦略と大まかな目標を生成し、同時に知識を用いてシンボリックに適応レベルの評価を行う。

同じ作業を行う場合に、環境の変化に対し適応レベルの制御の目標値を修正するだけで良い場合がある。この場合、作業は大まかには同じなので、記号的な推論を必要とはせず、環境の変化を認識しそれに合わせた作業のやり方があれば良い。人間の場合には、スキルに相当すると考える。スキルに基づく制御行うためのレベルをスキルレベルとし、学習レベルと適応レベルの間で用いる。ＦＮＮを用いることにより、人間のスキルを獲得した後、制御ループとし、センサからの数値入力を用い、制御の目標値を出力とする事で環境の変化に対して効率的に知的制御を行う。ＦＮＮはファジィロジックとしてルールの抽出がしやすく、スキルの表現を行うことができる。スキルレベルは、シンボリック制御とニューロモーフィック制御をリンクするものである。

一方、適応レベルは適応制御のように、プロセスのその時点での状態の制御ゲインを調節、あるいは補償するものである。特に非線形なシステムやその非線形性の補償はＮＮによって扱われなければならない。適応のプロセスにあるＮＮは、学習のプロセスにあるＮＮよりも速く動作できなければならない。筆者らは、ダイナミックなＮＮを用いたコントローラ、ニューラルサーボコントローラ（ＮＳＣ）を用いて、非線形性が強く、不確かさを含むダイナミックな系の制御を行う（図５、６）。以上のように、ＮＮとＦＮＮによりニューロモーフィック制御とシンボリック制御をつなぎ、階層的知的制御を行う。

３．ファジィニューラルネットワークの構成

ＮＮは非線形写像、並列処理、学習能力などを特徴として持つ反面、学習で得られた写像のルールを抽出しにくいなどの問題がある。一方、ファジィロジックでは、曖昧さを持たせながら、ルールを記述できる点で優れている反面、学習によりルールの獲得が難しい。ＦＮＮはそれぞれの難点を補うことを目的に様々に提案され、その有効性が示されている。本稿では、市橋により提案されたＦＮＮをスキルレベルのために用いる[14]（図３）。

簡略ファジィ推論に用いる第ｋルールの第ｉ入力変数の変域におけるファジィ集合のメンバーシップ関数を、Ａikとする。ｎ個の入力変数をｘｉ（ｉ＝１．．ｎ）、出力ｙを推論する第ｋ番目のルールの結合部実数値をｗｋとする（図７）。条件部の適合度合は

$$\mu_k = \Pi A_{ik}(x_i) = A_{1k}(x_1) \times A_{2k}(x_2) \cdots \times A_{nk}(x_n) \quad (1)$$

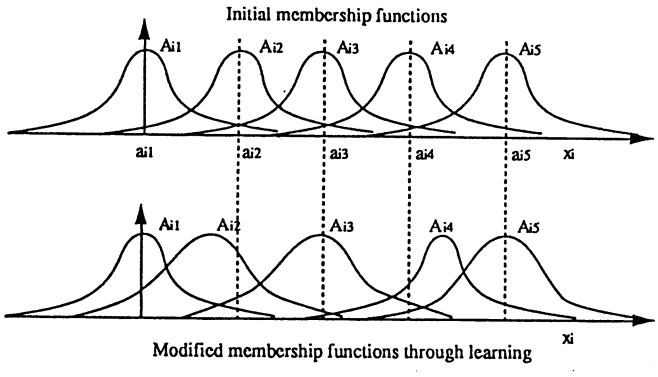


図7　学習により修正されたメンバーシップ関数

で、ファジィモデルの出力yを

$$y = \Sigma\, \mu_k \cdot w_k \qquad (2)$$

とする。最急降下法による学習則は、実際の出力と学習データの出力の誤差を$\delta = y_d - y$とし、誤差関数Eは、

$$E = (y_d - y)^2 / 2 \qquad (3)$$

で表す。バックプロパゲーション法に基づき重みの修正は、次式で行う[1]。

$$\Delta w_k = \tau \cdot \partial E / \partial w_k = \tau \cdot \mu_k \cdot \delta \qquad (4)$$

τは学習率である。

メンバーシップ関数は、ガウス基底を用いる。これにより、容易に微分が可能になる。

$$A_{ik}(x_i) = \exp(-(x_i - a_{ik})^2 / b_{ik}) \qquad (5)$$

パラメータaikとbikはルールごとに設定する（図7）。学習を通して入力空間の分類としてメンバーシップ関数を修正するために、バックプロパゲーション法に基づき次式を用いる。

$$\Delta a_{ik} = \tau \cdot \partial E / \partial a_{ik} = \tau \cdot \mu_k \cdot w_k \cdot 2(x_i - a_{ik}) / b_{ik} \cdot \delta \qquad (6)$$

and

$$\Delta b_{ik} = \tau \cdot \partial E / \partial b_{ik} = \tau \cdot \mu_k \cdot w_k \cdot (x_i - a_{ik})^2 / b_{ik}^2 \cdot \delta \qquad (7)$$

学習後は、aikを入力変数の分類化された記号として取り扱う（図4、7）。このように、ＦＮＮを用いることにより、人間のスキルを学習により獲得、抽出する。

4．まとめ

本稿では、ロボットの知的制御のために、学習レベル、スキルレベル、適応レベルの３層からならなる階層的知的制御システムの構成方法を示した。学習レベルでは記号を扱うシンボリック制御を行い、適応レベルでは数値を扱うニューロモーフィック制御を行う。スキルレベルはその中間にあり、数値と記号をリンクするために、ＦＮＮを用いることを提案し、その構成方法を示した。

参考文献

[1] D. E. Rumelhart et al., Parallel Distributed Processing, MIT Press (1987)

[2] 鵜田、光岡、福田、柴田、神経回路モデルによるロボットマニピュレータの位置と力のハイブリッド制御（２自由度マニピュレータの適応制御）、JRSJ, Vol. 9, No. 1, pp. 45-54 (1991)

[3] 福田、柴田、他、神経回路網によるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究（第２報）、機論, 57-535, C, pp. 866-873 (1991)

[4] 福田、柴田、他、神経回路網によるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究（第３報）、機論, 57-535, C, pp. 874-881 (1991)

[5] 柴田、福田、他、神経回路網によるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究（第４報）、機論、57-539, C, (1991-7)

[6] 柴田、福田、他、神経回路網によるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究（第５報）、機論、57-540, C, (1991-8)

[7] 柴田、福田、他、神経回路網によるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究（第６報）、機論、C編（掲載予定 1992-5)

[8] J. Rasmussen, Skills, Rules, and Knowledges; Signals, Signs, and Symbols, and Other Distinctions in Human Performance Models, Trans. on SMC, Vol. SMC-13, pp. 257-266 (1983)

[9] H. Asada and S. Hirai, Towards A Symbolic-Level Force Feedback: Recognition of Assembly Process States, Proc. of ISRR, pp. 341-346 (1990)

[10] H. Asada and S. Liu, Transfer of Human Skills to Neural Net Robot Controllers, Proc. of R&A, pp. 2442-2448 (1991)

[11] 斉藤、向殿、MAX-MINネットワークの学習法とファジィ関係方程式を解くためのその応用、Proc. of 7th Fuzzy System Symp., pp. 463-466 (1991)

[12] M. M. Gupta and J. Qi, On Fuzzy Neuron Models, Proc. of IJCNN'91-Seattle, pp. II-431-II436 (1991)

[13] 藤岡他、ファジィ数入力ベクトルを用いたニューラルネットの学習、Proc. of 7th Fuzzy System Symp., pp. 471-474 (1991)

[14] 市橋、逆伝播誤差を用いる共役勾配法による階層型ファジィモデルの学習、日本機械学会[No. 910-70]、ＦＡＮシンポジウム講演論文集、pp. 235-240 (1991)

連絡先
〒464-01 名古屋市千種区不老町１
名古屋大学工学部機械システム工学科福田研究室
Tel:(052)781-5111 (ext. 4479)
Fax:(052)781-9243

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

あいまい状況判断が可能な自律移動ロボットシステムの一構成法

A Construction Method of Autonomous Mobile Robot System with decision processes for ambiguous states

前田陽一郎* 田鍋実** 湯田盛和*** 高木友博*
Yoichiro MAEDA Minoru TANABE Morikazu YUTA Tomohiro TAKAGI

* 国際ファジィ工学研究所 Laboratory for International Fuzzy Engineering Research
** 日本鋼管（株） NKK Corporation
***山武ハネウェル（株） YAMATAKE-HONEYWELL Corporation

あらまし：当研究所では人間に似た判断メカニズムをもつ知的機械システムの制御系構築手法の研究を行なっている。ここでは一般の屋内環境を想定し、あいまい状況判断をさせるために筆者らが提案した自律移動ロボットシステムについて紹介する。本システムは主に、1)不完全情報を含んだ地図に対してもあいまい状態評価ができる経路計画システム（マクロプランニング部）、2)ファジィアルゴリズムによるあいまい状況判断機能をもつ行動決定システム（マクロ行動決定部）、3)生物検知が可能なあいまい状況認識のためのセンサフュージョンシステム（マクロセンシング部）の３要素から構成されている。本報告ではこれら各部の研究概要並びに実証評価のためのシミュレーションおよび実験結果について報告する。

キーワード：ファジィアルゴリズム、経路計画、センサフュージョン、自律移動ロボット

１．緒言

筆者らの国際ファジィ工学研究所（LIFE）における知的行動決定（ROBOT）プロジェクトでは「ヒューマンフレンドリファジィシステム」研究の一環として、「人間らしい」「人間にやさしい」機能をロボットにもたせるため研究を行なっている。本研究は人間に似たマクロ判断機構をもち、高度な自律制御が可能な対人親和性の良い知的機械システムの制御系の構築手法を確立することを目標としている。

以上の目標に対し、本プロジェクトではロボットの知的行動決定にとって最も重要な機能として以下の３項目に研究テーマを設定している。

1) 知的経路計画手法の研究
2) 行動決定アルゴリズムの研究
3) マクロ状況認識手法の研究

筆者らはこれらの研究テーマに関してファジィ理論を適用することにより従来困難とされていたあいまい状況判断機能をもつ自律型知能移動ロボットの実現を目指している。本報告ではこれらの研究テーマについての現状における成果についてその概要を報告する。

２．自律移動ロボットシステムの機能構成

筆者らが想定している自律型知能移動ロボットシステムの機能構成を図１に示す。

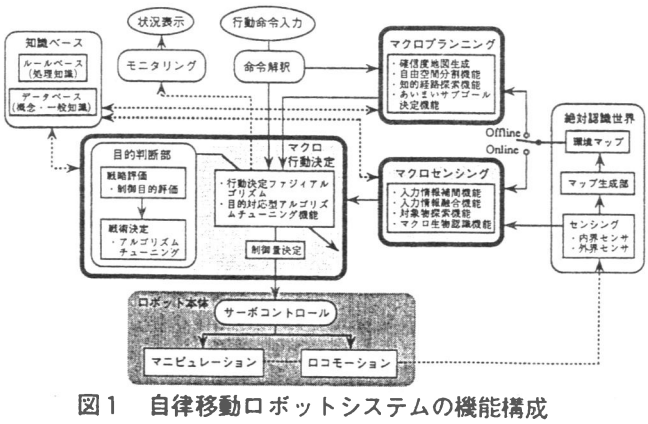


図１　自律移動ロボットシステムの機能構成

注）本研究は筆者全員が国際ファジィ工学研究所に所属していた際になされたものである。

本システムは主に、1) マクロプランニング部（知的経路計画手法）、2) マクロ行動決定部(行動決定アルゴリズム)、3) マクロセンシング部（マクロ状況認識手法）の３つの構成要素からなると考える。まず人間（オペレータ）からの命令は、ある程度ロボットが解釈できるレベルのコマンドに落としてマクロプランニング部に送られる。マクロプランニング部では、あいまい情報をも考慮したようなマップの生成、そのマップに基づく移動可能な自由空間の導出、自由空間内のさまざまな条件を考慮した経路の探索、ロボットへの最終的出力であるサブゴールの許容範囲を含んだ決定、などを行なう。その結果はあいまいサブゴールというかたちでマクロ行動決定部に送られる。

またロボットからのセンシングデータを受けてマクロ状況認識部では不完全なデータの入力情報補間および融合、センシング対象物の探索、生物認識などの操作を行ない、マクロ状況をセンサデータとともにマクロ行動決定部に送る。さらにこのマクロプランニング部からのあいまいサブゴール情報とマクロ状況認識部からのフュージョンされたセンシング情報をもとに、マクロ行動決定部では、制御目的を自律的に判断し、これらによりアルゴリズムをチューニングしながら行動を決定する。

本プロジェクトでは以上の全体構成をもつ知的行動決定システムの３つの主要部を中心に研究を進めている。以後これら各部の研究成果についてその概要を報告する。

３．マクロプランニング部

ここではマクロ行動決定部に必要な目標情報生成のため、抽象的な評価がある許容範囲内に入る経路を見い出す過程をファジィ理論を用いて模擬する手法[1]を提案する。

3.1 経路計画におけるあいまい性

本節では一般に経路計画問題に含まれる３つのあいまい性について述べる。本方式では、これらのあいまい性をすべて考慮した手法の提案を行なう。

a）地図情報の不確かさ

地図情報の不確かさにはさまざまなレベルのものがあるが、ここでは物体が存在することには確信があるが、その位置については確信が持てない場合を扱う。確信度と拘束の強さの間には負の相関がある。例えば図２のように地図上の物体周囲に現れる確信度領域は次のようなものがある。

・領域Ｐ（確信度1.0）：この領域内に存在することは絶対に間違いない。
・領域Ｑ（確信度0.5）：たぶんこの領域内に存在すると思われる。
・領域Ｒ（確信度0.2）：あえて限定すればこの領域の内部に存在する。

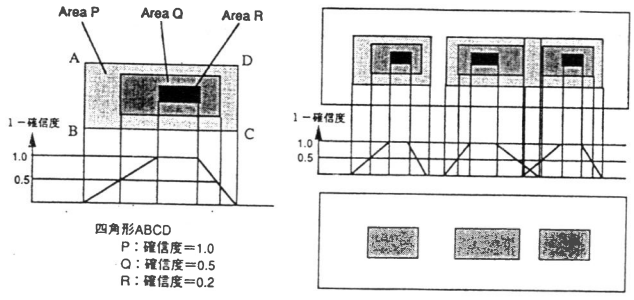


図２　位置情報があいまいな地図

b） 評価関数のあいまいさ

一般に人間からマクロ命令が与えられる知能ロボットの場合、いくつかの物理的なあいまい量を属性としてもつ比較的定性的な行動目的が与えられる場合が多いと考えられる。そこで本研究では異なる目的による計画経路の違いを比較するため、「注意して走行する」と「急いで走行する」を例として取り上げ経路評価を行なってみた。移動ロボットに対する指示として、例えば「急いで」と「注意して」の場合、次のような経路選択が適当であると考えられる。

「急いで」　・できるだけ短い経路を選ぶ。
　　・できるだけ速度を大きく保てるように経路を選ぶ。
「注意して」・できるだけ危険度の小さな経路を選ぶ。
　　・できるだけ確信度の高い地図を用いて経路を決定する。

上にあげた行動目的には「危険度」、「地図の確信度」、「経路の長さ」、「方向転換の数」、「方向転換の大きさ」等の因子が含まれている。

c） 計画された経路のあいまいさ

本研究ではサブゴールを「あいまい」に表現し、ある程度の許容範囲を包含した形で目標値をロボットに与えるものとする。「あいまい」サブゴールとは地図上の点で、その近傍にその点への近さを決定するための所属度メンバーシップ関数が定義されている点を表わす。センサ情報から得られた現在位置の情報はセンサの精度に依存するファジィ数と考え、このファジィ数とサブゴールの所属度メンバーシップ関数とのマッチングの度合をもってサブゴールに到達したかどうかの判断基準とする。

3.2 経路計画アルゴリズム

前節で述べたあいまい性をすべて考慮した知的経路計画アルゴリズムを以下の手順で実行する。

Step1：あいまいな地図の作成
Step2：確信度による地図のスライス
Step3：領域分割
Step4：位相情報の抽出
Step5：通過可能領域列の抽出
Step6：経路生成
Step7：サブゴール生成
Step8：確信度のレベルを一段階下げ、1から7を繰り返す。
Step9：総合評価

a） 領域分割および領域列の生成

経路計画に用いる地図の領域分割法として本研究では経路長の他にロボットの特性や危険度などを含めて評価することを考え、分割境界上にサブゴールを発生させる高速経路計画手法（MAKLINK法[2]）を適用した。まず環境の頂点を結ぶリンクの中点をノードとするグラフを作成する。次に領域の接続関係を記述したものとしてノードとエッジ（ノード間を結ぶ最短距離経路）を定義する。これらの関係情報をもとに、ロボットの移動にとってより本質的と考えられる「狭路通過部」および「方向転換部」を抽出する。

b） 経路評価

本経路計画手法では、以下の点を基本前提として経路評価を行なっている。

・急な方向転換は好ましくない。
・狭い領域を通過することはできるだけ避けた方がよい。
・環境に過度に接近することは好ましくない。
・環境から過度に離れた経路は冗長である。

まず、抽出された狭路通過部と方向転換部の経路評価を行なうために、評価量のそれぞれの因子ごとに設定されたメンバーシップ関数と実際の値との適合度を評価する。それぞれのメンバーシップ関数はロボットの代表長さなどの特性値で正規化された台集合の上で記述されている。

次に通過可能領域列の抽出は、ノードグラフ上でスタート地点を含むエッジからゴール地点を含むエッジを探索することにより達成される。そして、探索結果に含まれる狭路通過部の「通過のしやすさ」と方向転換部の「方向転換のしやすさ」および「おおよその経路の長さ」を評価し、探索結果に順位づけを行なう。さらに、個別の評価を総合評価にまとめるための重み係数を決定する。この重み係数は経路計画に用いた地図の確信度に応じて変化させる。

c） サブゴール生成

前節で順位づけられたスタートからゴールに至る領域列に対し、サブゴールによる経路生成を行なう。この段階は、すでに実際の経路を生成するための領域列が抽出されているため、問題は単連結な空間の内部に環境や物体と干渉しないという条件のもとで、できるだけ経路長が短く、方向転換の数が少なく、ロボットにとって操舵可能な範囲に収まる経路を生成するという問題に帰着する。ここでは、まず「狭い」と評価された領域に対してあらかじめ知識として与えられた４つの走行パターンをマッチングすることによって経路を生成し、残りの領域に対しては最短距離経路を生成するという２段階で実際の経路を生成している。

3.3 シミュレーション結果

実際の経路生成およびサブゴール生成の基本的な動作を確認するために計算機シミュレーションを行なった。「注意して走行する」と「急いで走行する」という行動目的を与えた場合に生成されたサブゴールの例を図３に示す。図は（a）、（b）の順に良い評価を受けた経路で、ここでは２番目の経路までを示した。図中、グレーのエリアは狭路通過部、丸は方向転換部、矢印はその大きさが拘束の厳しさを示すサブゴールを表している。この結果より、与えられた目的によって評価値が変化し２つの目的に対して経路が適切に評価され順位づけられていること、またそれぞれに対しサブゴールが適切に生成されていることがわかる。

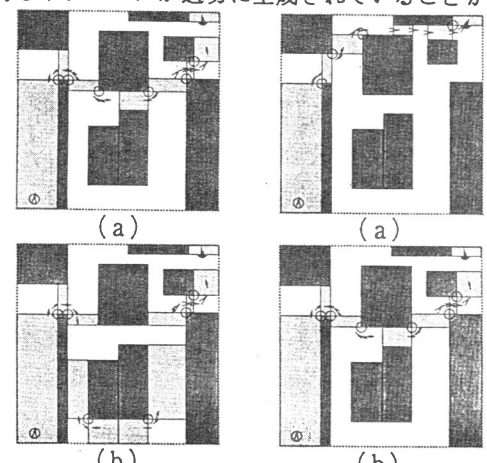


図３　生成サブゴール

4．マクロ行動決定部

本研究では、ファジィアルゴリズムの概念を用いて人間が通常行なっているのに近いマクロ行動決定アルゴリズムを記述することを試みる[3][4][5]。

4.1 行動決定ファジィアルゴリズムの構築

ファジィアルゴリズム（Fuzzy Algorithm）[6][7]は意思決定システムの近似解析のためのツールとしてL.A.Zadehにより提唱された概念である。

a） 修正ファジィアルゴリズムの提案

ファジィアルゴリズムを用いると、従来のファジィ制御におけるファジィ推論処理だけでなく、クリスプ量とファジィ量が混在するような極めて自然な表現形式でシーケンスアルゴリズムを記述できる。しかしながら、オリジナルのファジィアルゴリズムではファジィ分岐後の処理を並列発火し、それぞれ前件部グレードの重み（あいまいさ）を継承する形で後件部を実行することが提案されている。ところが、この方法で実際のアルゴリズムを実行すると並列処理が増大し、やがてアルゴリズムフローが爆発する。

そこで本研究ではファジィ分岐のルール前件部にスレショールド値を設け、これを自律的に判断した制御目的によりチューニングする方法（以後、修正ファジィアルゴリズムと呼ぶ）を提案する。この手法の概念図を図4に示す。各ファジィ分岐にはそれぞれスレショールド値（図ではμ_1、μ_2など）が定義されており、IF...THEN...ELSE....の形式で分岐表現がなされている。分岐が通常のクリスプで表現されている場合、前件部が成立（Yes）すればTHEN部が、不成立（No）ならばELSE部が一方だけ実行（単一発火）される。しかしながらファジィ分岐の場合、前件部にある入力が与えられ、そのマッチ度(成立グレード値）がm、スレショールド値がμ_1であったと仮定すると、マッチ度mでTHEN部が、マッチ度（1－m）でELSE部がともに実行（並列発火）される。

これに対し、提案した修正ファジィアルゴリズムではTHEN部とELSE部のどちらか一方が実行（単一発火）されるため、アルゴリズムの分岐処理が爆発することはない。しかも、アルゴリズムチューニングのキーポイントであるスレショールド値をアルゴリズムの上位レベルで制御（本研究では行動目的に従って制御）することにより、リアルタイムでアルゴリズムのフロー自体を変化させることができる。

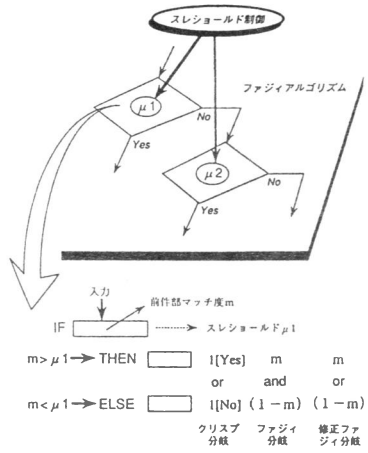


図4　修正ファジィアルゴリズム

b）あいまい概念およびあいまい状況の定義

まず初めにあいまい概念として、障害物・壁・前方空間・ロボットに関する属性(ファジィ数またはクリスプ数)をフレーム形式で定義する。この表現は属性スロット値がファジィラベルで定義できるフレーム（以後、ファジィフレームと呼ぶ）により記述される。さらに移動の場合、最も問題となると考えられるのが走行時において前方が通過できる（Passable）のか、障害物が回避できる(Avoidable)のかなどといった比較的あいまいな状況に対する認識である。このようなあいまい状況を明確に記述するため、ここではファジィアルゴリズムを適用して近似的表現を行なう。

これらあいまい状況を定義したルールはファジィアルゴリズムを用いているため通常のファジィ制御の場合とは異なり、各ルールに対して前件部のMINグレード値があるスレショールドを越えるルールの後件部のみ成立するような状況記述を行なう。

c）行動決定ファジィアルゴリズムの基本方式

図5に行動決定ファジィアルゴリズムの基本方式を説明するフロー図を示す。図において下位レベルのアルゴリズムがメインフローでこの処理を各サンプリング毎に逐次繰り返す。本方式ではアルゴリズムフローにおけるすべてのルールはファジィアルゴリズムを用いて記述されているが、詳細については紙面の都合上割愛する。

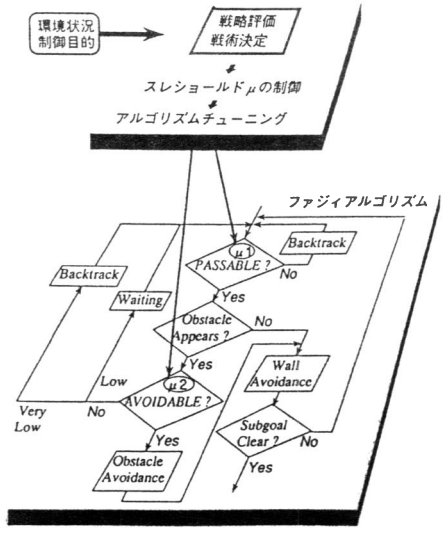


図5　行動決定ファジィアルゴリズム

d）制御目的自律判断機能

この部分はアルゴリズム全体をそのときの制御目的に応じて微妙にチューニングするところで、行動決定ファジィアルゴリズムの上位に位置づけられるものである。この目的判断部の構成として人間の状況適応機能を参考にし、「戦略評価」と「戦術決定」の階層的決定方式を採用した。

「戦略評価」部では、ロボットが現在得られる情報から判断して自分自身が今どういう移動モードで行動すべきかの評価を行なう。この部分はファジィアルゴリズムを用いて表現されている。ここでは、安全性、省エネ、最短時間の3つの移動モードを考え、各ルールのモード成立度をそれぞれMs, Me, Mtとして、これらの最大値をとるモードをそのときの最大目的として一つ選択する。

「戦術決定」部では、上述の戦略評価に基づいてアルゴリズムのオンラインチューニングを行なうための戦術を決定する。ここでは評価された戦略ごとにアルゴリズム中で主に以下の3点を修正する機能を提供する。

1) 分岐判断の境界制御
2) 制御方策(回避重視度)の修正
3) 制御制約(速度・操舵)の変更

4.2 有効性検証シミュレーション

提案した手法を用いて、2次元の屋内環境を想定した自律移動シミュレーションを行なった。ロボットは8個の超音波センサにより進行方向を中心に15°ずつ120°の範囲の前方物体までの距離を計測でき、実験システムと同じセンシングを想定した。図6にロボットおよび移動障害物の軌跡を描いたシミュレーション結果を示す。環境中における静止物体（黒い多角形部分）と移動障害物（マップの右下の大きな円）はロボット（五角形）から発射される仮想超音波センサにより粗い距離を検知される。この例ではロボットは左下のスタート#0から右上のゴール#11へ移動する途中で2つのサブゴール（黒丸#3と#11）をクリアするという問題設定を考えた。

シミュレーションウィンドウの右側はファジィ状況、およびファジィ目的の状態を示している。左側の2本の棒グラフはIMPASSABLE(IM)とUNAVOIDABLE(UN)の値、黒の矢印はそのときのTH_impおよびTH_unaのスレショールド値を意味している。ロボットのあいまい状況がこの黒い矢印を越えた場合ロボットは引き返す動作をとり、UNにおける白い矢印と黒い矢印の間の場合ウェイティング動作をとる。右端のグラフはファジィ目的SAFETYにおけるDANGER(DA)の評価値である。IMおよびUNのスレショールド値はこの評価値DAに従って制御される。

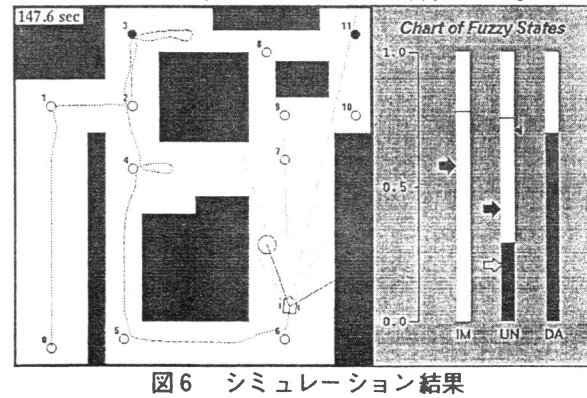


図6　シミュレーション結果

図はスレショールドTH_impとTH_unaを共にDAに従い制御した場合のロボットの移動軌跡を示している。まず、ロボットは#3から#11への最短コースであるノード#8への移動を試みるが、サブゴール前方空間の通過不能度が高く引き返す動作をとっている。次にロボットは中央のやや狭い通路に入るが、前方に障害物（この時点では静止）を発見し、回避不能度がスレショールドを越えたためサブゴール#4に引き返す。さらに右下の通路で近づいてくる移動障害物に出くわすが、前方空間が比較的広いために、ロボットは一時停止して様子をみる行動をとる。

これ以外にもさまざまなケースでシミュレーションを行なってみたところ、ロボットは狭路に入るときの通過不能度や障害物に出くわしたときの回避不能度の認識をかなり的確に行なっていることが確認された。

4.3 自律移動実験

さらに本研究では自律型の知能移動ロボットを実際に製作して、部屋を想定した屋内環境における自律移動実験により、提案した行動決定アルゴリズムの実証評価を行なった。ここでは自律型移動ロボットHERO2000（Heathkit社製）のロボット部、パーソナルコンピュータPC98RXのコントローラ部、ワークステーションSUN4／SPARCのスーパーバイザ部をもつ自律移動ロボットの階層制御システムを構築した。本システムを用いて、シミュレーションとほぼ同じ環境（4m×4m）を製作し、自律移動による行動決定ファジィアルゴリズムの有効性検証実験を行なった。尚、シミュレーションおよび実験には独自に開発した制御用ファジィシェルFRASH[8],[9]を用いた。

図7に屋内移動実験を行なった結果のロボット移動軌跡を示す。この例はスレショールド制御を完全に行なった場合で、シミュレーション結果とほぼ同等の条件で実施されたものである。これより明らかなように、シミュレーションで得られた結果とほぼ同じ動作特性および状況判断能力が確認され、本方式の基本的な有効性が実証された。

図7　自律移動実験の様子

5．マクロセンシング部

ここでは生物特に「人間」を例にとり、生物度の認識をファジィ推論を用いて実現することを試みる。

5.1 生物度認識アルゴリズムの構築

本研究では異種のセンサ情報を一旦人間が検知するのに近い尺度でマクロ情報化を行ない、それらを人間の「あいまい認識」機能を模擬した処理で生物である度合を判断するセンサフュージョンシステムを構築することを考える。

a）生物度認識センサフュージョンシステム

筆者らは複数のセンサを並列に動作させ、一部のセンサが生物の特徴（温度、色等）をとらえるまでの「検知」モードと、それ以後に集中的にセンサを動作させて生物度を出力する「認識」モードの2つのモードでセンサ情報を獲得・処理するセンサフュージョンシステムを構築した[10]。「検知」のモードでは異種のセンサ情報から、中間的なマクロ情報、例えば、縦横の比率や全体的な大きさなどの情報に変換する処理を行なう。この結果を基に、「認識」のモードでは、クリスプな定量表現では定義が困難なさらにマクロな認識を実行する。本システムでは、このマクロな認識対象として「生物度」（ここでは人間度を対象とした）というものを取り上げ、人間が行なっているのに近いあいまい状況判断アルゴリズムを構築した。（図8参照）

実際のロボットには、以下の3つのセンサを搭載し、センサフュージョンシステムを構築した。

1) カラーイメージトラッカ（2次元物体位置計測装置）
2) 超音波センサ（120° 8方向測距）
3) 放射温度計（ステッピングモータによるパン方向制御）

まず「検知」モードでは以上のセンシング情報が、1) 人間の顔の縦横比、2) 人間の顔の大きさ、3) 人間の体温、の3つの中間マクロ情報に変換される。さらに、「認識」モードではここで得られた中間マクロ情報を基にファジィ推論を行なった結果を人間度として出力する。人間度は［0、1］の値で出力され、人間としての可能性が高ければ1に近い数値となる。ここでは前件部は中間マクロ情報として得られた物体の縦横比AR、大きさRX、温度TEのファジィ数、後件部は人間度を示すファジィ変数DHを用いて表現されたファジィルールにより推論を行なっている。このルールでは、全てのセンサ情報が得られている場合と一部のセンサ情報しか得られていない場合とを並列に記述し、これらをファジィ推論を行なう。これにより、センシング情報が欠落した場合にも対処できる柔軟な生物度認識システムを構築することができた。

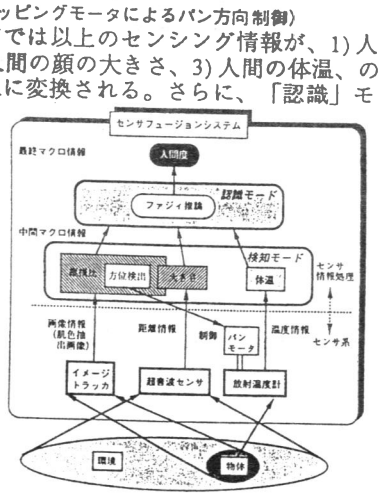


図8　センサフュージョンシステム

b）実証評価

センサフュージョンの性能評価のために実証評価試験を行なった。実験では、ロボット上のセンフュージョンシステムの前方において人間に移動または静止させ、人間以外の無生物を配置した場合にも人間認識が確実に行なわれているかを確認した。実験データは約2秒周期でセンシングと人間度の判定を行なっている（図9参照）。図から明らかなようにケース1とケース2・3ではっきりと人間度に差がでている。またケース2とケース3を比較すると、静止した状態の方が移動している状態よりも各センサ情報が安定して獲得されており、そのため人間度の出力も一定して高い値を示していることがわかる。

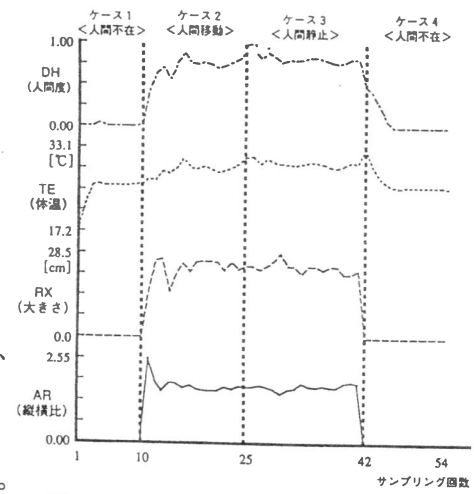


図9　センサフュージョンの実験結果

6．結言

本プロジェクトではあいまい状況判断が可能な「知的行動決定」システムの実現を目指し、知能ロボットに必要なプランニング、行動決定、センサフュージョンの各機能に対し方式検討、並びにシミュレーションおよび実験による有効性検証を行なった。本研究では知能化研究へのファジィ情報処理技術の応用可能性を探るため、ロボットにおけるさまざまな機能に人間を模擬したあいまい状況判断能力を付加することを試みた。今後はこれらの成果をベースとし、よりトータルな自律ロボットの知的行動決定問題を中心として研究を進める。本研究に関して、日頃から有益なご意見をいただいた法政大学廣田薫助教授および研究の機会を与えていただいたLIFE寺野所長に深く感謝いたします。

［参考文献］

[1] M.Tanabe, Y.Maeda, M.Yuta and T.Takagi, "Path Planning Method for Mobile Robot Using Fuzzy Inference Under Vague Information of Environment", IFES'91, pp.758-769 (1991)
[2] 浅間 一, マキハビブ, "自律型移動ロボットのための自由空間構造化手法と高速経路計画アルゴリズム", 第8回日本ロボット学会学術講演会, Vol.3, pp.881-882 (1990)
[3] 前田, 田鍋, 高木, "目的判断に基づく知能ロボットの行動決定ファジィアルゴリズム", 第7回ファジィシステムシンポジウム, pp.119-122 (1991)
[4] Y.Maeda, M.Tanabe, M.Yuta and T.Takagi, "Control Purpose Oriented Behavior-Decision Fuzzy Algorithm with Tuning Function of Fuzzy Branch", IFES'91, pp.694-705 (1991)
[5] Y.Maeda, M.Tanabe, M.Yuta and T.Takagi, "Hierarchical Control for Autonomous Mobile Robots with Behavior-Decision Fuzzy Algorithms", IEEE International Conference on Robotics and Automation, (1992) (in Preparation)
[6] E.S.Santos, "Fuzzy Algorithm", INFORMATION AND CONTROL 17, pp.326-339 (1970)
[7] L.A.Zadeh, "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-3, No.1, pp.28-44 (1973)
[8] Y.Maeda, J.Murakami and T.Takagi, "FRASH-A Fuzzy Real-time Auto-tuning Shell with Expressive Function of Fuzzy Algorithms", SICICI'92, pp.1363-1368 (1992)
[9] 前田, "ファジィアルゴリズムが記述可能な制御用ファジィシェルFRASH", 第15回知能システムシンポジウム, pp.163-168 (1992)
[10] 湯田, 前田, 田鍋, "フレーム型ファジィ知識表現を用いた階層型センサフュージョンによる生物認識", 第7回ファジィシステムシンポジウム, pp.131-134 (1991)

ファジィ搬送システム
FUZZY TRANSPORTATION SYSTEM

木村　孝　　五百旗頭　正　　佐々木　久雄
Takashi Kimura　Tadashi Iokibe　　Hisao Sasaki

（株）明電舎　技術本部
MEIDENSHA CORPORATION　ENGINEERING OPERATIONS

あらまし　本システムは画像処理装置、無人搬送車、ハンドリングロボット等を用いて、任意に指示された搬送物をロボットによる積載、ＡＧＶの搬送を経て出発置場から到着置場まで自動搬送する工程をファジィ推論を適用した制御装置により実現するものある。ファジィ推論はＡＧＶの搬送制御に適用する。ＡＧＶ、ロボット、障害物等は１０台の固定カメラによって認識され、移動前に最適に近いＡＧＶの移動経路・移動速度の自動決定を行う。

キーワード　無人搬送車　移動経路・速度　経路決定　自動搬送

1．はじめに

本システムは、工場内での"物"の自由度の高い搬送の自動化を目的としたひとつのデモシステムである。

本システムの提案で中心を成すのは障害物の存在する搬送場での無人搬送車の搬送経路・速度の自動決定である。無人搬送車や自律走行ロボット等の自動走行に関しては、障害物回避問題として様々な提案がなされている。コンフィギュレーション空間法[1]、人工ポテンシャル法[2]、ヒューリスティック手法[3][4]などが代表的なものである。これらの方法は、基本的にあらかじめ設定された（または近視的目標位置への）搬送ルートを走行する上で、障害となる固定または移動障害物をいかにに回避し、決められたルートに戻るか、または目標位置に到達するかを目的としている。即ち、障害物をいかに回避するかというナビゲータ・スーパーバイザ[5]的機能である。これに対し、本システムでは、搬送場の状態をあらかじめ認識した上で全搬送経路・速度の決定を行うプランナー[5]的な機能をファジィ推論を用いることにより、簡易にリアルタイム・オンラインに適した速度で決定する方法を提案する。

2．動作環境

2.1 基本条件

①無人搬送車の移動可能区域は長方形で各辺の長さは固定である。

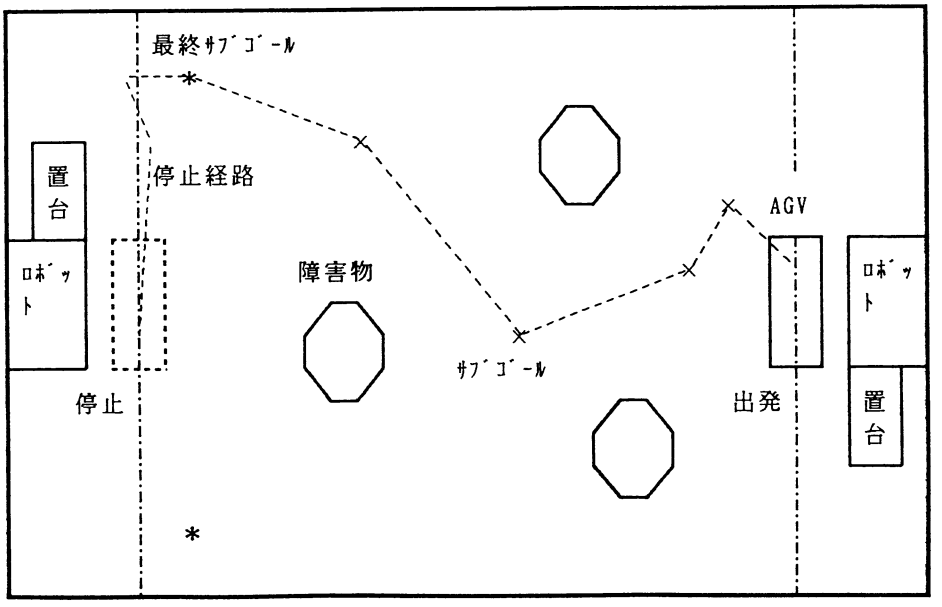


図1　搬送場概要

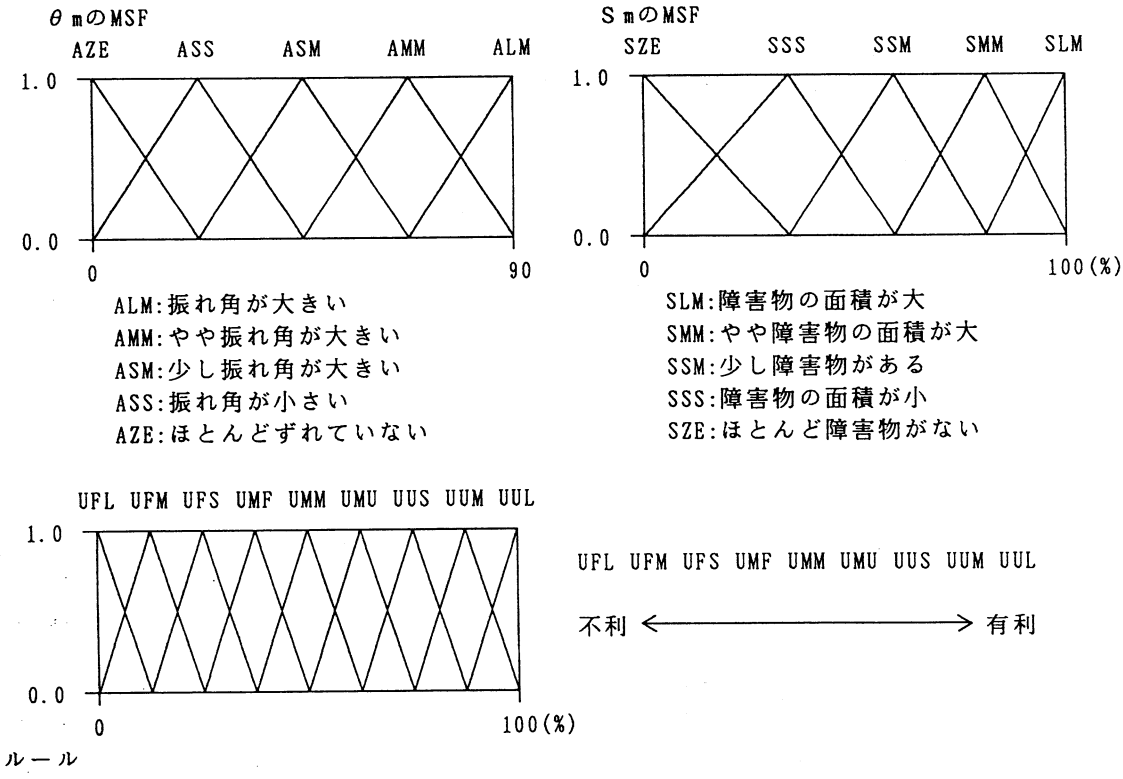


図３　経路決定のＭＳＦとルール

４．結果

実際の設備における試験とパソコン画面上でのシミュレーションを行った。

その結果の１例を図４、５に示す。

経路決定のための障害物の面積によるＭＳＦでは、障害物が少ない場合にはあまり有利不利の判定が大きく離れないように全体的に右シフトしたＭＳＦの集合とした。（図３参照）

搬送経路を決定するための扇型の半径ｒとサブゴール決定係数ｂが経路決定の可否及び経路の効率性（最短経路に近いかどうか）に大きな影響を及ぼす。

ｒ×ｂを小さくとるとサブゴールが細かく設定でき、一見より最短経路に近い経路が決定できるように考えられるが、サブゴールを増やすことによる演算時間の増加、変速点増加による速度の低下、さらに袋小路に入り込むことによる経路決定不可能の増加等の問題が起こり、必ずしも良いとは言えない。むしろ、ある程度の大きく取った方が、ファジィ推論を使った経路決定にとっては効率的といえる。今回のような幅6m、長さ10m の搬送場を幅0.8m、長さ1.6mの無人搬送車を搬送させる場合はｒ×ｂは2m前後が適当であったようだ。

ｒ×ｂを2m前後に取った場合には、ほぼ経路は決定できたが、中には最短経路とは少し離れたものも現れた。（図５参照）しかし、経路の方向は、概ね人間が決定する場合に近いものが決定されている。

推論速度については１０秒以内に演算を終了しており、ほぼ予想通りの結果をえたが、システム全体としては画像認識に十数秒の時間がかかり、改善が必要である。

５．今後の課題

今後の課題として、以下の事項があげられる。

①不必要なサブゴールの平滑化

図５の例でもわかるように、不必要なサブゴール（図中Ａで示す）を平滑化し、その前後のサブゴールを直線化するような処理を追加するか、不必要なサブゴールを設定しないルールの追加が必要がある。

②障害物の巻き込み防止

経路決定上の無人搬送車の設定幅を無人搬送車の実測値と等しくすると、経路の設定はできても、実際の走行時に障害物の周囲を周りながら走行するような時に前後輪の内輪差により、障害物と側面が衝突する場合がある。今回の試験では無人搬送車の設定幅を実際の幅の 1.5倍程度にとることとにより、衝突を防止したが、今後、回転角度による巻き込み

②障害物の位置および大きさ、形状は画像処理にて認知できる。
③障害物は移動しない。
④無人搬送車の位置は無人搬送車自身が計算すると共に、画像処理にても認知できる。
⑤無人搬送車の大きさ、形状は固定である。
⑥搬送システム内での無人搬送車は1台である。
⑦出発位置、到着位置の搬送物置場及びロボットの位置は固定である。

2.2 初期状態
①ロボットは基準位置に停止している。
②無人搬送車は出発位置に停止している。
③障害物は任意の位置に任意の個数設置されている。

3．制御内容
3.1 経路決定手順
経路は以下の手順で決定する。全工程の経路・速度決定は、無人搬送車が起動する前に行い、その結果を起動前に無人搬送車に設定する。経路決定は目的位置に向かってサブゴール（変曲点）を順次、設定していくことにより行う。
①無人搬送車位置（サブゴール）からの移動目標線の設定（目標線設定）
②目標線に沿ったサブゴールの決定（サブゴール決定）
③最初の無人搬送車位置は出発位置とし、以後上記①、②をサブゴールからあらかじめ設定した最終サブゴールに直線的に到達できる点まで繰り返す。（最終サブゴール決定）
④最終サブゴールから到着位置までの経路を決定する。（到着位置停止経路決定）

3.2 経路決定方法
①目標線設定
無人搬送車の現在位置から最終サブゴールを結んだ直線を理想目標線とする。その線からできるだけ振れないようにかつ障害物ができるだけ少ないような進行方向を決定するために、ＡＧＶの前方中央点を中心とし理想目標線から左右にα度刻みで９０度まで角度β度、半径ｒの扇型（αを９０の約数とすると扇型は$(2\times 90/\alpha)+1$個できる）を設定し、理想目標線と扇型の中心線との角度θｍ（0かαの倍数となる。）と各扇型に含まれる障害物の面積Ｓｍ とからそのその扇型の方向へ前進することの有利性Ｕｍ を推論するルールとMSFを設定する。（図２に目標線設定、図３にＭＳＦとルールを示す。）

②サブゴール決定
上記で設定した目標線上で扇型の中心から
｛扇型の半径ｒ×ｂ｝（０＜ｂ≦１）
の距離まで障害物がなければその点をサブゴールに設定する。この時、無人搬送車の車幅と最小回転半径も考慮する。もし、障害物があれば①の有利性計算で次に有利性の高い目標線を設定し、サブゴールが設定できるかを計算する。以上をサブゴールが設定できるまで繰り返す。
全ての扇型についてサブゴールが設定できない場合は、現在のサブゴールから１個前のサブゴールに戻り現在のサブゴール以外のサブゴールを同様の方法で設定する。それでもサブゴールが設定できない場合は、経路決定不可能とする。

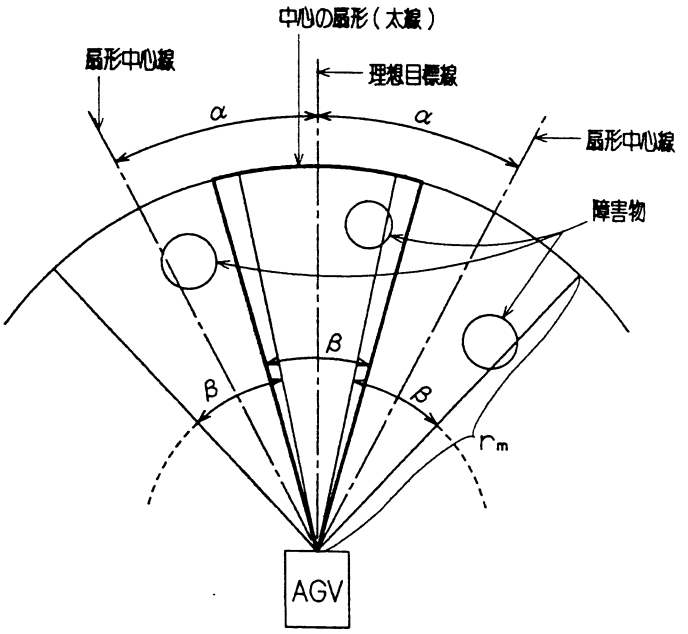
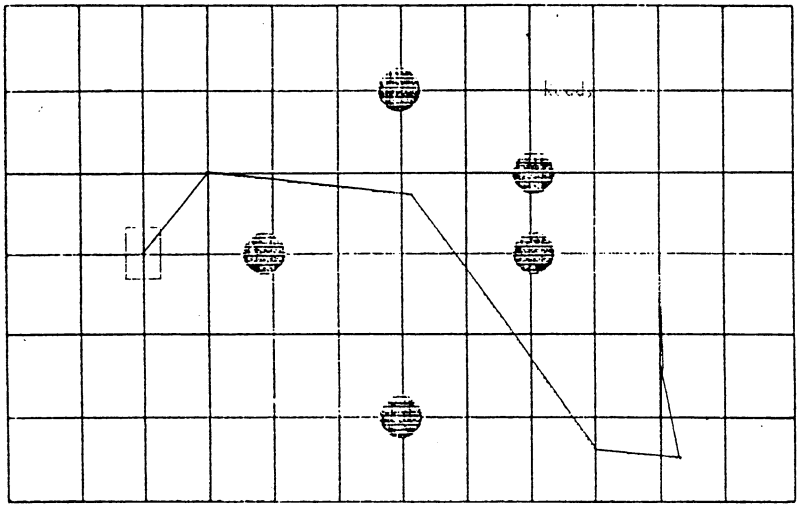


図２　目標線設定

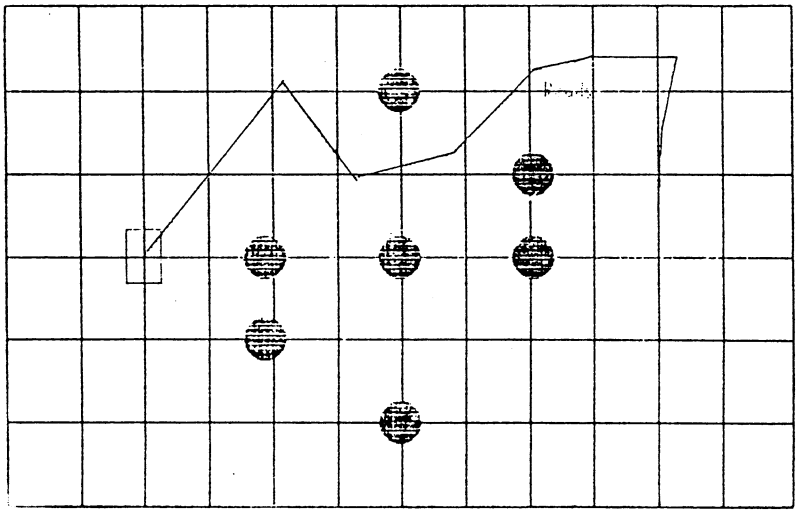
③最終サブゴール決定
無人搬送車の最少回転半径、停止精度を考慮し、停止位置の左右に固定点として設定する。
④到着位置停止経路決定
最終サブゴールから到着位置までの経路は無人搬送車の回転特性、停止精度特性により固定とする。（図１参照）

3.3 変速点の設定
搬送経路決定後、搬送経路上に変速点を設定する。運行中に経路を外れないこと、できるだけ高速に走行することを目的とする。
①変速点の設定位置の決定
原則として搬送経路のサブゴールの前後に変速点を設定する。
②運行速度の決定
①で決定した変速点での設定速度を以下の通り決定する。
・サブゴールの手前
サブゴールでの曲がり角度により速度をｖを決定するメンバーシップ関数とファジィルールを作成する。
・サブゴールの後
次の変速点までの距離により速度をｖを決定するメンバーシップ関数とファジィルールを作成する。



搬送車設定幅	1.3 m
目標線刻み角度(β)	10°
扇型中心角度 (α)	20°
扇型半径 (r)	4.0 m
ｻﾌﾞｺﾞｰﾙ決定係数(b)	0.4

図4　結果1



搬送車設定幅	1.3 m
目標線刻み角度(β)	10°
扇型中心角度 (α)	20°
扇型半径 (r)	4.0 m
ｻﾌﾞｺﾞｰﾙ決定係数(b)	0.4

図5　結果2

度合いについても、ファジィルール化し、より厳密な経路決定を行っていく必要がある。

③搬送場外の扱い

今回のシステムでは、目標線決定のための扇型が搬送場外にはみ出た場合は、搬送場外は障害物無しとして扱っている。こうすると、搬送場周辺方向が相対的に有利となり、端に寄る傾向がでてくる。逆に、搬送場外をすべて障害物として扱うと端に近寄らず、端寄りの最適ルートを見逃すことにもなりかねない。搬送場外を扇型の面積から外すことも考えられるが、その結果は未検証である。搬送場外の扱いについては、別の要因を加味していく必要があると考える。

④ファジィ推論部のハードウェア可等により推論速度を上げ、移動障害物に対してもリアルタイムに対処できるよう検討を進める必要がある。

参考文献

1)TOMAS LOZANO-PEREZ "Automatic Planning of Manipulator Transfer Movements", IEEE VOL. SMC-11, NO. 10, pp. 681-698, OCTOBER 1981.

2)O. Khatib, "Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots", The International Journal of Robotics Research, Vol. 5, No. 1, pp. 90-98, 1986.

3)竹野、柿倉, "移動ロボットの移動障害物に対する衝突回避問題について", 日本ロボット学会誌, Vol. 4, No. 5, pp. 33-37, 1986.

4)前田, "ＣＭＡＣ学習に基づくオペレータの制御戦略を有するファジィ障害物回避制御", ファジィシステムシンポジウム, pp. 531-534, 1990.

5)石川, "ファジィ制御を用いた自律型移動ロボットの誘導方式の検討", 日本ロボット学会誌, Vol. 9, No. 2, pp149-161, 1991.

問い合わせ先

〒１４１　東京都品川区大崎５－５－５
（株）明電舎　技術本部
コンピュータシステム部
木村　孝
TEL　03-3490-2896
FAX　03-3490-3827

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

連結車輌型ロボットの移動制御と その学習の一方法について

A Movement Control Method and a Learning Method for the Multi-Coupled Car-Like Robot

安井 一広　　伊藤 英則
Kazuhiro Yasui　　Hidenori Itoh
名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology

あらまし　本論文では，連結車輌型ロボットのための移動制御方法とその学習方法について述べる．まず一台のときの最短時間経路を道幅の相対的位置に関する左右度のファジィ集合を用いて求め，つぎに最短時間で移動するように前方距離感とロボットの車輌速度変化量のメンバーシップ関数を変化させる．この一台の場合の探査結果から逐次的に n 台の最適制御のための方法を学習していく方式について述べる．この学習のシミュレーションでは，楕円上の道において 6 台までの連結車輌制御を実験した結果について述べる．

キーワード　ファジィ制御，ロボット，学習

1. はじめに

近年，電車や飛行機などの移動体のための運転自動化が推進されている．さらに，工場内での自動車や車輌の自動運転の研究化・実用化も盛んである．本論文では，連結車輌型ロボットにたいしてファジィ制御を導入して運転の自動化について述べる．また，制御の学習手法とそのためのシステムを実現するためのプログラム構造について述べる．

以下，第 2 節，第 3 節では，それぞれ車輌が一台 (単車輌) のときと n 台 (n 車輌) のときの制御方法とその学習方法，および自動運転シミュレーション結果について述べる．

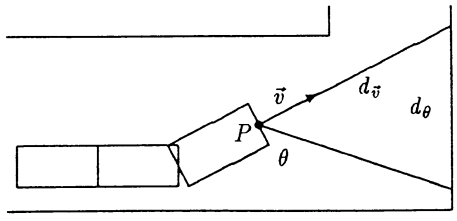


図 1：単車輌移動制御概念図

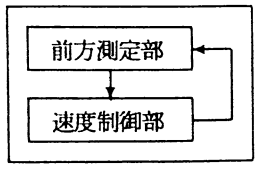


図 2：移動制御プログラム構造

2. 単車輌制御

ここでは，まず車輌が一台 (単車輌) のときの移動制御方法とその学習方法について述べる．

2.1 制御方法

図 1 に示すように車輌を長方形で表し，車輌前部の中点を P 点とする．車輌前面に対して角度 θ (°) の方向で，P 点から道の境界までの距離を d_θ (m) とする．また，速度ベクトル $\vec{v}$ (m/s) と同方向の道の境界までの距離を $d_{\vec{v}}$ とする．

ファジィ制御を用いた移動制御方法は，前方距離の測定値 $d_0 \sim d_{180}$ とその時点 (i) の速度ベクトル $\overrightarrow{v_i}$ を用いて次の時点 ($i+1$) の速度ベクトル $\overrightarrow{v_{i+1}}$ を求める．なお，図 2 に示す制御プログラムは，前方距離 d_θ の測定部と速度ベクトル $\overrightarrow{v_{i+1}}$ の制御部から成り，最短距離移動を算出することを目的とする．

2.2 最短時間移動学習方法

ここでは単車輌型ロボットの最短時間移動学習方法について述べる．

ここで，つぎの (i) および (ii)，(iii) のファジィ集合とそのメンバーシップ関数を定義する．

(i) P 点の左右度：α

P 点の左右度 α とは，P 点が車輌の進行方向に向かって道の中央から左右どちらにいるかを表わすファジィ集合である．このメンバーシップ関数は，P 点が進行方向にたいして道の左側に寄っている程 '1' に近い値，右側に寄っているほど '0' に近い値を P 点に割り当てる．

(ii) 前方距離感度 ：β

前方距離感度 β のファジィ集合は近い (a)，中間 ($\frac{(a+b)}{2}$)，遠い (b) からなる．そのメンバーシップ関数の横軸は $d_{\vec{v}}$ である (図 3 参照)．

(iii) 車輌速度変化量：γ

車輌速度変化量 γ は車輌の速度変化量 $\delta v = (|\overrightarrow{v_{i+1}}| - |\overrightarrow{v_i}|$, ここで $|\overrightarrow{v}|$ は $\overrightarrow{v}$ の長さを表わす) を表わすファジィ集合である. このファジィ集合は、大きく速度を下げる (c), 少し速度を下げる $(\frac{c}{2})$, 速度を維持する (0), 少し速度を上げる $(\frac{d}{2})$, 大きく速度を上げる (d) からなる. そのメンバーシップ関数の横軸は, 速度変化量 (δv) を表わす (図 4 参照).

最短時間移動を求める方法はこれらの α, β, γ を用いて次の三段階で行なう.

第一段階では, 移動制御プログラムによって最短時間経路をみつける.

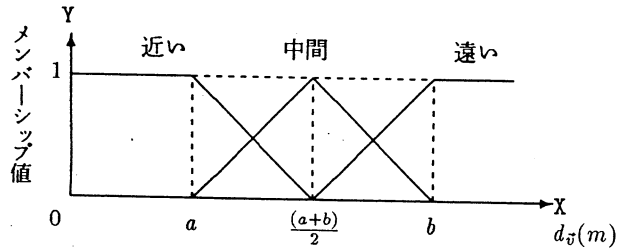


図 3： 前方距離感度のメンバーシップ関数

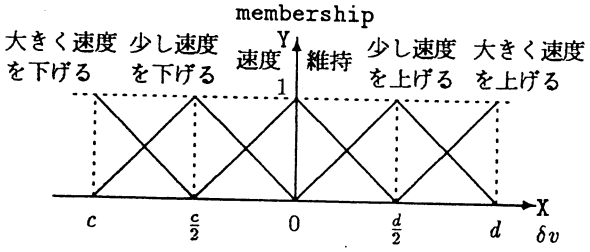


図 4： 速度変化量のメンバーシップ関数

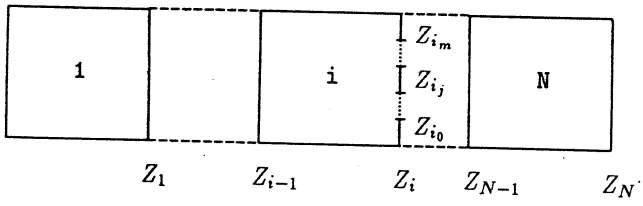
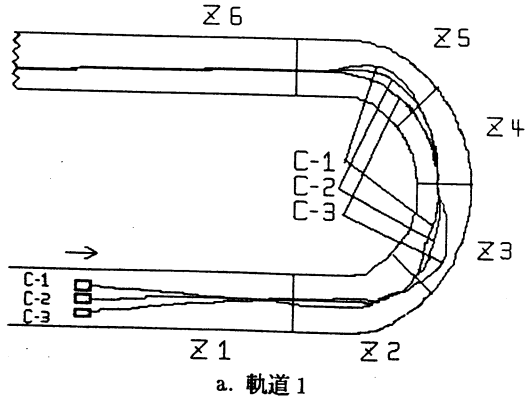
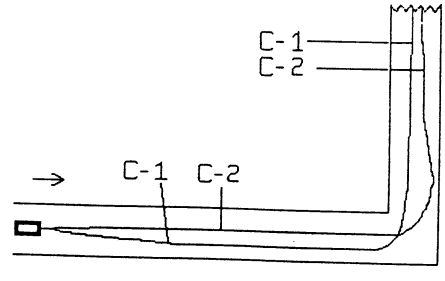


図 5： 道のゾーン分割



a. 軌道 1



b. 軌道 2

図 7：経路学習結果 (P 点の軌跡)

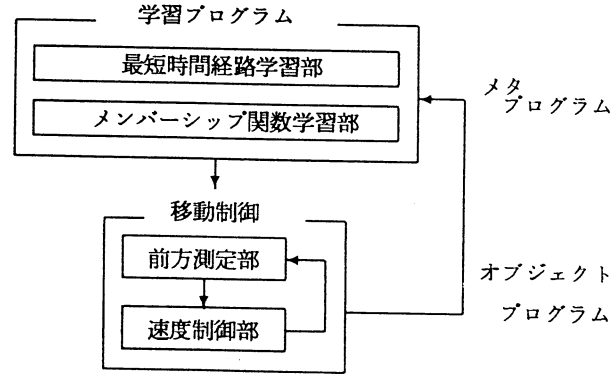


図 6： 単車輌制御学習プログラム構造

まず, 図 5 に示すように道を N 分割し, ゾーン $i(1 \leq i \leq N)$ の最終ラインを Z_i とする. Z_i を m 分割し, Z_{i_j} $(0 \leq j \leq m)$ とする. Z_{i_j} $(0 \leq j \leq m)$ に P 点の左右度 $\alpha^1_{i_j}$ を割り付ける. 移動制御プログラムは P 点が Z_i を通るとき, その $\alpha^1_{i_j}$ となるようにファジィ制御する. このようにして, 全ての $\alpha^1_{i_j}$ $(0 \leq i \leq N,\ 0 \leq j \leq m)$ の場合を試走し, 最短時間経路をみつける. ここで, α^1 は車輌一台のときの左右度を表す.

第二段階では, Z_i $(0 \leq i \leq N)$ についての β_i を求める. 第一段階で用いた前方距離感度の初期メンバーシップ関数の a^1_i, b^1_i を学習プログラムからの指示により各ゾーン i 毎に左右に変化させる (図 3 参照). 移動制御プログラムは, 学習プログラムの指示に従い移動制御を行い, その結果を学習プログラムに報告する. 学習プログラムは, 第一段階で見付けた最短時間経路をさらに最短時間で移動できる $a^1_{i_{su}}$, $b^1_{i_{su}}$ を決定する.

第三段階では, 車輌の速度変化がなめらかになるように学習する. 第一段階で用いた車輌速度変化量の初期メンバーシップ関数の $c^1(< 0)$ を学習プログラムからの指示により変化させる (図 4 参照). 第二段階と同様に, 移動制御プログラムは, 学習プログラムの指示に従い移動制御を行い, その結果を学習プログラムに報告する. 学習プログラムは, 第一段階で見付けた最短時間経路を速度変化がなめらかに移動するように c^1_{su} を決定する.

図 6 に示すように, 学習プログラムと移動制御プログラムはメタプログラムとオブジェクトプログラムの関係を持つ.

軌道		移動時間 (s)		学習効果 (%)
		第一段階	第二段階	
1	C-1	57.5	46.9	126.4
	C-2	57.6	39.9	148.7
	C-3	58.3	48.1	125.2
2	C-1	39.2	34.1	117.8
	C-2	39.2	34.5	116.2

表 1：単車輌における第一、第二段階の学習効果

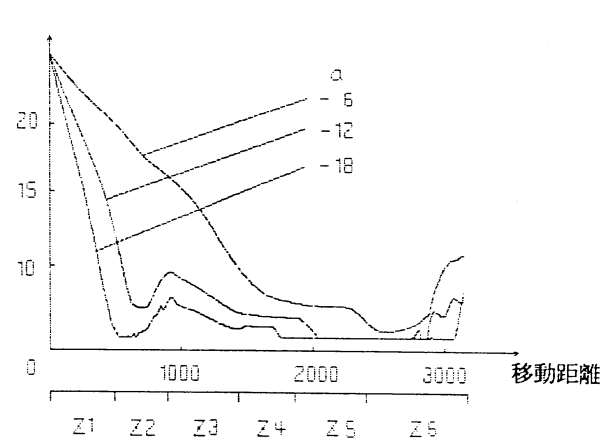


図 8：単車輌における第三段階の効果

2.3 学習結果

(i) 道幅, (ii) 曲り方, (iii) P 点の位置を変化させた場合に, P 点の最短時間経路を図 7 に示す. 表 1 に最短時間経路における学習前と学習後の移動時間とその効果を示す. また, 道 2 における学習の第三段階の効果を図 8 に示すように変化がなめらかである.

3. n 車輌制御

車輌一台の長さ l が十分大きいとき, 道を曲がれない. このとき, n 台の全車輌の合計の長さが l ならば曲がりきれるようにする制御方法について述べる. 以下に, 車輌が n 台のとき (n 車輌) の学習方法について述べる.

3.1 学習方法

n 車輌の学習では, $(n-1)$ 車輌の学習結果を逐次的に用いる. n 車輌の学習プログラム構造を, 図 9 とする.

学習方法は, 単車輌の場合の学習方法と同様に三段階に分けて行なう.

第一段階では, $(n-1)$ 車輌における最短時間経路を基本にして n 車輌における最短時間経路をみつける. ここで, $(n-1)$ 車輌の場合における最短時間経路の各 Z_i の α を $\alpha_{i_{su}}^{(n-1)}$ とする. n 車輌における探索では, 各 Z_i の $\alpha_{i_j}^n$ に $\alpha_{i_{su}}^{(n-1)}$ の近傍を割り当て, 近傍を試走し最短時間経路を探索する.

第二段階では, $(n-1)$ 車輌で得られた距離感 β のメンバーシップ関数の $a_{i_{su}}^{(n-1)}$, $b_{i_{su}}^{(n-1)}$ 学習プログラムからの指示によって左右に変化させる. 学習プログラムは最短時間で移動する $a_{i_{su}}^n$, $b_{i_{su}}^n$ を決定する.

第三段階では, $(n-1)$ 車輌で得られた速度変化量 γ のメンバーシップ関数の ${c_{su}}^{(n-1)}$ を第二段階と同様に学習プログラムからの指示によって変化させる. 移動制御プログラムは, 学習プログラムの指示に従い移動制御を行ない, その結果を学習プログラムに報告する. 学習プログラムは速度変化がなめらかになるように ${c_{su}}^n$ を決定する.

3.2 学習結果

楕円状の道を例にとり, 各車輌の長さが l である n 車輌の学習を行った. その学習結果と単車輌の場合との比較を以下に示す.

(1) 単車輌の長さが l の場合の P 点の最短距離経路と, n 車輌 (長さ nl) における先頭車輌 P 点の最短距離経路を図 10 に示す.

(2) 単車輌の長さが nl の場合の車輌の通過領域を図 11 に示し, n 車輌 (長さ nl) における車輌の通過領域を図 12 に示す.

(3) n 車輌における第三段階の効果を図 13 に示す.

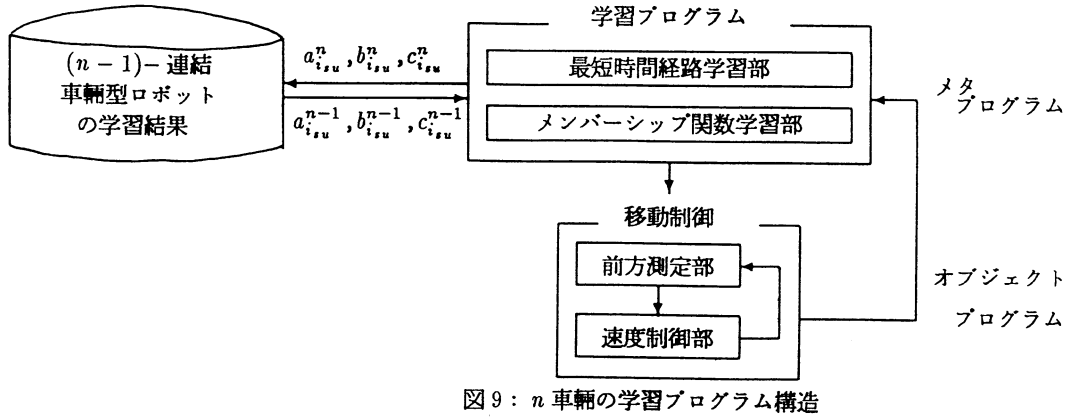


図 9：n 車輌の学習プログラム構造

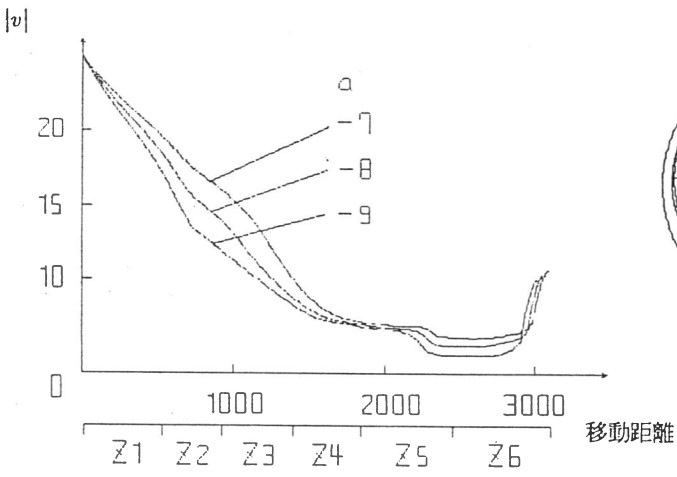


図 13： n 車輌における第二段階の効果

4. あとがき

車輌が n 台の場合の最短時間経路移動方法を逐次的に学習するプログラム構造を明らかにした.

この学習方法は、(i) 最短時間経路探査, (iii) 前方距離感の学習, (ii) 車輌速度変化量の学習の三段階からなる. 車輌が n 台のときの学習は $(n-1)$ 台のときの学習結果を用いるので, 各段階における学習探査領域を $(n-1)$ 台のときより減少することが可能である.

この方法のシミュレーションでは, 楕円状の道において 6 台までの連結車輌制御が可能であることを示した.

参考文献

(1)Kazuhiro Yasui and Hidenori Itoh : FUZZY CONTROL METHODS FOR PATH VELOCITY CORRECTION, International Fuzzy Engineering Symposium, 748-757 (1991)

(2)Kazuhiro Yasui and Hidenori Itoh : A MOVEMENT CONATROL METHOD AND A LEARNING METHOD FOR THE MULTI-COUPLED CAR-LIKE ROBOT, 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks, (to appear)(1992)

(3)Jean-Claude Latombe : A Fast Planner for a Car-like Indoor Mobile Robot, AAAI, 659-665(1991)

問い合わせ先：〒466 名古屋市昭和区御器所町
名古屋工業大学電気情報工学専攻
伊藤研究室
安井　一広
TEL (052)-732-2111
FAX (052)-733-6589

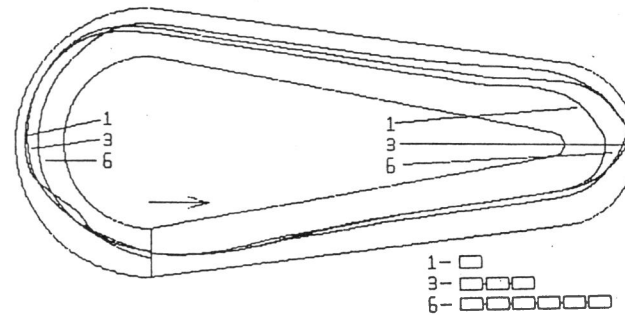


図 10. 最短距離経路

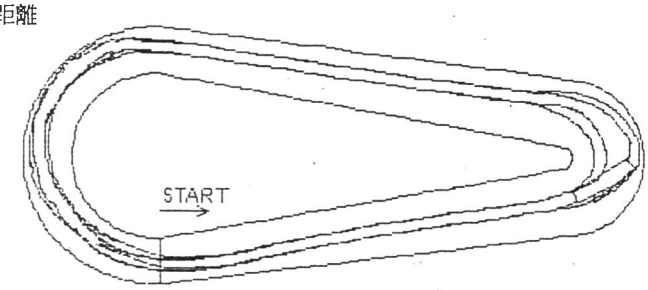


図 11.a. $n = 2$ の場合

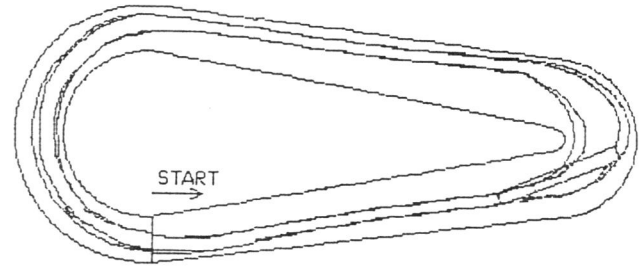


図 11.b. $n = 4$ の場合

図 11. 単車輌の通過領域

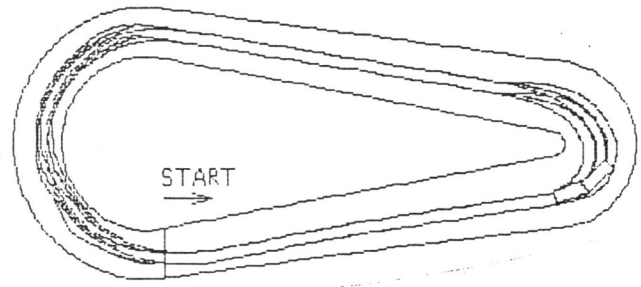


図 12.a. $n = 2$ の場合

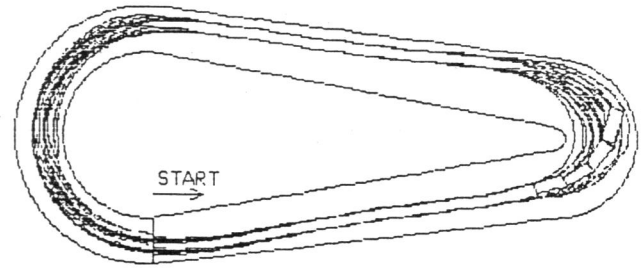


図 12.b. $n = 4$ の場合

図 12. n 車輌の通過領域

一　般　講　演　論　文

第２日：５月２７日（水）

第Ｃ室

セッションＵＣ３　[知的情報処理１]　司会　田中　雅人（山武ハネウエル㈱）

セッションＵＣ４　[知的情報処理２]　司会　十河　太治（オムロン㈱）

セッションＵＣ５　[環境]　司会　西野　達夫（広島工業大学）

セッションＵＣ６　[検索]　司会　塚本　弥八郎（名城大学）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィデータベースライブラリ

Fuzzy Database Library

中嶋　宏　　十河　太治
Hiroshi NAKAJIMA　　Taiji SOGOH

オムロン株式会社
OMRON Corporation

あらまし　ファジィデータベースに関する研究は数多く行なわれており、その有効性が検証されている[1][2][3]。本研究ではファジィデータベースの実用化を促進することを目標として、既存のデータベースとの親和性を重視したファジィデータベースライブラリ（以下、FDL）を開発した。FDL は C 言語関数として提供され、データの記憶には既存のデータベースや通常のファイルを利用して、数値型のファジィ情報の登録や検索処理（ファジィ検索）を行なうことができる。ここでは、FDL の既存データベースとのインタフェース方法、ファジィデータの登録方法、ファジィデータによる検索方法を示す。

キーワード　データベース、知的情報処理、言語、意思決定・支援システム、ライブラリ

1. はじめに

世の中には「年齢が約 20 歳」や「若い」などのあいまいな情報が多く存在している。これらのあいまいな情報をデータベースで扱うことで、価値ある情報を蓄積し、有効な活用が行なえる。あいまいな情報を扱うことの可能なファジィデータベースの実用化を促進するために、

(1) 既存のデータベースを利用できる。
(2) 容易にアプリケーションの構築が行なえる。
(3) 検索時のオーバヘッドを少なくする。

などの機能が必要である。

本研究では、上記の点を考慮し、「年齢」や「年収」などの数値データ型で表現されるファジィデータの登録と検索の機能を提供する FDL を開発した。FDL ではデータの記憶には既存のデータベース管理システムやファイルを利用し、ファジィデータを利用した登録と検索処理を行なうことができる。

なお、FDL の開発はオムロン製 UNIX ワークステーション LUNA-II および、LUNA-88K 上でC言語で行なった。

2. FDL のファジィデータベース

FDL のファジィデータベースでは、以下のようなファファジィ拡張を行なっている。

(1) 列値にファジィデータの記述ができる。

関係スキーマ：人〔名前、年齢、収入〕に対して、組（山田太郎、約 26 歳、多い）のように「約 26 歳」「多い」などのファジィデータの登録が行なえる。（表.1 参照）

表.1 関係

関係スキーマ：人

名前	年齢	収入
山田 太郎	約26歳	多い
大川 仁	32歳	500万円
島田 時男	中年	約600万円
川口 里美	若い	470万

(2) 列値の信頼性を表す信憑度（∈[0, 1]）を定義できる。

それぞれの列に信憑度を与えて、組(山田 太郎(1.0)、約26歳(0.5)、多い(0.8))という表現が可能である。(ただし、()内が信憑度を表す。)

(3) 問合せ文中にファジィデータを記述できる。

「収入が約 450 万円以上の人を検索せよ」といった問合せ文を記述できる。

(4) 問合せ文中の個々の条件ごとに重視度を記述できる。

「年齢が若く(0.7)、収入が多い(0.9)人を検索せよ」といった問合せ文を記述できる。

(5) 問合せ文中の検索条件の結合に、MIN、MAX、平均、NOT の各種演算子を利用できる。

適切な結合演算子を選択し、組み合わせることで検索目的に応じた問合せ文を与えることができる。

(6) 問合せ文とデータベース内の組との合致度を検索結果に付加できる。

表.1 で示す関係スキーマ：人に対して(4)の質問を実行し、関係スキーマ：結果 {名前、合致度} について、表.2 のように検索結果を得ることができる。

表.2 検索結果

関係スキーマ：結果

名前	合致度
山田 太郎	0.8
大川 仁	0.5
島田 時男	0.4
川口 里美	0.7

3.FDL のアーキテクチャ

図.1 に FDL を利用したファジィ検索システムの構成を示す。

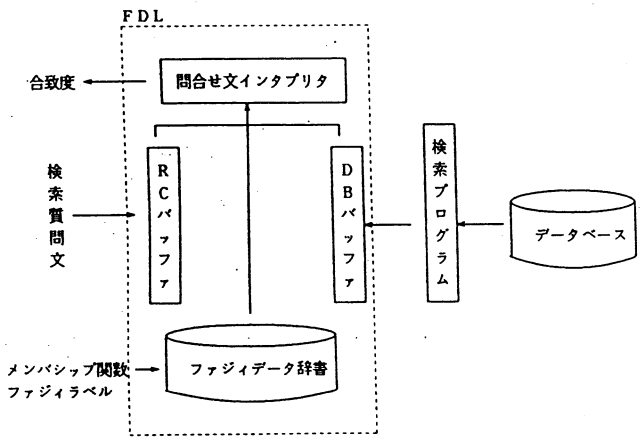


図.1 FDLを利用したファジィ検索システム構成図

(1) DB バッファ

データベースから読み出したデータを記憶する。アプリケーションプログラムでは、データベースから埋め込み SQL [4][5] などを利用してクリスプ検索を実行し、データベースのデータを DB バッファに書き込む。

DB バッファの BNF 定義を以下に示す。

```
<DB バッファ>::=   <列値>{<列値>,...}
<列値>      ::=   <値>
                  <ステータス>
                  <信憑度>
                  <ヌル値>
<値>        ::=   <数値>
                | <文字列>
<ステータス> ::=   クリスプ数
                | ファジィ数
                | ファジィラベル
                | 文字列
<信憑度>    ::= [0,1]
<ヌル値>    ::= null | not null
```

(2) RC バッファ

問合せ文を記憶する。アプリケーションプログラムでは、個々の列に対する条件と結合演算子から構成される問合せ文を逆ポーランド形式で RC バッファに書き込む

RC バッファの BNF 定義を以下に示す。

```
<RC バッファ>::=   <検索質問>
                  {<検索質問>,...}
<検索質問>  ::=   <結合演算子><引数個数>
                    <合致度><重要度>
                | <列条件><適合度>
                    <重要度>
<結合演算子> ::= max | min | mean | not
<引数個数>  ::=   <正の整数>
<列条件>    ::=   <列名><比較演算子>
                  <値1><ステータス1>
                  <値2><ステータス2>
                  <重視度><ヌル値>
<列名>      ::=   <名前>
<比較演算子> ::=  = | <> | < | > | <= | >=
                | between
<値1>       ::=   <値>
<値2>       ::=   <値>
<ステータス1>::=  <ステータス>
<ステータス2>::=  <ステータス>
<重視度>    ::=   [0,1]
<適合度>    ::=   [0,1]
<合致度>    ::=   [0,1]
<重要度>    ::=   [0,1]
```

RC バッファには、問合せ文インタプリタの処理結果が格納され、全てのデータが参照可能である。

(3) 問合せ文インタプリタ

RC バッファの問合せ文を解釈実行し、DB バッファの各組と問合せ文との合致度を計算する。

(4) ファジィデータ辞書

既存のデータベースにはメンバシップ関数やファジィラベルなどを登録できない、あるいは困難であるので、ファジィデータ辞書を用いてメンバシップ関数の定義やファジィラベルの定義などを記憶し、これを利用する。

アプリケーションプログラムでは、登録と検索で使用するメンバシップ関数やファジィラベルの定義をファジィデータ辞書に FDL の関数を用いて登録する。

ファジィデータ辞書（FDD/D）の BNF 定義を以下に示す

```
<FDD/D>              ::=  <列定義>
                          {<列定義>,...}
<列定義>             ::=  <列名>
                          <ファジィ数幅>
                          <ファジィラベル定義>
                          {<ファジィラベル定義>,...}
<ファジィ数幅>       ::=  <正の数値>
<ファジィラベル定義> ::=  <ラベル名>
                          <ラベル番号>
                          <ＭＦ形状>
<ＭＦ形状>           ::=  <x1座標><x2座標>
                          <x3座標><x4座標>
```

4. 登録と検索

4.1 ファジィデータの表現

既存のクリスプデータを扱うデータベースを利用してファジィデータを扱うことを可能とするために、ファジィデータを以下のような表現形式とする。

(1) データ型

データ型として以下のものをサポートする。

(a) クリスプ数 ・・・ クリスプな数値データを表現する。

(b) ファジィ数 ・・・ ファジィな数値データを表現する。

(c) ファジィラベル ・・・ ファジィな数値データに対してラベルを与えて表現する。

(d) 文字列 ・・・ 文字列を表現する。

表.3 クリスプデータベース内での関係

関係スキーマ：人

名前	年齢	年齢ｽﾃｰﾀｽ	年齢信憑度	年収	年収ｽﾃｰﾀｽ	年収信憑度
山田 太郎	26	ﾌｧｼﾞｨ数	0.5	1	ﾌｧｼﾞｨﾗﾍﾞﾙ	0.6
大川 仁	32	ﾌｧｼﾞｨ数	0.9	500	ﾌｧｼﾞｨ数	1.0
島田 時男	2	ﾌｧｼﾞｨﾗﾍﾞﾙ	0.7	600	ﾌｧｼﾞｨ数	0.8
川口 里美	1	ﾌｧｼﾞｨﾗﾍﾞﾙ	0.8	470	ｸﾘｽﾌﾟ数	0.8

表.1 に示すファジィデータを持つ関係はクリスプなデータベース内では表.3 に示す関係として表現される。

(2) メンバシップ関数

FDL で扱うファジィデータのファジィ集合は図.2 に示す形状のメンバシップ関数によって表現する。ファジィ数は、代表値と<ファジィ数幅>によって 2 等辺三角形のメンバシップ関数を表現し、ファジィラベルに関しては 4 つの座標点（x1, x2, x3, x4）によって台形のメンバシップ関数を表現する。

このようにメンバシップ関数の形状を単純化することにより、ファジィ検索処理のオーバヘッドを削減する。

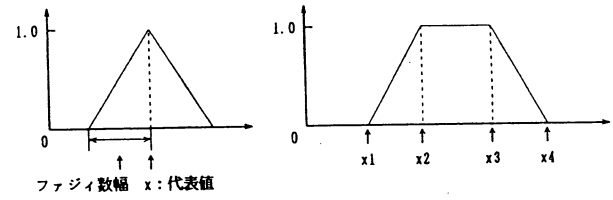


図.2 ファジィ数とファジィラベルのメンバシップ関数

4.2 登録処理

(1) ファジィデータ辞書への登録

ファジィデータ辞書へのデータの登録は、各列の<列名>と<ファジィ数幅>および、各列における<ラベル名><ラベル番号><MF形状>を登録する。表.4 にファジィデータ辞書の例を示す。

表.4 ファジィデータ辞書の例

列名	ファジィ数幅	ラベル名	ラベル番号	ＭＦ形状
年齢	5	若い	1	0, 0, 25, 32
		中年	2	35, 45, 50, 6
	:	:		

(2) データベースへの登録

データベースへファジィデータを登録するためには、そのデータのステータスを示す列とそのデータの信憑度を示す列を付加する。従って、データベース設計時において、どの列でファジィデータを扱うかを決定し、付加するべきステータス列と信憑度列を考慮してスキーマを設計する必要がある。

4.3 検索処理

問合せ文インタプリタは、列に対して与えられた個々の条件を処理し、その条件と登録データとの間の適合度を計算した後、適合度を結合演算して合致度を計算する。

(1) 比較演算

問合せ文中のメンバシップ関数μxを比較演算子（= | <> | < | > | <= | >= | between）によって合成したメンバシップ関数μ'x、登録データのメンバシップ関数μyとの適合度 m を max-min 演算によって計算する。

比較演算子によるメンバシップ関数の合成の様子を図.3に示す。

$$m = \max[\ \mu'x \wedge \mu y\ ]$$

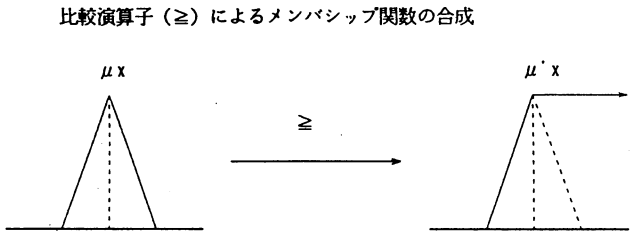


図.3 比較演算子によるメンバシップ関数の合成

(2) 結合演算

比較演算によって計算した適合度を以下の結合演算子によって演算する。結合演算はデータベースに登録されている対象の問合せ文に対する合致度 g を計算する。

a) MIN

$$g = \min_i [\ mi\ ] \quad (i = 0,\ldots,n)$$

b) MAX

$$g = \max_i [\ mi\ ] \quad (i = 0,\ldots,n)$$

c) MEAN(加重平均)

$$\omega i = l \cdot r \qquad (i = 0,\ldots,n)$$
$$g = (\Sigma_i mi \cdot \omega i)/\Sigma_i \omega i$$

e) NOT

$$\neg g = 1 - g, \quad \neg m = 1 - m$$

l : 信憑度、r : 重視度、m, mi : 適合度

MIN 演算や MAX 演算では複数の適合度の内で、最小値あるいは最大値の適合度を持つ条件以外は結合演算の結果には全く反映されない。また、MEAN 演算では個々の適合度が重み付けを持って結合演算の結果に反映される。これらの結合演算子を自由に組み合わせて厳しい条件付（MIN）から緩い条件付け（MAX）まで幅広く表現する問合せ文を作成することができる。

5. まとめ

データベースへの数値型ファジィデータの登録および、ファジィ検索が可能なファジィデータベースライブラリ（FDL）を開発した。FDL を数値情報を扱うデータベースのフロントエンドとして利用することにより、ファジィデータを利用した登録および検索処理が行なえる。

FDL は C 言語のライブラリとして提供されるため、アプリケーションへの組み込みが容易に行なえる。また、ファジィデータ表現の単純化により、ファジィ検索のオーバヘッドはクリスプ検索時に比べて約 20% 以下に押えられている。

さらに、本ライブラリを顧客管理システムに組み込み、目的に応じた顧客選択などに利用することで、選択作業を軽減するなどの効果が検証されている。[6]

今後の課題としては、

(1) 既存データベースとのより密接なインタフェース
(2) 基本機能の拡張
(3) 検索処理の高速化
(4) 個別化への対応
(5) 数値情報以外のあいまいな情報の取り扱い

などがある。

<参考文献>

[1] 馬野、「ファジィシステム入門」(寺野他編) オーム社、第14章(1987)
[2] 宮本、「ファジィ情報検索の方法論的基礎」 IFES'91チュートリアルテキスト(1991)
[3] M. Zemankova、「ファジィリレーショナルデータベース」(向殿訳)、啓学出版(1987)
[4] 「データベース言語SQL」、JIS X 3005(1990)
[5] 原、「標準SQLプログラミング」、啓学出版(1990)
[6] 林、「ファジィデータベースを利用した顧客管理システム」、第８回ファジィ システム シンポジウム講演論文集(1992)

問い合わせ先:
〒617 長岡京市下海印寺
オムロン株式会社 ファジィ推進センタ 開発課
中嶋 宏 (E-mail : nak@zoo.ncl.omron.co.cp)
TEL 075-951-5111 (ex. 2177)
FAX 075-952-0411

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィデータベースを利用した顧客管理システム

Customer Management System using Fuzzy Database.

林　太志　　工藤　敏巳
Motoji HAYASHI　　Toshimi KUDO
オムロン株式会社
OMRON Corporation

あらまし　ファジィデータベースライブラリを利用したデモシステムとして、顧客管理システムを開発し、ファジィデータベースの有効性を検証した。検索目的に従って、あいまいな検索条件を設定することで、高確度の顧客を検索することができる。しかも、検索結果には検索条件への合致度が付加されるので、検索結果の選択作業が軽減される。また、本システムではグラフィカルユーザインタフェースを使用し、使い勝手を向上している。

キーワード　知的情報処理、意志決定支援システム、データベース、顧客管理、
グラフィカルユーザインタフェース

１．はじめに

近年、データベースの活用方法は蓄える情報から活用する情報へと変わってきており、いかにしてデータベース内に蓄えられている情報を有効に活用するかが問題となる。しかしながら、我々が使用している情報には「年齢が約２０歳」や「若い」などのファジィ情報が多く含まれている。このようなファジィ情報は従来のデータベースでは扱い難く、本来の情報を歪めて登録・検索をする必要があり（例えば、「年齢約２０歳」を「年齢２０歳」で登録するなど）、情報を有効に活用できない。

ファジィ理論とデータベースシステムとの親和性は非常に高く、その有用性が確認されている[1][2][3]。ファジィ理論を用いることによって、ファジィ情報をデータベースへ登録する、あるいは検索することができる。これによって、価値ある情報を蓄積し、有効な活用が行なえる。我々は、ファジィ情報の登録と検索の機能を提供するファジィデータベースライブラリ（Fuzzy Data Base Library：以下、ＦＤＬ）を開発した。ＦＤＬではデータの記憶には既存のデータベース管理システム（Data Base Management System：以下、ＤＢＭＳ）やファイルを利用し、ファジィ数値情報を利用した登録と検索処理を行なうことができる[4]。

このＦＤＬを利用したシステムとして、自動車販売店を対象とした顧客管理システムを開発した。このシステムは、以下の特徴を持つ。

(1) 今までは捨て去っていたような顧客情報（「好み」や「ライフスタイル」など）の登録や検索ができる。
(2) 検索目的に近い形で検索条件を定義できる。
(3) 検索結果には、検索条件に対する合致度（優先度）が付加される。
(4) グラフィカルユーザインタフェースによって、使い勝手を向上している。

２．現状の顧客データベースの問題点

例えば顧客データベースで、ある商品を買ってくれそうな顧客を検索したい場合、検索者は、その商品イメージより買ってくれそうな顧客のイメージを考え、その顧客イメージより検索条件を設定する。（図１）

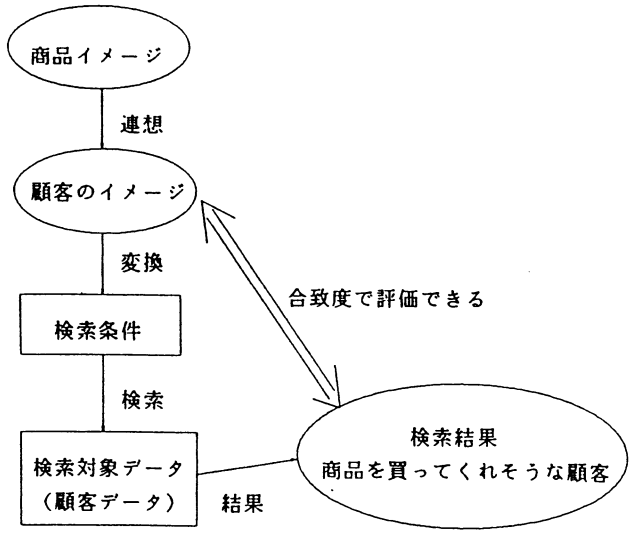


図１．顧客管理データベース検索手順

自動車の場合、高級車に属するものならば、

(a)「年収は約１０００万円」

(b)「年齢は４０歳～５０歳くらい」

(c)「豪華な内装を好む人」

などという買ってくれそうな顧客のイメージを作成する。ただし、この顧客イメージは、あいまいなものである。そして、これらを検索条件に変換する。従来のデータベースでは、これらの顧客のイメージを検索条件に変換するには、

(a)'「年収は、１０００万円以上」

(b)'「年齢は、４０歳以上、５０歳以下」

と明確な範囲指定をする必要がある。また(c)については、従来は顧客情報として登録できないものであるので、検索条件として表すことができない。

また、各検索条件についても、(a)'の条件は重要であるが、(b)'の条件は重要でないと考えている場合も、従来のデータベースではこのような重みを反映できなかった。

つまり、従来のデータベースでは以下の問題点があった。

- 検索目的から検索条件に変換する部分で、正しく変換できない。(検索目的通りの検索条件の作成が困難である。)
- 検索条件に合うデータを検索する際に、少しでも条件から外れているものは検索結果として出てこない。(クリスプなデータベースであるため。)
- したがって、検索結果に検索目的と合致していないものが多かったり、繰り返し検索条件を修正して検索したり、検索者が検索結果から検索目的に合致するものを選択する必要がある。

しかし、ファジィデータベースでは、これらのあいまいな顧客のイメージそのものがデータベースへの検索条件とすることができる。また、各検索条件への重みも、ＦＤＬの重視度を利用すれば、検索条件に簡単に反映させることができる。

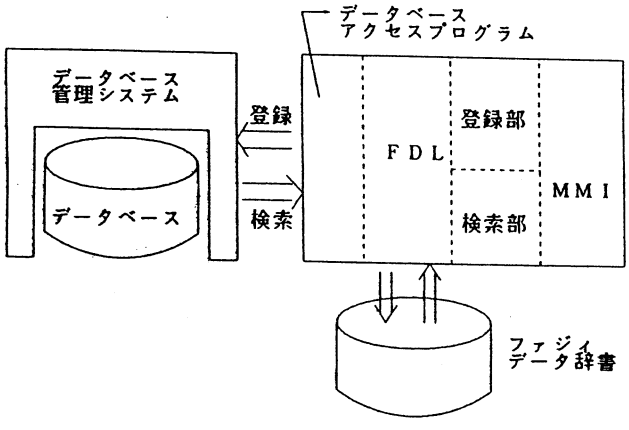


図２．顧客管理システム構成図

３．システムの構成

ＦＤＬを利用した顧客管理システムの構成を図２に示す。本顧客管理システムは、OMRON LUNA-88K 上で開発した。今回は、データベースシステムとして市販のＤＢＭＳなどは利用せずに、UNIX のファイルでデータベースを構成した。また、顧客データの登録部のＭＭＩ部は現状インプリメントされていない。

４．顧客情報の登録

本顧客管理システムの顧客情報には、

(1) 氏名、住所などの文字列情報

(2) 年齢、年収、などの数値情報(ファジィ数値情報も含む)

(3) 好み、購入姿勢、行動範囲(ライフスタイル)などの顧客の特性に関する情報

などがある。(2)の数値情報では、例えば年収で正確な値がわからない場合は、「年収が高い」というメンバシップ関数を定義し、ＦＤＬを利用してデータベースに登録する。

また(3)の情報については、図３に示すように、数直線上に各特性をメンバシップ関数として定義しファジィデータ辞書に登録する。例えば購入姿勢とは前回購入時の交渉の難易度を表し、「提示価格で即ご成約」ならスムーズな交渉であり、「破格値でご成約」なら非常に難航したことを表す。そして登録対象顧客の特性(例えば「提示価格で即ご成約」)を選択してデータベースに登録する。したがって、従来ではデータベースに登録することが困難であった顧客の特性情報などを、メンバシップ関数として表現することによって、データベースに登録することができる。

さらに、ＦＤＬでは登録するデータそのものに対する信ぴょう度を０～１００の値で設定することができる。これによって、「Ａさんの年収は約１０００万円くらいと思われる」というような場合は、この信ぴょう度を低く設定すれば良い。

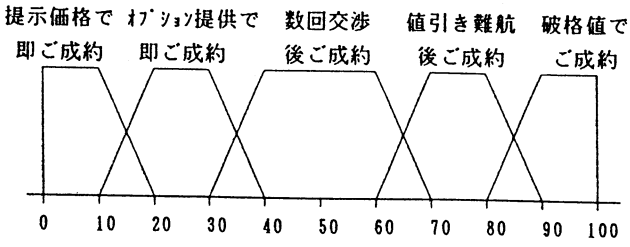


図３．顧客情報「購入姿勢」の特性とメンバシップ関数

５．顧客情報の検索

顧客情報の検索は、(1) 検索条件の設定、(2) 各検索条件に対する重視度の設定、(3) 検索の実行と検索結果の表示、という手順で行なう。検索処理実行画面を図４に示す。

５．１　検索条件の設定

ある商品を買ってくれそうな顧客を検索する場合、ファジィデータベースでは、商品イメージからの顧客イメージをそのまま検索条件とすることができる。例えば、先の例の場合、(a)～(c) をそのまま検索条件として入力すれば良い。

ＦＤＬでは、１検索条件として、「年収が約１０００万円である（＝）」や「年収が約１０００万円以上である（≧）」などの比較演算子を含むことができる。これらの比較演算子にしたがって、メンバシップ関数の形状を生成する。この合成されたメンバシップ関数とデータベースに登録されているメンバシップ関数との適合度をｍａｘ－ｍｉｎ演算によって計算する。

本顧客管理システムでは、エンドユーザでの使い勝手を良くするため、図５に示すように、選択できる検索条件や比較演算子を予めボタンとして用意しておき、それらをマウスで選択するだけで、検索条件を設定できるようにしている。また、顧客の特性に関する検索条件は、図６に示すようにスライダバーの値との適合度が最大となるラベル（顧客の特性）が選択される。

５．２　各検索条件に対する重視度の設定

各検索条件が同じ重要度を持たない場合（例えば、「年収」は重要視するが、「年齢」はあまり重要視しなくて良いなど）がある。従来ではこのような重みを設定することができなかったが、本顧客管理システムでは、これらの重みをＦＤＬの機能である「検索条件の重視度」を利用して、０～１００の値（値が大きいほど重要視する）で設定することができる。これによって検索者の検索目的・検索意図に近い形で検索条件を設定することができる。つまり、検索目的から検索条件への無理な変換がないため、より検索目的に合致する顧客情報を得ることができる。本顧客管理システムでは、図４の検索条件表示部分にスライダバーを設け、スライダバーを移動させて重視度を設定できるようにしている。

５．３　検索の実行

各検索条件ごとに求められた適合度m_iを、結合演算子によって結合演算する。ＦＤＬでは、結合演算子として以下のものが用意されている。結合演算によって、検索条件とデータベース内のデータとの合致度ｇが求まる。

ＭＩＮ…ａｎｄ結合の拡張で、各適合度m_iをｍｉｎ演算する。

$$g = \min_i [\, m_i \,] \quad (i=0,\cdots,n)$$

ＭＡＸ…ｏｒ結合の拡張で、各適合度m_iをｍａｘ演算する。

$$g = \max_i [\, m_i \,] \quad (i=0,\cdots,n)$$

ＭＥＡＮ…加重平均をとる。検索条件の重視度Ｉと登録データに対して与える信ぴょう度ｒの積を重みωとして、各検索条件の適合度を加重平均演算する。

$$\omega_i = I \cdot r_i$$

$$g = (\Sigma_i m_i \cdot \omega_i) / \Sigma_i \omega_i \quad (i=0,\cdots n)$$

本顧客管理システムでは、図４の検索実行部に示すように、

「幅広く検索する」　：ＭＡＸ結合
「普通に検索する」　：ＭＥＡＮ結合
「絞り込んで検索する」：ＭＩＮ結合

として、画面上にボタンで配置し、ユーザはどれかのボタンをマウスで選択することによって、その結合演算子でデータベースへの検索を実行する。

検索処理が終了すれば、検索された顧客データと検索条件との合致度が計算されている。この合致度は、顧客管理システムの場合、アプローチするべき顧客に対する優先度を表している。検索結果は、検索結果表示部分にこの優先度の高い順で表示される。したがって、検索結果から検索目的にあった顧客を検索者が選択する作業が大幅に軽減される。優先度の高い顧客からアプローチすれば効率的である。

６．まとめ

ＦＤＬを利用した顧客管理システムを開発した。検索目的に近い形で検索条件を設定することができ、しかも検索結果に優先度をつけることができる。したがって、従来のように繰り返し検索条件を変更して絞り込んだり、検索結果から検索者が必要な顧客を取捨選択する工数が大幅に軽減できる。また、グラフィカルユーザインタフェースを使用することによって、メンバシップ関数の形状、複雑な比較演算子や結合演算子などを考慮する必要がなくなり、誰でも簡単に使用できるシステムとなっている。

今後は、ユーザごとの主観に基づいたメンバシップ関数を定義可能としたり、検索結果に対する満足度を入力することによるメンバシップ関数の学習等の機能拡張を行ない、より実用的なシステムとなるようにしていきたい。

図４．検索処理実行画面

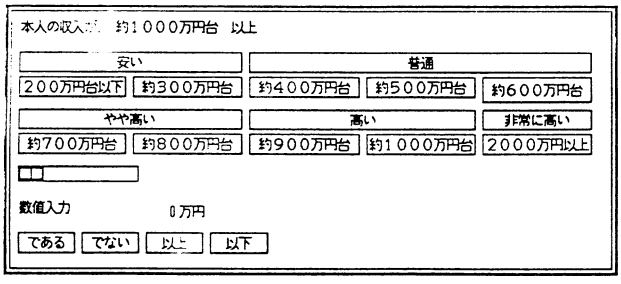


図５．検索条件設定画面（ファジィ数値情報）

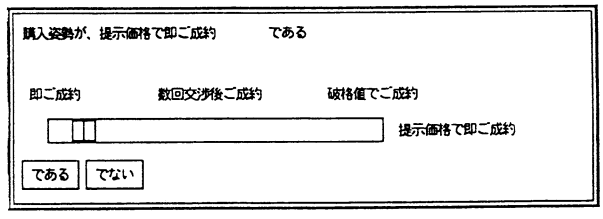


図６．検索条件設定画面（顧客の特性）

参考文献
[1] 馬野：「ファジィシステム入門」、オーム社（1987）
[2] 宮本：「ファジィ情報検索の方法論的基礎」、IFES '91チュートリアルテキスト（1991）
[3] M.Zemankova（向殿訳）：「ファジィリレーショナルデータベース」、啓学出版（1987）
[4] 中嶋：「ファジィデータベースライブラリ」、第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1992)

お問い合わせ先
〒６１７　長岡京市下海印寺
オムロン(株) ファジィ推進センタ 開発課
林 太志（e-mail:motoji@zoo.ncl.omron.co.jp）
TEL (075)951-5111(内線2176)
FAX (075)952-0411

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

満足度を考慮したデータ検索システム

Data Retrieval System Considering Customer's Satisfaction

般若　裕子　　中島　信之
Yuko HANNYA　　Nobuyuki NAKAJIMA
富山大学　経済学部　経営学科
Faculty of Economics, Toyama University

抄録　ファジィ理論の社会科学への応用を考える場合に，人間の使用している日常言語による情報処理をファジィ理論を使ってコンピュータに同様に行わせようという試みが考えられる。人間と全く同じ処理をするシステムでなくとも，人間にある程度近いと見なせて，さらに人間の不得手な部分を補うシステムを作成することができれば，ファジィという道具立ては，人間とコンピュータをつなぐ，いわゆるマン＝マシン・インターフェースとして意味を持つことになる。このような応用の具体例として，データ検索を考える。

キーワード　推論，経営，知的情報処理

§1．序

データ検索という行為は，われわれが日常生活において無意識にかつ頻繁に行っている行為である。

たとえば，ある商品を買うときに，自分の希望に合うような商品の情報を集めるということがある。また，売る側では，その顧客に対して希望に合いそうな物件をいくつか選んで示し，その中で満足できる物件を探していただくというような顧客の判断を助ける作業を行う。最終的には，顧客がデータの検索結果と自分の希望とを比較し最も良いと判断したデータを選ぶが，自分の希望を完全に満足しているデータと出会うことはほとんどないと言える。しかし，だいたいの場合において，自分の希望と実際のデータ情報を比較し適当に取捨選択を行ってよりふさわしいデータを選択している。ここでは人間のゆるやかな判断が行われていると言えよう。

また，顧客は本当に希望する条件を必ずしもそのまま提示しないので，売る側では提示された条件から真の希望条件を読み取ることが重要となる。すなわち，目的は希望を全て満たすデータだけではなく，最終的に満足できると考えられるデータも含めて検索することにある，という点に注意する必要がある。

商品情報は，商品をいくつかの特性によって調べたその特性値の組合せと考えることができるが，もし特性の数が多くなり，また対象となるデータが何百何千にも及ぶようなことになれば，検索は容易ではない。しかし，コンピュータを使えば，大規模なデータ検索処理も高速に行うことが可能である。

データ検索も，人間のゆるやかな判断とコンピュータによる大規模なデータの高速処理との双方の機能を併せ持つシステムとして構築することができれば，このような人間の判断の助けとなるものと成り得るであろう。

本論文では，このようなシステムをファジィ理論（ファジィ推論）を用いて構築する方法について提案し，次節以降具体的に述べる。5節では，サンプルプログラム「中古車データ検索システム」を紹介する。

§2．問題の定式化

通常，商品にはそれを規定するいくつかの特性がある。つぎの例を見てみよう。

例1．宅地を探している顧客がある。
　宅地について考えられる特性には，
　{広さ，単価（または価格），（自然）環境，
　（社会）環境，交通の便，買物の便，…など}
　が考えられる。

顧客は通常それぞれの特性に対して，はっきりとした，あるいはぼんやりとした希望をもっている。例えば，「広さは何㎡以上」，「価格は何万円以下」，…というように。しかし，こういった条件を全て満たす物件が見つかることはまれである。客は実際の物件をあたっているうちに，「広さは何㎡以上あれば理想だが，もう少し狭くてもよい」，「価格は何万円以下が希望だが，よい物件があればもう少し出すことも覚悟している」，というように条件を変えることは十分に起こり得る。このように示された条件を必ずしも固定されたものと考えず，柔軟に変化し得るもの

と考える方がよい。

さて，ここで，問題の定式化をおこなおう。

問題.

k個の特性値X＝（X_1，X_2，…，X_k）を持つある商品種Xについて，商品リスト内にそれぞれ特性値が

$x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ik})$，　i=1,2,...,N

で表されるN個の物件x_1，x_2，…，x_Nがある。それらの中から，顧客の満足を得るような物件を見つけ出し，それらを順位をつけて表示すること。

この問題を

①顧客に各特性についての希望条件を提示してもらう，

②希望条件にもとづいて，それぞれの物件の各特性値x_{ij}(j=1,2,...,k)の満足度を求める，

③それらの各特性値の満足度を総合して各物件の総合満足度を求める

という3段階に分けて解く。まず第3節で問題①と②について考え，ついで第4節で問題③について論じることにする。

§3．各特性値の満足度を測る

商品Xの特性の1つをXと書き，各物件の特性値xの満足度を測る。

（1） 小さいほど望ましい特性値の場合.

顧客がこの特性値について提示する条件は

$$x \leqq A \qquad (1)$$

と表される。しかしながら，例えば，最終的に110万円ぐらいら出してもよい，と考えている人でも，「ご希望は？」と聞かれると「できれば100万円以下で…」というように，いくらか低く申告する傾向があるとみてよい。

この点を考慮すれば，条件「$x \leqq A$」には，2つの境界値a_L，a_Uが対応していると考えられる。a_Lは客の真の条件の限界値，a_Uは客の対象外であるか否かの限界値である。すなわち，特性値xに関して

$x \leqq a_L$ ならば真の条件を満たしており，

$x > a_U$ ならばこの商品は対象外である

と考える。一般に，$A \leqq a_L < a_U$である。

例2． 特性Xを価格，

条件は「A＝100万円以下」とする。

もし，2万円程度の超過なら問題はないが，超過が10万円以上になると限界を越えている，というに考えられるならば，

$$a_L=102, \quad a_U=110$$

とおけばよい。

これらの限界値から，満足度を表すファジィ集合を構成する。標準のファジィ集合（メンバーシップ関数）として

$$\mu_s(t)=\begin{cases} 1, & t \leqq 0 \\ 1-t, & 0 \leqq t \leqq 1 \\ 0, & 1 \leqq t \end{cases} \qquad (2)$$

をとり，このファジィ集合を，

$$x \rightarrow t=(x-a_L)/(a_U-a_L)$$

と変換して得られるファジィ集合S：

$$S(x)=\mu_s((x-a_L)/(a_U-a_L)) \qquad (3)$$

を顧客の満足度を表すファジィ集合とする。

（2） 離散的な特性値の場合.

この場合には，§5のサンプルプログラムにみるように，個々の場合毎に満足度S(x)を決定すればよい。

さて，k個の特性値X＝（X_1，X_2，…，X_k）について，客はこれらの特性値について条件値として

A_j，j=1,2,...,kを

申告する。客の条件を簡単に

$$A=(A_1, A_2, \cdots, A_k)$$

と表す。すでに述べたように，小さい方が望ましい特性値の場合は，条件A_jに対して，パラメータ

$$(a_{Lj}, a_{Uj})$$

が定まり，それによって各特性値の満足度を表すファジィ集合S_j，j=1,2,...,k，が定まる。これに各物件の特性値x_{ij}を代入すると，その物件の満足度$S_j(x_{ij})$が得られる。また，離散的な特性値の場合には，（2）によって$S_j(x_{ij})$を定める。

例3． 中古車について，特性値を（年式，価格，走行距離，色）の4つをとり，希望条件として

（1988年，75万円，3万km，華やかな色）

をあげたとしよう。

それに対してある物件の特性値が

（1987年，80万円，3.6万km，赤）

とすると，それぞれの満足度は，

（0.67，0.42，0.50，1.00）

というようになる。

§4．総合満足度決定のルールとその計算手続き

前節で求めたk個の特性値の満足度

$(S_1(x_{i1}), S_2(x_{i2}), \cdots, S_k(x_{ik}))$

から総合満足度を求めるためにファジィ推論法を用いる。すなわち，IF部（条件部）にk個の項目毎の満足度と項目数を，THEN部（結論部）に総合満足度を置いたいくつかのルール（推論規則）を設け，ファジィ推論法によって総合満足度を計算する。

今回用いたルールは表1のとおりである。

ここで，ルールを具体的に表す方法について述べる。まず，k個の満足度を

$s_j=S_{(j)}(x_{ij})$，　j=1,2,...,k

と書き換えておいて，大きさの順に並び換える：

$$s_1 \geqq s_2 \geqq \cdots \geqq s_k .$$

ルール1…IF 非常に多くの項目について満足度が非常に高ければ，THEN 総合満足度は非常に高い．
ルール2…IF 半分くらいの項目について満足度が1でかつ残りの項目の満足度が高ければ，THEN 総合満足度は非常に高い．
ルール3…IF 多くの項目について満足度が高ければ，THEN 総合満足度は高い．
ルール4…IF 半分くらいの項目について満足度が非常に高く残りの項目の満足度が非常に高くなければ，THEN 総合満足度は高い．
ルール5…IF 半分くらいの項目について満足度が高く残りの項目の満足度が高くなければ，THEN 総合満足度はやや高めである．
ルール6…IF 半分くらいの項目について満足度が低く残りの項目の満足度が低くなければ，THEN 総合満足度はやや低めである．
ルール7…IF 多くの項目について満足度が低ければ，THEN 総合満足度は低い．
ルール8…IF 非常に多くの項目について満足度が非常に低ければ，THEN 総合満足度は非常に低い．
ルール9…IF 半分くらいの項目について満足度が非常に高く残りの項目の満足度が非常に低くなければ，THEN 総合満足度は低い．
ルール10…IF 半分くらいの項目について満足度が0で残りの項目の満足度が0でなければ，THEN 総合満足度は非常に低い．

表1．総合満足度決定のルール

具体的な表現をいくつかのルールについて示す。

ルール1…IF部は「非常に多くの項目について満足度が非常に高ければ」だから，

$$\alpha_1 = \vee_j [GM(j) \wedge VH(s_j)] .$$

ルール10…IF部は「半分くらいの項目について満足度が0で残りの項目の満足度が0でなくても」だから，

$$\alpha_{10} = \vee_j \{MH(j) \mid s_{4-j} > 0 \wedge s_{5-j} = 0\} .$$

例4．ルール1の計算例

$s = (1.0,\ 0.9,\ 0.9,\ 0.8)$ に対して

$$\alpha_1 = [1.0 \wedge VH(0.8)] \vee [0.5 \wedge VH(0.9)] \vee [0 \wedge VH(0.9)] \vee [0 \wedge VH(1.0)]$$
$$= [1.0 \wedge 0.333] \vee [0.5 \wedge 0.667] = 0.5$$

ルールの中で結論部が重複しているものについては，それらを統合する。例えばルール1とルール2は結論部が「非常に高い」であるから統合し，

$$VH_T \leftarrow \alpha_1 \vee \alpha_2$$

として，この高さで総合満足度のファジィ集合 $VH_T(t)$ を頭切りし，それらの和集合の重心を求め1つの値（総合満足度）を決定する。

§5．「中古車データ検索システム」

以上述べてきた「満足度を考慮したデータ検索システム」のサンプルプログラムとして，「中古車データ検索システム」を作成した。以下その概要を述べる。

①特性値の設定，②希望条件の入力，③登録物件の特性値の満足度を求める，④ルールを適用し総合満足度を求める，⑤該当データの画面表示とプリントアウト

①特性値の設定

特性値の個数を4個とし，

（年式，価格，走行距離，色）

とする。したがって，i番目の物件 x_i の特性値は

x_i =（年式$_i$，価格$_i$，走行距離$_i$，色$_i$）

である。

②希望条件の入力

各特性値の希望条件は図1の画面より入力する。

```
希望の中古車の条件を入力して下さい

希望の排気量は===> *  (1:1000cc未満     2:1000－1300cc
                        3:1500－1600cc   4:1700－1800cc
                        5:2000cc以上     終了===>00) 2

希望の年式は===>  19** 年以降       (終了===>00) 90

希望の価格は===>  *** 万円以下   (終了===>00) 80

走行距離は===>    **.* 万km以下  (終了===>00) 3

希望の色は===>  *  (1:白  2:濃い落ち着いた色  3:明るい色
                    4:華やかな色  5:何色でも良い
                                  終了===>00) 1
```

図1．希望条件入力画面

③登録物件の特性値の満足度を求める

明らかに年式は数値が大きい方がよく，価格と走行距離は数値が小さい方がよい。これらについては，その入力値よりメンバーシップ関数 S_j，j=1, 2, 3，を決定する。色については，希望条件の色と登録物件の色の満足度度のファジィ集合を作り S_4 を設定する。

登録物件の特性値をデータファイルより読み込み，各特性値の満足度を計算する。例として，i番目の登録データ x_i について，その価格$_i$の特性値の満足度を得る様子を図2に示す。

希望条件の入力値から（a_{2L}, a_{2U}）を決定し，メンバーシップ関数 s_2 を定め，s_2(価格$_i$)を求める。

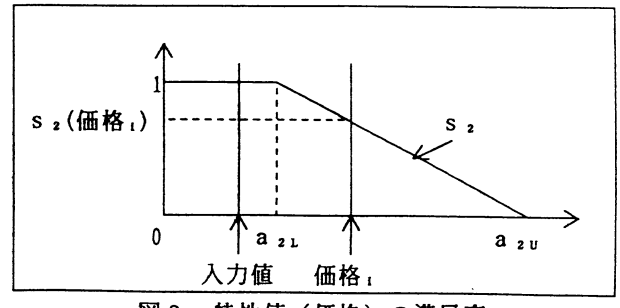


図2．特性値（価格）の満足度

④ルールを適用し総合満足度を求める

§４で提示した10個のルールを適用する。各変数のファジィ集合は表２とおりに設定する。

項目数：

非常に多い　ＧＭ（ｕ）＝1/4+.5/3

多い　ＭＡ（ｕ）＝.8/4+1/3+.7/2

半分くらい　ＨＡ（ｕ）＝　.5/3+1/2+.5/1

項目の満足度：

非常に高い　ＶＨ（ｔ）＝△(0.7, 1.0, 1.2)

高い　ＨＩ（ｔ）＝△(0.3, 0.7, 1.0)

低い　ＬＯ（ｔ）＝△(0.0, 0.3, 0.7)

非常に低い　ＶＬ（ｔ）＝△(-∞, 0.0, 0.3)

△（ｌ，ｍ，ｕ）は三角型ファジィ数を表す。

総合満足度：

非常に高い　VH_T（ｔ）＝1/1.0

高い　HI_T（ｔ）＝1/0.8

やや高い　SH_T（ｔ）＝1/0.6

やや低い　SL_T（ｔ）＝1/0.4

低い　LO_T（ｔ）＝1/0.2

非常に低い　$V'L_T$（ｔ）＝1/0.0

表２．変数のファジィ集合

価格$_i$の特性値s_2(価格$_i$)から項目の満足度を求める様子を図３に示す。

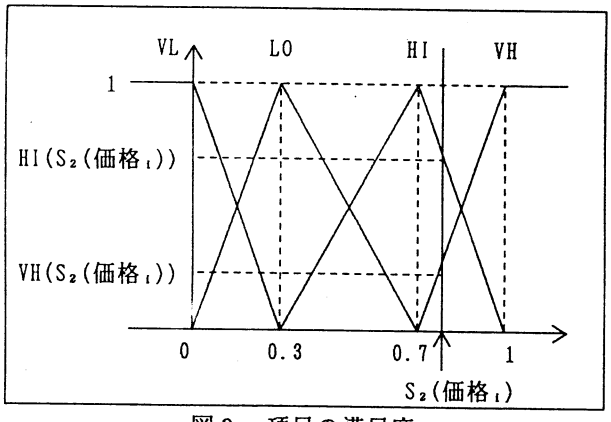


図３．項目の満足度

各ルールより結論部の高さを求めそれらを結合して，総合満足度のファジィ集合を頭切りし，その重心を求める。

⑤該当データの画面表示とプリントアウト

ⓐ総合満足度が一定水準（0.5）以上の物件全部，あるいはⓑ一定件数まで（上位10件）を，総合満足度の高い順に画面表示あるいはプリントアウトする。総合満足度は表示の際に100点満点で表記する。

プログラムでの処理結果を例示する。

```
<<  希望の中古車の条件  >>

排気量 1000-1300cc 1990年式以降   80.0万円以下  3.0万km以下  白
==========================================================================

<<  該当データ  >>

   該当データは  4 件です
順位  満足度  年式    価格    走行距離   色      車種名
--------------------------------------------------------------------------
 1    100点   90/ 5  73.0万円  2.5万km   白      コルサ1300ﾓｱ
 2     96点   89/ 9  56.0万円  3.0万km   白      スターレット1300ｿﾚｲﾕ1
 3     93点   89/ 7  66.0万円  3.0万km   白      ターセル1300ｼﾞｮｲﾅｽ
 4     80点   89/10  68.0万円  3.0万km   紺      フェステイバ1300ｷｬﾝﾊﾞｽﾄｯﾌﾟ

  再度処理を行いますか？  YESならば Y,  NOならば N を入力して下さい
```

処理結果１．

```
<<  希望の中古車の条件  >>

排気量 1000-1300cc 1990年式以降   70.0万円以下  3.0万km以下  何色でも良い
==========================================================================

<<  該当データ  >>

   該当データは  4 件です
順位  満足度  年式    価格    走行距離   色      車種名
--------------------------------------------------------------------------
 1     95点   89/ 9  56.0万円  3.0万km   白      スターレット1300ｿﾚｲﾕ1
 2     93点   89/ 7  66.0万円  3.0万km   白      ターセル1300ｼﾞｮｲﾅｽ
 3     91点   89/10  68.0万円  3.0万km   紺      フェステイバ1300ｷｬﾝﾊﾞｽﾄｯﾌﾟ
 4     91点   90/ 5  73.0万円  2.5万km   白      コルサ1300ﾓｱ

  再度処理を行いますか？  YESならば Y,  NOならば N を入力して下さい
```

処理結果２．

処理結果１では，１位の物件以外は希望条件のすべてを満たしてはいないが，全部で４件抽出している。処理結果２は処理結果１の価格の条件を強め（８０万円→７０万円），色の条件を緩めた（白→何色でもよい）結果であるが，抽出している物件の満足度と順位の変化を確認できる。以上，希望条件を必ずしもすべて満たしていなくても，いくつかを満たしている，あるいはかなり近い特性値であるデータを抽出していることがわかる。

§６．おわりに

以上，満足度を考慮したデータ検索システムについてその概要とサンプルシステムを紹介した。

今後，サンプルプログラムでの処理結果から以下のような改良を加えていく予定である。

①特性値の個数を増やし，より多くの希望条件か　らの判断を可能にする

②顧客の希望条件の変更を支援する機能の追加

③検索結果によるルールの自動的な変更

参考文献

[1] 馬野元秀，ファジィ・エキスパート・システムの現状と展望，ファジィ学会誌，Vol.2,No.2,115/124,1990

[2] 馬野元秀，深海悟，ファジィ・データベースの現状について，ファジィ学会誌，Vol.3,No.1,2/14,1991

[3] 塚本弥八郎，組織評価へのファジィ応用，日本ファジィ学会ノンエンジニアリング・ファジィ研究会　第１回ワークショップ講演論文集，50/51,1991

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

多次元メンバシップ関数によるデータスムージング

Data Smoothing with Multi-dimensional Membership Function

田中　雅人
Masato TANAKA

山武ハネウエル株式会社　アドバンス テクノロジー センター
Advanced Technology Center, Yamatake-Honeywell Co., Ltd.

あらまし　ファジィ情報処理技術分野において、多次元空間内でのファジィ集合の領域形状を有効な情報として利用するために、多次元メンバシップ関数の応用に着目しその数式表現を整理した。そして、その応用事例として不特定ノイズを含む時系列データのスムージング技術を開発し、有効性を評価，検討した。本手法は認知科学の研究に基づき２次元楕円メンバシップ関数を用いてスムージングを行うもので、データのトレンドなどを人間の知覚的判断に類似した形に整形できる。また使い易さと用途の拡大を目的として適応的パラメータ調整手法などの拡張技術の開発を行うとともに、食品機械制御の分野にデータ整形技術として適用し有効な成果を得た。

キーワード　多次元メンバシップ関数，データ整形，スムージング，ノイズフィルタ

１．はじめに

ファジィ情報処理において従来利用されているメンバシップ関数の多くは１次元のものである。この場合、多入力系システムにおける入力変数空間内のファジィ領域形状は、適用する合成演算に依存して極めて単純なものに限定される。例えば、一般に利用されているMIN合成演算では、ファジィ領域は矩形輪郭になる[1] [2] [3]。また、ファジィクラスタリング等において提案されている多次元メンバシップ関数についても、距離の概念に基づいて設定されるため、楕円輪郭に限定されたファジィ領域を与えることになる [4] [5]。そしてクラスタリング等においては通常、与えられたデータ分布に基づいて多次元メンバシップ関数が生成されるので、この楕円輪郭のファジィ領域を任意の位置に任意の大きさ，方向で設定できるようには定式化されていない。これは、多次元空間内におけるファジィ領域の輪郭形状や位置，方向等を有効な情報として利用することを目的として提案されたものではないからである。

本研究は、従来のファジィシステムではほとんど利用されていなかったファジィ領域の輪郭形状を、情報として積極的に利用することを根本的な目的としている。本稿ではそのために定式化された多次元メンバシップ関数について概要を説明する。

また、その一例である２次元楕円メンバシップ関数を利用したデータスムージング手法について説明する。従来一般的に利用されているデータスムージング手法は統計理論をベースにしており、人間の知覚的判断に一致させることを目的とするものではない。ゆえにファジィ制御の様に、人間の知識に基づいて制御規則を構築しようというものにおいては、従来の統計論的手法では制御規則に適合した処理が行えず、システムの誤動作の原因にもなり得る。すなわち、この様なシステムにおいては人間の知覚的判断に類似したデータ整形が必要である。

２．多次元メンバシップ関数

２．１　多次元楕円メンバシップ関数

多次元空間内に楕円（超楕円）輪郭のファジィ領域を与えるためのメンバシップ関数を (1) (2) 式に示す。ここで (1) 式は適合度分布が正規分布的になるつり鐘型多次元楕円メンバシップ関数であり、 (2) 式は適合度分布が二等辺三角形になる三角型多次元楕円メンバシップ関数である。

$$\alpha = \exp\left[-\left\{\sqrt{\Sigma\frac{(|xi|-di)^{**2}}{ai^{**2}}}-s\right\}^{**2}\right] \qquad (1)$$

$$\alpha = \max\left\{1-\left|\sqrt{\Sigma\frac{(|xi|-di)^{**2}}{ai^{**2}}}-s\right|, 0\right\} \qquad (2)$$

$$0 \le s \le sk \quad sk=\min(Ri/ai) \quad di=Ri-ai$$

数式中のｓは、適合度１の超楕円面の軸距離を決定するパラメータであり、ｓ＝0とすれば適合度１の領域は１点

になる。またaiはメンバシップ関数の第i次元目の軸方向の広がり度合を決定するパラメータである。なおその他の変数についての説明は長くなるので省略し、以後はこれらの値が全て0のもののみ取り扱う。さらにこれらの式は、MIN合成演算等と同様の合成演算式に展開することができるが、これもここでは省略する。

2．2　2次元楕円メンバシップ関数

本研究における多次元メンバシップ関数は、ファジィ領域の輪郭形状を情報として積極的に利用することを目的としているので、人間が輪郭形状を認識できる2次元および3次元のメンバシップ関数が特に重要である。ここでは、データスムージングに用いるつり鐘型2次元楕円メンバシップ関数について説明する。

(3)式は2次元楕円メンバシップ関数の最も単純な基本関数式であり、(4)(5)式は2次元平面上における楕円メンバシップ関数の位置と方向を決定する数式である。

$$\alpha = \exp[-\{\frac{X^{**}2}{ax^{**}2}+\frac{Y^{**}2}{ay^{**}2}\}] \qquad (3)$$

$$X=(x-A)\cos\theta+(y-B)\sin\theta \\ -\{-(x-A)\sin\theta+(y-B)\cos\theta\}\tan\psi \qquad (4)$$

$$Y=\{-(x-A)\sin\theta+(y-B)\cos\theta\}/\cos\psi \qquad (5)$$

これらの数式中の変数の説明を図1に示す。図中の例では楕円の長軸と短軸は斜交している。また適合度を第3の軸とする3次元空間内にこのメンバシップ関数を表すと図2の様になる。

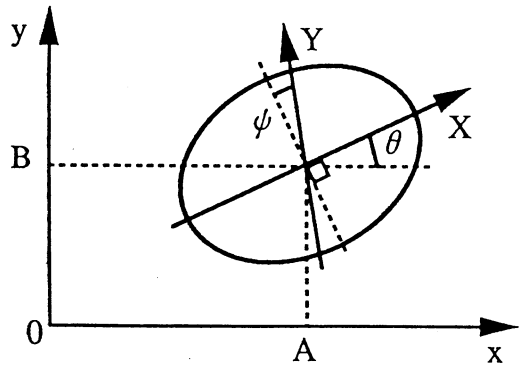


図1　楕円メンバシップ関数を与えるパラメータ

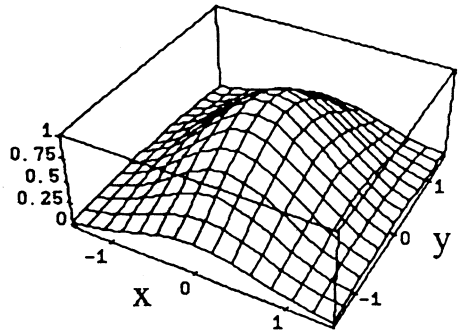


図2　2次元楕円メンバシップ関数

さらに1次元追加した3次元メンバシップ関数については、ロボットマニピュレータの姿勢表現などに用いられるオイラー角[6]を利用して定式化することにより、3次元空間内の任意の位置に任意の方向で設定できる。

また楕円輪郭に限らず放物線（楕円的放物面）輪郭の多次元メンバシップ関数についても定式化ができる。これについては、本シンポジウム論文集の「多次元メンバシップ関数による障害物回避」に記述している。

3．ファジィデータスムージング

3．1　楕円メンバシップ関数による相関角度検出

認知科学者のCleveland らは、人間の相関関係に関する報告の中で、「2変量正規分布するデータが楕円形の輪郭を取ることにより、人間の相関に対する判断が分布の楕円形の輪郭を手掛かりにする（図3参照）」と報告している[7]。これを信号処理技術に応用する場合、楕円輪郭の決定方法が重要になるが、人間の直感的判断においてはこの楕円こそ境界のあいまいなファジィ領域であるものと考えられる。そこで2次元楕円メンバシップ関数を用いて、人間の相関に対する判断を模擬するアルゴリズムの定式化を行なう。

x-y直交座標および適合度から成る3次元空間があり x-y平面上にデータが分布しており、この空間内に楕円メンバシップ関数が設定されるとする（図4参照）。このとき、後述の時系列データのスムージングを前提にx軸を時間軸，y軸を計測データとし、また楕円のX軸

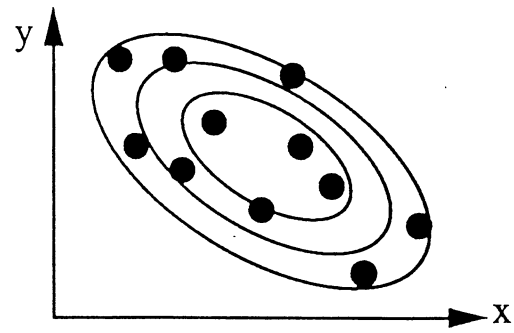


図3　人間の相関関係に対する認知・判断

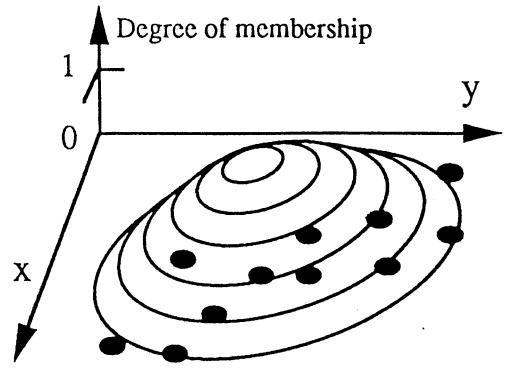


図4　楕円メンバシップ関数によるデータ分布の評価

を長軸，Y軸を短軸とすると、楕円メンバシップ関数は(6)(7)(8)式により与えられる。

$$\alpha = M(x, y, \theta) = \exp[-\{(X/ax)^{**}2+(Y/ay)^{**}2\}] \quad (6)$$

$$X = x - A \quad (7)$$

$$Y = -(x-A)\tan\theta + (y-B) \quad (8)$$

これにより、x-y 平面上のｎ個のデータP1，P2，…Pnの適合度α1，α2，…αn が、楕円の中心位置(A, B)および角度θに依存して得られる（図５参照）。ここで、各データの適合度α1，α2，…αn の総和T(θ)と、各データ点を楕円の長軸に投影した点の楕円メンバシップ関数に対する適合度 αs1，αs2，… αsn の総和S(θ)の比率をデータ配置の直線性評価値E(θ)と定義する。

$$E(\theta) = \frac{T(\theta)}{S(\theta)} = \frac{\Sigma\,\alpha i}{\Sigma\,\alpha si} = \frac{\Sigma M(xi, yi, \theta)}{\Sigma M(xsi, ysi, \theta)} \quad (9)$$

以上の定義に基づき、データ分布の相関判断を以下の手順で行なう。

STEP 1 : 楕円の中心点の決定

STEP 1-1 : 任意の候補中心点と候補角度を数個選び大雑把な直線性評価を行なう。候補中心点としては、データ分布の重心点やｘ座標値の順序が中央にくる点およびその前後の点などを選び、候補角度としてはデータ分布の両端の点を結ぶ角度などを選ぶ。

STEP 1-2 : 上記評価値のうち最大値を与える中心点を楕円の中心点に決定する。

STEP 2 : 相関角度と確信度の決定

STEP 2-1 : 楕円を回転（角度θを変更）し、精密な直線性評価を行なう。

STEP 2-2 : 上記直線性評価において最大評価値を与える角度φを相関角度とし、このときの直線性評価値を相関判断の確信度CF とする。

以上の手順により、スパイクノイズのような異常データを適当に除外しかつランダムノイズを平均化したような角度検出が行なわれるようになる。

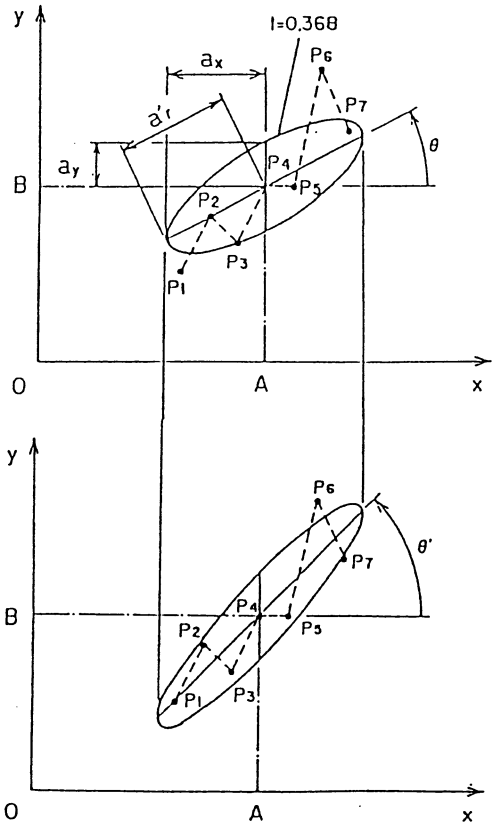


図５　楕円による直線性評価，相関角度検出

３．２　データスムージング

データスムージングは上記相関角度検出を、スムージング対象のデータの端から数個ずつサンプリングし繰り返していくことにより得られる。その原理は、確信度と相関角度によるデータトレンド評価に基づく平滑化ラインの生成と言える。ここでは、他の手法との比較を合わせてスムージング結果のみ示す（図６～図９）。図の例では端から７点ずつサンプリングして平滑化している。

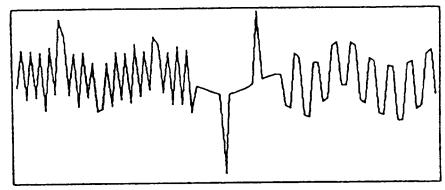


図６　スムージング対象の時系列データの例

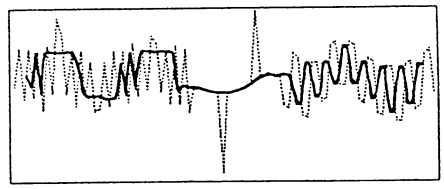


図７　メジアンフィルタによる平滑化

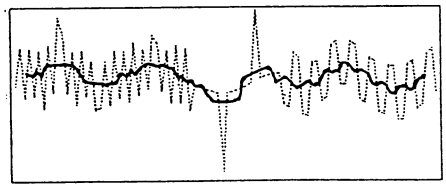


図８　移動平均法による平滑化

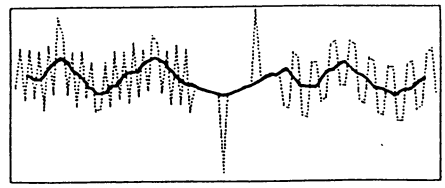


図９　ファジィデータスムージングによる平滑化

3．3　楕円の設定および短軸の適応調整機能

本手法のスムージング結果は2次元楕円メンバシップ関数の長軸と短軸の長さ（(6)式の ax，ay の値）に依存して異なる。長軸は、スムージングの際にサンプリングするデータの両端点（図5 の例では P1，P7）を長軸に投影した点の適合度の値が 0.4 程度になるように設定すれば良いことが、実験により検証されている．しかし短軸はスムージング対象データのランダムノイズ振幅に対応して決めるべき値であり、予めノイズ振幅を想定できない場合は容易に決定できない。短軸の長さの設定が悪い場合に起こる問題点として、短軸が短すぎると相関角度に対する確信度が小さくなり平滑化ラインの生成が不適当になることが実験により検証されている。実験的には確信度を最悪でも 0.7 以上にしなければならない。また、長すぎるとスパイクノイズの除去能力が低下する。

そこで、短軸の長さを短めに設定しておき、相関角度検出時の確信度が 0.7 未満であれば短軸を長く修正し再度相関角度の検出を行なう。修正規則は、最初に得られた 0.7 未満の確信度に対応して統計的に得られた数式に基づくものであり複雑なものではない。この手法によりスムージングが人間の直感的判断から大きく離れてしまうことはなくなる。

3．4　適用事例

ある食品機械制御システムにおける適用事例を示す。図10 ～ 図11 は食品生産中のある物性値の変化の様子を部分的に抽出したものであるが、この例では計測値の変化におけるピーク点の値と時刻が重要であり、ピーク値に応じてピーク通過後の特定時刻に機械を停止する必要がある。専門家の知識ではピーク点の判断は図10の様になる。しかしこの判断を自動化しようとすると、計測値が常にランダムノイズを含みその振幅も時間の経過により変化するとともに、ピーク付近にはスパイクノイズが加わり易いため、移動平均法等の従来手法では人間の知覚的判断に近いピーク検出はできない。そこで本手法を適用した結果、図11の様に人間の判断に類似したピーク検出が可能になった。

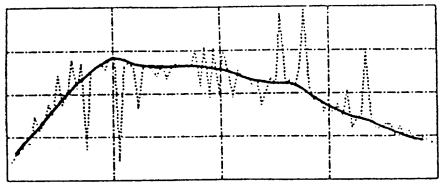


図10　人間の知覚的判断によるスムージング

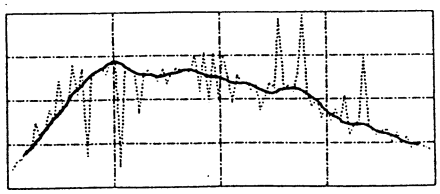


図11　ファジィデータスムージングの適用例

3．4　リアルタイムファジィデータスムージング

上記適用事例までのスムージングでは、通常の移動平均法などの様に時系列データの入力に対して平滑化ラインの生成に若干の時間遅れが伴う。上記適用事例ではこの程度の遅れが許されたが、基本的にはオフラインレベルのデータ整形技術であり、リアルタイム性を必要条件とするノイズフィルタとしては用途が限定される。

そこで相関角度検出時の確信度を利用しデータ入力時刻（実時間）における計測値推定を行なうことにより、リアルタイムで動作する機能を追加した。この機能によるスムージング結果を図12に示す。

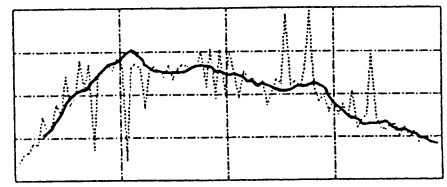


図12　リアルタイムファジィデータスムージング

4．結論

ファジィ領域の輪郭形状を情報処理に利用するために多次元メンバシップ関数の設定方法を定式化した。またその応用として、人間の知覚的判断に類似したデータスムージング手法を開発し技術の検証を行った。同時にこの手法は認知科学の研究成果を情報処理技術に反映しようという試みでもあり、ファジィ理論が認知科学と工学を結び付ける上で有効な手段であることを事例により示した。本手法はデータトレンドに対する人間の判断を利用するファジィ制御の分野において、知識獲得段階でのデータ整形技術や制御運用段階でのノイズフィルタリング技術として特に有効に利用できるものと考える。

参考文献

[1] 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社，1988

[2] 本多，大里：ファジィ工学入門，海文堂，1989

[3] 高木，林：ニューラルネット駆動型ファジィ推論，ファクトリーオートメーション，1989.2

[4] 小沢，菅野：数値データの言語モデリング，第6回ファジィシステムシンポジウム，159-164，1990

[5] 田中（システム制御情報学会偏）：ファジィモデリングとその応用，朝倉書店，1990

[6] 吉川：ロボットマニピュレータ，コロナ社，1984

[7] 山下，山口：グラフ表示された2変量データの相関関係の知覚的判断，人間工学，Vol. 25, No. 5, 1989.5

問い合せ先

〒144 東京都大田区西六郷 4-28-1

山武ハネウエル（株）　ＡＴＣ

田中　雅人

Tel : 03-3730-2301　Fax : 03-3730-8644

ファジィアルゴリズムにおける知識を用いたあいまいさの管理方法

A Management Method of Fuzzyness Using Background Knowledge in Fuzzy Algorithm

北島　充*　　菅野　道夫**
Mitsuru KITAJIMA　　Michio SUGENO

*ヤマハ（株）　　**東京工業大学
Yamaha Corporation　　Tokyo Institute of Technology

あらまし　本研究では，ファジィアルゴリズムを取り入れた解法により，問題にふさわしい解を得るための方法論についての考察をおこなう．ファジィアルゴリズムの研究では，アルゴリズムの実行に伴い変化していくシステム内部のあいまいさをどのように管理するかが重要な問題となる．本研究では，その方法として対象となるモデルに関する知識を用いてあいまいさの増大を防ぐ手法を提案する．応用例として「配車の問題」を用い，その有効性を示す．

キーワード　ファジィアルゴリズム，あいまいさの管理

１．はじめに

Zadehが提唱したファジィアルゴリズムは，つぎのような長所を持っている[1][2][4]．

・言語的な表現を用いてシステムを記述できるため，モデルの定性的な表現が可能であり，わかりやすい

・運動方程式などによる正確な記述が不可能な非常に複雑なシステムにおいてもふさわしい解を得ることができる

しかし一方，ファジィアルゴリズムは今後の研究により解決されるべき重要な問題をかかえている．それはおもにつぎの２つである[3]．

①あいまいな表現を含んだアルゴリズムを計算機上でどのように実行すべきか

②アルゴリズム実行過程の中で，システム内部のあいまいさをどのように管理すべきか

本研究では，上の２つの問題の解決方法についての考察をおこない，それぞれの対処方法としてつぎのことがらを提案する．

①システムから得る複数の情報をもとに，システムの状態に適した命令に対しグレードを割り当て，それらを同時実行する

②モデルに関する知識を言語的に表現したルールを用いてシステム内部のあいまいさを管理する

本研究では，巡回問題の一種である「配車の問題」にファジィの概念を導入したものを採用し，シミュレーションをおこなう．このことにより，本研究でのファジィアルゴリズムに関する問題の対処方法の有効性を示す．

２．命令の実行方法に関する提案

2.1 命令の表現方法

我々はしばしば，現在しなければならないことがいくつかあるが一体どれとどれをやればよいのだろうか，と考えることがある．こういう時，我々はおかれている状況に合った命令の選択肢の中からふさわしいものを選んで実行している，と考えられる．そしてときには複数の命令を選択し，それらを同時に実行しているのである．これを計算機において処理可能なアルゴリズムで表現することはできないだろうか．本研究では，ファジィの概念を用いてこれを表現することを考え，図2.1のような方法を提案する．

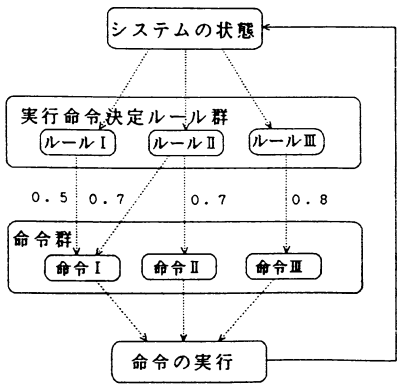


図 2.1 命令の表現方法

実行命令を決定するためのルール群に対し，システムの現在の状況に関する情報を入力する．ルール群はそれをもとにあらかじめ与えられた命令群に対し，グレードを割り当てる．これにより，命令群のファジィ集合が形成される．この方法により，どの命令を実行するのが現在の状況にふさわしいのかを表現することができる．

例えば，料理，特にここでは目玉焼きを作る場合を考えてみる．この場合，我々が行う行動としてはつぎのようなものがある．

命令１）差し水をする
〃　２）塩をふる
〃　３）こしょうをふる
〃　４）玉子を割る→フライパンに落とす
〃　５）目玉焼きを皿へ移す
〃　６）フライパンに油をひく
〃　７）弱火で焼く
〃　８）フライパンをあたためる
〃　９）フライパンにふたをする

また，我々が上のいずれかの行動を起こす場合に必要な情報としてはつぎのようなものがある．

・料理開始からの経過時間
・ある行動からの経過時間
・フライパンの温度
・料理の状態

これらの情報を入力することにより，システムはその状態に適した命令に大きな適合度を与える．実行命令決定ルール群に含まれるルールとしては，例えばつぎのように表現されたものを用いる．

・まず始めにフライパンをあたためる（命令８の実行）
・玉子をフライパンに落としてから少し焼いた後に差し水をし，フライパンにふたをする（命令１，９の実行）
・フライパンにふたをしてから数分後，塩，こしょうをふる（命令２，３の実行）

ここで，１．料理開始直後，２．料理の途中（玉子を落とした直後）の２つの段階について各命令へ与えられるグレードは表2.1のようになる．なお，実行命令決定に関するルールの表現方法は一意的ではないので，各命令に与えられるグレードは場合により異なる．

１．料理開始直後

実行命令	グレード
命令１	０．０
〃　２	・
〃　３	・
〃　４	・
〃　５	０．０
〃　６	０．７
〃　７	０．０
〃　８	１．０
〃　９	０．０

２．玉子を落とした直後

実行命令	グレード
命令１	０．２
〃　２	０．０
〃　３	・
〃　４	・
〃　５	・
〃　６	０．０
〃　７	１．０
〃　８	０．０
〃　９	０．０

表 2.1　命令群に与えられるグレードの例

表2.1では，１の段階では「フライパンをあたため，油をひく」という命令が表現され，２の段階では，「弱火で焼く．それほど重要ではないが，ここで差し水をしてもよい」という命令が表現されている．

2.2 命令の実行方法

前項で述べた方法によってグレードを与えられた命令の実行方法としては大きくつぎの２つに分かれる．

Ⅰ）グレードを与えられた命令のうち，１つの命令のみを選んで実行する方法

命令の選択方法としては，これまでの研究により

・最大グレード実行法
・確率的実行法
・非決定的実行法

などの方法が提案されている[5]．これらのうち，対象となる問題により，最適なものを採用すればよい．

Ⅱ）正のグレードを与えられた複数の命令を同時に実行する方法

もし命令がファジィ命令であれば，与えられたグレードを適合度としてファジィ推論で用いられるものと同様な方法で命令のメンバーシップ関数を決定する．

我々が日常的に直面している問題の解決方法について考えてみると，前節で述べたように，我々は時には２つ以上の事柄を同時に実行することがある．目玉焼きの作り方では，「フライパンをあたためる」と「フライパンに油をひく」，「塩をふる」と「こしょうをふる」は，ほぼ同時に実行している．したがって，この種の問題の解法としては命令の選択法として上にあげたⅡの方法を用いるほうがⅠを用いるよりも自然である．しかし，それによって新たな問題が生じる．この問題および対処方法については次章で述べる．

３．あいまいさの管理方法

3.1 あいまいさの管理の必要性

本研究におけるファジィアルゴリズムを用いたシステムではファジィ集合を内部に変数として持っている．この場合，アルゴリズムの実行と平行してこれらの変数のもつあいまいさを常に我々の感覚に合ったものに保たなければ，そのシステムによって得られる結果は与えた問題にふさわしいものとはならない．

このようなあいまいさの管理の必要な部分としては，本研究で用いるシステムの場合，これから述べる２箇所が考えられる．

本研究で用いた応用例「配車の問題」において，ファジィ集合で表現された各配送先間の所要時間に関する演算をおこなっている．そこで必要となるあいまいさの管理がまず１つめに挙げられるものである．

たとえば，地点Ａ－Ｂ間，Ｃ－Ｄ間の所要時間がそれぞれ

「約２０分」，「約１５分」

であったとする．これらの概念はファジィ集合を用いて我々の感覚に合った表現が可能である．

これらを用いてＡ－Ｃ間の所要時間を求めようとしたときに，まず考えられる方法としては拡張原理に基づいて両者の和をとる方法である．しかし，これによって得られる結果は必ずしも我々の感覚に合ったものではない．なぜなら，道路の状況により，Ａ－Ｂ間，Ｂ－Ｃ間の混み具合は何らかの関係をもっており，両者は独立ではないからである．

あいまいさの管理の必要なもう１つの箇所は，2.2節で述べた，グレードを与えられた命令の実行に関する部分である．

再び料理の問題を例として考え，次のような命令群にグレードが与えられたとする．ここでは，この段階までで料理はほぼ完成しているが，好みによって塩またはしょう油で味を整えてもよい，という場合を考える．

命令の内容	グレード
命令１）塩を少し加える	0.5
命令２）しょう油を少し加える	0.3
命令３）料理を皿に盛る	0.8

これらの命令のうち，

命令１と命令３，命令２と命令３

は同時には実行できない．塩やしょう油は加えた後，「よく混ぜる」という処理が必要になるからである．したがって，これらを同時に実行すると料理の完成度が低くなってしまう．

また，

命令１と命令２

は，同時に実行できるが一方のみを実行する場合と比べ命令の内容は多少異なる．　前章で述べた方法に従い，命令に与えられたグレードに従って「少し」というファジィ集合の形状を決めても，そのまま同時に実行すると料理は塩辛いものになってしまう．つまり，２つの命令のうち一方または両方のグレードを料理が適当な味付けになるように調節しなければならないのである．

3.2 知識を用いたあいまいさの管理方法

つぎに，具体的なあいまいさの管理方法について考える．これにはまず，数学的な演算方法の工夫によりあいまいさを我々の感覚に合ったものに保つ方法が考えられる．しかし，この方法は似たような概念のあいまいさにしか適用できない．したがって，異なる概念のあいまいさをいくつも扱う場合にはその数だけ異なる演算方法を用意しなければならない．

本研究で提案する方法は，扱うモデルに関する知識をファジィルールで表現し，これをファジィ集合の演算方法に反映させる，というものである．この方法ならば，異なる概念のあいまいさに対してはそれぞれに関する知識があればあいまいさを管理することが可能であり，扱うモデルを変更する場合にも比較的容易に対応できる．

つぎに具体例を示す．

3.2.1 所要時間に関するあいまいさの管理方法

現在地がＡで，途中で地点Ｂを通り，目的地がＣである場合を考える．

いま，ＡＢ間，ＢＣ間の所要時間は知っているが，ＡＣ間の所要時間は知らないため前の知識からこれを推論することを考えてみる．ＡＣ間の所要時間を求める際に，道路の状態に関する知識をあいまいさの管理のための知識として用い，具体的に次のようなものを考えてみる．

例えば，ＡＣ間に交差する道はほとんどなく，ほぼ一本道である場合，渋滞の要因がＡＣ間にあるとは考えにくいため，ＡＢ間，ＢＣ間の道路の混み具合の関係を

「ＡＢは混んでいる」　⇔　「ＢＣは混んでいる」
「ＡＢは空いている」　⇔　「ＢＣは空いている」　（1）

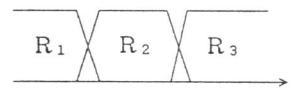
というように表現することができる．

また，Ｂ地点に大きな会社や，デパートなどがありそこへ向かう車か離れていく車のいずれかのみが多い場合，

「ＡＢは混んでいる」　⇔　「ＢＣは空いている」
「ＡＢは空いている」　⇔　「ＢＣは混んでいる」　（2）

という表現が可能である．

ここで用いた言語変数の台集合として，図3.1に示す交通の流れ具合（平均時速）をとる．



R_1：混んでいる
R_2：やや混んでいる
R_3：空いている

図 3.1 ルールに用いる言語変数

ＡＢ，ＢＣ間の所要時間をT_{AB}，T_{BC}，流れ具合をJ_{AB}，J_{BC}で表す．

さらにＡＢ，ＢＣ間の距離をD_{AB}，D_{BC}（クリスプ値）とすれば，これらの関係は次のようになる．

$$J_{AB}=D_{AB}/T_{AB}\ ,\ J_{BC}=D_{BC}/T_{BC}$$

具体的な演算方法として，次のようなものを考えた．ここでは，（1）のルール群を例にとる．

Ⅰ）所要時間から求めた交通の流れ具合を用いて，図 3.2に示すプロセスによりルールに対する適合度を求め，結論を求める．ルールが同値関係なので結論はＡＢ，ＢＣの両方に関して得られる．

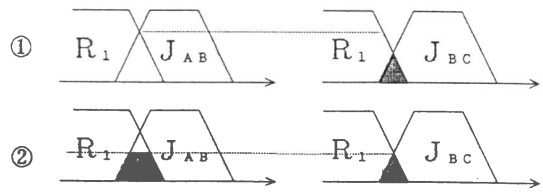
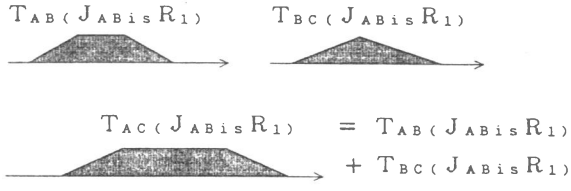
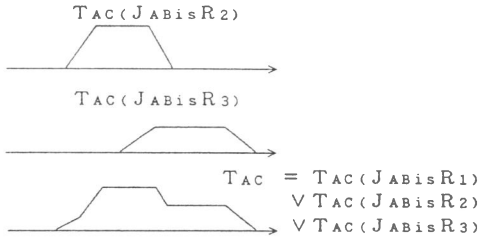


図 3.2 結論を求めるプロセス

ここで，図 3.2のプロセスについて説明するとつぎのようになる．
①J_{AB}のR_1に対する適合度を求め，その値とR_1とのｍｉｎ演算をおこなう．その結果得られたファジィ集合とJ_{BC}との積集合を計算し，ＡＢ→ＢＣに関する結論を得る．
②J_{BC}のR_1に対する適合度を求め，①と同様な方法でＢＣ→ＡＢに関する結論を得る．
Ⅱ）得られたＡＢ，ＢＣの流れ具合の結論から，再び所要時間を計算し，両者の和をとる．



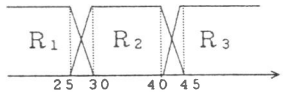
ここまでの演算によりＡＢが混んでいるという前提の下でのＡＣ間の所要時間が得られる．
Ⅲ）他の２つのルールについても同様に演算を行い，最後に全ての和集合をとる．



最後に，演算の実行例を示す．

	所要時間（分）	距離（ｋｍ）
T_{AB}	25 30	１５
T_{BC}	10 20	８
T_{CD}	15 20	１０

ルールに用いる言語変数は以下のように定めた．



これらをもとに，
Ⅰ）　ＡＣ間：ルール群（１）　ＢＤ間：ルール群（１）
Ⅱ）　ＡＣ間：ルール群（２）　ＢＤ間：ルール群（１）
の２つのケースについて計算を行ったところ，図3.3のような結果を得た．いずれの結果も，単純に拡張原理による足し算を行った場合よりもあいまいさは減少していることがわかる．

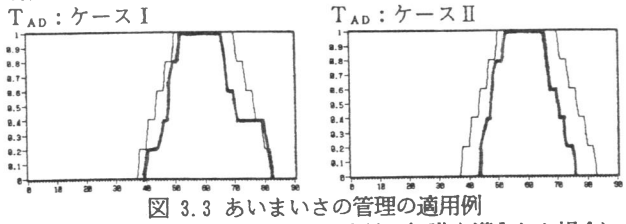


図 3.3 あいまいさの管理の適用例
（細線：知識を導入しない場合，太線：知識を導入した場合）

3.2.2 実行命令の決定に関するあいまいさの管理方法

3.1節と同様，料理の例を用いて説明をおこなう．
前の例と同様なものを考える．アルゴリズムの処理の途中で次のような命令とそのグレードの値が与えられたとする．
命令１）しょう油を少し加える　０．７
命令２）塩を少し加える　０．８
命令３）料理を皿に盛る　０．７

これらの命令を同時に実行可能な意味のあるものにするには，次のような約束に基づいてグレードを変更すればよい．
Ⅰ）正のグレードを与えられた命令のうち，同時に実行できないものはグレードの小さい方を０にする
Ⅱ）正のグレードを与えられた命令のうち，相反する意味の命令があった場合はその両方のグレードを０にする．
Ⅲ）グレードを与えられた命令のうち，一方を実行するともう一方の命令の重要度が減少する場合（あるいは増加する場合），グレードの大きい方の命令のグレードの値に応じてもう一方の命令のグレードを下げる（上げる）．
この処理を行った後，最終的に得られた命令群は同時に実行可能なものとなる．
上の命令１，２，３に関してこの知識を適用したものを具体的に記述すると
・「命令１または命令２に正のグレードが与えられ，命令３にそれよりも小さい正のグレードが与えられたならば，命令３のグレードを０にする」
・「命令３に正のグレードが与えられ，命令１または命令２にそれよりも小さい正のグレードが与えられたならば，命令１と命令２の命令の両方のグレードを０にする」
・「命令１のグレードが大きく，命令２のグレードが命令１よりも小さければ，命令２のグレードを下げる」
・「命令２のグレードが大きく，命令１のグレードが命令１よりも小さければ，命令１のグレードを下げる」
となる．

４．応用例

4.1 シミュレーション・システムの概要

本研究で作成したシミュレーション・システムの全体構成は図4.1に示すものであり，おもに以下の部分に分けられる．
１）データの入力
問題を表現するデータ群を入力する．このデータ群はクリスプ，ファジィの両表現が混在するものである．
２）データのdefuzzy化
暫定解を求めるためにクリスプアルゴリズムへ入力するファジィデータのdefuzzy化をおこなう．
３）クリスプデータを用いた暫定解の計算
クリスプアルゴリズムにdefuzzy化を施したデータを入力し，暫定解を求める．ここでは，ファジィデータを直接用いることはしないが，従来から知られているヒューリスティックスを用いることができるので複雑な問題であっても比較的容易に解を求めることができる．
４）暫定解の実行・評価値の計算
得られた暫定解が要求にあったものかどうかを調べるため，ファジィデータを用いて解を実行する．得られた実行結果をいくつかの評価基準に基づいて評価し，それぞれの評価値を定める．また，解の実行の際にはモデルに関する知識を用いたあいまいさの管理をおこなう．
５）評価値に基づいた解の修正命令へのグレードの割り当て
得られた複数の評価値から，ファジィルールを用いて解の修正に関する命令へグレードを割り当てる．すべての評価値が十分大きければ，設定した問題に適した解が得られたとしてアルゴリズムを終了する．評価値の大きさの判断は，それぞれの評価値に合った「大きい」という概念を表現するファジィ集合を用意し，各評価値の適合度を求める．本システムでは，クリスプなしきい値を定め，すべてのグレードがその値を超えたときにアルゴリズムを終了する方法をとっている．
また，問題がシビアであり，全ての評価値を満足な値にすることが困難な場合はすべての命令のグレードが実行のしきい値以下になった場合に与えられた問題の最善な解が得られたと判断し，アルゴリズムを終了する．
６）実行命令の決定
グレードを与えられた命令群に対し，実行に適したものにするため，モデルに関する知識を表現したルールを用いてグレードの修正をおこなう．
７）解の修正命令の実行
命令群を実行する．ここでは与えられたしきい値を超えるグレードを持つ命令群のすべてを実行する．解の修正後，再び評価値の計算をおこなう．

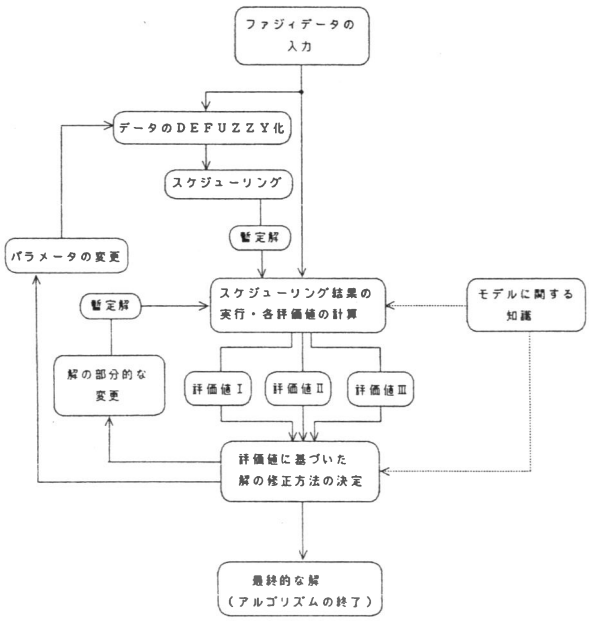


図 4.1 システムの全体構成

4.2 シミュレーションの実行例

4.2.1 配車の問題

ここで対象とする問題は次のようなものである．

配送センターのもつ，積載量の異なるトラックの何台かを使ってすべての配送先の需要を満たす．ここで各配送先は，荷物の受取時間を指定する．このとき，総距離（もしくは総運転時間）を最小にするには，どのように路線をとったらよいか[6][7]．

本研究ではこの問題にファジィ概念を適用し，より現実に近い問題を扱えるようにした．ファジィ化が適当である量としては，以下の２つが考えられる．

・各ノード（配送センター，各配送先）間の所要時間
・各配送先の指定する受取時間

また，本システムでは評価基準として以下に示すものを設定し，これらをもとに解の修正方法を決定する．

Ⅰ．総節約量
（運転時間が全ルート合計でどれだけ節約できているか）
Ⅱ．受取時間の達成度
（各配送先の指定する受取時間をどれだけ守れているか）
Ⅲ．トラックの使用率
（トラックの保守性の面から，配送センターの持つトラックをどれだけ万遍なく使っているか）

4.2.2 実行結果

最後に，実際のシミュレーションの結果を示す．

ここで与えたネットワークは下図のようなものである．図の中央の大きい丸は配送センター，その他の小さい丸は配送先を表す．

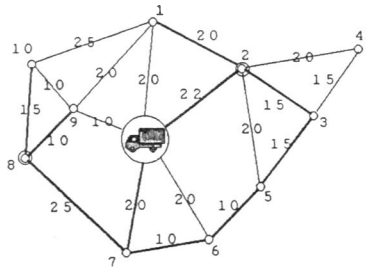


図 4.3 シミュレーションで用いたネットワーク

図中の数字は，配送先番号およびノード間の所要時間（単位：分）である．ここで所要時間は実際はファジィ集合で与えているが，ここでの数字はそれらの重心値である．

また，図の太線の部分は主要な広い道路であり，その他は路地などの比較的狭い道路であることを示している．また，配送先２，配送先８の地点は市街地であり，その周囲の交通の流れ具合に影響を与えているものとする．

このことを表現する知識として，3.2.1のルール群（１），ルール群（２）を適用し，前者を市街地の周辺に，後者をその他の主要な道路に関して適用する．

配送センターの保有するトラック及び各配送先の需要量は以下のように定めた．

センターの保有するトラック		配送先番号	需要量(kg)
２００ｋｇ積	１台	1	５０
３００ｋｇ積	２台	2	１５０
５００ｋｇ積	１台	3	２５０
	（計４台）	4	１５０
		5	１００
		6	５０
		7	２００
		8	１５０
		9	２５０
		10	１５０

また，各配送先における受取時間をファジィ集合で与えているが，ここでは省略する．

以上の条件のもとでシミュレーションを実行した．合計７回の修正命令の実行により次のような結果が得られた．丸で囲んだ番号の配送先で荷物の受け渡しをおこなう．（Ｃは配送センター）

２００ｋｇ積 ： Ｃ→①→②→Ｃ→⑥→Ｃ
３００ｋｇ積 ： Ｃ→６→⑤→３→④→２→Ｃ→⑨→Ｃ
３００ｋｇ積 ： Ｃ→⑦→Ｃ→９→⑧→⑩→９→Ｃ
５００ｋｇ積 ： Ｃ→２→③→２→Ｃ

５．まとめ

我々が日常的に直面し，解決しているあいまいさを含む問題の解法としてファジィアルゴリズムを用いる方法について考察した．ここでは，ファジィアルゴリズムに残されている課題であるあいまいさの管理方法として，モデルに関する知識を用いる方法を提案した．また，ファジィアルゴリズムの実行システムを構築し，シミュレーションをおこなった．

シミュレーションで扱うモデルとして，「配車の問題」を採用した．本研究では，この問題にファジィの概念を導入し，さらに評価基準を複数にして多目的とすることにより問題をさらに複雑なものにした．本研究では従来から存在するクリスプな手法に対し数々の条件を与え，出力される解の特性を調べた．そこで得られた入出力の関係から経験的にファジィルールを同定し，それらを暫定解の修正命令群及び命令決定ルール群に導入した．この結果，暫定解の修正が比較的スムーズに行われ，与えた条件を満足する解を得ることができた．このことにより今回提案したことがらの有効性が示された．

６．参考文献

[1]L. A. Zadeh：Fuzzy Algorithms, Information and Control 12,94-102(1968)
[2]L. A. Zadeh：Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-3, NO.1(1973)
[3]勝又：あいまいな表現を用いたアルゴリズムの実行に関する一考察，東京工業大学システム科学専攻修士論文(1991)
[4]菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社（1988）
[5]水本：ファジィ理論とその応用，サイエンス社（1988）
[6]金田：ＯＲ入門　科学的意志決定，内田老鶴圃（1991）
[7]浪平：学習コンピューターアルゴリズム，技術評論社(1989)

問い合わせ先：〒２２７
横浜市緑区長津田町４２５９
東京工業大学システム科学専攻菅野研究室内
北島　充
TEL ０４５－９２２－１１１１（内線２６４５）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

C++ 言語によるファジィ集合処理

Fuzzy Set Processing with C++

井上由文

Yoshifumi INOUE

花王株式会社 文理科学研究所

Kao Corporation Kao Institute for Knowledge and Intelligence science

あらまし 本報告では, C++ 言語の機能を用いてファジィ集合処理を実現する方式について提案する. 本方式では, ファジィ集合とファジィ数を C++ 言語にデータ型として定義し, 演算子関数によりファジィ集合演算を関数呼び出しではなく, 演算子を用いた通常の数式の形式で記述することを可能にする. そのため, 本方式を用いることによりファジィ集合処理を含むプログラムの開発・保守が容易になる.

キーワード ファジィ集合処理, プログラミング言語, C++ 言語, データ型

1 はじめに

ファジィ理論を応用した知的なアプリケーションの開発は, ファジィ集合処理の記述が容易, アルゴリズムが明確で無い等の理由から, Lisp 等の言語にファジィ集合処理機能を追加した言語 [7, 10] で記述されることが多い. しかし, そのようなアプリケーションを実際に運用する場合には, 実行速度が速いことや要求資源が少ない等の理由から C 言語 [2] により記述しなおすことが多い.

我々が頭の中や紙の上でファジィ集合処理を考える場合, ファジィ集合演算は記号 (演算子) を利用した式の形式で記述することが可能である. しかし, プログラムを記述する場合は, 限られた記号しか使用することができないことと, プログラム言語の文法がファジィ集合演算を考慮していないため, ファジィ集合演算を記号を利用した式の形式で記述することができない.

C 言語でファジィ集合処理を記述する場合は, ファジィ集合演算を行なう関数を呼び出す形式で記述する. このような関数呼び出しの形式で記述されたファジィ集合処理は演算子を持ちいた記述よりも長くなるため, 記述の誤りや読み読み易さを損ないアプリケーションの開発・保守を困難にする.

本報告では, C 言語のスーパセットである C++ 言語 [1] を持ちいることにより, 関数呼び出しの形式では無く, 記号を持ちいた式の形式で記述することを可能にする方式に提案する.

2 ファジィ集合型

あるプログラミング言語において, ファジィ集合処理を記号 (演算子) を利用した形式で記述するには, そのプログラミング言語がファジィ集合を通常の数と同様なデータ型として認識していれば可能である. すなわち, 整数型や実数型に対する複素数型と同様にファジィ集合型 [6] があれば可能になる.

しかし, 通常のプログラミング言語にはファジィ集合型が含まれていないため, ファジィ集合型を次に示すいずれかの方法で実現する必要がある.

1. ファジィ集合型を含む新たな言語を作る [5, 3, 4].
2. 既存の言語にファジィ集合データ型を追加する [7, 10, 11, 9].

1 の方法は, 新しい言語の処理系を作成する手間が膨大な事と, 利用者が新しい言語を習得しなければならない事から, その作成・利用が困難であると思われる. 2 の方法ではプリプロセッサを作成するか, 既存言語の処理系の修正を行なう事から, その作成が困難であるが, 利用する場合はファジィ集合処理に関する分だけを新たに学習すれば良いので新たな言語を一から覚えるよりは容易である.

2 の方法には言語処理系自身に手を加えないで, 言語が持つ機能を利用して利用者がデータ型を定義できる機能を持つ言語もある. そのような機能を持つ言語としては Lisp 言語や C++ 言語があり, 本方式で C++ 言語を用いたのは C++ 言語がユーザがデータ型を定義できるデータ抽象化 [8] の機能を持つからである.

また, C++ 言語は C 言語のスーパセットであり C 言語の特徴を全て含んでいるため, 実用的なアプリケーションを開発することが可能である.

2.1 C++ 言語によるファジィ集合型の定義

ファジィ集合 **A** は 全体集合を U とすると, メンバーシップ関数

$$\mu_A : U \rightarrow [0,1]$$

によって特徴づけられる集合のことである [12]. $\mu_A(u)$ の値は要素 $u \in U$のファジィ集合 **A** への所属度と呼ばれ, この値が大きいほど要素 u がファジィ集合 **A** に属する度合いが大きい.

ファジィ集合 **A** の数式による表現では, 全体集合 U の要素が連続値の場合と, 離散値の場合では, 以下のように異なる.

1. 要素 u が連続値の場合

$$\begin{aligned} U &= \{u | a \leq u \leq b\} \\ \mathbf{A} &= \int_U \mu_A(u)/u \end{aligned}$$

2. 要素 u が離散値の場合

$$\begin{aligned} U &= \{u_0, u_1, \cdots, u_n\} \\ \mathbf{A} &= \mu_A(u_0)/u_0 + \mu_A(u_1)/u_1 + \cdots + \mu_A(u_n)/u_n \\ &= \sum_{i=0}^{n} \mu_A(u_i)/u_i \end{aligned}$$

そこで本方式ではファジィ集合をデータ型として次のように定義した.

```
class fuzzy_set {
        universe*       univ;
        membership*     memb;
        ...
};
```

C++ 言語ではこのように定義された fuzzy_set をクラス (class) と呼び, ユーザ定義のデータ型を意味する.

そして, 次のような記述により変数 A をファジィ集合型の変数として宣言する.

```
fuzzy_set       A;
```

ここで変数 A に格納されるファジィ集合は, はクラスfuzzy_set のオブジェクトと呼ばれ, オブジェクトのデータとしてuniv と memb を持つ.

この univ と memb は, それぞれクラス universe とクラス membership のオブジェクトであり, 全体集合とメンバーシップ関数を表すオブジェクトである. これらのクラスもクラスfuzzy_set と同様に, 本方式が提案するユーザ定義のクラスである.

2.2 ファジィ集合オブジェクトの初期化

前の例では, 変数 A にファジィ集合型の変数であることを宣言しただけで, その全体集合とメンバーシップ関数を定義していない. そのためこれらを定義する必要があり, つぎのように記述する.

```
fuzzy_set
    A = Sigma(11, u_A, interval(0, 10));
fuzzy_set
    B = Sigma(11, 0.5, interval(0, 10));
```

ここで変数 A, B は, 全体集合 を区間 (interval) $[0,10]$ 上のファジィ集合を表し, そのメンバーシップ関数はそれぞれ$\mu_A(x)$ =u_A と$\mu_B(x) = 0.5$ である (関数 u_A はユーザが定義した C++ 言語により記述した関数である).

3 ファジィ集合演算の記述

ファジィ集合演算は t-norm/t-conorm により定義されている [13]. そのため, ファジィ集合演算は無限に存在するが, ここでは代表的な演算である論理和・積 (logical sum/product), 算術和・積 (algebraic sum/product) を考える.

ファジィ集合演算は, 紙の上ではこれらの演算を表す演算子を用いて記述されるが, これらの演算子を表す記号を C++ 言語の中で用いることはできない. ほとんどのプログラミング言語はそれが実装されている計算機が用いている文字コード (ASCII

演算	operation	演算子 (C++)
論理和	logical sum	|
論理積	logical product	^
算術和	algebraic sum	+
算術積	algebraic product	*
補集合	complement	~
正規化	normalization	!

表 1: C++ 言語におけるファジィ集合演算子

や EBICDIC 等) で記述される. この文字コードは英字と幾つかの記号であり, 情報交換 (伝達) に用いるため通常はこの文字コードを変更することは許されていない.

そこで, ファジィ集合演算を表す演算子を次のような記号に割り当る.
ここで, | は C++ 言語において bit 単位の論理和と呼ばれる演算子であり, * は乗算を表す演算子であり, 連想しやすい記号を選んだ.

このようなファジィ集合演算子と C++ 言語の演算子との対応により次のような記述が可能になる.

```
A = B ^ C;
D = ~B + !E;
```

この他にも, つぎのような記号を演算子として利用できる.

```
- / % & < > << >>
```

表 1 に示した記号も含めてこれらの記号とファジィ集合演算との対応は利用者が自由に割り当てることが可能である. 表 1 に示した割り当ては, C++ 言語のプログラム分割機能である #include を用いて次に示す記述を行なうことにより可能になる.

```
#include "Fz0/logical-op.h"
#include "Fz0/algebraic-op.h"
```

もしくは, つぎのような演算子関数 (operator function) の記述でも可能になる.

```
fuzzy_set
operator|(fuzzy_set& A, fuzzy_set& B) {
        return logical_sum(A, B);
}
```

```
fuzzy_set
operator~(fuzzy_set& A) {
        return complement(B);
}
```

また, C 言語と同様に関数呼び出しの形式で次のように記述することも可能である.

```
A = logical_product(B, C);
D = algebraic_sum(complement(B),
                  normalization(E) );
```

4 ファジィ数型

ファジィ数は実数上のファジィ集合であり, ファジィ数としての処理とファジィ集合としての両方の処理が可能であることがのぞましい. そこで, ファジィ数型は, C++ 言語の派生型定義機能によりクラス fuzzy_set を基底型とする派生型として定義した.

```
class fuzzy_number
  :public fuzzy_set {
  ...
};
```

ここでクラス fuzzy_number をクラス fuzzy_set の派生型として定義することにより, クラス fuzzy_set のオブジェクトに適用できる関数を全てクラス fuzzy_number に適用することが可能になる.

このクラス fuzzy_number の定義によりファジィ数は次のように記述することが可能であり, 記号 + - * / を四則演算の意味で利用することができる.

```
fuzzy_number
    about_10(10);
fuzzy_number
    about_20(20);
fuzzy_number
    about_30 = about_10 + about_20;
```

ここで about_10, about_20, about_30 は, それぞれ「約 10」,「約 20」,「約 30」を表すファジィ数である.

また, ファジィ数を用いた拡張原理に基づく演算は, C++ 言語の関数の多重定義機能 (overloading)

を用いることにより可能になる. 例えば, sin 関数に関する拡張原理に基づく演算は次のような定義になる.

```
overload fuzzy_number
sin(fuzzy_number& x) {
  ...
}
```

ここで overload は C++ 言語の予約語であり, 実数に対して定義されている C++ 言語のライブラリ関数 sin を, クラスfuzzy_number を引数として受けとる多義名関数 (overloading function) として定義している.

5 おわりに

本報告では C++ 言語の機能を用いてファジィ集合処理を実現することで, その記述が, 利用する記号の制約を受けるが演算子を用いた数式の形式で記述できる方式について述べた. これは関数呼び出しで記述されたファジィ集合処理よりも記述が容易でかつ読むのも容易である.

本方式では, ファジィ集合とファジィ数を C++ 言語のクラスとして実装することでファジィ集合とファジィ数をデータ型として C++ 言語で利用できるようにした. さらに C++ 言語の演算子関数定義機能を用いてファジィ集合演算の演算子を C++ 言語の演算子に割り当てることを可能にした.

また, 本方式を用いることによりファジィ集合処理の記述性・可読性が良くなるため, ファジィ集合処理を含むプログラムの開発・保守が容易になるとともに, 高速で省資源なプログラムの作成が可能になる.

なお, 本方式は筆者が国際ファジィ工学研究所に作成した C 言語によるファジィ集合処理ライブラリ FUTURElib を C++ 言語に移植することにより実現した.

謝辞

本報告で報告した C++ 言語によるファジィ集合処理は, 筑波大学 構造学系助教授 安信誠二氏 (元国際ファジィ工学研究所 ファジィコンピュータプロジェクト室長) との討論中に思いついたことであり, 同氏の日頃の指導による所が多いので, ここにそのことを深く感謝致します.

参考文献

[1] B.J.Stroustrup. *The C++ Programming Language.* Addison-Wesley Publishing Company, 1986.

[2] B.W.Kernighan and D.M.Ritchie. *The C Programming Language.* Addison-Wesley Publishing Company, 1982.

[3] 井上由文, 山本創造, 安信誠二. オブジェクトによるファジィ集合の表現. 第 6 回ファジィシステムシンポジウム予稿集, pp. 493–496. 日本ファジィ学会, 9 1990.

[4] 井上由文, 山本創造, 安信誠二. ファジィコンピュータ用プログラミングシステムについて. 日本ソフトウェア科学会第 7 回論文集, pp. 45–48. 日本ソフトウェア科学会, 10 1990.

[5] 井上由文, 安信誠二. ファジィ情報処理の機能を持つオブジェクト指向プログラミングシステム MoNo の概念について. 第 4 回人工知能学会全国大会予稿集, pp. 249–252. 人工知能学会, 7 1990.

[6] 井上由文, 山本創造, 安信誠二. ファーストクラスオブジェクトとしてのファジィ集合の実現. 第 7 回ファジィシステムシンポジウム予稿集, pp. ??–?? 日本ファジィ学会, 6 1991.

[7] 井上由文, 安信誠二. ファジィ知識処理向け lisp 言語 monolis について. 第 5 回人工知能学会全国大会予稿集, pp. ??–?? 人工知能学会, 6 1991.

[8] J.C.Cleaveland. *An Introduction to Data Types.* Addison-Wesley Publishing Company, 1986.

[9] T. P. Martin, J. F. Baldwin, and B. W. Pilsworth. The implementation of fprolog. *Fuzzy Sets and Systems*, pp. 119–129, 1987.

[10] 馬野元秀. Fuzzy-set manipulation system in lisp. *Preprints of Second IFSA Congress*, 7 1987.

[11] Motohide Umano, Masaharu Mizumoto, and Kokichi Tanaka. Fstds system: A fuzzy-set manipulation system. *Information Sciences*, pp. 115–159, 1978.

[12] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, pp. 338–353, 1965.

[13] 寺野寿郎, 浅居喜代治, 菅野道夫 (編) . ファジィシステム入門. オーム社, 1987.

問い合わせ先

〒 131 東京都 墨田区 文花 2-1-3
花王株式会社 文理科学研究所 知識工学研究室
井上由文 (Yoshifumi INOUE)
Tel: 03-3616-9713
Fax: 03-3616-9719
E-Mail: yosi@kisi.kao.co.jp

温室効果ガス発生量推定モデルにおける不確実性に関する一考察

On Uncertainties of Assumptions for Estimating the Magnitude of Future Greenhouse Warming

甲斐沼　美紀子[1)]、松岡　譲[2)]、森田　恒幸[1)]、
Mikiko Kainuma, Yuzuru Matsuoka and Tsuneyuki Morita
1) 国立環境研究所、　2) 京都大学
1)National Institute for Environmental Studies, 2)Kyoto University

あらまし　温室効果ガス濃度の将来予測を行なうには、データ、モデル構造とパラメータ、安定化の戦略および防止対策コストなどに内在する不確実性を考慮する必要がある。特に、人口、経済成長、エネルギー最終需要効率などのエネルギー消費量に係わる入力データの推計には大きな不確実性を伴うので、それらの不確実性を考慮した上で温室効果ガスの将来推計を行なう必要がある。ここでは、現在開発中の温室効果ガス発生量推定モデルを用いて、入力データの不確定性を考慮した上で、二酸化炭素排出量の推計を行なった。
キーワード　不確実性、温室効果ガスモデル、エネルギー需要

1．はじめに

大気中の二酸化炭素等量濃度（メタンガスやフロンガスなどの温室効果ガスも含めて二酸化炭素濃度に勘算したもの）が産業革命以前の濃度の２倍になると、全地球の平均地上気温は最終的に1.5℃から4.5℃上昇するといわれている。気温が上昇することにより、海面の膨張や地氷の融解によって海面水温が上昇し、沿岸域に影響を及ぼす。また、降雨パターンの変化や、農林水産業、森林・生態系への影響が心配されている。

ここでは、計算機シミュレーションを用いて気温上昇の原因となる二酸化炭素排出量の推定を行なった。しかし、長期予測は短期や中期の予測とは異なり、非常に詳細な仮定や精巧な経済モデルが当てはまらないことの方が多い。このため、条件付きシナリオを設定することにより、将来の変動を予想することを試みた。

2．モデルの概要

米国環境保護庁は、温暖化対策効果を検討する作業フレームとして、温室効果ガス発生、循環に関するモデル・情報群を統合し、大気安定化フレーム(ＡＳＦ)を開発した。この中で二酸化炭素排出量を長期にわたり推定するモデルとして、米国オークリッジ連合大学のJ.A.エドモンズとJ.M.ライリーの開発したモデル（エドモンズ・ライリーモデル[1)]）を採用している。ここで利用したモデル（アジア太平洋地域温暖化対策分析総合モデル：ＡＩＭ）はエドモンズ・ライリーモデルを中心とするＡＳＦを出発点とし、これに、いくつかのサブモジュール、入力データを追加、置換あるいは更新したものである。

ＡＩＭは、人為起源の温室効果ガス発生・吸収モジュール、自然起源の温室効果ガス発生モジュール、及び地球規模の温室効果ガス循環・温度上昇モジュールから構成されている（図１）。人為起源の温室効果ガス発生・吸収モジュールは、人口、経済成長及び資源ベースをシナリオとして与え、エネルギー・モデル（エドモンズ・ライリーモデル）、フロン・ハロン排出モデル、セメントCO_2排出モデル、都市廃棄物からのメタン発生モデル、農業活動からの温室効果ガス排出モデル、土地利用変化からのCO_2排出・吸収モデルなどから温室効果ガス排出総量を体系的に推計するものである（図２）。エネルギー・モデルは、エドモンズ・ライリー・モデルを基本にしてこれにエンドユーズ・モデルをつなぐ等の改良を加えている。また、資源供給の制約条件についても各種の変数を追加しており、エネルギー部門における各種の対策が検討できるように改良されている。

3．主な発生源モジュール

エネルギーモジュール　エネルギーモジュールでは、生産、運輸、化石燃料の燃焼等から発生する温室効果ガスの排出量を予測する。詳細な最終消費モデルと地球的マクローエネルギーモデルから構成される。

最終消費モデルはエネルギー消費を将来の人口、所得に基づいて計算する。エネルギー消費パターンは、１人当りの居住床面積や基礎物質の生産におけるエネルギー強度などの主なパラメータに関する仮定を使ってモデル化される。

地球的マクローエネルギーモデルは、エネルギー供給と需要を均衡さすように最終消費モデルと供給モデルとを結び付ける。供給モデルは、将来の化石

燃料、バイオマス、核、太陽熱、水力発電源の供給を推定する。モデルは、資源の減少、技術革新、エネルギー価格、使用上の制限と生産制約などの要素を考慮している。

産業モジュール　産業、非エネルギー関連部門の排出には３種類ある。フロン・ハロン、埋め立てからのメタン、とセメント工業からの二酸化炭素である。ハロカーボンの化学生産と消費に関係する排出量と、生産物の分解から発生する排出量を米国環境庁統合アセスメントモデルを用いて計算する。モデルでは種々の制御政策を実行でき、それらの政策に応じたシナリオを説明することができる。埋立地からのメタンとセメント工場からの二酸化炭素の推定は、現在の発生量と、人口、所得、発生量の成長間の関係に基づいて計算される。

農業モジュール　農業からの発生は、稲作からのメタン、家畜の腸発酵からのメタン、窒素肥料からのN_2O、農業廃棄物を燃やすことによるCH_4、N_2O、NO_x、COを含む。水田面積、肉及び乳製品と肥料の使用量に関する農業活動モデルからの出力に排出係数を適用して排出量を計算する。

土地利用変化と自然発生源モジュール　土地利用変化と自然発生源モジュールは熱帯雨林減少と再生からのCO_2発生量、非農業バイオマス燃焼からの発生量、及び自然発生のガスを推定する。自然発生源からの発生は文献からの推定による。

４．最終消費に基づく将来エネルギー需要の予測

最終消費に基づく将来エネルギー予測モデルには、World Resource InstituteのMintzerが開発したモデル[2]や国連およびESCAPが開発したMEDEE-Sモデル[3]がある。最終需要に基づくエネルギー需要の積み上げは、ボトムアップアプローチと称するもので、人口増加、所得の配分等がどのように、消費、輸送あるいは需要変化に対する生産工程の改変につながって行くかを追跡し、エネルギー需要を算出するものである。モデルではエネルギー消費を民生／商業、産業、運輸にわけ、それぞれについて主なエネルギー消費活動の需要を評価する。過去のパターンから出発し、将来のサブ部門でのエネルギー需要を産業活動、単位付加価値あるいは単位サービス当りのエネルギー強度の積として推定する。サブ部門ごとに将来の需要を集計し、次に部門を集計して国内エネルギー需要を推定する。

民生／商業の最終消費

1985年を基準に居住面積、エネルギーサービス効率から最終エネルギー需要を求める。即ち、

$$\text{民生ｴﾈﾙｷﾞｰ需要}(t)=\left[\frac{\text{単位平方当り}}{\text{民生ｴﾈﾙｷﾞｰ消費}}\right](1985)\times(1-\text{効率改善}(t))\times\text{一人当り必要床面積}(t)\times(1+(\text{燃料価格上昇率})(\text{価格弾性値}))^{(t-1985)}\times(1+(\text{所得増加率})(\text{所得弾性値}))^{(t-1985)}$$

産業／農業最終消費

産業部門でのエネルギー需要は、基礎物質の生産に消費されるエネルギーと、組立、仕上げ、農業とその他の非生産活動に使われるエネルギーの合計であると仮定する。産業エネルギー消費のうち最も多くのエネルギーが基礎物質の生産に使われている。５基礎物質は、鉄鋼、非鉄金属、化学、紙パルプ、土石窯業である。この５業種で消費するエネルギーは米国の場合、産業エネルギーの約70%であり、ここで対象としているほとんどの国の産業エネルギー消費の大部分を占める。

運輸のエネルギー消費

運輸部門でのエネルギー消費は,乗用車と軽トラック、トラックとバス、飛行機、と鉄道に分けられる。最初の３部門は、液体燃料だけを使うと仮定する。鉄道輸送でのエネルギー需要は燃料と電力需要とに分けられる。

1985年のエネルギー強度は過去のデータから求める。2025年の全車両の平均エネルギー強度は外生的に推定され、各シナリオでのエネルギー効率の改善率についての判断を反映している。中間年の値は、ロジスティック成長曲線を用いて内挿する。

航空機、鉄道部門では乗客Km需要量を推定してトンKmに勘算する。勘算係数は、鉄道輸送の場合は旅客-Km当り0.11トン-Kmであり、航空運輸の場合0.08トン-Kmである。乗客Kmの将来推定は実質所得、所得弾力性から算定する。

最終消費モデルを利用する場合の一番の問題点はデータの入手である。個々の国のプロファイルを構成するために大量のデータが必要となるが、現実には正確なデータを収集することは難しい。将来の経済的、人口統計的データに関する基礎的不確定性に加えて、多くの国で主なエネルギー強度や１次エネルギー最終消費の特徴量に関するデータがないため、現在の環境がよりよく理解されている国の類似に基づいてこれらのパラメータ値を推定しなければならない。このため、確定値として将来予測を行なうより、推定値の不確定性を考慮して予測値を取り扱う方が現実的である。

５．主要シナリオの設定

人口、所得、エネルギー最終需要効率等の入力条

件、あるいは、エネルギー強度、所得弾力性などのモデルパラメータには不確定な要素が多い。ここでは、人口、GNP、エネルギー最終需要効率を変化させて、二酸化炭素排出量推定値の変動巾を検討した。変化させた設定条件は以下のとおりである。

入力条件

①人口シナリオ

【中位シナリオ】世界銀行が1990年に推計した、2100年で113億人の中位推計

【高位シナリオ】米国センサス局(USBC)が推計した、2100年で135億人の高位予測

②経済成長シナリオ

【低位シナリオ】気候変動に関する政府間パネル(IPCC)の最新引用シナリオのGNP成長率を20%減

【高位シナリオ】IPCCの最新引用シナリオのGNP成長率を20%増

③エネルギー最終需要効率改善シナリオ

【高効率化シナリオ】米国環境保護庁で急変化社会シナリオの基礎になった想定

【低効率化シナリオ】米国環境保護庁で緩変化社会シナリオの基礎になった想定

④その他、共通のシナリオ

【フロン・ハロン規制シナリオ】ロンドン修正条約遵守を前提とし、先進国は100%、途上国は85%が参加

【森林破壊シナリオ】特別な対策はなく、2025年の年間2500万ﾍｸﾀｰﾙ伐採をピークに森林減少が続く

【農業対策シナリオ】特別な対策なし

【その他対策シナリオ】特別な対策なし

シミュレーション条件

①標準ケース

【低位標準シナリオ】中位人口シナリオ＋低位経済成長シナリオ＋高効率化シナリオ

【高位標準シナリオ】高位人口シナリオ＋高位経済成長シナリオ＋低効率化シナリオ

②安定化（凍結）ケース

【低位凍結シナリオ】低位標準シナリオ＋炭素税により化石燃料由来CO_2排出量を1990年水準に凍結

【高位凍結シナリオ】高位標準シナリオ＋炭素税により化石燃料由来CO_2排出量を1990年水準に凍結

③毎年１％削減ケース

【低位１％削減シナリオ】低位標準シナリオ＋炭素税により化石燃料由来CO_2排出量を毎年１％削減

【高位１％削減シナリオ】高位標準シナリオ＋炭素税により化石燃料由来CO_2排出量を毎年１％削減

シミュレーション結果

二つの標準シナリオのもとで二酸化炭素排出量を予測すると、2025年で1985年の1.4倍～2.6倍、2100年で2倍～7倍の範囲で増加する（図３）。この排出量の増加により大気中の二酸化炭素濃度は2025年で1.2～1.3倍、2100年で1.8～3.4倍に増加する。この結果2100年には3℃～5℃の気温上昇が予測される。化石燃料由来のCO_2排出量を毎年１％削減すると仮定した場合でさえ2100年には1.6℃の温度上昇と30cmの海面上昇が予想される。

二酸化炭素排出量安定化に要する費用も各シナリオによって大きくばらつくが、そのマクロ経済影響に与える影響は潰滅的とはいえない。地球温暖化の不確実性はいつまでも残る。不確実の程度と範囲を見極める努力が必要であるとともに、不確実性を考慮した上で、有効な対応策を議論することが必要である。

６．今後の課題

将来予測は常に不確実である。これには、統計データや将来政策に関する入力条件の不確実性とモデル構造上の不確実性がある。モデル方程式で記述された関係式は国によって同一とは限らない。価格弾性値、所得弾性値などのパラメータは国によって違うであろうし、モデル構造自体も異なったものを仮定する必要があるかもしれない。

データの不確定性はさらに重要である。長期予測の場合はできるだけモデル構造を単純化しておくことが重要となるが、それだけデータへの依存性が高まる。今後最終消費モデルを各国に適用するには不完全な入力データ集合の取り扱いがもっと重要となってくる。不完全な入力データを専門家の知見でおぎなうことが必要となり、専門家の知見を定量的に表現する手法と本モデルとの結合を検討中である。

参考文献

1)Edmonds,J. and J.M.Reilly(1985):Global Energy,Oxford University Press.

2)Mintzer,I.M.(1988):Projecting Future Energy Demandin Industrialized Countries:An End-Use Oriented Approach, WRI.

3)Regional Energy Development Programme(1989): MEDEE-S.

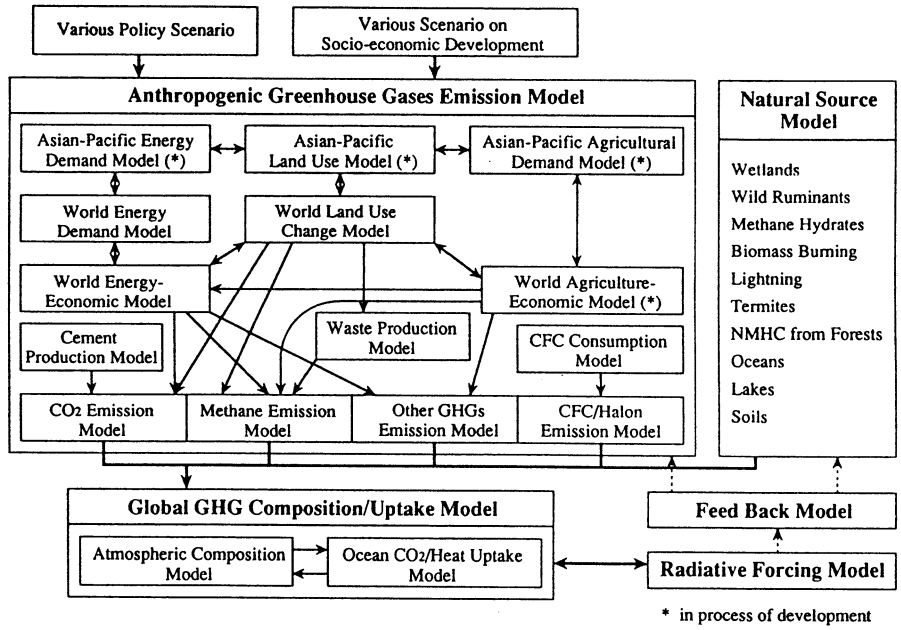


Fig.1 Outline of Asian-Pacific Integrated Model (AIM)

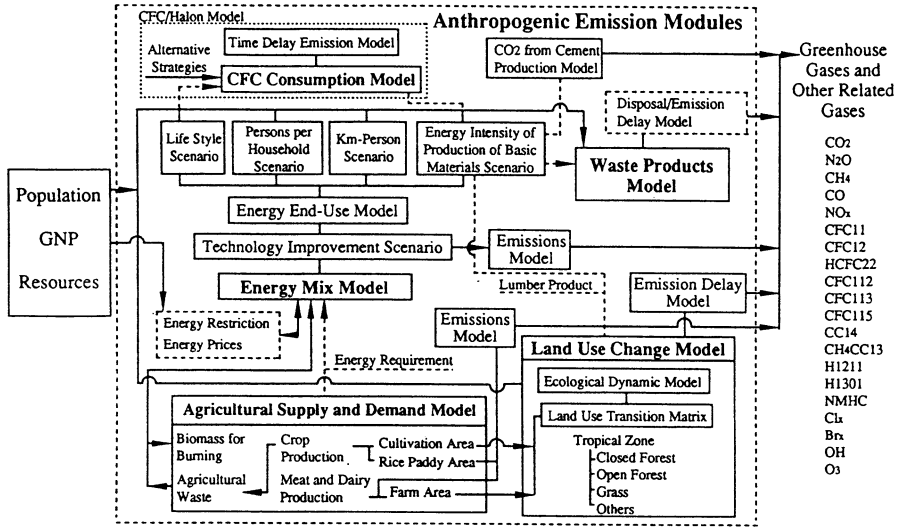


Fig.2 Outline of Emission Models

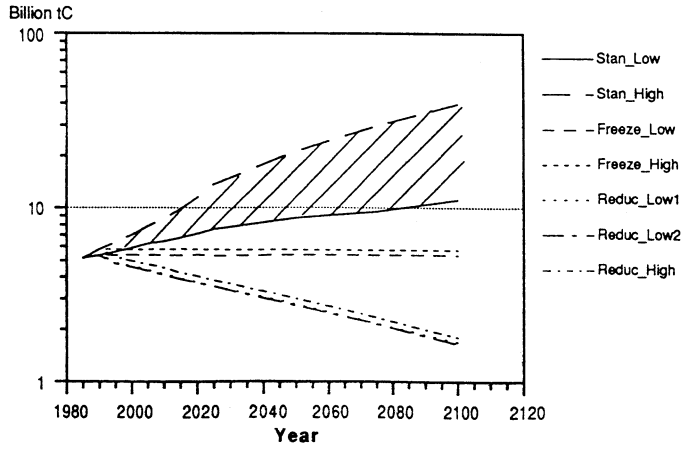


Fig.3 CO_2 Emissions from Fossil Fuels

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ニューロ学習則を用いた都市ゴミ焼却炉のファジィモデリング

Fuzzy Modeling of a Municipal Refuse Incinerator using Neural Network

田中　一男、　佐野　学、　鈴木　一如
Kazuo TANAKA　Manabu SANO　Kazuyuki SUZUKI

金沢大学　金沢大学　荏原インフィルコ㈱
Kanazawa Univ.　Kanazawa Univ.　Ebara Infilco Co.,Ltd.

あらまし　本論文はニューロ学習則の基礎であるδルールを用いたファジィ同定アルゴリズムを構築し、都市ゴミ焼却炉における排ガスO_2濃度予測へ適用した結果を述べる。本論文で提案するアルゴリズムは線形モデルの同定、ファジィ分割の決定、後件部構造同定、パラメータ同定という４つのstageから構成されており、構造同定、パラメータ同定の効率化を図っている。本手法によって同定されたファジィモデルが従来のモデリング法で同定されたモデルよりも優れた予測結果を示したので報告する。

キーワード　ファジィモデリング、ニューラルネットワーク、都市ゴミ焼却炉

1　はじめに

多因子が複雑に影響し合って起こるシステムに対する予測モデルの構築の際に考慮しなければならないことは次のような項目である。

1 複雑なシステムは一般に強い非線形関係を有しているので、これに対処できなければならない。

2 複雑なシステムでは説明変数の数が一般に多いので、効率の良い構造同定が望まれる。

3 予測モデルを用いたシステム管理、運用、設計等の必要性という側面から人間とって理解しやすいモデルの同定が望まれる。

複雑な非線形システムの同定手法としてよく知られているＧＭＤＨ法は多数の部分表現を組み合わせて多項式モデルを表現するため、効率のよい自己組織化的同定アルゴリズムが実現されている。しかしながら、同定されるモデルが多項式モデルのため、同定された予測モデルが人間にとって理解しにくいことが欠点である。

一方、通常のファジィモデルはファジィIF-THEN規則（言語規則）によって対象を記述するため、人間に理解し易いモデル構造になっているが、複雑なシステム、特に多変数のシステムの記述には不向きであることが報告されている[1]。この理由は前件部変数が増えるたびに規則数が指数関数的に増大するからである。これに対して、高木、菅野によって提案されたファジィモデル[2]は多変数系を扱えるように後件部に線形関数を用いている。このファジィモデルを用いることによって、より少ない規則で複雑なシステムの挙動を表現できることが知られている[1]。このファジィモデルは局所的には線形モデルで表現されているため、多項式モデルに代表されるような他の非線形モデルよりも動特性の性質を理解し易いモデル構造になっている。このような特徴を生かして、運転管理・保守、制御系設計[6][16]等への適用の試みがすでに行なわれている。菅野、姜はこのタイプのファジィモデルを同定する手法を提案している。さらに、この手法を複雑な実システムの同定問題へ適用し、ＧＭＤＨ法よりも優れた結果が得られたと報告している[3][4][5]。しかし、ファジィモデルの構造同定、パラメータ同定を行なうためには前件部と後件部の相互関係を考慮するため複雑なアルゴリズムが避けられなかった。これらの具体的な欠点を示すと次のようになる。

1 前件部のパラメータであるファジィ集合の同定をコンプレックス法で行なっているため、パラメータ同定の効率が悪い。

2 前件部空間の最適なファジィ分割を決定するために複雑な手順を要する。

3 モデルの構造を決定する評価規範である不偏性規範（ＵＣ値）を求めるために多くの計算量を必要とする。

ファジィモデルを同定するアルゴリズムがより簡単化されれば、その適用範囲もより広がるものと期待できる。本論文では上記の欠点を克服した新しいモデリング法を提案する。このモデリング法はニューロ学習則を用いたファジィ同定アルゴリズム（Self Organi-zing Fuzzy Identification Algorithm）であることから、以後ＳＯＦＩＡ法と呼ぶ。

2　高木、菅野のファジィモデル

ここでは、高木、菅野によって提案されたファジィモデル[2]の概略を説明する。ｎ入力１出力のファジィモデルは次の形で記述される。

Rule i:IF　x_1 is A_1^i and … and x_n is A_n^i

THEN　$y^i = c_0^i + c_1^i x_1 + \cdots + c_n^i x_n$　(1)

ここで、Rule i(i=1,2,…,ℓ)はｉ番目の規則であることを示している。ℓは規則数である。A_k^i(k=1,2,…,n)はファジィ集合である。x_1～x_nは入力変数（説明変数）、y_iはｉ番目の規則からの出力、c_i^iはｉ番目の規則の後件部のパラメータである。以後、前件部に使用する変数を前件部変数、後件部に使用する変数を後件部変数と呼ぶ。推論値は(2)式に示すような重み付き平均で求められる。

$$y = \left(\sum_{i=1}^{\ell} w^i y^i\right) / \sum_{i=1}^{\ell} w^i \qquad (2)$$

ここで、w^iはｉ番目の規則の前件部の適合度であり、次のように求められる。

$$w^i = \prod_{k=1}^{n} A_k^i(x_k) \qquad (3)$$

$A_k^i(x_k)$はx_kにおけるファジィ集合A_k^iのメンバーシップ値である。

菅野、姜によって提案された同定アルゴリズム[3][5]はこのモデルの構造とパラメータを決定するものである。ここでは、δルール学習則を用いてファジィモデルのパラメータの最適化が行えるように高木、菅野のファジィモデルの非ファジィ化計算を(2)式から(4)式に変更する。

$$y = \sum_{i=1}^{\ell} w^i y^i \qquad (4)$$

(4)式は(2)式のように $\sum_{i=1}^{\ell} w^i$ で割るという重心計算を行なっていない。重心計算を行う必要性がない理由として次の

2点を挙げることができる。
1 重心計算を行なわなければδルール学習則が適用でき、パラメータ同定の効率が図れる。
2 (4)式のような非ファジィ化計算を用いてもファジィダイナミックシステムの安定性に関する条件[6][7]は保存されるため、制御系設計等への影響がない。

3 δルール学習則によるパラメータ同定

ファジィモデルの前件部、後件部のパラメータ同定にはニューラルネットの学習の基礎であるδルールを使用する。本章では、δルール学習則を用いたパラメータ同定法について述べる。なお、ＳＯＦＩＡ法の具体的なアルゴリズムは４章で述べる。ニューラルネットの学習則を利用してファジィモデルのパラメータを同定する方法[8][9]はいろいろと提案されている。δルールを用いたモデリング法についてもいくつかの研究報告[10][11]があるが、本章で述べる方法は簡略化ファジィ推論のモデリングを試みた市橋らの方法[10]を高木、菅野のファジィモデルに適用したものである。

いま、前件部のファジィ集合A_k^iは次のようなメンバーシップ関数を持つものと仮定する。

$$A_k^i(x_k) = \exp\left(-\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}}\right) \qquad (5)$$

ここで、a_{ik}、b_{ik}はパラメータである。各規則の適合度は

$$w^i = \prod_{k=1}^{n} A_k^i(x_k) = \prod_{k=1}^{n} \exp\left(-\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}}\right) \qquad (6)$$

のように計算される。

(1)式と(3)式と(4)式から次式を得る。

$$y = \sum_{k=0}^{n} \left(\sum_{i=1}^{\ell} w^i c_k^i\right) x_k \qquad (7)$$

ただし、$x_0 = 1$とする。

ここで、(7)式で示されるファジィモデルの出力yと実際の出力y*から次のような評価関数を設定する。

$$E = \frac{1}{2}(y - y^*)^2 = \frac{1}{2}(y^2 - 2yy^* + y^{*2}) \qquad (8)$$

このとき、ファジィモデルの各パラメータで(8)式を偏微分すると(9)式～(11)式が導ける。

$$\frac{\partial E}{\partial c_k^i} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial c_k^i} = -(y - y^*) w^i x_k = -\delta w^i x_k \qquad (9)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_{ik}} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial a_{ik}} = -(y - y^*) \left(\frac{2(x_k - a_{ik})}{b_{ik}}\right) w^i \sum_{k=0}^{n} c_k^i x_k = -\delta \left(\frac{2(x_k - a_{ik})}{b_{ik}}\right) w^i \sum_{k=0}^{n} c_k^i x_k \qquad (10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_{ik}} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial b_{ik}} = -(y - y^*) \left(\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}^2}\right) w^i \sum_{k=0}^{n} c_k^i x_k = -\delta \left(\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}^2}\right) w^i \sum_{k=0}^{n} c_k^i x_k \qquad (11)$$

ここで、$\delta = y - y^*$である。(9)式～(11)式より、学習則は以下のように定義できる。

$$c_k^{i\,NEW} = c_k^{i\,OLD} + \varepsilon_1 \delta w^i x_k \qquad (12)$$

$$a_{ik}^{NEW} = a_{ik}^{OLD} + \varepsilon_2 \delta \left(\frac{2(x_k - a_{ik}^{OLD})}{b_{ik}^{OLD}}\right) w^i \sum_{k=0}^{n} c_k^{i\,OLD} x_k \qquad (13)$$

$$b_{ik}^{NEW} = b_{ik}^{OLD} + \varepsilon_3 \delta \left(\frac{(x_k - a_{ik}^{OLD})^2}{(b_{ik}^{OLD})^2}\right) w^i \sum_{k=0}^{n} c_k^{i\,OLD} x_k \qquad (14)$$

ここで、ε_1、ε_2、ε_3は学習係数で、ε_1、ε_2、$\varepsilon_3 > 0$であるものとする。(12)式～(14)式を使って前件部と後件部のパラメータを同時に逐次学習させることができる。δの値が十分小さくなるまで繰り返し学習を行なう。なお、a_{ik}、b_{ik}、c_k^iの初期値の設定については4.2で述べる。

4 ファジィ同定アルゴリズム

ここでは、構造同定、パラメータ同定を含めたファジィ同定アルゴリズムを提案する。まず、構造同定に必要となる評価規範について述べる。

4.1 構造同定のための評価規範

菅野、姜によって提案されたモデリング法[5]では構造同定のための評価規範としてＧＭＤＨ法で使用されている不偏性規範（ＵＣ）[12]を用いた。

ＵＣ値は次のように定義されている。

$$UC = \left\{\sum_{i=1}^{n_A} (y\_AB - y\_AA)^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (y\_BA - y\_BB)^2\right\}^{0.5} \qquad (15)$$

ここで、y_AAはN_Aによって同定されたモデルのN_Aに対する出力値、y_ABはN_Bによって同定されたモデルのN_Aに対する出力値、y_BAはN_Aによって同定されたモデルのN_Bに対する出力値、y_BBはN_Bによって同定されたモデルのN_Bに対する出力値、n_AはN_Aのデータ数、n_BはN_Bのデータ数である。

不偏性規範を計算するためには２つのモデルを同定しなければならず、単純に考えれば２倍の計算量を必要とする。そこで、本論文では不偏性規範の計算の簡略化を図る。この新しい規範を簡略化不偏性規範（ＳＵＣ）と呼ぶ。ＳＵＣ値は次のように定義されている。

$$SUC = \frac{1}{n_B} \sum_{i=1}^{n_B} \frac{|y\_BA^i - y^i|}{|y^i|} \times 100 \qquad (16)$$

ここで、y^iはデータセットN_Bの実際の出力値データである。これは、モデルの予測値と実際の出力値との距離を測っており、根本的な原理はＵＣ値と同じものであると考えてよい。(16)式はデータセットN_Aを用いてモデルを同定し、データセットN_Bでその予測精度を計算していることを意味する。(16)式の場合は１つのモデルを同定すればよいので、計算量を半減できる。

4.2 同定アルゴリズム

ＳＯＦＩＡ法では、最適なファジィ分割の構造を効率よく決定するためにp(k)とCHECK(k)（k=1, 2, …, n）という変数を導入する。p(k)は第k番目の前件部変数x_kにおける分割数を示したものである。ファジィモデルの規則数ℓとp(k)の値とは次のような関係がある。

$$\ell = \prod_{k=1}^{n} p(k)$$

一方、CHECK(k)は０または１の値をとり、これらの値に関しては次のような意味を持つものとする。CHECK(k)が１のときは第k番目の前件部変数x_kの分割数$p(x_k)$を増やすことができる。一方、CHECK(k)が０のときは第k番目の前件部変数x_kの分割数$p(x_k)$をこれ以上増やさない。

なお、入出力データはあらかじめ各変数について平均値０、分散１になるように正規化されているものとする。ただし、(16)式のＳＵＣ値の計算に使用するy^i_BA、y^iは正規化前の実際の出力値とモデルの出力値（予測値）を用いる。

次に、３で示した(12)式～(14)式を用いてパラメータ同定を行なう際のa_{ik}、b_{ik}、c_k^iの初期値の設定について述べる。

前件部のファジィ集合のパラメータであるa_{ik}、b_{ik}の初期設定は次のように行なう。p(k)＝１の場合、すなわち１分割の場合にはすべてのx_kに対してメンバーシップ値１を

とるファジィ集合を考える。p(k)＞1の場合には、次の3つの条件を満たすようにa_{ik}、b_{ik}を設定する。

1 隣合うファジィ集合がメンバーシップ値0.5で交わる。

2 ファジィ集合の幅に関するパラメータb_{ik}の値は各kについて同一にする。

3 $A_k^1(-2)=1.0$、$A_k^{p(k)}(2)=1.0$とする。

3は一番左（右）に位置するファジィ集合のメンバーシップ値が1.0になる横軸の値を-2（2）に設定することを意味している。この-2と2の値はある意味ではスケーリングファクタと見なすことができるので、データのばらつきの範囲を考えてこれらの初期値を決定する必要がある。入出力データは各変数x_iについて正規化されているため、各変数x_iのスケールは統一されていることに注意する。N(0,1)の場合、各変数x_iが$-2<x_i<2$の範囲に存在する確率は95%以上であることから、これらの値を初期値にした妥当性が言える。

後件部の線形式のパラメータc_i^jの初期値の設定は次のように行なう。上記の3つの条件を満たすように初期設定された前件部のファジィ集合に対して各規則jの適合度w^jが$w^j \geq 0.5$となるデータを集めて最小二乗法によって線形システム

$$y^j = d_0^j + d_1^j x_1 + \cdots + d_n^j x_n$$

を同定し、このときの第k番目の変数のパラメータの値d_i^jをc_i^jの初期値とする。

以下に、ＳＯＦＩＡ法の同定アルゴリズムを示す。アルゴリズムは次の4つのstageからなっている。

（Stage 1）線形システムの同定
（Stage 2）前件部空間のファジィ分割の決定
（Stage 3）後件部構造の決定
（Stage 4）パラメータ同定

（Stage 1）線形システムの同定

線形システムの構造同定はＳＵＣ値をもとに、変数減少法[13]により行なう。変数減少法によって得られたモデルが持つ最小ＳＵＣ値をSUC_1^*とする。ここで捨てられた変数は以後後件部変数から除外する。最後に、SUC_1^*の値をSUC^{OLD}へ代入し、(Stage 2)へ進む。

（Stage 2）前件部空間のファジィ分割の決定

前件部空間のファジィ分割の決定は各前件部変数の分割数p(k)を決める問題である。(Stage 2)では各p(k)の値を決定することが目的である。(Stage 2)は4つの手順から構成されている。いま、

$p(k)=1 \quad k=1\sim n, \quad CHECK(k)=1 \quad k=1\sim n$

に初期設定する。nは入力変数の数を示している。また、k0＝1とする。

<2-1> CHECK(k0)=0ならばSUC^{k0}に非常に大きな値を代入し、<2-2>へ進む。一方、CHECK(k0)=1ならば、p(k0)の値を1つ増やす。これは、第k0番目の前件部変数x_{k0}の分割数p(k0)を1つ増やすことを意味する。このファジィ分割の構造を持つモデルをmodel(k0)と名付ける。(12)式～(14)式を用いてmodel(k0)のパラメータの同定を行う。ただし、(Stage 1)で捨てた変数は後件部変数から除外する。パラメータ同定を行なったのち、モデルのＳＵＣ値を求める。この値をSUC^{k0}とする。最後にp(k0)をもとの値に戻す（1を引く）。

<2-2> k0の値を1つ増やす。k0がn以下であれば(2-1)へ戻り、nより大きければ、

$$SUC^{NEW} = \min_k SUC^k$$

の計算を行なう。もし、

$$SUC^{NEW} \geq SUC^{OLD}$$

ならばここで（Stage 2）を終了し、SUC^{OLD}をＳＵＣ値としてもつモデルを選び、(Stage 3)へ進む。一方、

$$SUC^{NEW} < SUC^{OLD}$$

であれば<2-3>へ進む。

<2-3> $\min_k SUC^k$となる第k番目の前件部変数x_iの分割数p(k)の値を1つ増やす。

<2-4> $SUC^k \geq SUC^{OLD}$となるkの場合、CHECK(k)に0を代入する。これは第k番目の前件部変数x_kを前件部変数から除外したことを意味する。一度、除外された変数は以後前件部変数として考えない。最後に、

SUC^{NEW}の値をSUC^{OLD}に代入して<2-1>へ戻る。

(Stage 3)後件部構造の決定

ここでは、(Stage 2)で決定されたファジィ分割をもつモデルの各規則の後件部の変数選択を行なう。変数選択はＳＵＣ値に基づく変数減少法により行なう。変数減少法により得られた最小ＳＵＣ値を持つモデルを選び、(Stage 4)へ進む。

（Stage 4）パラメータ同定

(Stage 3)で選ばれた後件部構造を持つファジィモデルのパラメータ同定を(12)式～(14)式を用いて行う。同定されたモデルの同定用データに対する同定精度と評価用データに対する予測精度を次式から求める。

$$J = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \frac{|y'^i - y^i|}{|y'^i|} \times 100 \qquad (17)$$

ここで、y'は実際の出力値、yはモデルの予測値である。これらの値は正規化前の実際値を使用するものとする。nはデータ数である。

5 都市ゴミ焼却炉の排ガスO_2濃度予測への適用

本章では、ＳＯＦＩＡ法を都市ゴミ焼却炉の排ガスO_2濃度予測へ適用した結果について述べる。

都市ゴミ焼却炉は複雑多変数の相互干渉システムの一つで、燃焼反応がモデル化できない上、ゴミの性質からくる外乱の要因が多く、しかも多数の制約条件下で運転される大規模プラントである。プラントの大きな目的としては、

1 持ち込まれたゴミ量を確実に燃焼処理する
2 十分に燃えつきた燃焼残滓を生成すること
3 排ガス中の媒塵、SO_x、NO_x、ＨＣＬなどが基準値以下であること
4 蒸気、発電の形でのエネルギー回収のための排熱ボイラの安定運転

があり、いずれをも満足するような運転が求められている。しかしながら、上記の目的間にはトレードオフの関係があり、状況に合わせた多目的な制御が要求される。本章では、都市ゴミ焼却炉において重要な要因の1つである排ガスO_2濃度の予測モデルをＳＯＦＩＡ法により同定する。この予測モデルを同定するためには多くの説明変数が必要な上に上記のような相互干渉が存在するため、モデル化が困難なシステムである。本章の最後に、ＡＩＣを基準にした線形時系列モデル、菅野、姜の方法によるファジィモデル[15]と比較し、ＳＯＦＩＡ法の有効性を示す。なお、学習係数ε_1、ε_2、ε_3は

$$\varepsilon_1=0.001,\ \varepsilon_2=0.0001,\ \varepsilon_3=0.0001$$

に設定されている。

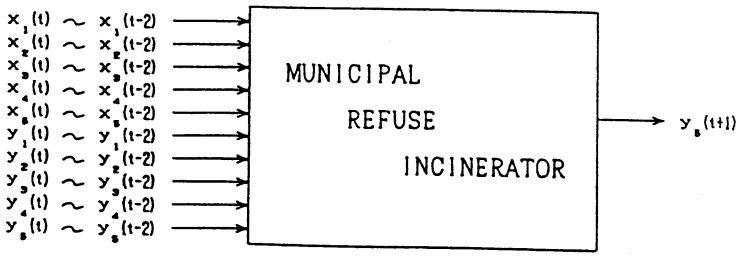


Fig.1 入出力変数

ゴミ焼却炉の実プラントからデータを採取し、主成分分析、自己・相互共分散関数、ノイズ寄与率分布の検討結果からFig.1に示すような３０個の説明変数を設定した。ここで、

x_1：炉冷空気量　　y_1：炉出口温度
x_2：燃焼総空気量　　y_2：ボイラ蒸発水量
x_3：燃焼１帯空気量　　y_3：排ガスNO$_x$濃度
x_4：燃焼２帯空気量　　y_4：炉下圧
x_5：ゴミ投入量　　y_5：排ガスO_2濃度

である。また、パワースペクトル密度関数の解析結果から、モデリングに用いるデータサンプリング間隔を１分とした。採集した入出力データは４２６組で、このうち同定用データとして２１３組、評価用データとして２１３組とした。同定用データの中で若干個の重なりを許して前半、後半各々１１３組を取り、データセットN_A、N_Bとした。

ＳＯＦＩＡ法によって同定されたファジィモデルをFig.2に示す。また、３つのモデルの精度の比較をTable 1に示す。Table 1から、線形モデルは他の２つのモデルに比べて予測精度が極端に悪いことがわかる。これは、システムが強い非線形性を有しているためである。また、菅野、姜のファジィモデリング法（ＦＭ）とＳＯＦＩＡ法を比較すると若干ではあるがＳＯＦＩＡ法の方が優れていることがわかる。以上の結果とモデリング労力の面から、複雑大規模な実システムへのＳＯＦＩＡ法の適用の可能性が示唆できたものと思われる。

また、同定されたモデルは、前件部変数として$x_2(t)$が選択されており、燃焼総空気量が少ない場合と燃焼総空気量が多い場合のプロセスの状態に合わせて動特性の記述が条件分けされていることがわかる。このため、多項式モデルなどの他の非線形モデルに比べてその動特性の性質を理解し易いという利点があり、運転管理・保守、制御系設計[6)16)]等への効果的活用が期待できる。

6　まとめ

本論文で...ファジィモデリング法の新しいアルゴリズムを提案した。特に、構造同定、パラメータ同定においてモデリングの効率化を図ったことが特徴である。また、多くの説明変数を持つ都市ゴミ焼却炉のモデリングを行なった結果、実システムへのＳＯＦＩＡ法の適用可能性を示唆できたものと思われる。今後は、多くの実システムに適用し本手法の有効性を明らかにして行きたい。

参考文献

1)M.Sugeno and K.Tanaka: Successive identification of a fuzzy model and its applications to prediction of a complex system, FUZZY SETS AND SYSTEMS, vol.42, no.3 315/334 (1991)
2)T.Takagi and M.Sugeno:Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modelling and Control, IEEE Trans. SMC-15-1, 116/132 (1985)
3)菅野：ファジィ制御、日刊工業新聞社 (1988)
4)M.Sugeno and G.T.Kang:Fuzzy Modelling and Control of Maltilayer Incinerator, Fuzzy Sets and Systems, 18, 329/346 (1986)
5)M.Sugeno and G.T.Kang:Structure Identification of Fuzzy Model, FUZZY SETS AND SYSTEMS, vol.28, 15/33 (1989)
6)田中、菅野：ファジィ制御系の解析と設計に関する一考察、第５回ファジィシステムシンポジウム、127/132 (1989)
7)K.Tanaka, M.Sugeno:Stability Analysis and Design of Fuzzy Control Systems, FUZZY SETS AND SYSTEMS, vol.46, no.1 135/156 (1992)
8)山岡、向殿：ニューラルネットワークを用いたファジィ推論ルールの学習法、第７回ファジィシステムシンポジウム、489/492 (1991)
9)堀川他：ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器、計測自動制御学会、vol.27, no.2, 208/215 (1991)
10)H.Ichihashi:Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network, Proceedings of IFSA'91, 49/52 (1991)
11)H.Nomura, I.Hayashi and N.Wakami:A Self-Tuning Method of Fuzzy Control by Descent Method, Proceedings of IFSA'91, 155/158 (1991)
12)A.G.Ivakhnenko, V.N.Vysotskiy and N.A.Ivakhnenko: Principle Versions of the Minimum Biase Criterion for a Model and an Investigation of Their Noise Immunity, Soviet Automatic Control, 11, 27/45 (1978)
13)奥野ら：多変量解析、日科技連 (1971)
14)近藤： モデルの次数を推定する改良形ＧＭＤＨ、計測自動制御学会論文集、vol.22, no.9, 928/934 (1986)
15)鈴木、田中ら：都市ゴミ焼却炉のファジィモデリング、第７回ファジィシステムシンポジウム論文集、335/338 (1991)
16)K.Suzuki, Y.Naka and K.Bito:Fuzzy Multi-model Control of a High-purity Distillation System, Proceedings of the International Fuzzy Engineering Symposium'91, vol.2 684/693 (1991)

[問い合わせ先]
金沢大学工学部機械システム工学科
田中　一男
〒920　金沢市小立野2-40-20
TEL 0762-61-2101　内405
FAX 0762-63-3849

Rule 1 IF $x_2(t)$ is A^1

THEN $y_5(t+1) = 0.1973x_2(t-2) - 0.1890x_2(t) - 0.0449x_3(t-2) - 0.0372x_3(t-1) - 0.0262x_4(t-2) + 0.0596x_4(t) - 0.0747x_5(t-2) + 0.2264x_5(t-1) - 0.1805x_5(t) - 0.0833y_1(t-1) - 0.0341y_2(t-2) - 0.1261y_2(t) + 0.1117y_3(t-2) - 0.1874y_3(t-1) + 0.8207y_5(t)$

Rule 2 IF $x_2(t)$ is A^2

THEN $y_5(t+1) = 0.1868x_2(t-2) - 0.1193x_2(t-1) - 0.1386x_2(t) + 0.0028x_3(t-2) + 0.0957x_3(t-1) - 0.0173x_4(t) - 0.0345x_5(t-2) + 0.0482x_5(t) - 0.4774y_1(t-2) + 0.5530y_1(t-1) - 1.3603y_1(t) + 0.0236y_2(t-2) - 0.1295y_2(t-1) + 0.1903y_2(t) + 0.7277y_5(t)$

$$A^1(x_2(t)) = \exp\left(-\frac{(x_2 + 1.989)^2}{5.780}\right) \qquad A^2(x_2(t)) = \exp\left(-\frac{(x_2 - 2.001)^2}{5.768}\right)$$

Fig.2　同定されたファジィモデル

Table 1 モデル精度の比較

	Linear model	FM	SOFIA
Identification data	0.610%	0.791%	0.596%
Prediction data	13.88%	1.051%	0.921%

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ多変量解析を用いた都市高速道路イメージの分析

Fuzzy Multivariate Analysis of the Image of Urban Expressway

秋山 孝正　　佐藤　亮　　田名部 淳
Takamasa AKIYAMA　　Ryo SATO　　Jun TANABE

京都大学工学部
Faculty of Engineering, Kyoto University

あらまし　都市高速道路の役割は交通利便から生活空間の創造へと多様な様相を持つ。現行の機能優先の計画から環境計画への進歩的な示唆をめざして、本研究では都市高速道路のイメージ形成構造を検討する。特に阪神高速道路を対象として、地域住民（阪神高速道路モニター）へのアンケート調査を行った。ここでは基礎分析に加えてファジィ数量化分析・ファジィクラスタ分析を用いた解析を行う。これらの分析結果からイメージ構成の具体的な把握を行い、さらに高速道路環境計画に係わる基礎資料として、妥当な計画の方向性について検討するものである。
キーワード　イメージ調査、都市高速道路、ファジィ数量化、ファジィクラスタ分析、道路環境

１．はじめに

都市高速道路は、大量な道路交通を円滑に処理するために運用され、市民生活の向上と都市機能の維持・増進を目指している。したがって交通機能が主体的となるが、都市公共物としての役割も担うものである。つまり耐用年数の大きい公共構造物として、都市環境を創造し、文化形成の一因にもなり得る。そこで都市高速道路計画に当たっては都市景観や環境を配慮し、周辺地域と調和した道路となるように努めることが必要である。

本研究では、特に環境・イメージに限定して、阪神高速道路の地域住民（道路モニター）への意識調査を行った。ここでは調査結果に基づいた都市高速道路イメージの基礎的分析を行う。経済的効果など比較的インパクトの計測が容易なものは、計画的議論も可能であるが、地域の個性化・個別イメージの形成は、計画との関連性は大きいが、分析的に述べた研究は少ない。本研究では、ファジィ多変量解析により、イメージの数量表現が従来の解析方法に比べ、容易に表現できることを考慮してこれらを用いた。具体的にはファジィ数量化分析とファジィクラスタ分析を用いている。

２．イメージ調査と基礎分析

２．１　イメージ調査の概要

本研究に用いた「平成３年度阪神高速道路モニター調査」の概要を説明する。最初に阪神高速道路（図１）全体のイメージを質問した（問１）。つぎに交通機能以外の対策必要性を安全・快適・美観・環境の側面から質問し（問２）、各項目の相対的重要性を質問した（問３）。さらに路線イメージの相違を色により質問した（問４）。

以上の調査は阪神高速道路公団により平成３年12月に

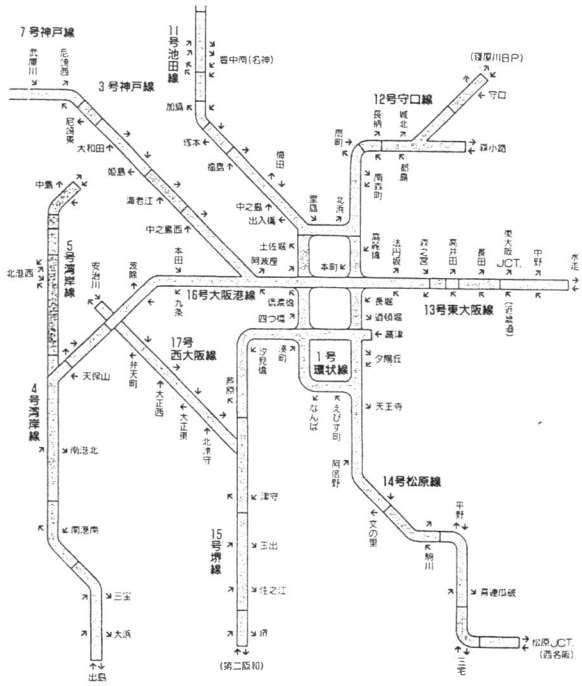


図１　阪神高速道路の概要[1]

実施され、郵送回答で有効サンプル数は６２である。

２．２　基礎集計結果

（１）阪神高速道路全体に対するイメージ

問１で阪神高速道路全体のイメージを把握するために、対象者に利用者・非利用者の両立場から形容詞対（前者19個，後者21個，11個は同一）によるＳＤ法（Semantic Differential）によりイメージを抽出した。利用者の平均プロフィール曲線を図２に示す（非利用者は割愛）。

●非利用者イメージで右に移動したもの

「暖かい－冷たい」「静かな－うるさい」「明るい－

暗い」「すっきりした－やぼったい」「柔らかい－硬い」「快い－不快な」「安全－危険」「好き－嫌い」

●変化の少ないもの

「美しい－醜い」「強い－弱い」「派手な－地味な」

つまり非利用者からは、抽象的イメージ（物質イメージでない）の評価が厳しくなされることがわかる[2]。

（２）環境対策

つぎに環境対策の必要性を安全性・快適性・美観・環境の４側面から質問した（17項目）。各対策の必要度を得点で回答するものである。得点（10点満点）の高いものから順に主な項目内容を示すと以下のようである。

・入口から本線に安全に合流できるようにする。（9.0）
・急判断のないよう案内表示を明確にする。（8.8）
・周辺騒音を今のレベルより小さくする。（8.5）
・渋滞の規模・原因をより詳しく知らせる。（8.3）
・事故多発地帯の注意表示を改善する。（7.6）
・高架下に市民の利用できる施設を増やす。（7.6）
・車内騒音を低減させる。（7.5）
・沿道に緑を増す。（7.5）　［7.5以上の項目］

走行上の問題が上位で、付帯施設など副次的対策の得点は大きくない。さらに問３で項目間の重要性を比較した。ウェイトは渋滞緩和＞安全性（約20%）＞快適性＞公害対策（約15%）＞経済性＞環境対策＞美観となった。

阪神高速道路では走行上の対策に比べ、地域・景観がはさほど重視されない。しかし環境・景観整備が不要なわけではなく、円滑・安全・快適に関する問題解決後、環境・景観整備を行うべきことを示すものである。

（３）路線の色イメージ

つぎに「色」に代表されるイメージを求めることで、路線の比較を試みる。以下に特徴的な事項を整理した。

【環状線】　赤（36.5%）グレー（23.1%）黒（17.3%）。赤は交通混雑・危険感・ネオンを、グレー・黒は殺伐としたビル群、渋滞の不快感などを示すようである。

【池田線】　グレー（22.0%）オレンジ・緑（16.0%）青（14.0%）、オレンジはランプ・ネオンのイメージか。

【守口線】　きみどり（18.4%）緑（16.3%）黄（12.2%）、中間的な黄緑・安定的な緑の同系統の色で構成される。

【東大阪線】　緑（28.0%）グレー（16.0%）紫（10.0%）、地理的には生駒山の景色に対応するようである。

【松原線】　オレンジ・きみどり・緑（各々16.0%）

【堺線】　グレー（32.0%）黒（14.0%）きみどり（12.0%）

【大阪港線】　青（32.0%）紺（14.0%）グレー（12.0%）天気や時刻により変化する臨海地域の色である。

【神戸線】　青（25.0%）緑（17.3%）黄（11.5%）

【４号湾岸線】　青（52.9%）が大多数を占める。臨界地域の路線として連想されたものと思われる。

【５号湾岸線】　青（52.0%）紺（16.0%）オレンジ（14.0%）、青は海、オレンジはランプに対応する。

【北神戸線】　緑（37.3%）きみどり（17.6%）白（15.7%）、緑は山間部路線であるとに起因するといえる。

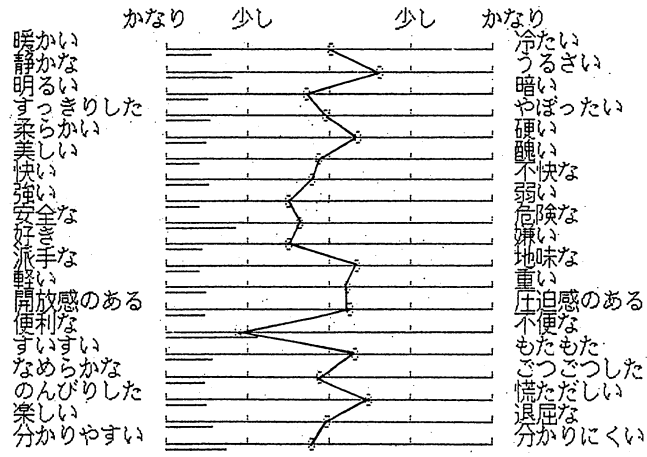


図２　阪神高速道路のイメージ（利用者の立場）

３．イメージ形成要因の分析

ここではイメージと物質要因の関係を見るために対策（問２）とイメージ（問１）の相互関係を分析した。

全イメージ（利用者：19項目、非利用者：21項目）と説明変数の相関分析から数要因を除き有意な関係をもつことがわかった。ここでは重回帰分析とファジィ数量化Ｉ類[3]を用いた。特にファジィ数量化では、外的基準の性質をファジィ群 $\mu_B(\omega)$［ω：サンプル］で与え、これにより質的な関係把握が明確に表現できる。また重回帰分析は$\mu_B(\omega)=1$の特殊ケースと考えられる。

【利用者イメージ】

阪神高速道路の利用者イメージ形成は、利用程度に関係すると考えた。問１の回答に対して利用頻度（５段階）から、ファジィ群（0.2 ごとの値）を構成した。また説明変数は利用者に関連の深い安全性・快適性８項目を用い、抽出イメージは相関分析結果を参考にして代表的な５項目を取り上げた。この計算結果を表１に示す。

全体的な係数間の相対関係は、類似した結果が得られるがファジィ数量化分析ではより特徴的な傾向がわかる。

①［便利な－不便な］

特に安全な合流（要因(1)）は関係が深い。利用頻度を考慮するサービスエリア・渋滞情報（要因(4)，(8)）などが利便性に影響することがわかる。

②［ごつごつした－なめらかな］

事故注意（要因(2)）の必要性が大きい。利用頻度を考慮すると安全性・案内対策の必要性が増加している。

③［弱い－強い］

従来法との相違は小さい。両方法の結果とも定数項が大きくイメージ全体が「強い」に偏ることがわかる。またデザインの改良の必要性（要因(6)）との関係が強い。

④［派手な－地味な］

通常法に比べてファジィ数量化では、要因間の相違が明確である。特に渋滞情報の必要性（→地味な）、事故注意（→派手な）が関連性が大きいことがわかる。

⑤［開放感のある－圧迫感のある］

両分析の係数の相違は小さい。渋滞情報と事故注意の

は影響が大きく逆の効果を与えることがわかる。

【非利用者イメージ】

ここでは性別をファジィ群と考え、男性：0.1、女性：1.0とした。非利用者イメージにおいては、性別が重要な規定項目となると考えた。また説明要因には周辺住民意識に関与する９項目（問２後半の要因）を用いた。

代表的イメージ５項目に関する計算結果を表２に示す。この場合両方法の相違はかなり大きいものとなった。

①［強い－弱い］

性別を考慮すると傾向が明確になる。とくにデザイン（要因(3)）は「強さ」に、市民施設（要因(8)）は「弱さ」に与える影響が大きいことがわかる。

②［派手な－地味な］

一般的に市民施設・公園の影響が現れるが性別を考慮すると施設デザイン（要因(2)）、沿道緑化（要因(6)）などの項目の重要性がわかる。

③［安定感のある－不安定な］

定数項が小さく基本的に安定感があるといえる。ファジィ数量化では、目だたない（要因(1)）・沿道緑化（要因(6)）の要因が重要である。

④［暗い－明るい］

通常の回帰分析では、デザイン・騒音・緑化などの影響が大きい。性別を考慮すると目だちにくい（要因(1)）・公園提供（要因(7)）が突出してくる。

⑤［安全な－危険な］

ライトアップ（要因(4)）は各分析から重要（安全化）であることがわかる。性別を考慮すると、公園提供（要因(7)）・市民施設（要因(8)）の重要性が抽出される。

女性運転者を意識した高速道路運用も考えられていく方向にあるが、イメージ形成からは非利用の立場でももこうした配慮が重要であることがわかる。

4．色彩からみたイメージ形成

さきの分析から路線イメージ色は、海浜地帯を通る湾岸線や大阪港線では「青」・「紺」などの「海」の色、山間の北神戸線は「緑」・「黄緑」の「山」の色となる[4]。つまり視覚イメージが色に深く関係することがわかる。しかし環状線では「赤」・「黒」、東大阪線の「紫」など感情的イメージ色も存在している。ここでは、路線相互の関連性を感覚面から把握するため色イメージによる分類を考えた。分析には、通常のクラスタ分析とファジィクラスタ分析を用いる。

表１　利用者イメージと環境対策との関係

【外的基準】		[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]
①［便利な－不便な］	MRA	5.237	-5.326	0.565	2.953	1.122	-0.042	0.404	-1.127	-0.974
	FQM	3.894	-4.676	0.381	1.697	2.023	-0.208	-0.226	-1.122	1.339
②［ごつごつ－なめらか］	MRA	6.352	-0.182	2.468	-1.028	-0.287	1.234	-1.501	-1.800	-0.402
	FQM	5.606	0.688	1.899	-0.536	-0.393	1.342	-1.405	-1.624	-0.785
③［弱い－強い］	MRA	7.012	0.222	-1.765	-1.039	-0.158	-0.650	2.055	-0.490	0.865
	FQM	8.452	-0.388	-1.781	-1.448	-0.289	-0.921	2.169	-0.825	0.829
④［派手な－地味な］	MRA	4.054	1.045	-1.740	-0.012	-0.296	0.912	1.487	-0.262	1.069
	FQM	3.315	1.159	-2.645	0.136	-0.056	0.814	1.507	0.242	1.859
⑤［開放感－圧迫感］	MRA	4.969	-0.360	-2.418	1.466	-0.827	0.558	-0.577	-1.683	3.804
	FQM	4.803	-1.039	-2.321	1.754	-0.615	0.571	-0.297	-1.460	3.723

MRA：重回帰分析（Multi Regression Analysis），FQM：ファジィ数量化（Fuzzy Quantification Method）
【説明変数】(0)定数項，(1)安全合流，(2)事故注意，(3)案内表示，(4)ｻｰﾋﾞｽｴﾘｱ，
(5)周辺景色，(6)標識デザイン，(7)走行騒音軽減，(8)渋滞情報

表２　非利用者イメージと環境対策の関係

【外的基準】		[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
①［強い－弱い］	MRA	3.131	-2.147	2.121	-2.621	0.442	1.050	0.950	-2.353	2.520	0.200
	FQM	1.632	-3.155	3.041	-4.275	1.802	2.153	-0.232	-0.430	3.106	0.258
②［派手－地味］	MRA	6.334	-1.583	0.042	1.169	-1.498	-0.589	0.822	2.187	-2.217	0.851
	FQM	5.437	-0.190	-2.453	0.327	-0.867	-0.713	2.098	3.146	-1.922	0.580
③［安定－不安定］	MRA	1.780	0.140	-0.657	-0.554	1.055	-0.190	3.483	-1.062	2.178	-1.419
	FQM	0.038	2.295	-1.379	-1.134	1.122	-0.966	4.817	-0.509	1.540	0.227
④［暗い－明るい］	MRA	3.656	-0.950	0.668	1.067	2.422	2.090	-2.700	-2.346	1.355	0.093
	FQM	6.443	-2.345	0.979	1.465	1.073	0.413	-1.847	-4.180	2.083	-0.379
⑤［安全－危険］	MRA	5.069	-0.364	-3.417	-1.319	3.396	1.836	0.973	-2.433	1.796	-0.508
	FQM	2.555	-0.550	-2.821	-0.804	3.829	2.516	1.330	-3.864	3.695	0.867

MRA：重回帰分析（Multi Regression Analysis），FQM：ファジィ数量化（Fuzzy Quantification Method）
【説明変数】(0)定数項，(1)目だたない，(2)施設デザイン，(3)個性的ﾃﾞｻﾞｲﾝ，(4)ライトアップ，
(5)騒音軽減，(6)沿道緑化，(7)公園提供，(8)市民施設，(9) 側道など

4．1　色イメージのクラスタ分析

ここでは路線色の構成比（得票人数）で色イメージを表現する。路線単位の色集計ベクトルから路線間距離行列（ユークリッドノルム）を作成し、通常のクラスター分析を行った。この結果以下のようなことがわかる。

①環状線は他の路線とイメージが全く異なっている。

②池田線と神戸線、守口線と松原線と東大阪線はイメージが近い。

③湾岸線・大阪港線はイメージ上近傍にある。

④堺線は他放射路線とは異なるイメージを持つ。

これより、大別すると①赤路線、②グレー路線、③青路線、④緑路線に分類できると考えられる[2],[4]。

4．2　色イメージのファジィクラスタ分析

通常のクラスタ分析の場合、各クラスタに包含関係を定義するため、複雑な構成の記述が難しい。この問題点を回避するためファジィクラスタ分析を用いる。この方法では帰属程度がメンバシップ関数で表示され、孤立点や中間点を明確に表現できる。ここでは代表的アルゴリズムであるファジィc-means法を用いて分析した[5]。

またファジィクラスタ分析においては、分類数があらかじめ設定されるが、前項の結果を考慮すると3～4分類程度が妥当であることから、分類数を2から順に4まで増加させ、帰属度分布から分類状態の変化を考える。

①クラスタ数2では、湾岸線・大阪港線を核とする「青路線」と守口線・東大阪線・松原線を核とする「黄緑路線」が存在する。北神戸線はほぼ第2クラスタに属し、神戸線は中間(0.448, 0.552)に位置する。

②クラスタ数3では、上記2クラスタは存在するが、さらに「黄緑路線」から環状線・堺線が分離し「灰色路線」として存在する［環状線(0.621, 0.129, 0.250)］。

③クラスタ数4では環状線・堺線の「灰色路線」はクラスタを形成せず、環状線が孤立点「赤路線」となり、また池田線　　中心の第4のクラスタが生成される。このとき堺線は中間点として位置づけられる。

ここで、クラスタ数3の結果を三角座標上で表現したものが図3である。この場合、守口線（3）・東大阪線（4）および湾岸線（9，10）が対極的な位置にあり、堺線（6）・環状線（1）は独立した存在である。さらに神戸線（8）が中間点であること本図よりもわかる。

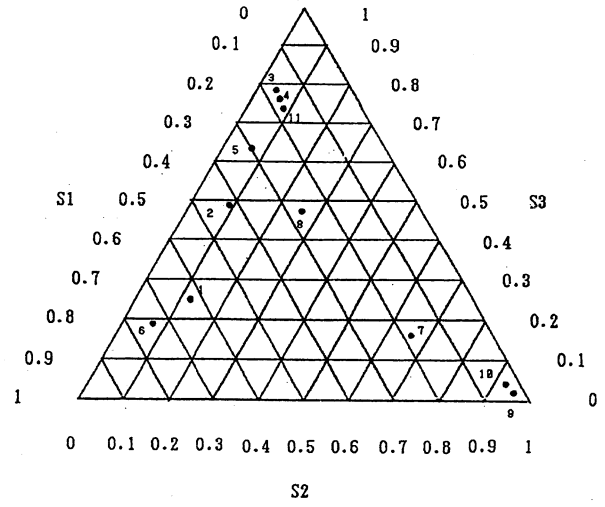


図3　ファジィクラスタ分析結果（3クラスタ）

5．おわりに

高速道路イメージを把握するため基礎集計に加えて、ファジィ数量化・ファジィクラスタ分析による検討を行った。高速道路イメージ形成に関連するいくつかの事実が整理でき、これらより今後の都市高速道路のイメージ形成に対して参考となる考察結果が得られた。ここでは、主な検討結果を以下のように整理した。

①利用者イメージと環境対策の関係では、単純に関係を摘出できなう要因が深く関与することがある。利便性と安全合流、なめらかさと事故注意、派手さと事故注意・渋滞情報、開放感・圧迫感と渋滞情報などである。したがって環境対策には、イメージ形成を無視した短絡的対策では、無意味な結果に終わる可能性がある。

②性別を考慮した分析から、非利用者イメージの影響要因の抽出ができた。特に感覚的評価から与えられる「高速道路の形成する地域イメージ」に対応して、評価に性別（女性）原理を導入することが有効である。

③色イメージで路線を分類すると、池田線と神戸線、守口線・松原線・東大阪線は類似する。これは現行放射路線に個性が乏しいことを暗示する。現行路線は防音壁で遮断され、周辺の景色が見えず地域性も感じられない。結局各路線とも同様な印象を与える。今後地域密着性の配慮をし、色イメージとして多様化するような路線の明確な個性を持たせる必要があろう。

今後さらに同様な分析をすすめることで、ファジィ多変量解析を利用した都市高速道路のイメージ論的計画についての方法論的整理が行えるものと考えられる。

最後に資料収集等で御協力いただいた阪神高速道路公団・㈱都市交通計画研究所に謝意を表する次第である。

【参考文献】

[1] 阪神高速道路：阪神高速道路のしごと，(1991)

[2] 佐藤亮・秋山孝正・佐佐木綱：都市高速道路のイメージ分析　－阪神高速道路を例として－　平成4年度土木学会関西支部年次学術講演会概要集，(1992)

[3] 寺野・浅居・菅野共編：ファジィシステム入門，6章　ファジィ数量化理論，pp.99-118 (1987)

[4] 金子隆芳：色彩の科学，岩波新書 44 (1988)

[5] 坂和正敏：ファジィ理論の基礎と応用，6．ファジィクラスタリング，森北出版，pp.74-83 (1989)

問い合わせ先：〒606　京都市左京区吉田本町
京都大学工学部交通土木工学教室
秋山孝正
TEL (075)753-5123
FAX (075)753-5916

ファジィ・フレーム検索用簡易言語の作成

Implementation of Casual Language for Retrieving Fuzzy Frame

馬野 元秀　森 勝之　鳩野 逸生　田村 坦之
Motohide UMANO　Katsuyuki MORI　Itsuo HATONO　Hiroyuki TAMURA

大阪大学 工学部
Faculty of Engineering, Osaka University

あらまし　構造を持ったファジィな知識やデータを表現処理するために, クラス構造（ファジィなスロット値と確信度を定義できる）, ファジィ継承, 付加手続き（ファジィ演算を記述できる）を記述できるファジィ・フレーム・システムがすでに提案されている. しかし, ファジィ・フレーム・システムで, ファジィ・データを検索する命令は手続き的に記述する必要があり, 記述性に優れているとは言えなかった. そこで, クラスの記述とよく似た記述を行なうことにより検索を可能とする簡易言語を作成した. このシステムでは, 関数 %get の引数に変数を含むクラスの記述を行なうことにより, クラスやスロット値や重要度の検索を行なうことができる. 本論文では, これらの機能について例を用いて説明する.

キーワード　ファジィ・フレーム, 簡易検索言語, ファジィ知識表現, ファジィ推論

1. はじめに

知識表現の一手法として, 1975 年に M. Minsky によって提案されたフレーム [1] があり, 多くの研究者によって利用されている. しかし, 従来のフレームではあいまいな知識を表現することができない. そこで, あいまいな知識も取り扱えるように拡張したファジィ・フレームを提案し, すでにそのシステムのプロトタイプを作成した [2]. このシステムでは, スロット値としてファジィ集合を記述でき, ファジィ的な継承が可能であり, ファジィ演算が書ける付加手続きを記述できる.

ところが, 従来のシステムにおける検索では, 手続き的な記述を必要としており, 記述性に優れているとは言えなかった. そこで, クラスの記述と同じような形式の記述の検索を可能とする簡易言語を作成した. 本論文では, このシステムについて例を用いて述べる.

2. ファジィ・フレーム・システムの概要

あいまいな知識を表現処理するために, ファジィ理論を用いたフレーム・システムはすでに提案した [2]. その特徴として, 以下のことが挙げられる.

1. スロット値にファジィ集合を書くことができる.
2. スロット値に対して確信度を設定でき, その値もファジィ集合にできる.
3. 継承の度合いを設定でき, その値もファジィ集合にできる.
4. スロットの重要度が設定でき, その値もファジィ集合にできる.

ここで, 以下の説明のための例として, 図1のようなクラスを考える. これを, ファジィ・フレーム・システムを用いて記述すると,

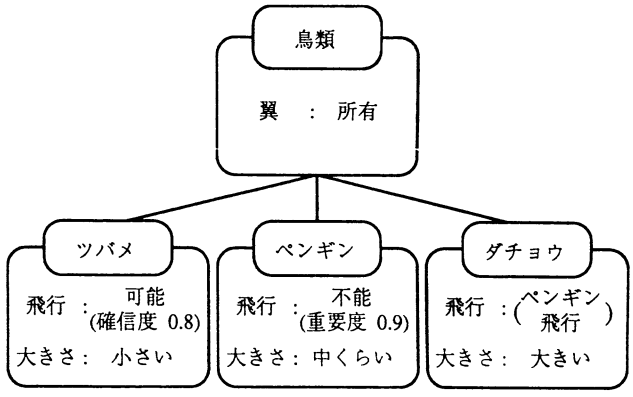


図1　クラスの簡単な例

```
(%def-class 鳥類
    (%super nil)
    (%sub ツバメ ペンギン ダチョウ)
  (翼 (%value 所有)))
(%def-class ツバメ
    (%super 鳥類)
    (%sub nil)
  (飛行 (%value 可能 0.8))
  (大きさ (%value 小さい)))
(%def-class ペンギン
    (%super 鳥類)
    (%sub nil)
  (飛行 (%value 不能) (%importance 0.9))
  (大きさ (%value 中くらい)))
(%def-class ダチョウ
    (%super 鳥類)
    (%sub nil)
  (飛行 (%if-needed
          (%get-slot-val 'ペンギン '飛行)))
  (大きさ (%value 大きい)))
```

となる.

このようなクラスに対し, 関数 %get-slot-val を用いて検索ができるようになっている. 例えば, “ペンギンの大きさはどれくらいですか?” という質問をする場合は,

```
>(%get-slot-val ' ペンギン ' 大きさ)
```

とすればよい. ここで, > はプロンプトを表している. この場合,

```
(中くらい 1.0)
```

という答えが返ってくる. これは, “ペンギンの大きさは中くらいで, その確信度は 1.0 です” を意味している.

3. 簡易言語の概要

ファジィ・フレーム・システムでは, ファジィ・データを検索する命令は手続き的に記述する必要があったが, クラスの記述とよく似た記述により検索を可能にする簡易言語を作成した. 以下で, 簡易言語の機能について例を用いて説明する.

3.1 簡易言語の基本的な機能

以下に, 簡易言語の基本的機能の例を挙げる.

(1) スロット値の単純な検索

“ツバメは飛行可能ですか?” という問い合わせについて考える. 従来のシステムでは,

```
>(%get-slot-val ' ツバメ ' 飛行)
(可能 0.8)
```

となるが, これに対し, 本システムでは,

```
>(%get '(ツバメ (飛行 (%value =x))))
((=x (可能 0.8)))
```

となる. これらの答えは共に, “ツバメは飛行可能で, その確信度は 0.8 です” ということを示している.

スロット値の検索の場合は, 知りたいスロット値のところに, 変数として = で始まるアトム (この例の場合 =x) を書く. すると, システムがクラス“ツバメ”のスロット“飛行”を検索し, その変数とスロット値とその確信度のリストを返してくれる. このように, 本システムにおいては, クラスの構造を直接書くことができる.

(2) 継承を行なうスロット値の検索

“ツバメは翼を所有していますか?” という問い合わせについて考える. 従来のシステムでは,

```
>(%get-slot-val ' ツバメ ' 翼)
(所有 1.0)
```

となるが, これに対し, 本システムでは,

```
>(%get '(ツバメ (翼 (%value =x))))
((=x (所有 1.0)))
```

となる. これらの答えは共に, “ツバメは翼を所有していて, その確信度は 1.0 です” ということを示している.

この場合, “ツバメ”はスロット“翼”を持っていない. したがって, システムはその上位クラス“鳥類”のスロットを検索に行く. クラス“鳥類”は, スロット“翼”を持っているのでその値“所有”と確信度“1.0” をリストにして返す.

確信度は, スロットに設定されている確信度 (設定されていなければ, デフォルト値として 1.0 が適用される) を, %super と %sub に設定されている継承の度合い (これもデフォルト値は 1.0) で修正したものが使われる. この修正方法のデフォルトとして, 各値の最小値を求める演算を適用する.

(3) 継承を行なわない場合のスロット値の検索

スロット値の検索では, 普通は継承を考えるが, あるクラスが直接持っているスロットの値だけを参照したい場合もある.

継承させなくする方法は, 質問のクラスの中に %option を書いて, その第一引数 (デフォルトは t になっている) を nil にすればよい. すなわち, 継承がある場合は,

```
>(%get '(ペンギン (翼 (%value =x))))
((=x (所有 1.0)))
```

であるが, 継承がない場合は,

```
>(%get '(ペンギン (%option nil)
          (翼 (%value =x))))
nil
```

となる.

(4) 付加手続きを使用する検索

本システムで, “ダチョウは飛行可能ですか?” という質問をしてみる.

```
>(%get '(ダチョウ (飛行 (%value =x))))
((=x (不能 1.0)))
```

この場合, クラス“ダチョウ”のスロット“飛行”を検索すると, そのスロットには付加手続きとして, クラス“ペンギン”のスロット“飛行”の値を検索せよ, とある. したがって, その検索が実行され, =x には“(不能 1.0)”が返される.

(5) しきい値の設定

本システムでは, 検索の確信度が 0 より大きければ, スロット値を返すようにしてある. しかし, 確信度がある値以上の場合にのみ, 値を返すようにしたい場合がある. この時は, 質問のクラス中の %option の第二引数 (デフォルトは 0 にしてある) にしきい値を設定すればよい. ただし, %option において, 第二引数を使用する場合は第一引数は省略できない. したがって, しきい値を設定しない場合は,

```
>(%get '(ツバメ (飛行 (%value =x))))
((=x (可能 0.8)))
```

であったのに対し, しきい値 0.9 を設定すると,

```
>(%get '(ツバメ (%option t 0.9)
          (飛行 (%value =x))))
nil
```

となる.

（6） 変数によるクラスの指定

検索時の変数とその値の結合の状態（連想リストで表現されている）は，検索後も保持されており，%get の引数でその変数が用いられるとその値が使用される．ただし，変数の値がリストの場合には最初の要素が使われる．

例えば，

```
>(%get '(ツバメ (飛行 (%value =x))))
((=x (可能 1.0)))
```

のように値が結合された変数 =x が使用されると，その値“(可能 1.0)”が使われ，

```
>(%get '(ペンギン (飛行 (%value =x))))
(((不能 0.0)))
```

のようになる．

逆に言えば，一度値と結合された変数はリセットしない限り検索用としては使用することができない．同じ変数を使用したい場合には，変数の前に ? を付ければ，変数がリセットされ，その変数に値が結合されるようになり，

```
>(%get '(ダチョウ (飛行 (%value ?=x))))
((=x (不能 1.0)))
```

となる．

値と結合された変数を使う場所はどこでもよいので，変数 =x に“(ペンギン 1.0)”が代入されている場合にはクラス名として用いると，

```
>(%get '(=x (飛行 (%value =y))))
(=y (不能 1.0))
```

のようになる．

3.2 ファジィ述語による検索

本システムでは，検索したスロット値をファジィ述語により計算し，マッチ度を求めることができる．

次のような例を考える．

```
>(%get '(ペンギン (大きさ (%value 小さい (=x)))))
((=x (中くらい 0.5)))
```

これは，“ペンギンの大きさは小さいですか?”という問い合わせに対応している．

“小さい”はファジィ述語で，例えば，

```
($pred (小さい (u)
  (getgrade
    {1.0/小さい, 0.5/中くらい, 0.1/大きい} u)))
```

のように定義しておく（これは，Lisp の関数である）．ここで，getgrade はファジィ集合処理システム [3] の関数で，第一引数のファジィ集合における第二引数に対するグレードを探し出す関数である．

この例を実行すると，システムは，まず，クラス“ペンギン”のスロット“大きさ”の値を調べ，“(中くらい 1.0)”を得る．そして，その値“中くらい”とファジィ述語“小さい”とのマッチ度を計算する．これは検索した値“中くらい”に対するファジィ述語“小さい”の定義により計算するので，0.5 となる．このマッチ度をスロットの確信度で（継承のある場合は継承の度合いも用いて）修正して（デフォルトは最小値），マッチ度 0.5 を得る．そして，検索したスロット値とこのマッチ度をリストにして，変数 =x と結合して返す．ここで，(=x) を省略すると，変数と結合されない．

3.3 ファジィ語による検索

ファジィ語を使うとファジィ述語とは異なったマッチ度の計算をしてくれる．ファジィ語“小さい”と“中くらい”と“大きい”を関数 $terms を用いて，次のように定義しておく．

```
($terms
   (小さい   {1.0/1, 0.8/2, 0.5/3, 0.3/4, 0.1/5})
   (中くらい {0.3/3, 0.6/4, 1.0/5, 0.6/6, 0.3/7})
   (大きい   {0.1/5, 0.3/6, 0.5/7, 0.8/8, 1.0/9}))
```

この時，次のような例を考える．

```
>(%get '(ペンギン (大きさ (%value 小さい (=x)))))
((=x (中くらい 0.2546)))
```

この例においても，ファジィ述語の場合と同様に，まず，システムはスロット値を検索し，“(中くらい 1.0)”を得る．次に，ファジィ語“小さい”と“中くらい”のマッチ度を計算する．この値は，2 つのファジィ集合の共通集合とそれぞれの集合との面積比の平均を用いる．その結果，マッチ度 0.2546 を得る．このマッチ度を，スロットの確信度（と継承の度合い）で修正して（デフォルトは最小値）マッチ度 0.2546 を得る．そして，検索したスロット値とこのマッチ度をリストにして，変数 =x と結合して返す．

ただし，同じアトムでファジィ述語とファジィ語の両方が定義されている場合は，ファジィ述語が優先される．また，この場合も (=x) は省略可能であり，この場合，返り値は変数と結合されない．

3.4 クラスの検索

本システムには，問い合わせと同じスロットと同じスロット値（または，ある値以上のマッチ度のスロット値）を持つようなクラスを検索する機能がある．

これは，クラスの部分を変数にして，例えば，

```
>(%get '(=x (飛行 (%value 不能))))
```

のように書く．

この問い合わせを実行すると，システムはすべてのクラスに対して，順次，スロット“飛行”のスロット値を検索し，そのマッチ度が 0 でなければ（この場合はクリスプな問い合わせなので，マッチ度が 1 であれば），そのクラス名とマッチ度のリストを返す．検索を行なう順はクラスを定義した順と逆である，いまは，

ダチョウ → ペンギン → ツバメ → 鳥類

の順に調べられる．そして，1 つのクラスに対する検索が成功すると，その時点で検索は停止して，それ以降のクラスについては，検索処理を行なわない．この問い合わせの場合，1 つ目のクラス“ダチョウ”の照合処理で，マッチ度 1 を得るので，クラス名とマッチ度（スロット値の確信度と継承の度合いで修正したもの）のリスト，

```
((=x (ダチョウ 1.0)))
```

を返し, それ以後のクラスの検索処理は行なわない.

この検索に関しても, 継承の有無やしきい値を %option で設定できるようにしてある. 設定の仕方は, スロット値の検索の場合と同じである.

さて, ここで“ダチョウ”以外にも, マッチしているクラスが存在するかも知れないので, それ以外のクラスについても, 検索処理を行なう必要が生じることがある. そのような場合には, %option の第三引数に, 最後に検索したクラス名を書いておけばよい. すると, その次のクラスから照合処理を行なうようにしてある. 例えば,

```
>(%get '(=x (%option t 0 ダチョウ)
           (飛行 (%value 不能))))
((=x (ペンギン 1.0)))
```

のようになる.

この機能においても, %option のクラス名には, 値が結合されている変数を使用できる. 例えば, 本節の最初の例を実行した後であるとすると, 変数 =x には“(ダチョウ 1.0)”が結合されているので, この変数を %option で用いれば, 次に条件を満たすクラス名“ペンギン”を取り出してくれる.

```
>(%get '(=y (%option t 0 =x)
           (飛行 (%value 不能))))
((=y (ペンギン 1.0)))
```

この機能を, ループの中で用いれば, マッチしているすべてのクラスを取り出すことができる. これは,

```
>(do* ((v t (%get-val '=x)))                    ;変数の設定
    ((null v) 'end)                             ;終了条件
      (print (%get '(?=x (%option t 0 =x)
                         (飛行 (%value 不能))))))
((=x (ダチョウ 1.0)))
((=x (ペンギン 1.0)))
nil
end
```

となる. ただし, 最初, 変数 =x には値が何も結合されていないものとする. ここで, %get-val は, 変数 =x に結合されている値を取り出す関数であるので, 初期値が t の変数 v は =x が nil になると nil になる. そして, =x が nil になるのは, クラスの検索に失敗したときで, これがループの終了条件になっている. 問い合わせ文中において ?=x を用いているのは, ループの2周目からは =x に値が結合されているためである. もしこれを =x にしておくと, システムはスロット値の検索をすることになる.

本システムでは, ファジィ述語やファジィ語のスロット値でもクラスの検索が可能である. 先ほど定義したファジィ語を用いて, 大きさが“中くらい”のクラスをすべて取り出したいとすると,

```
>(do* ((v t (%get-var '=x)))
   ((null v) 'end)
     (print
      (%get '(?=x (%option t 0 =x)
                  (大きさ (%value 中くらい))))))
((=x (ダチョウ 0.2546)))
((=x (ペンギン 1.0)))
((=x (ツバメ 0.2546)))
nil
end
```

とすればよい.

3.5 スロットの重要度の検索

スロットの重要度 (%importance ファシットに記された値) を取り出したい時は, 次のようにファシットタイプを %importance にすればよい.

```
>(%get '(ペンギン (飛行 (%importance =x))))
((=x 0.9))
```

3.6 複合型検索

本システムは, これまで説明した検索について, 複数種類の機能を一つの %get で一度に処理する機能を持っている.

4. おわりに

本論文では, ファジィ・フレーム検索用簡易言語について述べた. このシステムにより, 検索用言語の表現がクラスの表現に近いものとなった. また, 従来のファジィ・フレーム・システムでは, 別にプログラムを作成する必要があったクラスの検索, ファジィ述語による検索, ファジィ語による検索が容易に記述できるようになった.

今後の拡張として, まず, しきい値を, プログラムレベル, クラスレベル, スロットレベルのそれぞれで設定できるようにすると有用であると思われる. また, 画面指向型の検索システムやファジィ・プロダクション・システムとの結合も興味深いと思われる.

本システムはワークステーション RISC-NEWS (Sony 社製) の UNIX 上の日本語 Kyoto Common Lisp を用いて作成した. ファジィ集合処理の部分についてはファジィ集合処理システム [3] を用いた.

参考文献

[1] M. Minsky : “A Framework for Representing Knowledge,” in *The Psychology of Computer Vision*, edited by P. H. Winston, McGraw-Hill Book Company, New York (1975)
白井, 杉原 訳 : コンピュータービジョンの心理, 産業図書 (1979)

[2] 角井, 馬野, 宮原 :「ファジィ理論に基づくフレーム・システムの実現」, 情報処理学会第 39 回 (平成元年後期) 全国大会, pp.359-360 (1989)

[3] 久米, 馬野 :「Common Lisp によるファジィ集合処理システムの実現」, 情報処理学会第 38 回 (平成元年前期) 全国大会, pp.70-71 (1989)

[問い合わせ先]
〒565 吹田市 山田丘 2-1
大阪大学 工学部 精密工学教室
馬野 元秀
TEL : 06-877-5111 (ext. 4627)
JUNET : umano@prec.osaka-u.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

地震学におけるファジイ検索II

Fuzzy Information Retrieval in Seismology II

伊藤秀美　若山晶彦　高山博之
Hidemi ITO　Akihiko WAKAYAMA　Hiroyuki TAKAYAMA
気象研究所
Meteorological Research Institute

Historical earthquakes are characterized not only by their epicenters, occurrence times and magnitudes but also by documents of disasters caused by them. In a previous paper we studied how to deal with the data of epicenters, occurrence times and magnitudes. We here discuss a method to retrieve earthquakes from the documents of disasters. First we make a dictionary of keywords. We then construct a fuzzy thesaurus using Miyamoto's methods.

A series of procedures of retrieval is implemented in a workstation. Tools are provided with to develop queries in terms of keywords, and to calculate the relation matrix of a fuzzy thesaurus. Some of the procedures used frequently can be chosen from menus by mouse. The functions implemented are combined with the one in the previous study.

1．はじめに

前回のシンポジウムで、歴史的文献に被害状況などが記載されているいわゆる歴史地震について、その3要素（発生時間、場所、マグニチュード）のファジィ検索方法を報告した[1]。3要素のファジィ性は、各地震が複数の可能な候補を持つことなどで表現され、可能性分布ーファジィ関係データベース[2]の枠組みで定式化できる。その具体的表現方法やワークステーション上でのインプリメント手順などを紹介した。

ところで、3要素は数値であり取扱いが容易な面がある。地震学のデータの中には言葉だけで与えられているものも多く、これらの取扱い方法も研究しておく必要がある。ここでは被害状況についての記事をとりあげて考察してみたい。データの内容分析、シソーラスの構成からはじめて、ワークステーション上での構築手順を具体的に述べたい。

2．データの内容

地震現象は百年から千年以上の長いタイムスケールを持つため、発生履歴の重要性は早くから認識され、資料としては、大部の「大日本地震資料」「日本地震資料」や近代地震学により吟味・整理された宇佐美の「日本被害地震総覧」[3]等がある。ここでは前回と同じく「日本被害地震総覧」をベースにして議論を展開する。

記述の基本形式は概ね次のようになっている。各地震に対しコードが付与され、地震3要素（複数）および震央付近の震度の推定値、津波が付随したかどうか、したばあいその程度などが与えられる。ついで地震および津波に伴う被害状況、その地震に前兆活動が伴ったかどうか、また余震活動の様子などの記事が続く。

地震3要素、震度、津波の程度は物理量の変動量もしくは段階を表す数値で表現されている。これに対し被害状況、前兆の有無、余震活動の様子などは平文で記述され、このため、同じ内容が様々に表現されている。このような平文に対してはシソーラスを構築して対処するのが通常と思われる。

3．シソーラスの構築

構築方法については成書[4]に述べられている指針に従うが、対象が非常に限定されているので簡便な方法を採用した。

まず各地震の記述の簡略版を作り、その中から基本語彙を抽出する。この手順はかなり機械的に行っている。こうして作られた暫定基本語彙集は、元が平文であるた

め非常に様々な表現を含んでおり、それらの間にrelated broader, narrower などの関係を導入するのは煩瑣であり、またシステム構築上の理由もあって、簡単化を行い2階層を原則にした。第1階層にはかなり限定した意味を持ち得るもの、第2階層にはそれらの要素的意味を持つものを割り当てる。

例をあげて説明する。地震にともなって地盤の液状化により支持力が急激に低下して建造物に大きな被害を与えることがある。このとき特徴的に「砂や水が噴出」する。この時「噴砂」、「噴水」は液状化を強く推測させる言葉である。一方において液状化現象は「砂地盤」で生じやすく、「噴砂・噴水」「地下水」が「砂」を伴って地表に吹き出す現象と見なせる。そこで

	第1層	第2層
液状化	噴砂	砂
	噴水	水
		噴
		地下

となる。第2層で「噴」を入れたのは「砂や水が噴出」という表現であってもそのまま対処できる利点があるからである。

暫定基本語彙集には被害対象は、固有名詞と普通名詞が共に現れるが、固有名詞は原則として削除し、普通名詞においても「庁舎」「図書館」などから大きさと種類をある程度限定できるような語に分解する。たとえば

被害対象	一般建造物	舎
		館

等とする。

想定している質問は「大きな建造物に被害を与えた地震」などであるので、この程度で対処できると思われる。

つぎに語の間にファジィ関係を定義しなければならないが、relatedに限ることにする。大まかなところは、宮本ら[5,6]によるファジィシソーラスの構築法にならって決め、その後調整する。

d_kをk番目の地震の簡略化された記事とし、$D = \{d_1, d_2, \ldots, d_n\}$をその全体とする。基本語彙$w_i$が$d_k$に現れる頻度を$h_{ik}$とする。この時

$$R(w_i, w_j) = \Sigma_k \min(h_{ik}, h_{jk}) / \Sigma_k \max(h_{ik}, h_{jk}) \qquad (1)$$

により、w_iとw_jが関連している(related)を定義する。

このほかnarrower, broaderなどの関係も導入することができるが、今の場合あまり妥当な結果を与えない。というのは、例えば、建造物被害と人的被害の間には、ともに同じ地震に起因するという点で関連があるが、語の出現頻度だけを調べる方法では、見掛上の包含関係まで出てくるからである。言い換えれば、第2層の語間の関連は宮本のアルゴリズムに基づいて機械的に定まるが、第1層と第2層の関連は人間が主観的に決める。多層構造を避けた大きな理由もここにある。

なおファジィシソーラス構築の類似の方法として森田ら[7,8]のものがある。

3．データベースの構成

3要素と被害の記事をあわせて議論する。前回述べたように通常の関係データベース（SYBASE)にファジィ機能を被せる形でシステムを構築している。これに伴って、可能性分布ーファジィ関係モデルの構造は地震コードと3要素の間に1対多の関係を持ち込んで表現している。

今回、各コードに対してキーワード、記事、関連図表を付随させることになる（図1参照）。

4．検索項目

検索は、定型的事項とユーザー定義事項の2種類がある。前者については次のものを用意した。対象別に、
1-1) 一般建造物に対する被害　1-2) 産業関連の被害
1-3）ライフライン（水道・ガス等生活関連施設）の

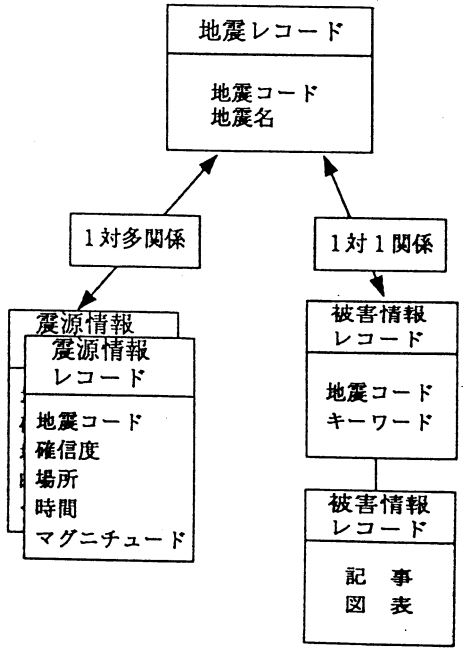


図1　データベースの構造

被害、また様式別に　2-1)昇降など広域的地殻変動　2-2）地震断層　2-3）地盤の液状化　2-4）地すべり、さらに２次災害として　3-1）津波　3-2）火災　などをとりあげた。

本研究の主たる目的は、ワークステーション上に操作性のよいシステムを組み上げることにある。そこで前回と同様にウィンドウでマウスで簡単に指示出来るようにした。

図２は検索ウインドウである。まず検索のレベル０～３を設定する。レベル０では指定した語だけ、レベル１～３では検索語をシソーラスに展開したときそれぞれ0.5, 0.3,0.1で打ち切る。検索語は直接打ち込むか、または定型的事項の場合メニューの中から選択して右側のテキストウィンドウに書き出す。同一行にある語はＡＮＤ条件であり、異なる行にある語はＯＲ条件である。現在のところ否定をサポートしていない。このように指定した後、Findボタンをクリックすることにより検索を行う。

図２では「エネルギー供給機構に被害があり、液状化現象がみられる」かまたは「津波による被害があった」地震を検索している。

ある語をシソーラスに展開したときの内容は、その語を右側のウィンドウに表示してThesaurusボタンを押すことにより表示される。またユーザ定義の検索語を２節で用意した基本語彙で展開し、関係Ｒの暫定値を宮本らの方法で与える機能も有している。

５．検索方法

地震ｅとキーワードｗの間のファジィ関係Ｕを

$$U(e,w) = \max_v \min[I(e,v)\, R(v,w)] \qquad (2)$$

で定義する。ここでvは第２層のキーワードである。Ｉは indicator で

$$I(e,v) = \begin{cases} 1 & v \in e \\ 0 & v \notin e \end{cases}$$

またＲは(1)で定義した関係である。

質問ｑがキーワード上のファジィ集合

$$q = \Sigma_i \; q_i / w_i$$

で表されるとき、地震ｅが検索されるメンバシップ値は

$$r(e) = \max_i \min [U(e,w_i), q_i]$$

で与えられる。r(e) の大きい順にリストアップすればよい。

通常の関係データベースの管理ソフトを利用しているので、シソーラスに展開された語を含む地震をまず引きだし、ついで応答のメンバシップ値ｒ(ｅ)を計算している。

なお第２節でも触れたが、第２層のキーワード間の関係Ｒは比較的良好に求められているが、第１層と第２層の関係は本来broader narrowerの関係なので、これを頻度分布に基づいて定めることは困難であり、主観的に決めている。

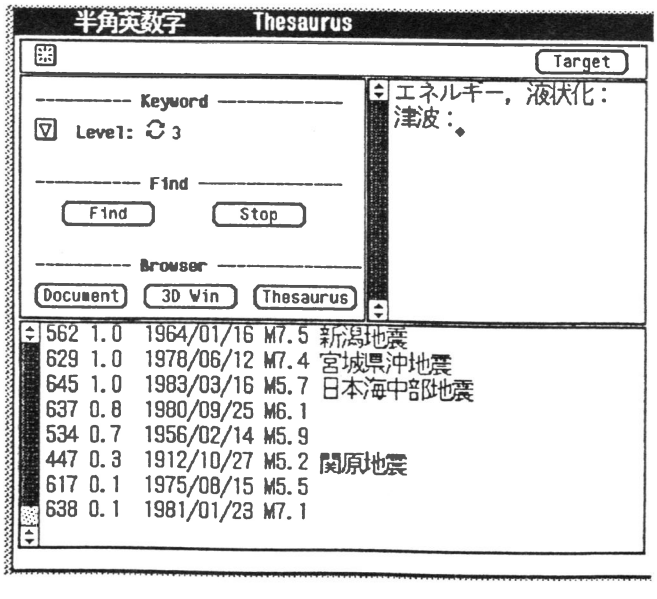


図２　検索ウィンドウ

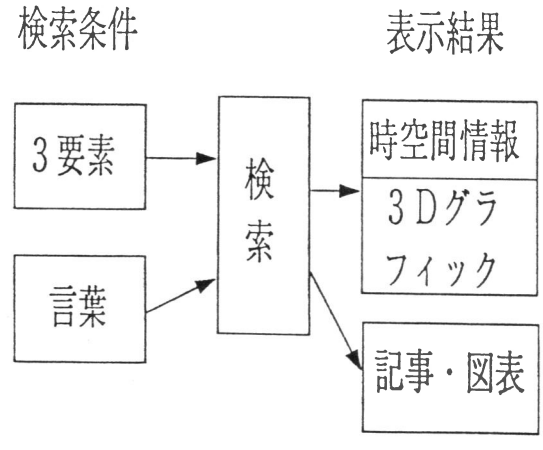


図３　複合検索の流れ図

第2層の語は短く、それらが複数個現れることは、全体として確からしさを増すと考えられる。それゆえ(2)式のmaxの代わりに代数和

$$U'(e,w) = 1 - \Pi_v(1 - \min[I(e,v)\, R(v,w)])$$

を用いる方がよいかもしれない。ファジィ検索での演算については、[9,10]などを参考にしてもう少し検討してみたい。

6．検索結果の表示

検索された地震は、図2の下側のテキストウィンドウに表示される。検索された地震は、3要素（時間、場所、マグニチュード）、被害記事記事および関連図表に関する情報を持っている。3要素については、3Dグラフィックウィンドウ上にメンバシップ値別に色分けして、検索結果全体を表示できる。一方、各地震の記事および関連図表は、別のウィンドウに個別に表示される。これらの操作は図2の3D Win , Document のボタンを押すことによりなされる。なお表示の具体例については、前回の報告を参照されたい。

被害状況ばかりではなく、3要素と組み合わせて検索することが考えられる。例えば「マグニチュードはそれ程大きくなかったのに災害の大きかった地震」といった質問である。この場合地盤の軟弱性からあるいは火災などによって被害が大きくなったことが推察される。これについては、前回構築した3要素の検索部分をあわせて実行すればよい。図3に全体の流れを示した。

参考文献

[1]伊藤秀美、若山晶彦、横田崇：地震学におけるファジィ検索、第7回ファジィシステムシンポジウム

[2]馬野元秀：ファジィデータベースにおける関係代数の実現信学技報　DE86-4 (1986)

[3] 宇佐美龍夫：日本被害地震総覧　東大出版会 1984

[4]J. Aitchison and A. Gilchrist :Thesaurus Construction（邦訳シソーラス構築法　内藤衛亮、中倉良夫、影浦峡　丸善　1989）

[5] S. Miyamoto, T. Miyake and K. Nakayama : Generation of a Pseudothesaurus fo Information Retrieval Based on Cooccurrences and Fuzzy Set Operations, IEEE Tran. Systems, Man Cyber. 13 (1983) 62

[6] 宮本定明：ファジィ情報検索の理論とシステムの開発、昭和63年科研費報告書、1988

[7]森田哲也、小川泰嗣、小林清彦：ファジィ文献検索システム(1,2) 情報処理学会39回報告

[8] Y. Ogawa and T. Morita : A Fuzzy Document Retrieval Method Using Keyword Connection Matrix and Its Learning Mehtod, IFSA 1989

[9]若見昇、林勲、内藤栄一：あいまい検索技術の開発に関する研究、科技庁振興調整費ファジィシンポジウム p.95 (1990)

[10]若見昇、林勲、内藤栄一：学習型ファジィ結合演算子によるあいまい検索システム　科技庁振興調整費ファジィシンポジウム p.71 (1991)

［問い合わせ先］

３０５　つくば市長峰１－１

気象研究所地震火山研究部

伊藤秀美

TEL 0298-51-7111 内503

FAX 0298-51-3730

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ情報検索のための核酸配列の類似度
Similarity of DNA Sequence Data for Fuzzy Information Retrieval

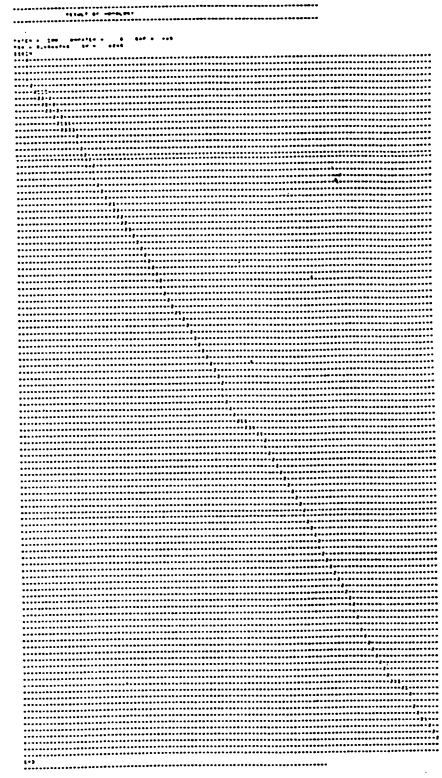
三宅輝久、宮本定明*
Teruhisa Miyake, Sadaaki Miyamoto*
筑波技術短期大学、徳島大学*
Tsukuba College of Technology, University of Tokushima*

あらまし： 分子遺伝学では、核酸配列や蛋白質中のアミノ酸配列の相同性の分析のために、ホモロジー検索という手法が用いられている。この手法は一組の配列の相同性を詳細に調べるためには有効な方法であるが、ＤＮＡデータバンク等の大量のデータの検索には適していない。本研究では、ホモロジー検索における類似度の考え方を基礎として、部分列に着目した類似検索を行う手法について検討し、部分列の長さの指定を行うことにより、データバンクのファジィ検索を行う方法を提案した。

キーワード： 類似度、ファジィ情報検索、ＤＮＡデータバンク、ホモロジー検索

1．はじめに

分子遺伝学の分野では、ＤＮＡ配列やアミノ酸配列の相同性、類似性を分析するためにNeedleman、WunschらのMaximum Similarity Search Method[1]に代表されるホモロジー検索の手法が広く利用されてきた。ホモロジー検索は、対象となる配列の類似した部分を見いだしたり、二つの配列に共通に含まれる部分列を出力するなどの目的には極めて有効な方法である。しかしながら、ホモロジー検索は、二つの配列の類似した部分を見つけ出すことを主な目的としているために、そのままではデータバンクのファジィ検索のように大量のデータを処理する場合に適用することは難しい。そこで、ホモロジー検索の有効性を考慮した、大量のデータ処理に適した手法の開発が望まれている。その目的のために、筆者らは、類似度の計算にファジィ化されたマッチング関数を用いる方法[2]と、ホモロジー検索の際に得られるオプティマルアライメントと呼ばれる比較する配列間の共通部分を表す配列の形状を評価する方法[3]の二つの方法を提案した。これらの方法は、ホモロジー検索で従来行われてきたGlobal Alignment Search 即ち、配列同士の全体としての類似性を求めるという機能をデータバンクのファジィ検索に応用するためには有効であったが、Local Alignment Search 即ち、配列中の一部であっても類似性が高い部分を見いだすという機能は備えていなかった。そこで、それらの拡張として、配列中に、指定された長さの、類似性の高い部分列があるかどうか検索し、その結果の類似度をメンバシップとみなしてやれば、Local Alignment Searchの機能を備えたファジィ検索が可能となる。本稿では、そのために部分列の長さを指定し、部分的なマッチングを行う方法を提案した。



(PAMVM1 vs. XLRN11)

図１　オプティマルアライメントの例

2．オプティマルアライメントの形状評価

Maximum Similarity Search Method（ＭＳＳ法）の手法をデータバンクのファジィ検索に応用する場合に最も大きな問題となることは、結果が利用者が与えたパラメータ値に依存することであった。そこで、ＭＳＳ法の出力の一つであるオプティマルアライメント（図１）の形状を、以下の３つの点から評価し、それらを総合した新しい類似度を定義してやればパラメータから独立した類似度を求めることが可能となる。

１）外れ度合（Ｏ）

オプティマルアライメントが基準線からどの程度外れているかを表す。基準線は、理想的には対角線となるが対角線からオプティマルアライメント全体が外れている場合を考慮して、対角線に並行な直線の内、外れ度合いが最も小さくなるものとする。オプティマルアライメント上の点の座標を(x,y)、Ｙ座標がy のときの基準線のＸ座標をＸとした場合、外れ度合いＯを次の用に定義する。

$$O = \sum_{i=1}^{T} O_i / T$$

ただし、Ｔは点の総数、Oi は,各点の外れ度合いを表す以下に示す関数とする。

$$O_i = \begin{cases} 1.0 - |X - x| / 10 & (|X - x| \leq 10) \\ 0 & (|X - x| > 10) \end{cases}$$

２）長さの度合い（Ｌ）

オプティマルアライメントの長さは、二つの配列が完全に一致した場合には対角線の長さと等しくなる。従って、対角線の長さとの比によって長さの度合いを定義する。実際にはオプティマルアライメントの長さを計算することは困難であるから、前で定義した基準線の長さを用いることにする。長さの度合いをＬ、基準線の長さを１、対角線の長さを対角線の長さを l_d とすると、

$$L = \frac{l}{l_d}$$

３）マッチ率（Ｍ）

オプティマルアライメントの点の内一致しているものの比率をマッチ率Ｍとして定義する。一致している点の数をＴmatchとすると次のようになる。

$$M = \frac{T_{match}}{T}$$

これら３つの評価基準Ｏ，Ｌ，Ｍは、２つの配列の類似性をある面から評価したメンバシップ関数となっている。ここでは、より取り扱い易いものとして、３つの評価基準の論理積を擬似的な類似度として定義する。この値を、オプティマルアライメントを求めた時のパラメータに依存している類似度という意味で S_p と表現する。

$$S_p = O \cap L \cap M$$

S_p はパラメータによって値が変化するため、このままでは相互に比較するための類似度として使用することができない。そのため、パラメータに依存しない類似度として、S_p の最大値Ｓを用いることとした。

$$S = \max_p [S_p]$$

S_p が最大値Ｓを取る時のパラメータｐは、オプティマルアライメントの評価基準に基づいた、この２つの配列の比較における最適なパラメータとなっている。これにより、ＤＮＡデータバンクのファジィ検索を行うことが可能となる。

3．ファジィ化されたマッチング関数

２つの配列の類似度を求めることは、２つの文字列の一致の度合いを求めることと等価である。従って、文字列のマッチングと同様に、部分列の一致に基づいたマッチング関数[4]を用いて類似度を求めることができる。ここで用いたマッチング関数では、文字列を、それを構成する部分列の集合と考え、２つの文字列の部分列の内、完全一致しているものの割合を基にマッチングの値を計算する。マッチング関数としては、よく知られているものがいくつかあるが、ＤＮＡ配列の検索においては、一

般的に、比較する２つの配列の長さは異なり、一方が他方に完全に含まれている場合も有り得ることを考慮して、OVERLAP係数として知られる次のものを採用した。

$$S_{overlap} = \frac{|A \cap B|}{\min[|A|, |B|]}$$

（ただし、A，Bは集合，｜A｜は集合Aの要素の数とする。）

比較する２つの配列を、Ｓ１，Ｓ２とし、SUB(X)を配列X自身を含むXの全ての部分列の集合としたとき、次のようにファジィマッチング関数mを定義する。

$$m = \frac{|sub(s_1) \cap sub(s_2)|}{\min[|sub(s_1)|, |sub(s_2)|]}$$

$sub(s_1) \cap sub(s_2)$は、S1 の部分列と S2 の部分列の内、両者が完全一致する部分列の集合とする。このマッチング関数mを用いて、ＤＮＡデータバンクのファジィ検索を行うことができる。

4．Local Alignment Search への拡張

前二節に取り上げた類似度は、共に多くのＤＮＡ配列の中から、入力された配列に、配列全体として類似したものを出力するために用いられたものであり、配列の一部に良く似た部分があっても、全体として似ている部分が少なければ低い類似度しか示さない。これは、データバンク等の大量のデータから詳細に分析するための候補を抽出する目的には有効であるが、部分的に似ているものを含めて求めたい場合には使用することができなかった。そこで、これらの類似度について、データバンクのファジィ検索において、部分的に似ている配列の抽出、即ちLocal Alignment Searchの機能を持つように拡張することを考える。

二つの核酸配列の、部分的な類似性を考える場合には、次の点を考慮する必要がある。

１）二つの配列が完全に一致することはない。

２）配列の要素は、ＡＴＧＣの４種類しかないので、部分列は短ければ短いほど完全に一致する可能性が高い。特に長さ３以下の部分列の場合は、一致しているか調べる意味はほとんどない。

３）逆に長い部分列の場合は、完全一致する可能性が低いため、マッチングはクリスプではなくファジィで行う必要がある。

４）一致している部分列の長さが長いものほど、有効な情報を多く持っている。

以上から、部分的な類似性を表現する場合には、次のようなやり方が考えられる。

ａ．一致した部分列の長さとそのマッチングの値から部分的な類似性を定義し、その最大値を二つの配列の部分的な類似度とする。

ｂ．部分的な類似度に着目する部分列の長さをあらかじめ指定し、長さによって重み付けしたファジィマッチング関数により二つの配列の部分的な類似度を求める。

ａの方法では、マッチングをクリスプに行っただけでは単に完全一致する部分列の最大長のものを求めるだけであり、有効ではない。また、マッチングをファジィに行うとしても、長さとマッチング値をどのように組み合わせるか有効な指針がない。ｂの方法においては、着目する部分列の長さを指定する必要がある点が繁雑ではあるが、従来のファジィ化されたマッチング関数を応用することにより容易に実現できるので、ここではこの方法によることとした。

5．部分的な類似度の定義

着目する部分列の長さをｎとする。ここでは、検索に用いるマッチング関数として、３節のファジィ化されたマッチング関数mを、長さｎの部分列の一致に応用することを考える。配列の長さをＮとすれば、配列中には長さｎの部分列がＮ－ｎ＋１個含まれている。そこで、mにおいて配列全体の部分列の集合として定義されていたSUB(X)を、ｉ番目の長さｎの部分列に含まれるより小さい部分列の集合$SUB_{ni}(X)$に置き換えたものを、部分的な類似度を求めるためのマッチング関数m_i（ｎ）として定義する。

$$m_i(n) = \frac{|sub_{ni}(s_1) \cap sub_{ni}(s_2)|}{\min[|sub_{ni}(s_1)|, |sub_{ni}(s_2)|]}$$

ただし、分母は対象としている部分列長がｎに固定されているので、一定の値ｎ（ｎ＋１）／２をとる。そこで、m_i（ｎ）は、次のようになる。

$$m_i(n) = \alpha \, |sub_{ni}(s_1) \cap sub_{ni}(s_2)|$$

(ただし、$\alpha = 2 / n(n+1)$)

配列全体の類似度をm(n)とすれば、m(n)は、m_i(n)の最大値をとればよいから、

$$m(n) = \max_i [\, m_i(n) \,]$$

となる。

6. DNAデータバンクのファジィ検索

拡張されたマッチング関数m'を、DNAデータバンクのファジィ検索に応用してやれば、部分的な類似性に着目した検索が可能となる。DNAデータバンクの構成を図2に示す。また、簡単な検索の例を図3に示す。

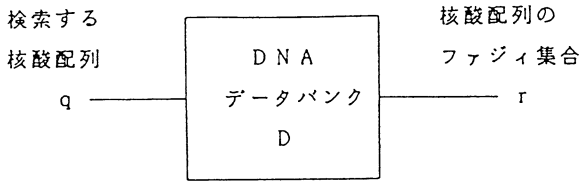


図2　DNAデータバンクの構成

7. おわ[illegible]

ここで提案したマッチング関数を用いる方法では、ホモロジー検索における Local Alignment Searchの結果とは異なり、具体的に配列のどの部分が類似性の高い部分であるかについては出力されない。しかしながら、検索結果として得られた配列のファジィ集合のグレードの高いものから、Local Alignment Search等の手法によって、より詳細な情報を得ることで、大量データの検索と詳細な分析という両方の機能を利用することが可能である。その点で、ここに述べた類似度の考え方が有効であり、それを用いて実用的なファジィ検索システムを構築することが可能であると考えている。

参考文献

1. Needleman S. B. and c. d. Wunsch, A general method applicable to the search for Similarities in the aminoacid sequence of two proteins, J. Med. Biol.,40(1970),443-453
2. 三宅、高橋、オプティマルアライメントのパターン評価に基づく核酸配列の類似検索、第7回ファジィシステムシンポ ジウム講演論文集(1991),367-370
3. 三宅、宮本、中山、核酸配列分析へのファジィマッチング関数の応用、第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1990),307-310
4. 三宅、宮本、中山、ファジィ情報検索システムのためのマッチング関数、第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1989),439-442


```
**********  DNA DATABANK SEARCH  **********

----------  SEARCHING SEQUENCE  ----------

AD5VA1     ADENO.ADENO5.VA1;  DNA;  90 BP.

GCTCTGGCCG GTCAGGCGCG CGCAATCGTT GACGCTCTAG ACCGTGCAAA AGGAGAGCCT
GTAAGCGGGC ACTCTTCCGT GGTCTGGTGG


**********  SEARCH RESULT  **********

RANK. 1 (NO. 9)   SIMILARITY VALUE= 1.0000000
 AD5VA1     ADENO.ADENO5.VA1;  DNA;  90 BP.

RANK. 2 (NO. 6)   SIMILARITY VALUE= 0.5614164
 AD2VAR     ADENO.ADENO2.VIRUSASSOCIATEDRNA;  DNA;  552 BP.

RANK. 3 (NO.26)   SIMILARITY VALUE= 0.2536232
 BTREP1     BOS.TAURUS.REPETITIVE.PART1;  DNA;  23 BP.

RANK. 4 (NO.21)   SIMILARITY VALUE= 0.1469345
 BTRE10     BOS.TAURUS.REPETITIVE.PART10;  DNA;  43 BP.

RANK. 5 (NO.10)   SIMILARITY VALUE= 0.1269841
 AD5XX1     ADENO.ADENO5.(DBP.100K);  DNA;  3495 BP.

RANK. 6 (NO.28)   SIMILARITY VALUE= 0.1258094
 BTREP3     BOS.TAURUS.REPETITIVE.PART3;  DNA;  46 BP.

RANK. 7 (NO. 1)   SIMILARITY VALUE= 0.1233211
 AD2895     ADENO.ADENO2.90.100;  DNA;  3766 BP.

RANK. 8 (NO.38)   SIMILARITY VALUE= 0.1194139
 CAULIV     CAULIMO.CAULIFLOWERMOSAIC;  DNA;  8024 BP.

RANK. 9 (NO.35)   SIMILARITY VALUE= 0.1186813
 CACAUL1     CAULIMO.CAULIFLOWERMOSAIC.CM1841;  DNA;  8031 BP.

RANK.10 (NO. 2)   SIMILARITY VALUE= 0.1152625
 AD2R1D     ADENO.ADENO2.ECOR1DFRAGMENT;  DNA;  2678 BP.

RANK.11 (NO. 3)   SIMILARITY VALUE= 0.1142857
 AD2R1F     ADENO.ADENO2.ECOR1FFRAGMENT;  DNA;  1743 BP.

RANK.12 (NO.46)   SIMILARITY VALUE= 0.1142857
 CHSORC     CHLORO.SPINACIA.OLERACEA.RUBPASE;  DNA;  1803 BP.

RANK.13 (NO.15)   SIMILARITY VALUE= 0.1130647
 ADXH3G     ADENO.ADENO12.HIND3G;  DNA;  2320 BP.

RANK.14 (NO.31)   SIMILARITY VALUE= 0.1109022
 BTREP6     BOS.TAURUS.REPETITIVE.PART6;  DNA;  56 BP.

RANK.15 (NO. 7)   SIMILARITY VALUE= 0.1072039
 AD5H3G     ADENO.ADENO5.HIND3G;  DNA;  1236 BP.

RANK.16 (NO.47)   SIMILARITY VALUE= 0.1072039
 CHZH02     CHLORO.ZEA.MAYS.RUBPCASE;  DNA;  1803 BP.

RANK.17 (NO.27)   SIMILARITY VALUE= 0.1046366
 BTREP2     BOS.TAURUS.REPETITIVE.PART2;  DNA;  56 BP.

RANK.18 (NO.19)   SIMILARITY VALUE= 0.1037851
 BHFIBR     BOMBYX.MORI.FIBROIN;  DNA;  2048 BP.

RANK.19 (NO.14)   SIMILARITY VALUE= 0.1015873
 ADCXXX     ADENO.ADENOC.TRANSFORMINGREGION;  DNA;  1120 BP.
```

図3　DNAデータバンクのファジィ検索の例

問い合わせ先: 〒305 つくば市春日4-12
筑波技術短期大学 情報処理学科
三宅 輝久
TEL: 0298-52-2890代表
FAX:0298-56-3940

一　般　講　演　論　文

第２日：５月２７日（水）

第Ｄ室

セッションＵＤ３　［推論３］　司会　高木　友博（国際ファジィ工学研究所）

セッションＵＤ４　［推論４］　司会　中村　和男（製品科学研究所）

セッションＵＤ５　［推論５］　司会　山口　亨（国際ファジィ工学研究所）

セッションＵＤ６　［推論６］　司会　片井　修（京都大学）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィモデリングにおけるルールの階層化手法の一提案

A Proposal of Hierachical Fuzzy Modeling Method

中山 正一　古橋 武　内川 嘉樹
Shoichi NAKAYAMA　Takeshi FURUHASHI　Yoshiki UCHIKAWA
富士通 VLSI (株)　名古屋大学工学部
Fujitsu VLSI Limited　Nagoya University

あらまし　ファジィ推論は一般に多入力系になると前件部構造が複雑になり、ルールが指数関数的に増加してルールの把握が困難となる。本稿では、ファジィモデリングにおけるルールの階層化手法を提案する。ルールの階層化はルール数を削減し、ルールの把握を容易にする。本手法が、十分な量のデータが得られない多入力系のファジィモデリングに有効であることを簡単な数値例により示す。

キーワード：階層化, ファジィモデリング, ファジィ推論

1　はじめに

ファジィ推論は、人間のもつあいまいなアルゴリズムを言語的に記述でき、human friendly なシステムの構築が可能であることから特に制御の分野において応用が進められている[1]。しかし、ファジィ推論は一般に多入力になると前件部構造が複雑になり、ルールが指数関数的に増加する。このため、学習等によりルールを同定する場合においても自動獲得されたルールの意味の把握が困難となる。そこで、ルールを階層化することによりルール数を低減し、ルールの把握を容易にする手法が種々提案されている[1]。しかし、これらの例では、対象となる問題の階層構造を既知であるとしてファジィルールの階層化を行っている。未知の入出力関係をファジィルールにより記述するファジィモデリングにおいても多入力系を扱う場合には同様にルールの解釈が困難となる。さらに、ファジィモデリングでは入力空間のファジィ分割が多入力系において著しく多くなると分割された全てのファジィ部分領域に該当するデータを実システムから得ることが難しくなる。モデルの階層化を行えば、入力空間の分割数を低減でき、データ数が少ない場合にもプラントのファジィモデリングを可能とする。しかし、従来の階層化手法はモデリング対象の構造が未知である場合には適用することができなかった。

これに対して、後件部を一次式とした菅野のファジィ推論法が提案されている[9]。この手法は、前件部での入力空間のファジィ分割数を抑えることができ、少ないルールで多入力系を扱うことが可能である。この推論法は一種の階層化手法とも考えられるが、後件部が数式表現となるのでルールの解釈が難しくなる。市橋はファジィモデルを階層構造にし、バックプロパゲーションアルゴリズム (BP) による学習を用いた逐次型モデリングを提案し、パラメータ数の削減を行っている[4]。しかし、この方法は基本的には3層 BP 型のニューラルネットワーク構造を用いているため、獲得されたファジィモデルの解析が困難である。

本稿では、ファジィモデリングにおけるルールの階層化手法を提案する。本手法では、出力に大きく貢献する入力変数により入出力関係を大まかに表現して、これを第1層とし、次の階層では前層の出力と未使用の入力変数でシステムの入出力関係をより詳細に表現する。評価規範を設けて層数を必要なだけ重ね、ルールの階層化を行う。

本手法が、十分な量のデータの得られない多入力系のファジィモデリングに有効であることを簡単な数値例により示す。

2　階層化ファジィモデル

学習を用いたファジィモデリングには C^0級, C^1級, C^∞級など種々のファジィモデリングが提案されている[4][5][8]。

本稿では提案する階層化の手法の有効性を示すことを目的としているため、ファジィモデルには簡単のため三角型メンバーシップ関数による C^0級を用いる。また、ファジィルールの後件部は定数で表される簡略化ファジィ推論を用いる。そして、入力, 出力ともに確定値を扱う。簡略化ファジィ推論は、x_1, x_2を入力、yを出力とする2入力1出力の場合には次のように表される。

$$R^k\text{: If } x_1 \text{ is } A_{k_1 1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{k_2 2} \text{ then } y = c_k \qquad (1)$$

$$(k = 1, 2, \cdots, n_R)$$

$$\mu_k = A_{k_1 1}(x_1) A_{k_2 2}(x_2) \qquad (2)$$

$$y^* = \frac{\sum_{k=1}^{n_R} \mu_k c_k}{\sum_{k=1}^{n_R} \mu_k} = \sum_{k=1}^{n_R} \widehat{\mu}_k c_k \qquad \widehat{\mu}_k = \frac{\mu_k}{\sum_{l=1}^{n_R} \mu_l} \qquad (3)$$

ここで、R^kはk番目のファジィルール、$A_{k_1 1}$, $A_{k_2 2}$はファジィ変数、c_kは定数、n_Rはルール数、μ_kはR^kの前件部適合度、$\widehat{\mu}_k$はその総和が1となるように規格化されたμ_k、y^*は推論値である。添え字k_jはk番目のルールにおける入力x_jの前件部メンバーシップ関数の種類を意味する。また、入力x_jの前件部メンバーシップ関数の種類数をn_{m_j}、前件部の入力数をn_{in}とすると、ルール数n_Rは$\prod_{j=1}^{n_{in}} n_{m_j}$となる。

図1は、2入力1出力で各入力に対する前件部メンバーシップ関数がともに3種類の場合におけるネットワークの構成を示す。

前件部の三角型メンバーシップ関数$A_{ij}(x_j)$は、次式に示す関数

$$f_{ij}(x) = \max\left(\min\left(b_{ij}(x + a_{ij}) + 0.5, 1\right), 0\right) \qquad (4)$$

により次のように表現する。

$$A_{ij}(x_j) = \begin{cases} f_{pj}(x_j) & i = 1, n_{m_j} \\ f_{pj}(x_j) - f_{p+1,j}(x_j) & 1 < i < n_{m_j} \\ & p = \max(2i - 2, 1) \end{cases} \qquad (5)$$

ここで、n_{m_j}は入力x_jのメンバーシップ関数の種類数である。a_{ij}, b_{ij}は各メンバーシップ関数のグレードが0.5となる中心位置とその傾きに対応する。それぞれの関数のパラメータa_{ij}, b_{ij}を設定することでメンバーシップ関数を、例えば3つの場合 ($n_{m_j} = 3$)、図2のように配置する。なお、図の$A_{2j}(x_j)$のような三角型のメンバーシップ関数は、2つの関数$f(\cdot)$の差により表現されている。

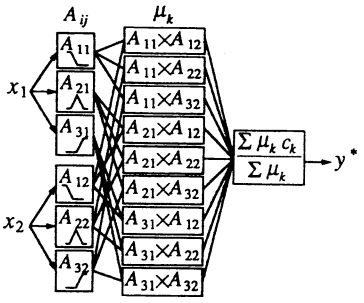


図 1: ネットワーク構成

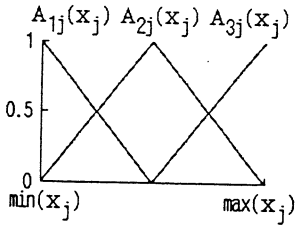


図 2 前件部メンバーシップ関数

本ネットワークは、野村らの手法[2]とは異なり、筆者らの提案してきたファジィニューラルネットワークの Type I[8]と同様の構成である。ただし、本ネットは前件部に三角型メンバーシップ関数を用いている。

紙面の都合により詳細は省略するが、本ネットの学習アルゴリズムは野村らの最急降下法[2]を基にして求めることができる[10]。学習により調整するパラメータは a_{ij}, b_{ij} および c_k である。それぞれ前件部メンバーシップ関数の微調整とファジィルールの同定を行う。c_k の初期値はすべて 0 として、ファジィルールが全く存在しない状態から学習を始める。

本稿で提案する階層型ファジィモデルの基本的な構成を図 3に示す。図は 3 入力 (x_1, x_2, x_3)、1 出力 (y) のシステムを 2 層に階層化した例である。各層に (1~3) 式で表現されるファジィモデルを用いる。y_1^* は第 1 層の推論値であり、y^* がシステムの推論値である。この例では、入力 x_1, x_2 がシステムの入出力関係を主に定め、x_3 は補正的な入力となっている。この階層化モデルは、ファジィルールの把握が容易な構成となっている。

3 階層化ファジィモデリングの手法

ファジィモデルの同定は、一般に前件部同定と後件部同定に分類され、さらにそれらの構造同定とパラメータ同定に分けられる。ここで構造とは、ファジィルールの前件部または後件部に現れる変数の組合せやメンバーシップ関数の種類数を意味する。

菅野は、後件部が入力変数の一次式で表される推論法を用い、前件部構造の選択、前件部パラメータの同定、後件部構造の選択、後件部パラメータの同定を順に繰り返して行うことにより、ある規範の下で最適なファジィモデルを同定する手法を提案している[9]。

ここでは堀川らの手法[10]に基づく階層化ファジィモデルの同定手法を提案する。後件部が定数で表される簡略化ファジィ推論を用いるので後件部の構造は存在せず、前件部のみ同定すればよい。モデリング手法の詳細は文献 [10] を参照されたい。ここでは、概略を述べるにとどめる。

まず、モデリング対象となるシステムの入出力データを 2 つのグループ A, B に分割する。各グループのデータの分布が異なる場合には正確なファジィモデリングが不可能となることがあるので、それぞれの統計的性質が可能な限り等しくなるようにする。

モデリングの基本は、前件部変数増加法による。入力変数とメンバーシップ関数を定めて、後件部定数のみの学習を行い、モデルの精度と汎化性の評価規範 C[10]により評価する。入力変数の組合せ及びメンバーシップ関数の数を次第に増加させて、最適な構造を選択する。

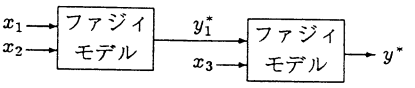


図 3: 階層化ファジィモデル

ファジィモデリングの評価規範 C はグループ A, B のデータ数を n_A, n_B とすると次のように表される。

$$C = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_A}(y_i^A - y_i^{AA})^2 + \sum_{i=1}^{n_B}(y_i^B - y_i^{BB})^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^{n_A}(y_i^{AB} - y_i^{AA})^2 + \sum_{i=1}^{n_B}(y_i^{BA} - y_i^{BB})^2} \quad (6)$$

ここで、y_i^A, y_i^B はグループ A, B の出力データであり、y_i^{AA}, y_i^{BA} はモデル A による y_i^A, y_i^B に対する推論値、y_i^{AB}, y_i^{BB} はモデル B による y_i^A, y_i^B に対する推論値を表す。上式の第 1 項はモデルの精度を，第 2 項は不偏性規範すなわちモデルの汎化性を評価するものである。この規範 C により構造の違いに起因するモデルの精度と汎化性が総合的に評価されるため、最適な構造の選択が期待できる。

以上の手順により、入力変数は出力への影響が大きいものから順にモデルに取り込まれて行く。前件部に入力変数が順次取り込まれて行くに従い前件部のファジィ分割数が増大するので、分割された領域内にデータが存在しない状況が現れ、モデルの汎化性が悪化してしまう。このため、前件部構造は本来必要である入力変数が取り込まれず不完全なままに、モデリングが終了してしまう。

そこで、既に取り込まれた入力変数によるファジィモデルを第 1 層とし、その出力とモデルにまだ取り込まれていない入力変数を用いて、第 2 層のファジィモデルを前述と同様のモデリング手法により同定して行くことを試みる。

このようにすれば、データ数が少ない場合にも入力空間の分割数を増やすことなくモデリングを行うことができ、モデルの汎化性を損なうことがない。

4 シミュレーション

簡単な数値例として、次式で表される 5 入力 1 出力の非線形システムの階層化モデリングを試みる。

$$y = (1 + x_1^{0.5} + x_2^{-1} + x_3^{-1.5} + x_4^{-2.5} + x_5^{1.5})^2 \quad (7)$$

表 1にモデリングに用いたデータを示す。各入力 x_j は単純な順列となっており、出力に無関係なダミー x_6 が追加されている。モ

表 1: モデリングに用いたデータ

No.	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	y	No.	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	y
1	1	3	1	5	0.9	1	17.68	41	1	1	5	1	0.1	1	16.98
2	1	5	2	2	0.3	1	8.38	42	1	3	4	4	0.7	1	9.46
3	1	1	3	1	0.5	5	20.67	43	1	5	3	5	0.5	5	7.64
4	1	3	4	3	0.7	5	9.66	44	1	1	2	3	0.3	5	12.83
5	1	5	5	5	0.1	1	5.47	45	1	3	1	1	0.9	1	26.91
6	5	1	4	4	0.9	1	27.52	46	5	5	2	2	0.1	1	15.98
7	5	3	3	1	0.3	5	24.27	47	5	1	3	5	0.7	5	25.32
8	5	5	2	3	0.5	5	17.72	48	5	3	4	3	0.5	5	16.91
9	5	1	1	5	0.7	1	34.10	49	5	5	5	1	0.3	1	21.99
10	5	3	2	2	0.1	1	17.07	50	5	1	4	4	0.9	1	27.52
11	1	5	3	1	0.9	5	18.03	51	1	3	3	5	0.1	5	6.63
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 2: 第 1 層の前件部構造選択

Step		前件部構造	E_A	E_B	C
1	○	$x_1[2]$	35.97	44.15	62.13
		$x_2[2]$	40.74	48.69	69.20
		$x_3[2]$	45.51	50.81	73.71
		$x_4[2]$	45.34	45.61	84.82
		$x_5[2]$	43.82	50.02	69.28
		$x_6[2]$	46.44	49.41	109.17
2		$x_1[3]$	35.97	44.15	62.13
	⊙	$x_1[2], x_2[2]$	27.81	38.35	51.92
		$x_1[2], x_3[2]$	33.70	41.65	58.25
		$x_1[2], x_4[2]$	33.32	35.13	68.83
		$x_1[2], x_5[2]$	31.17	40.37	54.35
		$x_1[2], x_6[2]$	34.98	39.42	93.26
3	○	$x_1[3], x_2[2]$	27.81	38.35	51.92
		$x_1[2], x_2[3]$	26.68	37.97	56.89
		$x_1[2], x_2[2], x_3[2]$	24.96	33.15	58.22
		$x_1[2], x_2[2], x_4[2]$	24.67	25.79	64.57
		$x_1[2], x_2[2], x_5[2]$	23.07	34.06	58.81
		$x_1[2], x_2[2], x_6[2]$	25.07	31.68	85.73

デリングでは No.1~40 をグループ A とし同定用に No.41~80 をグループ B とし評価用に用いた。

文献 [10] と同様の方法で、前件部の構造同定を行う。まず、最適な前件部構造の探索を、菅野の手法と同様に入力変数から考えられる組合せについて変数増加法により行った。このとき、前件部メンバーシップ関数のパラメータ a, b の学習率η_a, η_bを 0 とし、前件部の調整はせず、後件部定数のみ学習してルールの同定を行う。後件部定数 c の学習率η_cを 0.01, 出力誤差が収束するまで最高 1000 回学習し、各グループのファジィモデルを同定した。グループ A から得られたモデル A とグループ B から得られたモデル B により評価規範 Cが最小となる構造を選択する。なお、学習は 40 個の同定用データの 1 個ごとにパラメータを更新し、データの一巡をもって 1 回の学習とした。

この前件部構造の探索過程を表 2に示す。表中の Step に応じて前件部変数が増加しており、前件部構造における $x_j[k]$ は入力 x_j の前件部メンバーシップ関数が k種類であることを意味する。また、E_A, E_Bは、(6) 式で求められる構造評価規範 Cの第 1 項に対応する学習後の出力誤差であり次式で定義される。

$$E_A = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_A}(y_i^A - y_i^{AA})^2} \qquad E_B = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_B}(y_i^B - y_i^{BB})^2} \qquad (8)$$

それぞれの Step において○印の付いた構造が選ばれ、最終的に⊙印の付いた前件部構造 $x_1[2]$, $x_2[2]$ が選択された。

以上の方法により、前件部構造の選択を行った後に、前件部メンバーシップ関数の台集合を大まかに探索する。ここでは、各入力変数について前件部メンバーシップ関数の台集合の最大値, 最小値をもとの台集合幅の 10%のステップで変化させて後件部のみ学習し、規範 Cを最小とする台集合を探索した。次に選択された前件部構造を用いて前件部と後件部のパラメータを微調整または同定する。各パラメータに対する学習率$\eta_c = 0.01$, $\eta_b = 10^{-6}$, $\eta_a = 5 \times 10^{-5}$ に設定し、出力誤差が収束するまで最高 2000 回まで学習させた。

以上のプロセスにより 2 つの入力変数 x_1, x_2が選ばれたが、残りの入力 x_3~x_5は、データが 40 と少ないために選ばれていない。そこで、第 1 層のファジィモデルの出力 y_1^*と x_3~x_6を入力変数として、第 2 層のモデルを同定する。ただし、y_1^*は最初から入力変数として取り込んでおく。

その前件部構造の探索過程を表 3に示す。この構造選択により、入力変数 x_3, x_5が選ばれ、⊙印の付いた前件部構造 $x_3[2]$, $x_5[2]$ が選択された。さらに、第 2 層で同定したモデルの出力 y_2^*と x_4, x_6を入力変数として、引続き第 3 層のモデルを同定する。その前件部構造の探索過程を表 4に示す。この構造選択により、入力変数

表 3: 第 2 層の前件部構造選択

Step		前件部構造	E_A	E_B	C
1		$x_3[2]$	23.95	34.70	49.91
		$x_4[2]$	24.39	26.18	60.08
	○	$x_5[2]$	22.86	35.11	49.09
		$x_6[2]$	25.92	32.13	80.95
2	⊙	$x_3[2], x_5[2]$	19.19	31.09	46.19
		$x_4[2], x_5[2]$	19.51	21.98	52.15
		$x_5[3]$	21.62	34.30	49.61
		$x_5[2], x_6[2]$	21.33	28.95	75.24
3		$x_3[3], x_5[2]$	15.42	17.23	76.77
		$x_3[2], x_4[2], x_5[2]$	14.58	18.58	56.65
	○	$x_3[2], x_5[3]$	18.17	30.64	52.24
		$x_3[2], x_5[2], x_6[2]$	17.24	23.85	69.87

表 4: 第 3 層の前件部構造選択

Step		前件部構造	E_A	E_B	C
1	○	$x_4[2]$	16.77	20.04	47.83
		$x_6[2]$	18.08	24.82	65.42
2	○	$x_4[3]$	10.45	13.64	39.23
		$x_4[2], x_6[2]$	8.73	16.20	69.12
3	⊙	$x_4[4]$	8.67	9.51	35.98
		$x_4[3], x_6[2]$	8.59	9.61	108.82
4	○	$x_4[5]$	8.53	9.46	36.06
		$x_4[4], x_6[2]$	8.53	9.47	127.35

x_4が選ばれ、⊙印の付いた前件部構造 $x_4[4]$ が選択された。第 4 層については示さないが、この層では、x_6しか入力変数の候補が残ってないので、x_6を取り込むことになる。しかし、第 3 層よりもモデルの精度は改善されないので、x_6は必要の無い変数と判断された。

学習前後のメンバーシップ関数を図 4に示す。図 4は破線が学習前、実線が学習後のメンバーシップ関数を表す。なお、y_1^*, x_4については台集合の探索により台集合を変更したので、荒い破線が台集合変更前、細かい破線が台集合変更後を表す。

前件部メンバーシップ関数は、(7) 式で出力値に及ぼす非線形性が高い入力変数 (x_2, x_5) のものほど大きく変化している。

図 5(a) は学習後におけるファジィモデルの推定値 y^*とデータ値 yを比較して示す。×が同定用データであり、・が評価用データである。yは 0~1 にスケーリングしている。対角線上に近いほど精度がよい。なお、図中の J_A, J_Bはそれぞれ同定用データ、評価用データに対する精度である。同定したファジィモデルの精度は次式で評価した。

$$J = \frac{1}{40}\sum_{i=1}^{40}\frac{|y_i - y_i^*|}{y_i} \times 100 \qquad (\%) \qquad (9)$$

図 5(b) に x_1~x_5の 5 入力を用い、各入力に対するメンバーシップ関数を 2 種類としてファジィモデリングを行った結果を示す。同定用データ数 40 に対して入力空間の分割数が 32 であり、データ数の不足から得られたモデルは汎化性が悪く、評価用データの中には大きく推論値 y^*が外れているものがある。

表 5に同定された階層化ファジィルールを示す。得られたルールは (7) 式の入出力関係をよく説明している。

5 まとめ

本稿では、十分なデータが得られない多入力系システムのファジィモデリングに適したルールの階層化手法を提案した。簡単な数値例を用いてシミュレーションを行い、本手法により明快なルールを持ち、しかも、汎化性の良好なファジィモデルを得ることができた。

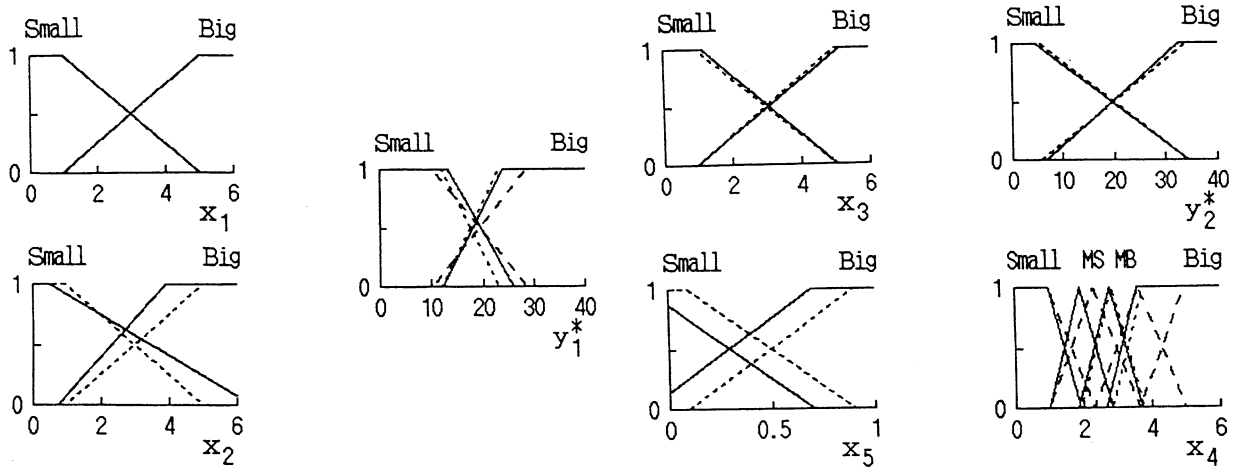
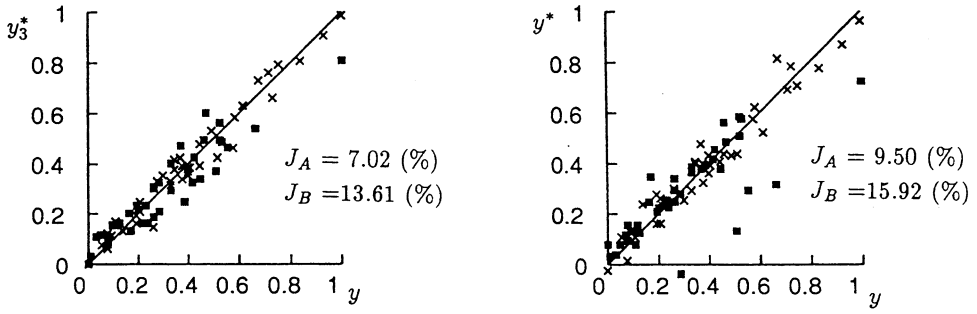


図 4: 前件部メンバーシップ関数



(a) 階層型モデル第 3 層 y_3^*　　(b) 5 入力モデル y^*

図 5: ファジィモデルの推定値

表 5: 同定されたファジィルール

第 1 層 y_1		x_1 Small	x_1 Big
x_2	S	17.3	29.6
	B	8.7	14.0

↓ y_1^*

y_1^* is Small

第 2 層 y_2		x_3 Small	x_3 Big
x_5	S	9.0	4.6
	B	16.5	9.5

y_1^* is Big

第 2 層 y_2		x_3 Small	x_3 Big
x_5	S	23.3	15.6
	B	34.2	27.6

↓ y_2^*

第 3 層 y_3		x_4 Small	x_4 MS	x_4 MB	x_4 Big
y_2^*	S	10.0	3.7	4.2	5.5
	B	38.8	32.5	28.5	33.5

参考文献

[1] 寺野, 他 : 応用ファジィシステム入門, オーム社, 1989

[2] 野村, 他 : 最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用, 第 6 回ファジィシステムシンポジウム, pp.423–426, 1990

[3] 渡辺, 他 : 逆キネマティクス-逆ダイナミクスモデルを学習するマニピュレータのファジィ制御 –C^1級のファジィモデリング–, 第 6 回ファジィシステムシンポジウム, pp.535–538, 1990

[4] 市橋 : 階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習 –オンラインの GMDH アルゴリズム–, 第 6 回ファジィシステムシンポジウム, pp.539–542, 1990

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

[6] 姜, 他 : ファジィモデリング, 計測自動制御学会論文集, Vol.23, No.6, pp.106–108, 1987

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

[8] 堀川, 古橋, 内川 : ファジィニューラルネットワークの構成法 (III), 第 7 回ファジィシステムシンポジウム, pp.493-496, 1991

[9] 菅野 : ファジィ制御, 日刊工業新聞社, 1988

[10] S. Horikawa, et.al., "A Study on Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks", IFES'91, pp.562–573, 1991

問い合わせ先 : 〒464-01　名古屋市千種区不老町
名古屋大学工学部電子機械工学科 内川研究室
中山 正一
TEL. 052–781–5111　EXT. 2792
FAX. 052–781–9263

タイプ2ファジィ関係に基づくファジィ推論システム

Fuzzy Reasoning System Based on Type 2 Fuzzy Relations

馬野 元秀　岡本 宏隆　鳩野 逸生　田村 坦之
Motohide UMANO　Hirotaka OKAMOTO　Itsuo HATONO　Hiroyuki TAMURA

大阪大学 工学部
Faculty of Engineering, Osaka University

あらまし　2つの属性の間の関係はファジィ関係を用いて表現することができる. そして, データとしてファジィ集合が与えられると, ファジィ関係によるファジィ集合の像 (image) を求める演算により, 結論の値を前向きに推論することができる. ファジィ関係のグレードにファジィ集合も可能にしたタイプ2ファジィ関係に基づくファジィ推論システムを作成した. 与えるファジィ集合と結論の間にファジィ関係が複数個存在するような推論も可能で, この場合には推論の経路による重み付けを行なう. 本稿では, システムの機能について例を示しながら説明する.

キーワード　ファジィ推論, タイプ2ファジィ関係, ファジィ・エキスパート・システム, 言語

1. はじめに

2つの属性の間の関係は, ファジィ関係を用いて表現することができる. そして, データとして属性値のファジィ集合 (すなわち, 各々の属性値に関するグレード) が与えられると, ファジィ関係によるファジィ集合の像 (image) を求める演算により, 結論部の値を前向きに推論することができる.

そこで, 我々はファジィ関係のグレードにファジィ集合も可能にしたタイプ2ファジィ関係に基づくファジィ推論システムをファジィ集合処理システム [1] 上で作成した. 本稿では, 例を用いて本システムの概要を述べた後, 与えるファジィ集合と結論の間のファジィ関係が複数個存在する場合についても説明する.

2. 推論システムの概要

2.1 属性間のファジィ関係表現

「性能」,「価格」,「デザイン」と「A の評価」,「B の評価」との関係は, 表1のようなファジィ関係 R_1 を用いて表現することができる. これは, 「A の評価」に対して「性能」は 0.4, 「価格」は 0.7, そして「デザイン」は 0.3 の度合いで関係していることを示している.

さらに, 関係要素に言語真理値やファジィ数などのファジィ集合も入力可能としたタイプ2ファジィ関係を用いると, より自然に関係を表現することができる. 表2は, タイプ2ファジィ関係の例である. ただし, グレードのファジィ集合は次のようである.

$$high = \{0.3/0.7, 0.7/0.8, 1/0.9, 0.7/1\}$$
$$middle = \{0.5/0.4, 1/0.5, 0.5/0.6\}$$
$$low = \{0.7/0, 1/0.1, 0.7/0.2, 0.3/0.3\}$$
$$about\ 0.4 = \{0.3/0.2, 0.7/0.3, 1/0.4, 0.7/0.5, 0.3/0.6\}$$

表1　ファジィ関係 R_1

R_1	A の評価	B の評価
性能	0.4	0.9
価格	0.7	0.2
デザイン	0.3	0.7

表2　ファジィ関係 R_2

R_2	A の評価	B の評価
性能	about 0.4	high
価格	high	low
デザイン	low	middle

本ファジィ推論システムでは会話的にファジィ関係を定義する機能をサポートしている. 本システムで実際にファジィ関係 R_2 の入力する場合の例を示そう.

```
ファジィ関係をつくります.
2つの属性名(条件, 結論)を入力して下さい.
1番目(条件)の名前は?
>attribute
2番目(結論)の名前は?
>evaluation
条件の属性名は attribute で
結論の属性名は evaluation です.
よろしいですか(y or n)?
>y
属性<attribute>の属性値を入力して下さい.
終了なら . を入力して下さい.
>performance
>price
>design
>.
属性<evaluation>の属性値を入力して下さい.
終了なら . を入力して下さい.
>A
>B
>.
属性<attribute>のすべての属性値は
(performance price design) で,
属性<evaluation>のすべての属性値は
```

```
(A B) です.
よろしいですか (y or n)?
>y
属性<attribute>と属性<evaluation>の属性値の関係の度合いを
入力して下さい.
performance の A に対する度合いは?
>(about 0.4)
price の A に対する度合いは?
>high
design の A に対する度合いは?
>low
performance の B に対する度合いは?
>high
price の B に対する度合いは?
>low
design の B に対する度合いは?
>middle
この関係をデータベース内にセーブします.
よろしいですか (y or n)?
>y
```

ここで, (about 0.4) は関数 about を 0.4 に適用して, about 0.4 に対応するファジィ集合を計算することを意味している. また, high や low などのファジィ集合や about などの関数は使用する前に定義しておく.

2.2 推論方法

上で述べたような 2 つの属性の間のファジィ関係が与えられていて, データとして条件の属性のファジィ集合 (すなわち, 各々の属性値に関するグレード) が与えられると, このファジィ集合とファジィ関係から像 (image) を求める演算により, 結論のファジィ集合を求めることができる.

像を求める演算では, 一般的には, max-min 演算が用いられるが, このシステムではデフォールトとして代数和・代数積の演算を用いている. これは, ユーザの入力したファジィ集合のグレードとファジィ関係内にあるすべてのグレードを推論結果に反映させることができるからである. もちろん, max-min 演算を用いることも可能である.

属性間の関係を表現したものとして表 1 のファジィ関係 R_1 を用いて, ユーザの入力として「性能」,「価格」,「デザイン」に対するグレードがそれぞれ 0.3, 0.9, 0.1 であるような場合を考える. このとき, ファジィ集合は次のようになる.

$$A_1 = \{0.3/\text{性能},\ 0.9/\text{価格},\ 0.1/\text{デザイン}\}$$

ファジィ集合 A, Bの代数積 $(A \cdot B)$, 代数和 $(A \dot{+} B)$ は

$$\begin{aligned} \mu_{AB}(x) &= \mu_A(x) + \mu_B(x) \\ \mu_{A \dot{+} B}(x) &= \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x)\mu_B(x) \end{aligned}$$

のように定義されるので, ファジィ集合 A のファジィ関係 Rによる像 $R[A]$ は

$$\mu_{R[A]}(y) = \dot{+}_x\{\mu_A(x) \cdot \mu_R(x, y)\}$$

のようになり, ファジィ集合 A_1のファジィ関係 R_1による像を求めると次のようになる.

$$\begin{bmatrix} 0.3, & 0.9, & 0.1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.4, & 0.9 \\ 0.7, & 0.2 \\ 0.3, & 0.7 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} &= [(0.3 \cdot 0.4 \dot{+} 0.9 \cdot 0.7 \dot{+} 0.1 \cdot 0.3), \\ &\quad (0.3 \cdot 0.9 \dot{+} 0.9 \cdot 0.2 \dot{+} 0.1 \cdot 0.7)] \\ &= [0.68, 0.46] \end{aligned}$$

これより, 結論部の「A の評価」の値は 0.68 であり,「B の評価」の値は 0.46 であると推論される.

またタイプ 2 のファジィ関係として表 2 の R_2 と同じものを用いて, ユーザの入力した条件の属性に関するファジィ集合を次のようなものとする.

$$A_2 = \{\ 0.3/\text{性能},\ \mathit{high}/\text{価格},\ \mathit{low}/\text{デザイン}\ \}$$

このとき, 本システムでは

```
推論を開始します.
データベース内にあるすべての属性は,
(attribute evaluation) です.
推論を始める属性は?
>attribute
推論する属性は?
>evaluation
推論を始める属性<attribute>について質問します.
性能の値は?
>0.3
価格の値は?
>high
デザインの値は?
>low
推論結果は
{0.3/0.5, 0.3/0.55, 0.3/0.6, 0.3/0.65, 0.7/0.7,
 0.7/0.75, 1/0.8, 0.7/0.85, 0.7/0.9 , 0.7/0.95}/A,
{0.3/0.2, 0.7/0.25, 0.7/0.3, 1/0.35, 0.7/0.4, 0.7/0.45,
 0.7/0.5, 0.3/0.55, 0.3/0.6}/B
です.
```

となるが, この推論結果は, 次式によって求められる.

$$\begin{bmatrix} 0.3, & \mathit{high}, & \mathit{low} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathit{about}\ 0.4, & \mathit{high} \\ \mathit{high}, & \mathit{low} \\ \mathit{low}, & \mathit{middle} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} &= [\ (0.3 \cdot \mathit{about}\ 0.4 \dot{+} \mathit{high} \cdot \mathit{high} \dot{+} \mathit{low} \cdot \mathit{low}), \\ &\quad (0.3 \cdot \mathit{high} \dot{+} \mathit{high} \cdot \mathit{low} \dot{+} \mathit{low} \cdot \mathit{middle})\ ] \end{aligned}$$

これを計算するには, $0.3 \cdot \mathit{about}\ 0.4$ や $\mathit{high} \cdot \mathit{high}$ などを計算する必要がある.

まず, $\mathit{high} \cdot \mathit{high}$ について考えると, これは「それぞれのファジィ集合の要素のすべての組み合わせに演算を適用し, 結果のグレードは各要素の min をとる. ただし, 結果の要素で同じものが複数個あるときには, グレードの max をとり, 1 つにまとめる」という 2 変数の拡張原理 [2] を用いる.

$$\begin{aligned} \mathit{high} \cdot \mathit{high} &= \{0.3/0.7,\ 0.7/0.8,\ 1/0.9,\ 0.7/1\} \\ &\quad \cdot \{0.3/0.7,\ 0.7/0.8,\ 1/0.9,\ 0.7/1\} \\ &= \{0.3 \wedge 0.3/0.7 \cdot 0.7,\ 0.3 \wedge 0.7/0.7 \cdot 0.8,\ 0.3 \wedge 1/0.7 \cdot 0.9, \\ &\quad 0.3 \wedge 0.7/0.7 \cdot 1,\ 0.7 \wedge 0.3/0.8 \cdot 0.7,\ 0.7 \wedge 0.7/0.8 \cdot 0.8, \\ &\quad 0.7 \wedge 1/0.8 \cdot 1,\ 0.7 \wedge 0.7/0.8 \cdot 1,\ 1 \wedge 0.3/0.9 \cdot 0.7, \\ &\quad 1 \wedge 0.7/0.9 \cdot 0.8,\ 1 \wedge 1/0.9 \cdot 0.9,\ 1 \wedge 0.7/0.9 \cdot 1 \\ &\quad 0.7 \wedge 0.3/1 \cdot 0.3,\ 0.7 \wedge 0.7/1 \cdot 0.8,\ 0.7 \wedge 1/1 \cdot 0.9 \\ &\quad 0.7 \wedge 0.7/1 \cdot 1\} \\ &= \{0.3/0.49,\ 0.3/0.56,\ 0.3/0.63,\ 0.7/0.64,\ 0.3/0.7, \\ &\quad 0.7/0.72,\ 0.7/0.8,\ 1/0.81,\ 0.7/0.9,\ 0.7/1\} \end{aligned}$$

そして, 0.3・about 0.4 は, 0.3 を {1/0.3} というファジィ集合と考えると 2 変数の拡張原理を用いて計算できる. また, 同様に+や−も計算できるので, 上記の計算を行なうと「A の評価」と「B の評価」の値として, それぞれ, 上に示したような推論結果が得られる.

ただし, このシステムでは, 結果のグレードがファジィ集合となる場合, そのファジィ集合の要素は 0.05 間隔に出力することになっている. ユーザがその間隔を変更することも可能である.

3. 複数個の関係を用いた推論

ある属性からある属性を推論する場合にファジィ関係が複数個存在する場合がある. このような場合, 関係が階層型になっているものと, ネットワーク型になっているものとの 2 つに分けることができる.

3.1 階層型

階層型の例として, 図 1のような場合を考える. このとき, 表 2 に示した関係に付け加えて, 表 3 のような関係があると考えられる.

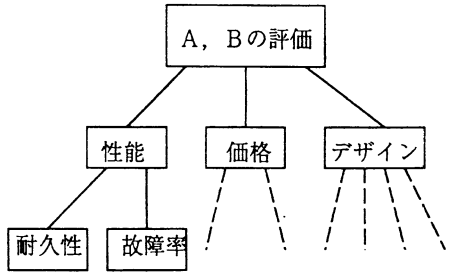


図 1　階層図

表 3　ファジィ関係 R_3

R_3	性能
耐久性	middle
故障率	high

本システムでは, 表3 のような関係を作成しておくと,「性能」の値を入力することが困難であるとき,「耐久性」,「故障率」の値を入力することで「性能」の値を求め, その値を用いて「A の評価」と「B の評価」の値を推論することができる. 表 3 の関係が作成されていても, 直接「性能」の値を入力することもできる.

```
推論を開始します.
データベース内にあるすべての属性は,
(evaluation attribute performance perf-factor) です.
推論を始める属性は?
>attribute
推論する属性は?
>evaluation
推論を始める属性<attribute>について質問します.
性能の値は?
>%down
耐久性の値は?
>high
故障率の値は?
>low
価格の値は?
>0.5
デザインの値は?
>middle
推論結果は
{0.3/0.4, 0.7/0.45, 0.7/0.5, 0.7/0.55, 1/0.6,
 0.7/0.65, 0.7/0.7, 0.3/0.75}/A
{0.3/0.3, 0.5/0.35, 0.5/0.4, 0.5/0.45, 0.7/0.5,
 0.7/0.55, 1/0.6, 0.7/0.65, 0.7/0.7, 0.7/0.75,
 0.5/0.8, 0.3/0.85}/B
です.
```

上の例の場合, 性能の値を問われたときに%down と入力している. これは性能の値の入力ではなく, 耐久性と故障率を入力することで, これらの入力から性能の値を推論することを意味している. つまり, 階層を 1 つ下がるということを意味している. そして, 耐久性, 故障率の値の入力がそれぞれ high, low であることより, 性能の値を求めると,

$$
\begin{aligned}
P &= \left[\ high,\ \ low\ \right] \left[\begin{array}{c} middle \\ high \end{array}\right] \\
&= \{0.5/0.3,\ 0.5/0.35,\ 0.7/0.4,\ 0.7/0.45,\ 1/0.5, \\
&\quad\ 0.7/0.55,\ 0.7/0.6,\ 0.5/0.65,\ 0.5/0.7\}
\end{aligned}
$$

となる. これと価格の値 0.5, デザインの値 middle から評価の値を推論すると, 上の推論結果が得られる.

3.2 ネットワーク型

ネットワーク型の例として, 図2 のような場合を考える.

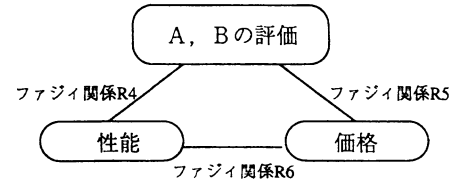


図 2　ネットワーク図

この場合は, 今までの例とは異なり,「A,B の評価」,「性能」,「価格」を 1 つ 1 つの属性と見なし, それぞれ「A,B の評価」は {買う, レンタルする} という属性値を,「性能」は {良い, 普通, 悪い} という属性値を, そして「価格」は {高い, 普通, 安い} という属性値を持っていると考える. これらの属性の間の関係を表したものが表 4 である.

図 2 において,「性能」から「A,B の評価」を推論する場合を考える.

このとき, 直接「性能」からファジィ関係 R_4 を用いて「A,B の評価」を推論するものと, まず「性能」からファジィ関係 R_6 を用いて「価格」を推論し, それからファジィ関係 R_5 を用いて「A,B の評価」を推論するものの 2 つの推論の経路が考えられる. このシステムでは, このような場合, "最短経路での推論" か "すべての経路での推論" かをユーザが選択することができる.

表 4　ファジィ関係 R_4, R_5, R_6

R_4	買う	レンタルする
良い (性能)	0.8	low
普通 (性能)	about 0.6	0.3
悪い (性能)	low	high

R_5	買う	レンタルする
高い (価格)	low	0.6
普通 (価格)	high	low
安い (価格)	middle	about 0.4

R_6	高い (価格)	普通 (価格)	安い (価格)
良い (性能)	0.9	about 0.6	0
普通 (性能)	about 0.7	high	middle
悪い (性能)	low	middle	0.8

"最短経路での推論" とは, 考えられる推論経路の中で最も短い経路においてのみ推論を行なうもので, その他の経路は無視するものである. ただし, 同じ長さの最短経路が 2 つ以上ある場合, 各々の結果の平均値を求める.

この例の場合, ファジィ関係 R_4 を用いて「A,B の評価」を推論することとなり, この推論方法は以前に述べたものと同じである.

```
推論を開始します.
データベース内にあるすべての属性は,
(evaluation performance price) です.
推論を始める属性は?
>performance
推論する[illegible]は?
>eva[illegible]
推論を始める属性<attribute>について質問します.
良い (性能) の値は?
>high
普通 (性能) の値は?
>low
悪い (性能) の値は?
>0
推論経路が 2 経路あります. 推論経路を選んで下さい.
  a . 最短[illegible]での推論
  b . すべての経路での推論
>a
推論結果は
{0.3/0.55, 0.3/0.6, 0.7/0.65, 1/0.7, 0.7/0.75,
 0.7/0.8, 0.7/0.85}/買う
{0.7/0, 0.7/0.05, 0.7/0.1, 1/0.15, 0.7/0.2,
 0.7/0.25, 0.3/0.3, 0.3/0.3}/レンタルする
です.
```

"すべての経路での推論" とは, 考えられる推論経路による推論結果をすべて活用するものである. このシステムでは, 短い経路のものをより高く評価するという考えより, 各々の推論結果に対して, それらの結果を求めるのに使用した関係の数に反比例した重みをつけて推論結果の平均を求め, それを全体の推論結果としている.

この例では, "最短経路での推論" で求めた推論結果とともに,「性能」からファジィ関係 R_5, R_6 を用いて推論した「A,B の評価」の結果をも考慮することとなる.

```
推論を開始します.
   .  .  .
推論経路が 2 経路あります. 推論経路を選んで下さい.
 a . 最短経路での推論
 b . すべての経路での推論
>b
推論結果は
{0.3/0.4, 0.3/0.45, 0.7/0.5, 0.7/0.55, 0.7/0.6, 1/0.65,
 0.7/0.7, 0.7/0.75, 0.7/0.8, 0.7/0.85}/買う
{0.3/0.15, 0.7/0.2, 0.7/0.25, 1/0.3,0.7/0.35, 0.7/0.4,
 0.3/0.45, 0.3/0.5}/レンタルする
です.
```

このとき, ファジィ関係 R_4 だけを用いて「A,B の評価」を推論した結果は, "最短経路での推論" で示したとおりであり, ファジィ関係 R_5 と R_6 を用いて「A,B の評価」を推論すると, ファジィ集合は

$$A_3 = \{high/\text{良い},\ low/\text{普通},\ 0/\text{悪い}\}$$

となるので, 結果は

$$A_3 \begin{bmatrix} 0.9, & about\ 0.6, & 0 \\ about\ 0.7, & high, & middle \\ low, & middle, & 0.8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} low, & 0.6 \\ high, & low \\ middle, & about\ 0.4 \end{bmatrix}$$

$$= [\{0.3/0.2,\ 0.3/0.25,\ 0.7/0.3,\ 0.7/0.35,\ 0.7/0.4,\ 0.7/0.45,\ 0.7/0.5,\ 0.7/0.55,\ 1/0.6,\ 0.7/0.65,\ 0.7/0.7,\ 0.7/0.75,\ 0.7/0.8,\ 0.3/0.85,\ 0.3/0.9\}\ \{0.3/0.4,\ 0.7/0.45,\ 1/0.5,\ 0.7/0.55,\ 0.7/0.6,\ 0.7/0.65,\ 0.3/0.7,\ 0.3/0.75\}]$$

となる. 1 つ目の経路 (関係が 1 つ) での推論結果には重み 2/3 を, 2 つ目の経路 (関係が 2 つ) の方には重み 1/3 をつけて平均を求めると, 上に示した全体の推論結果が得られる.

4. おわりに

2 つの属性間の関係をタイプ 2 ファジィ関係を用いて表現し, これを用いて推論を行なうファジィ推論システムについて述べた. 本システムでは, 1 つのファジィ関係から推論を行なうだけでなく, ファジィ関係が複数個存在する場合も推論を行なうことが可能である.

今後の課題としては, 推論結果を言語真理値として出力することや複数個の属性に関するファジィ集合から 1 つの属性を推論できるようにシステムを拡張することなどが挙げられる.

参考文献

[1] 久米, 馬野:「Common Lisp によるファジィ集合処理システムの実現」, 情報処理学会第 38 回 (平成元年前期) 全国大会, pp.70-71 (1989)

[2] L.A.Zadeh: The Concept of Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning, *Information Sciences*, Vol.8, pp.301-357 (1975)

[問い合わせ先]
〒565 吹田市 山田丘 2-1
大阪大学 工学部 精密工学教室
馬野 元秀
TEL: 06-877-5111 (ext. 4627)
JUNET: umano@prec.osaka-u.ac.jp

ファジィエントロピー理論に基づいたファジィ推論方式の試み（第二報）

― 言語ヘッヂエントロピーと様相ヘッヂエントロピーについて ―

An attempt to methods for approximate reasoning based on fuzzy entropy's theory (II)

― Linguistic Hedge Entropy and Modal Hedge Entropy ―

清水昭雄
AKIO SHIMIZU

宇部興産（株）情報システム部システム企画第二グループ
Information Systems Development Dept. UBE INDUSTRIES,LTD.

§0．概要

Ｓｈａｎｎｏｎにより導入された情報エントロピーは、情報の価値を数値で表現する１つの尺度である。Ｓｈａｎｎｏｎの情報エントロピーの類似として、あいまいな対象をファジィ集合のあいまいさとしてあいまいさを測る尺度であるファジィエントロピーなる概念がDe Luca & Termini, Kaufmann, Yagerなどにより提案されている。（§６[5],[7],[8],[9],[10]）
第６回ファジィシステムシンポジウムにおいて筆者が発表した第一報はＴＨＥＮ後件部合成後のデ・ファジィ化においてファジィエントロピーによる推論値の算出について試みた。（§６[１]）
今回の第二報においては入力値によって決まるＩＦ前件部の各グレードを従来のＭＩＮ－ＭＡＸ法のＭＩＮで決めるのではなく、〝事実〟の入力によって決まるＩＦ前件部各グレードαi に対応するファジィエントロピー関数$E(\alpha i)$ を重み付けに用いたＩＦ前件部グレード算出式

「グレード$\alpha=\dfrac{\Sigma \alpha i \times E(\alpha i)}{\Sigma E(\alpha i)}$　（但し、$\Sigma E(\alpha i)\neq 0$ とし、$\Sigma E(\alpha i)=0$ のときはグレード$\alpha=0$ とする）」。今回はこの推論方式について提案する。
第二に従来のファジィエントロピー以外にも直交性の度合いを基にした言語ヘッヂエントロピー及び$\lambda=1$ の場合のＳｕｇｅｎｏによるλ－補元を用いた様相ヘッヂエントロピーを提案する。これらのファジィエントロピーについても今回の推論方式に用いることができる。

KEY WORDS : Fuzzy Entropy, Fuzzy Sets, Fuzzy Reasoning, Linguistic Hedge Entropy, Modal Hedge Entropy
Linguistic Hedge Potential, Possibility Hedge Entropy, Necessity Hedge Entropy

§１．言語ヘッヂポテンシャル，エントロピー

[１] 集中化言語ヘッヂポテンシャル，エントロピー

(1) $\mu_{con(A)^{(x)}}=\mu_A(x)(1-\mu_A(x))$ を集中化言語ヘッヂポテンシャルという。

(2) $H(\mu_{con(A)^{(x)}})^N\equiv\mu(x)-\{\mu_A(x)(1-\mu_A(x))\}^N \quad N=1,2,\cdots,7$

$H(\mu_{con(A)^{(x)}})^N$ を$\mu(x)$ の集中化言語ヘッヂＮという。

(3) $E(\mu_{con(A)^{(x)}})^N\equiv\{K\mu_A(x)(1-\mu_A(x))\}^N \quad K=4$

$E(\mu_{con(A)^{(x)}})^N$ を$\mu(x)$ の集中化言語ヘッジエントロピーＮという。（表－１参照）

(4)メンバーシップ関数$\mu_A(x)$ は

$\mu_A(x)=H(\mu_{con(A)^{(x)}})^N+\dfrac{1}{K^N}\{E(\mu_{con(A)^{(x)}})\}^N$　と書ける。

[２] 拡大化言語ヘッヂポテンシャル，エントロピー

(1) $\mu_{DIL(A)^{(x)}}=\sqrt{\mu_A(x)(1-\mu_A(x))}$ を拡大化言語ヘッヂポテンシャルという。

(2) $H(\mu_{DIL(A)^{(x)}})^N\equiv\sqrt[N]{\mu_A(x)(1-\mu_A(x))}-\mu_A(x) \quad N=2,3,\cdots$

$H(\mu_{DIL(A)^{(x)}})^N$ を$\mu(x)$ の拡大化言語ヘッヂＮという。

(3) $E(\mu_{DIL(A)^{(x)}})^N\equiv\{L\mu_A(x)(1-\mu_A(x))\}^{\frac{1}{N}} \quad L=2,\ N=2,3,\cdots$

$E(\mu_{DIL(A)^{(x)}})^N$ を$\mu(x)$ の拡大化言語ヘッヂエントロピーＮという。（表－２参照）

(4)メンバーシップ関数$\mu(x)$ は

$\left(\dfrac{1}{L}\right)^{\frac{1}{N}}\{E(\mu_{DIL(A)^{(x)}})^N\}-H(\mu_{DIL(A)^{(x)}})^N$ と書ける。

[３] 明暗強化言語ヘッヂポテンシャル，エントロピー

(1) $\mu_{INT(A)^{(x)}}=\begin{cases}\{\mu_A(1-\mu_A(x))\}^N & 0\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 0.5 \quad N=1,2,\cdots,7\\ \sqrt[N]{\mu_A(1-\mu_A(x))} & 0.5\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 1.0 \quad N=2,3,\cdots\end{cases}$

を明暗強化言語ヘッヂポテンシャルという。

(2) $H(\mu_{INT(A)^{(x)}})^N\equiv\begin{cases}H(\mu_{con(A)})^N & 0\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 0.5 \quad N=1,2,\cdots,7\\ H(\mu_{DIL(A)})^N & 0.5\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 1.0 \quad N=2,3,\cdots\end{cases}$

(3) $E(\mu_{INT(A)^{(x)}})^N\equiv\begin{cases}E(\mu_{con(A)})^N & 0\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 0.5 \quad N=1,2,\cdots,7\\ E(\mu_{DIL(A)})^N & 0.5\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 1.0 \quad N=2,3,\cdots\end{cases}$

$E(\mu_{INT(A)^{(x)}})^N$ を$\mu(x)$ の明暗強化言語ヘッヂエントロピーＮという。

(4)メンバーシップ関数$\mu_A(x)$ は

①$0\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 0.5$ … [１] (4)と同様

②$0.5\leq\mu_A{}^{(x)}\leq 1.0$ … [２] (4)と同様

§２．様相ヘッヂエントロピー

[１] 必然性演算子$\underset{1}{\square}$，可能性演算子$\underset{1}{\diamond}$ についての定義($\lambda\geq 0$)

Ｓｕｇｅｎｏによるλ －補元

$\underset{1}{\sim}x=\dfrac{1-x}{1+\lambda x}$　，　$x\in[0,1]$

を採用した様相演算子$\underset{1}{\square}x$，$\underset{1}{\diamond}x$，が水本，和泉らによって研究されている。（§６[３]，[４]）これらについては以下のようになる。

$\underset{1}{\square}\mu(x)=\underset{1}{\sim}\underset{1}{\sim}\mu(x)=(\underset{1}{\sim}\underset{1}{\sim}\mu(x))^{1+1}=\mu(x)^{1+1}$

$\underset{1}{\diamond}\mu(x)=\underset{1}{\sim}\underset{1}{\sim}\mu(x)=\underset{1}{\sim}(\underset{1}{\sim}\mu(x))^{1+1}=\dfrac{(1+1\mu(x))^{1+1}-(1-\mu(x))^{1+1}}{(1+1\mu(x))^{1+1}+1(1-\mu(x))^{1+1}}$

(注) ¬ ：直観主義論理的な否定

[２] $\lambda=1$ の場合の様相ヘッヂエントロピー（必然性ヘッヂエントロピー，可能性ヘッヂエントロピー）についての定義

(１) 必然性ヘッヂエントロピー

① $E(\underset{1}{\square}\mu(x))\equiv\mu(x)-\underset{1}{\square}\mu(x)=\mu(x)-\mu(x)^{1+1}=\mu(x)(1-\mu(x)^1)$
$=\mu(x)(1-\mu(x))$

② $\hat{E}(\underset{1}{\square}\mu(x))$ の正規化

$\hat{E}(\underset{1}{\square}\mu(x))=2^{1+1}E(\underset{1}{\square}\mu(x))=4E(\underset{1}{\square}\mu(x))$

(２) 可能性ヘッヂエントロピー

① $E(\underset{1}{\diamond}\mu(x))=\underset{1}{\diamond}\mu(x)-\mu(x)=\dfrac{\mu(x)-\mu(x)^3}{1+\mu(x)^2}$

② $E(\underset{1}{\Diamond}\mu(x))$ の正規化

$$\hat{E}(\underset{1}{\Diamond}\mu(x))=\left(\frac{10}{3}\right)E(\underset{1}{\Diamond}\mu(x))$$

$\hat{E}(\underset{1}{\Box}\mu(x)),\hat{E}(\underset{1}{\Diamond}\mu(x))$ はDe Luca－Teraniのファジィエントロピーの４条件を満たしていることが容易に確認できる。（§６［２］，［７］，表－１，表－３，表－４参照）

［３］様相ヘッヂエントロピーによるファジィ集合の一表現($\lambda=1$)

$$(1)\ \mu(x)=\mu(x)^2+(1-\mu(x))\mu(x)=\underset{1}{\Box}\mu(x)+E(\underset{1}{\Box}\mu(x))$$

$$(2)\ \mu(x)=\frac{2\mu(x)}{1+\mu(x)^2}-\frac{\mu(x)-\mu(x)^3}{1+\mu(x)^2}=\underset{1}{\Diamond}\mu(x)-E(\underset{1}{\Diamond}\mu(x))$$

［４］様相ヘッヂエントロピーによる様相演算子の一表現($\lambda=1$)

$$(1)\ \underset{1}{\Box}(\mu(x))=\mu(x)-E(\underset{1}{\Box}\mu(x))=\mu(x)^{1-1}=\mu(x)^2$$

$$(2)\ \underset{1}{\Diamond}(\mu(x))=\mu(x)+E(\underset{1}{\Diamond}\mu(x))=\mu(x)+\frac{\mu(x)-\mu(x)^3}{1+\mu(x)^2}=\frac{2\mu(x)}{1+\mu(x)^2}$$

§３．言語ヘッヂエントロピーの性質について

X（有限集合とする）におけるファジィ集合Aに次のような関数$H(A)$を割り当てる。

$$H(A)=K\sum_{i=1}^{n}\mu_A(xi)(1-\mu_A(xi))$$

ここで，nはXの要素数で，Kは正定数である。

性質１　A，BをXにおけるファジィ集合とすると

$$H(A\cup B)+H(A\cap B)=H(A)+H(B)$$

（証明）

$H(A\cup B),H(A\cap B)$ を次のように分解すれば得られる。

$$H(A\cup B)=K\sum_{\mu_A\geq\mu_B}\mu_A(xi)(1-\mu_A(xi))+K\sum_{\mu_B>\mu_A}\mu_B(xi)(1-\mu_B(xi))$$

$$H(A\cap B)=K\sum_{\mu_A<\mu_B}\mu_A(xi)(1-\mu_A(xi))+K\sum_{\mu_B\leq\mu_A}\mu_B(xi)(1-\mu_B(xi))$$

性質２　$d(A)\equiv H(A)+H(\overline{A})$ とすれば以下の性質が成り立つ

$$d(A\cup B)+d(A\cap B)=d(A)+d(B)$$

（証明）

$$\begin{aligned}d(A)+d(B)&=H(A)+H(\overline{A})+H(B)+H(\overline{B})\\&=H(A\cup B)+H(A\cap B)+(\overline{A\cup B})+H(\overline{A}\cap\overline{B})\\&=H(A\cup B)+H(\overline{A\cup B})+H(A\cap B)+H(\overline{A\cap B})\\&=d(A\cup B)+d(A\cap B)\end{aligned}$$

§４．推論方式

［１］２入力１出力の場合を例にして説明する。

第１の入力をξ，第１のメンバーシップ関数μ_X，
第２の入力をη，第２のメンバーシップ関数μ_Y，
出力をω，結論部のメンバーシップ関数をμ_A とするとファジィルールは次のようになる。

IF ξ is X and η is Y THEN ω is A

第１の入力ξの値がξ_0，第２の入力η の値がη_0 の時上記ファジィルールから合成ファジィ集合$\mu_{A'}$（ファジィ集合結合A'）を導く１手法によって説明する。

$\mu_X(\xi_0)$，$\mu_Y(\eta_0)$ のファジィエントロピーを$E(\mu_X(\xi_0))$，$E(\mu_Y(\eta_0))$ とすれば

①$$l=\frac{\mu_X(\xi_0)\times E(\mu_X(\xi_0))+\mu_Y(\eta_0)\times E(\mu_Y(\eta_0))}{E(\mu_X(\xi_0))+E(\mu_Y(\eta_0))}$$

すなわち

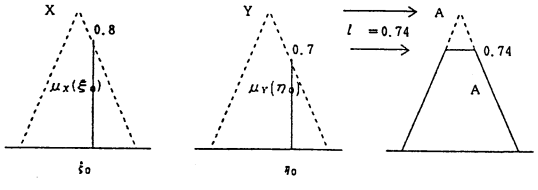
$\mu_{A'}(\omega)=l\wedge\mu_A(\omega)$

②結論部の合成

③デ・ファジィ演算（従来方式，すなわち重心法，面積法，高さ法，ﾌｧｼﾞｲｴﾝﾄﾛﾋﾟｰ法など）

（例）

$$l=\frac{0.8\times E(0.8)+0.7\times E(0.7)}{E(0.8)+E(0.7)}=\frac{0.8\times0.16+0.7\times0.21}{0.16+0.21}\fallingdotseq0.74$$



（但し，E（0.8），E（0.9）は言語ヘッジエントロピーの式により算出
ファジィエントロピーによるl の演算値について表－７，表－８，表－９を参照）

図－１

［２］ｎ入力１出力のルール形式の場合

「*IF ξ_1 is X_1 and ξ_2 is X_2 and … and ξ_n is X_n THEN ω is A*」の場合も２入力１出力と同様である。

すなわち

第ｎの入力をξ_n，第ｎのメンバーシップ関数μ_{Xn}，出力をω，結論部のメンバーシップ関数をμ_A，ξ_i の入力値をξ_{0i}，$\mu_{Xi}(\xi_{0i})$ のエントロピー値を$E(\mu_{Xi}(\xi_{0i}))$ とすると，推論値の演算式は以下の通りである。

① $$l=\frac{\sum\mu_{Xi}(\xi_{0i})\times E(\mu_{Xi}(\xi_{0i}))}{\sum E(\mu_{Xi}(\xi_{0i}))}$$ で結論部のメンバーシップ関数をカットする

② 結論部の合成

③ デ・ファジィ演算（従来方式）

§５．結び

［１］総括

本研究では以下のことを主に提案した。

（１）ファジィ集合は以下の①～④で表現することができる。

①（集中化言語ﾍｯﾁﾞｴﾝﾄﾛﾋﾟｰ）＋（集中化言語ﾍｯﾁﾞ）（§１［１］(4)）
②（拡大化言語ﾍｯﾁﾞｴﾝﾄﾛﾋﾟｰ）－（拡大化言語ﾍｯﾁﾞ）（§１［２］(4)）
③（必然性演算子）＋（必然性ﾍｯﾁﾞｴﾝﾄﾛﾋﾟｰ）（§２［３］(1)）
④（可能性演算子）－（可能性ﾍｯﾁﾞｴﾝﾄﾛﾋﾟｰ）（§２［３］(2)）

例えば集中化言語ヘッヂが増加すれば集中化言語ヘッヂエントロピーが減少し，集中化言語ヘッヂエントロピーが増加すれば集中化言語ヘッヂが減少する。
また，①～④における関連付けで見れば，必然性演算子，可能性演算子は様相論理における言語ヘッヂと言える。

（２）ファジィ集合は$\mu(x)=\frac{1}{2}\{\underset{1}{\Box}\mu(x)+E(\underset{1}{\Box}\mu(x))+\underset{1}{\Diamond}\mu(x)-E(\underset{1}{\Diamond}\mu(x))\}$（$\lambda=1$）と書けることより必然性（演算子，エントロピー）と可能性（演算子，エントロピー）との結合としてあらわされる。同様に集中化（言語ヘッヂ，言語ヘッヂエントロピー）と拡大化（言語ヘッヂ，言語ヘッヂエントロピー）との結合としてあらわされる。

（３）ＩＦ前件部のファジィエントロピーによるグレード算出（例えば表６～８）は従来のＭＩＮ演算よりは中間グレードレベルに重きをおいたロバスト性のある推論方式である。

［２］今後，以下の項目について将来考察する予定である。

（１）種々のファジィエントロピーによる推論値の比較検討を行いたい。また，$\lambda>1$ の場合の様相ヘッヂエントロピーの成立について
（２）この推論方式においてMODUS PONENS,MODUS TOLLENSの成立について
（３）推論（特に多段推論）における推論値の有効性評価に対して推論値のトレース量として言語ヘッヂポテンシャルの活用について
（４）言語ヘッヂポテンシャル(又は言語ヘッヂエントロピー)を基に生成された距離空間において不動点定理が成立することとそれから導出可能なフラクタル，カオスとの接点について
（５）ｃＨａ（完備Heyting代数）［またはｃＢａ（完備Boole代数）］において積集合，商集合を上手に定義することによりｃＨａにおいてYagerファジィエントロピーや言語ヘッヂエントロピーに相当するｃＨａエントロピーをつくり，「随伴」に対応するｃＨａエントロピーによる含意についての成立性を検討することと，これらと構造的に対応している直観主義論理への拡張について

§６．参考文献

［１］清水昭雄　：ファジィエントロピー理論に基づいたファジィ推論方式の試み（第一報），第６回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集pp.83-91(1990)
［２］水本雅晴　：ファジィ理論とその応用，サイエンス社(1988)
［３］水本雅晴　：Ｆｕｚｚｙ集合と様相性（別冊「数理科学」ﾞファジィ理論への道ﾞ）サイエンス社(1988)
［４］和泉孔二　：随伴的なファジィシステムとその応用に関する研究，大阪府立大学博士論文(1984)
［５］本多中二　：ファジィ・エントロピーとはなにか，数理科学NO.294，ＤＥＣＥＭＢＥＲ PP.54-61(1987)
［６］石村貞夫・石村園子　：フラクタル数学，東京図書(1990)
［７］A.De Luca & S.Termini　：A definition of a nonprobabilistic entoropy in the setting of fuzzy sets theory, Information and Control,20,pp.301-312(1972)
［８］R.R. Yager　：On the measure of fuzziness and negation. Part I：Membership in the unit interval. Intern. J.of General Systems,5,pp.221-229
［９］Klir,G.J. and Folger,T.A　：Fuzzy sets Uncertainty and Information ,Prentice-Hall(1988)
［１０］Kaufmann, A　：Introduction to the theory of fuzzy subsets, Academic Press (1975)
［１１］渡辺慧　：知るということ－認識学序説（認知科学選書８），東京大学出版会(1988)
［１２］ラプラス（平野訳）　：偶然の解析，創元社(1950)
［１３］竹内外史　：直観主義的集合論，紀伊国屋書店(1989)

§７．付録

（１）言語ヘッヂポテンシャルとＹａｇｅｒファジィエントロピーとの関係についての一定理

定理

Ｆｕｚｚｙ集合Ａが凸集合であるとき

Ｙａｇｅｒのファジィエントロピー$d(A)=n-\sum|\mu_A(xi)-\overline{\mu_A(xi)}|$ と言語ヘッヂポテンシャル$E(\mu_{con(A)^{(2)}})\equiv\mu(x)(1-\mu(x))$ との間で以下の関係が成立する。

$$d(A)\geq E(\mu_{con(A)^{(2)}})$$

証明

$$d(A)=n-\sum_{i=1}^{n}|\mu_A(xi)-\overline{\mu}_A(xi)|$$

$\overline{\mu}_A(xi)=1-\mu_A(xi)$ より

$$d(A)=n-\sum_{i=1}^{n}|2\mu_A(xi)-1|$$

［１］

$\frac{1}{2}\leq\mu_A(xi)\leq1$　，　$i=1,2$　と仮定する。

$i=2$ のとき

$$\begin{aligned}&d(A)-E(\mu_{con(A)^{(2)}})\\&=-\{(2\mu_A(x_1)-1)+(2\mu_A(x_2)-1)\}\\&\quad-\{\mu_A(x_1)(1-\mu_A(x_1))+\mu_A(x_2)(1-\mu_A(x_2))\}\\&=\mu_A(x_1)^2-3\mu_A(x_1)+\mu_A(x_2)^2-3\mu_A(x_2)+4\\&=\left(\mu_A(x_1)-\frac{3}{2}\right)^2+\left(\mu_A(x_2)-\frac{3}{2}\right)^2-\frac{1}{2}\geq0\end{aligned}$$

（∵ 凸集合より単調増加又は単調減少より成立）

$i=n$ まで正しいとすると

$$n=\sum_{i=1}^{n}(2\mu_A(x_i)-1)\geqq\sum\mu_A(x_i)\overline{\mu_A(x_i)}$$

$\{1-(2\mu_A(x_{n+1})-1)\}$ を両辺に加えて

$$n+1-\sum_{i=1}^{n+1}(2\mu_A(x_i)-1)\geqq\sum_{i=1}^{n}\mu_A(x_i)\overline{\mu_A(x_i)}+\{1-(2\mu_A(x_{n+1})-1)\}$$

$\mu_A(x_{n+1})\geqq\mu_A(x_{n+1})^2\geqq2\mu_A(x_{n+1})-1$ が成り立つから

$\{1-(2\mu_A(x_{n+1})-1)\}=2(1-\mu_A(x_{n+1}))$

$2(1-\mu_A(x_{n+1}))\geqq2\mu_A(x_{n+1})(1-\mu_A(x_{n+1}))$

$=2\mu_A(x_{n+1})\overline{\mu_A(x_{n+1})}\geqq\mu_A(x_{n+1})\overline{\mu_A(x_{n+1})}$

右辺$\geqq\sum_{i=1}^{n}\mu_A(x_i)\overline{\mu_A(x_i)}+\mu_A(x_{n+1})\overline{\mu_A(x_{n+1})}$

$$=\sum_{i=1}^{n+1}\mu_A(x_i)\overline{\mu_A(x_i)}$$

よって

$$n+1-\sum_{i=1}^{n+1}(2\mu_A(x_i)-1)\geqq\sum_{i=1}^{n+1}\mu_A(x_i)\overline{\mu_A(x_i)}$$

が成立する。

［2］ $0\leqq\mu_A(x_i)\leqq\frac{1}{2}$ ， $i=1.2$ と仮定する。この場合は［1］と同様に成立する。

［1］，［2］の結果より

$d(A)\geqq(\mu_{con(A)}(x))$ が成立

（Ⅱ）言語ヘッヂポテンシャルを基にしたフラクタル図形

フラクタル図形である内部自己相似集合についてを言語ヘッヂポテンシャル$\mu(x)\overline{\mu}(x)$ を基に具体的に構成できる。（この例は＇バラの花＂とよばれている。）（§6［6］）

［1］内部自己相似集合の定義

R^2 の集合をK とする。N個の縮小写像($N\geqq1$)

$f_1,f_2,\cdots,f_N$: $R^2\rightarrow R^2$

と、Kの適当な部分集合K_0 とがあって、集合Kが

$K=f_1(K)\cup f_2(K)\cup\cdots\cup f_N(K)\cup K_0$

と表されるとき、Kを縮小写像$\{f_1,f_2,\cdots,f_N\}$ に関する内部自己相似集合という。

［2］一般に次の定理が成立する。

［内部自己相似集合の構成］集合K_0 を平面R^2 の有界閉集合とし、N個の写像($N\geqq1$)

$f_1,f_2,\cdots,f_N$: $R^2\rightarrow R^2$ は縮小写像とする。このとき

$K_n=f_1(K_{n-1})\cup f_2(K_{n-1})\cup\cdots\cup f_N(K_{n-1})\cup K_0$ とおけば、

集合列$\{K_n\}$ は包含関係

$K_0\subset K_1\subset K_2\subset\cdots\subset K_n\subset\cdots$ が成り立ち、極限集合K

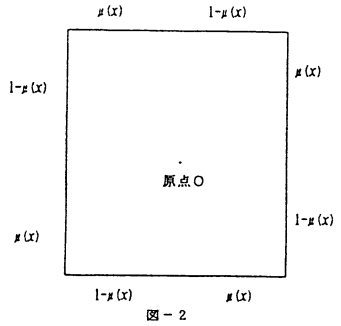
$K=\overset{\infty}{\underset{n=0}{\cup}}K_n$

は縮小写像$\{f_1,f_2,\cdots,f_N\}$ に関して内部自己相似集合となる。

［3］例

(1)正方形の一辺を1とし、$\mu(x),1-\mu(x)$ の長さに分割する。

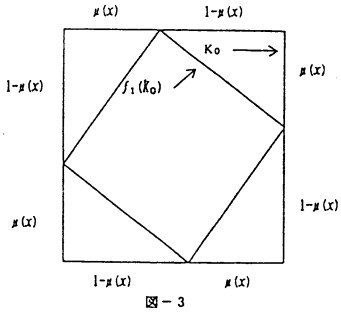
この図形をK_0 とする。



R^2

f_1 ：縮小写像

図－2



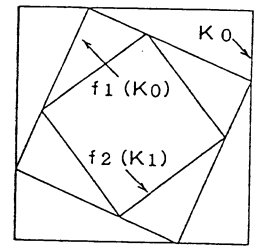
図－3

$K_1=f_1(K_0)\cup K_0$

$f(K_0)$ における正方形の一辺は

$\mu(x)^2+\overline{\mu}(x)^2=1-2\mu(x)\overline{\mu}(x)$ となる。

(2)



図－4

$K_2=f_1(K_0)\cup f_2(K_1)\cup K_0$

① 正方形の一辺である$1-2\mu(x)\overline{\mu}(x)$ を

$\alpha_1=\frac{1}{2}-\mu(x)\overline{\mu}(x)$ ， $\alpha_2=\frac{1}{2}-\mu(x)\overline{\mu}(x)$ に分割できる。

次に、内部の正方形の一辺を$l^{(1)}$とすれば

$l^{(1)}=\alpha_1^2+\alpha_2^2=2\alpha_1^2$ となる。

② 次に生成される正方形の一辺である$2\alpha_1^2$ を$\beta_1=\alpha_1^2$ ， $\beta_2=\alpha_1^2$ に分割できる。

内部の正方形の一辺を$l^{(2)}$とすれば

$l^{(2)}=\beta_1^2+\beta_2^2=\alpha_1^4+\alpha_1^4=2\alpha_1^4$

以下同様にn回縮小写像をくりかえすと内部の正方形の一辺は次の漸化式となる。

$l^{(n)}=2\alpha_1^{(m)}$ ， $m=2^n$

すなわち

$l_{(n)}=2\left(\frac{1}{2}-\mu(x)\overline{\mu}(x)\right)^{2^n}$ となる。

Ⅲ. ファジィエントロピーのデータについて

1. $E=\mu(x)(1-\mu(x))$ タイプ集中化言語ヘッヂエントロピー（表－1）
2. $E=\sqrt{\mu(x)(1-\mu(x))}$ タイプ拡大化言語ヘッヂエントロピー（表－2）
3. $E=\frac{10}{3}\times\frac{\mu(x)-\mu(x)^3}{\mu(x)^2+1}$ 可能性ヘッヂエントロピー(1)（表－3）
4. $E=\frac{10}{3}\times\frac{\mu(x)-\mu(x)^3}{\mu(x)^2+1}$ 可能性ヘッヂエントロピー(2)（表－4）
5. ファジィエントロピー値（表－5）
6. De Luca & Terminiファジィエントロピー関数を重み付けに用いた2前件部グレード算出値（表－6）
7. 言語ヘッヂエントロピー関数を関数を重み付けに用いた2前件部グレード算出値（表－7）
8. ＹＡＧＥＲファジィエントロピー関数を重み付けに用いた2前件部グレード算出値（表－8）

1．$E=\mu(x)(1-\mu(x))$ タイプ集中化言語ヘッヂエントロピー

$\mu(x)$	E	4E	$(4E)^2$	$(4E)^3$	$(4E)^4$	$(4E)^5$	$(4E)^6$	$(4E)^7$	$(4E)^8$	$(4E)^9$	$(4E)^{10}$
0．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0．1	0.0900	0.3600	0.1296	0.0467	0.0168	0.0060	0.0022	7.8364D-04	2.8211D-04	1.0156D-04	3.6562D-05
0．2	0.1600	0.6400	0.4096	0.2621	0.1678	0.1074	0.0687	0.0440	0.0281	0.018	0.0115
0．3	0.2100	0.8400	0.7056	0.5927	0.4979	0.4182	0.3513	0.2951	0.2479	0.2082	0.1749
0．4	0.2400	0.9600	0.9216	0.8847	0.8493	0.8154	0.7828	0.7514	0.7214	0.6925	0.6648
0．5	0.2500	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
0．6	0.2400	0.9600	0.9216	0.8847	0.8493	0.8154	0.7828	0.7514	0.7214	0.6925	0.6648
0．7	0.2100	0.8400	0.7056	0.5927	0.4979	0.4182	0.3513	0.2951	0.2479	0.2082	0.1749
0．8	0.1600	0.6400	0.4096	0.2621	0.1678	0.1074	0.0687	0.0440	0.0281	0.0180	0.0115
0．9	0.0900	0.3600	0.1296	0.0467	0.0168	0.0060	0.0022	7.8364D-04	2.8211D-04	1.0156D-04	3.6562D-05
1．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

表－1

2．$E=\sqrt{\mu(x)(1-\mu(x))}$ タイプ拡大化言語ヘッヂエントロピー

$\mu(x)$	E	2E	$(2E)^{\frac{1}{2}}$	$(2E)^{\frac{1}{3}}$	$(2E)^{\frac{1}{4}}$	$(2E)^{\frac{1}{5}}$	$(2E)^{\frac{1}{6}}$	$(2E)^{\frac{1}{7}}$	$(2E)^{\frac{1}{8}}$	$(2E)^{\frac{1}{9}}$	$(2E)^{\frac{1}{10}}$
0．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0．1	0.3000	0.6000	0.7746	0.8434	0.8801	0.9029	0.9184	0.9296	0.9381	0.9448	0.9502
0．2	0.4000	0.8000	0.8944	0.9283	0.9457	0.9564	0.9635	0.9686	0.9725	0.9755	0.9779
0．3	0.4583	0.9165	0.9573	0.9714	0.9784	0.9827	0.9856	0.9876	0.9892	0.9904	0.9913
0．4	0.4899	0.9798	0.9898	0.9932	0.9949	0.9959	0.9966	0.9971	0.9975	0.9977	0.9980
0．5	0.5000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
0．6	0.4899	0.9798	0.9898	0.9932	0.9949	0.9959	0.9966	0.9971	0.9975	0.9977	0.9980
0．7	0.4583	0.9165	0.9573	0.9714	0.9784	0.9827	0.9856	0.9876	0.9892	0.9904	0.9913
0．8	0.4000	0.8000	0.8944	0.9283	0.9457	0.9564	0.9635	0.9686	0.9725	0.9755	0.9779
0．9	0.3000	0.6000	0.7746	0.8434	0.8801	0.9029	0.9184	0.9296	0.9381	0.9448	0.9502
1．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

表－2

3．$E=\frac{10}{3}\times\frac{\mu(x)-\mu(x)^3}{1+\mu(x)^2}$ 可能性ヘッヂエントロピー

$\mu(x)$	E	E^2	E^3	E^4	E^5	E^6	E^7	E^8	E^9	E^{10}
0．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0．1	0.3267	0.1068	0.0349	0.0114	0.0037	0.0012	3.9751D-04	1.2988D-04	4.2436D-05	1.3865D-05
0．2	0.6154	0.3787	0.2330	0.1434	0.0883	0.0543	0.0334	0.0206	0.0127	0.0078
0．3	0.8349	0.6970	0.5819	0.4858	0.4056	0.3386	0.2827	0.2360	0.1970	0.1645
0．4	0.9655	0.9322	0.9001	0.8690	0.8391	0.8101	0.7822	0.7552	0.7292	0.7040
0．5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
0．6	0.9412	0.8858	0.8337	0.7847	0.7385	0.6951	0.6542	0.6157	0.5795	0.5454
0．7	0.7987	0.6379	0.5094	0.4069	0.3249	0.2595	0.2073	0.1655	0.1322	0.1056
0．8	0.5854	0.3427	0.2006	0.1174	0.0687	0.0402	0.0236	0.0138	0.0081	0.0047
0．9	0.3149	0.0992	0.0312	0.0098	0.0031	9.7539D-04	3.0717D-04	9.6732D-05	3.0463D-05	9.5932D-06
1．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

表－3

4．$E=\frac{10}{3}\times\frac{\mu(x)-\mu(x)^3}{1+\mu(x)^2}$ 可能性ヘッヂエントロピー

$\mu(x)$	E	$E^{\frac{1}{2}}$	$E^{\frac{1}{3}}$	$E^{\frac{1}{4}}$	$E^{\frac{1}{5}}$	$E^{\frac{1}{6}}$	$E^{\frac{1}{7}}$	$E^{\frac{1}{8}}$	$E^{\frac{1}{9}}$	$E^{\frac{1}{10}}$
0．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0．1	0.3267	0.5716	0.6888	0.7560	0.7995	0.8299	0.8523	0.8695	0.8831	0.8942
0．2	0.6154	0.7845	0.8506	0.8857	0.9075	0.9223	0.9330	0.9411	0.9475	0.9526
0．3	0.8349	0.9137	0.9416	0.9559	0.9645	0.9704	0.9745	0.9777	0.9801	0.9821
0．4	0.9655	0.9826	0.9884	0.9913	0.9930	0.9942	0.9950	0.9956	0.9961	0.9965
0．5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
0．6	0.9412	0.9701	0.9800	0.9850	0.9879	0.9899	0.9914	0.9925	0.9933	0.9940
0．7	0.7987	0.8937	0.9278	0.9453	0.9560	0.9632	0.9684	0.9723	0.9753	0.9778
0．8	0.5854	0.7651	0.8365	0.8747	0.8984	0.9146	0.9264	0.9353	0.9422	0.9479
0．9	0.3149	0.5612	0.6803	0.7491	0.7937	0.8248	0.8478	0.8655	0.8795	0.8909
1．0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

表－4

5．ファジィエントロピー値

エントロピー / グレード	De Luca & Termini	Yager	言語Hedge
0．1	0．4799	0．2000	0．3600
0．2	0．7387	0．4000	0．6400
0．3	0．9017	0．6000	0．8400
0．4	0．9934	0．8000	0．9600
0．5	1．	1．	1．
0．6	0．9934	0．8000	0．9600
0．7	0．9017	0．6000	0．8400
0．8	0．7387	0．4000	0．6400
0．9	0．4799	0．2000	0．3600

表－5

（注）言語Hedgeエントロピーは De Luca & Terminiファジィエントロピーと Yager ファジィエントロピーとの中間に位置した値を持つ。

6．2前件部における De Luca & Terminiファジィエントロピーによる前件部グレード算出値

IF x is X and y is Y THEN ω is A

$\mu_X(x)$ / $\mu_Y(y)$	0．1	0．2	0．3	0．4	0．5	0．6	0．7	0．8	0．9
0．1	0.1	0.1607	0.2307	0.3026	0.3729	0.4380	0.4929	0.5261	0.5026
0．2	0.1607	0.2	0.2550	0.3149	0.3745	0.4300	0.4757	0.5013	0.4775
0．3	0.2307	0.2550	0.3	0.3525	0.4064	0.4576	0.5006	0.5260	0.5096
0．4	0.3026	0.3149	0.3525	0.4	0.4508	0.5001	0.5431	0.5711	0.5637
0．5	0.3729	0.3745	0.4064	0.4508	0.5	0.5493	0.5938	0.6261	0.6283
0．6	0.4380	0.4300	0.4576	0.5001	0.5493	0.6	0.6476	0.6854	0.6980
0．7	0.4929	0.4757	0.5006	0.5431	0.5938	0.6476	0.7	0.7451	0.7696
0．8	0.5261	0.5013	0.5260	0.5711	0.6261	0.6854	0.7451	0.8	0.8394
0．9	0.5026	0.4775	0.5096	0.5637	0.6283	0.6980	0.7696	0.8394	0.9

表－6

（例）$\mu_X(x)=0.7$，$\mu_Y(y)=0.6$，$E(0.7)=0.90$，$E(0.6)=0.99$

$$l=\frac{0.7\times E(0.7)+0.6\times E(0.6)}{E(0.7)+E(0.6)}=0.6476$$

7．2前件部における言語ヘッヂエントロピーによる前件部グレード算出値

IF x is X and y is Y THEN ω is A

$\mu_X(x)$ / $\mu_Y(y)$	0．1	0．2	0．3	0．4	0．5	0．6	0．7	0．8	0．9
0．1	0.1	0.1640	0.2400	0.3182	0.3941	0.4636	0.5200	0.5480	0.5
0．2	0.1640	0.2	0.2568	0.3200	0.3829	0.4400	0.4838	0.5	0.4520
0．3	0.2400	0.2568	0.3	0.3533	0.4087	0.4600	0.5	0.5162	0.4800
0．4	0.3182	0.3200	0.3533	0.4	0.4510	0.5	0.5400	0.5600	0.5364
0．5	0.3941	0.3829	0.4087	0.4510	0.5	0.5490	0.5913	0.6171	0.6059
0．6	0.4636	0.4400	0.4600	0.5000	0.5490	0.6	0.6467	0.6800	0.6818
0．7	0.5200	0.4838	0.5000	0.5400	0.5913	0.6467	0.7	0.7432	0.7600
0．8	0.5480	0.5000	0.5162	0.5600	0.6171	0.6800	0.7432	0.8	0.8360
0．9	0.5000	0.4520	0.4800	0.5364	0.6059	0.6818	0.7600	0.8360	0.9

表－7

8．2前件部におけるＹａｇｅｒファジィエントロピーによる前件部グレード算出値

IF x is X and y is Y THEN ω is A

$\mu_X(x)$ / $\mu_Y(y)$	0．1	0．2	0．3	0．4	0．5	0．6	0．7	0．8	0．9
0．1	0.1	0.1667	0.2500	0.3400	0.4333	0.5	0.5500	0.5667	0.5
0．2	0.1667	0.2	0.2600	0.3333	0.4143	0.4667	0.5	0.5	0.4333
0．3	0.2500	0.2600	0.3	0.3571	0.4250	0.4714	0.5	0.5000	0.4500
0．4	0.3400	0.3333	0.3571	0.4	0.4556	0.5	0.5286	0.5333	0.5000
0．5	0.4333	0.4143	0.4250	0.4556	0.5	0.5444	0.5750	0.5857	0.5667
0．6	0.5000	0.4667	0.4714	0.5	0.5444	0.6	0.6429	0.6667	0.600
0．7	0.5500	0.5000	0.5	0.5286	0.5750	0.6429	0.7	0.7400	0.7500
0．8	0.5667	0.5	0.5	0.5333	0.5857	0.6667	0.7400	0.8	0.8333
0．9	0.5000	0.4333	0.4500	0.5000	0.5667	0.6600	0.7500	0.8333	0.9

表－8

問い合せ先；〒 7 5 5　山口県宇部市相生町８－１（興産ビル７Ｆ）
宇部興産（株）情報システム部システム企画第２グループ
清水昭雄
Ｔｅｌ　０８３６－３１－１１１６（ダイヤルイン）
ＦＡＸ　０８３６－３１－７２３５

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ連想推論システムとその応用
Fuzzy Associative Inference System and Its Application

井村　敦*　山本　創造**　山口　亨*　高木　友博*
Atsushi Imura　Sozo Yamamoto　Toru Yamaguchi　Tomohiro Takagi

* 技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
* Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

** 松下電器産業（株）中央研究所
** Central Research Laboratories, Matsushita Electric Industorial Co., Ltd.

あらまし　連想記憶ネットワークを用いて、ファジィ知識の表現、連想による推論、ニューラルネットワーク学習による知識の洗練を一貫して取り扱うことができるファジィ連想推論システムを提案する。さらに、簡単な数値例を通して、学習による知識洗練の能力を考察する。

キーワード　ファジィ知識表現、連想推論、知識洗練、ニューラルネットワーク学習

1.　はじめに

近年、ファジィ理論とニューラルネットワークの融合に関する研究が盛んに行われている。例えば、フィードフォワード型ニューラルネットワークの学習則を用いてファジィ集合のメンバーシップ関数を修正する研究[1]、学習後のフィードフォワード型ニューラルネットワークの重み行列から入出力データがもつ本質的な特徴をファジィルールとして抽出する研究[2]などが行われている。

本研究では、ファジィ知識表現と連想記憶ネットワークの連想・学習能力を密接な関係で融合したファジィ連想推論システム(FAIS)を提案する。FAISは以下の３つを一貫して取り扱うことができる。

（1）連想記憶ネットワークによるファジィ知識表現
（2）連想による多方向推論
（3）学習による知識洗練

2.　連想記憶ネットワークを用いたファジィ知識表現

FAISでは、連想記憶ネットワークの一つである双方向連想記憶(BAM:Bidirectional Associative Memory)[3]をベースにしてあいまいな知識を表現する。

2.1　双方向連想記憶

双方向連想記憶（BAM）[3]は連想記憶ニューラルネットワークの一種であり、図１に示すように、F_A,F_Bレイヤの２層構造である。各レイヤのノード間の結合強度を連想マトリクスMで表現する。ここで、連想マトリクスがF_A,F_Bレイヤに対してパターンA,Bのペアを銘記しているとすると、F_Aレイヤにノイズを含むA'を与えても連想マトリクスを用いた反響動作に伴う状態推移で最終的にA,Bのペアが連想される。ここで、BAMの連想は(1)式で行われる。

$$B_{old} = \varnothing(A_{old} \cdot M),\quad A_{new} = \varnothing(B_{old} \cdot M^T) \qquad (1)$$

ただし、$A = (a_1, a_2, \cdots, a_n)$, $B = (b_1, b_2, \cdots, b_p)$は各ノードの活性値ベクトルである。$\phi(\cdot)$は各ノードがもつ関数であり、ここでは、シグモイド関数を用いる。また、連想マトリクスMは、銘記したいパターンのペアが$(A_1,B_1), \cdots, (A_m,B_m)$で与えられた場合、(2)式で求められる。

$$M = \sum_{i=1}^{m} \beta B_i A_i^T,\quad M^T = \sum_{i=1}^{m} \beta A_i B_i^T \qquad (2)$$

ここで、βは連想の係数である。ただし、BAMの連想記憶ネットワークが形成するエネルギー関数を考慮し、通常は、{0,1}のパターンのペアを{-1,1}のパターンのペアへ変換し用いる。また、BAMの銘記できる制約として、パターンのペア間の直交性が強く、かつ、各レイヤでパターンとパターンのコンプリメントのハミング距離が十分離れている必要がある。

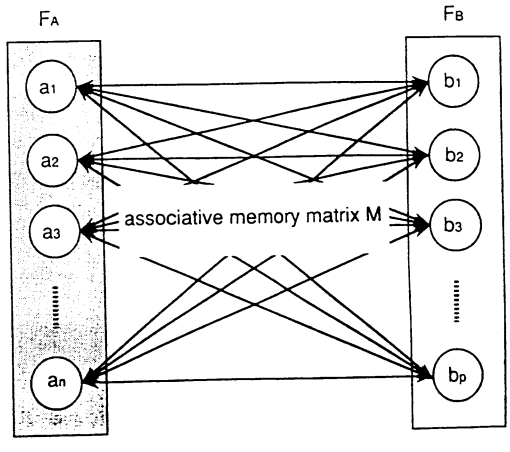


図１　双方向連想記憶

連想記憶ネットワークは以下に示す３つの特徴をもつ。
（１）分散多重記憶である。多数の入出力パターンはニューラルネットワークのシナプス全体に分散して記憶される。
（２）似ているパターンを同一視する統合能力がある。連想記憶ネットワークは、ある初期状態から出発してノードの状態変化を繰り返すことにより初期状態に最も近い平衡状態に収束してゆく特徴をもつ。従って、入力が銘記したパターンとやや離れていても望ましい出力を連想する。
（３）概念形成ができる。クラスの名称が与えられているとき、教師あり学習の過程でそのクラスに属するものが提示されていくうちに、ネットワークは共通の特徴を自然に把握する。

本研究では、連想記憶ネットワークを用いて知識を表現する。従って、FAISは以下の特徴をもつ。
（１）概念がニューラルネットワーク上に分散されて形成される。また、学習により事例から概念の自動形成が可能になる。
（２）連想記憶ネットワーク上にファジィルールを表現すると、連想による推論の際、あいまいさを制御しながら望ましい結論を導くことができる。さらに、学習による知識洗練が可能になると同時にファジィルールの追加も容易になる。

2.2 連想記憶ネットワークを用いたファジィルール表現

ファジィルールはファジィ集合を用いて対象に対するあいまいな知識をIF-THEN形式で表現したものである。ここでは、連想記憶ネットワークを用いたファジィルールの表現方法[4]を簡単に示す。

連想記憶ネットワークにおいて、ファジィルールの前件部と後件部を代表するレイヤをそれぞれX,Yレイヤとする。Xレイヤのノードはファジィルールの前件部のファジィ集合、Yレイヤのノードはファジィルールの後件部のファジィ集合や線形式などを表現する。また、ルール単位の量子化を行うために、１つのノードが１つのルールを代表するRレイヤを設定する。従って、連想記憶ネットワークを用いたファジィルールは、X-Rレイヤ間、R-Yレイヤ間に連想記憶ネットワークを構成することにより表現できる。図２に連想記憶ネットワークを用いたファジィルール表現の概略を示す。

ファジィルールを連想記憶ネットワークで表現することにより、学習を考慮した知識表現が可能になる。また、連想過程の並列処理による推論の高速化、多段ファジィ推論のあいまいさの制御などの利点が得られる。

2.3 概念ファジィ集合

言葉の意味の状況依存性を含み、内包的な意味の表現を目指した手法として概念ファジィ集合[5]が提案されている。概念ファジィ集合では、あるラベルの意味を表すファジィ集合を定義する場合、関係するラベル群の上に活性値の分布を考える。この分布はラベルの活性化によって変化するものとする。活性値の分布は状況によって変化し、この変化により、概念ファジィ集合は言葉の意味の状況依存性を表現することができる。

概念ファジィ集合の表現には連想記憶ネットワークを用いる。すなわち、言葉をノードで代表し、言葉の間の関係を連想記憶ネットワーク上に表現する。上記の活性値の伝播は反響動作によって実現できる。従って、概念ファジィ集合は、意味の表現と操作を含んだ知識表現であり、概念の論理的な操作や状況依存性を表現する。

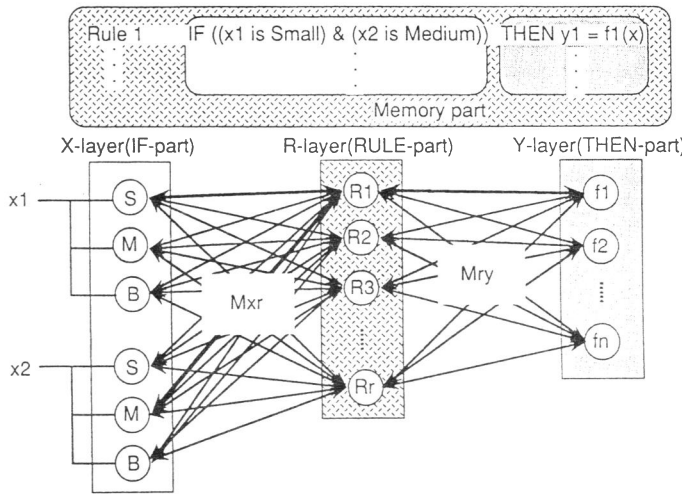


図２　連想記憶ネットワークを用いたファジィルール表現

3. ファジィ連想推論システム

ファジィ連想推論システム(FAIS:Fuzzy Associative Inference System)[6]は、連想記憶ネットワークを用いた連想型ファジィ推論や概念ファジィ集合の考え方に基づいており、連想記憶ネットワークによるファジィ推論よりも一般的であり、概念ファジィ集合よりは制約が強い。

図３に示すように、FAISは何等かの概念や対象を表現するノードから構成されるレイヤを複数個設定できる。各レイヤはその構成から複数の概念を抽象化したものと考えられる。従って、FAISは複数概念間での連想により、柔軟な推論を可能にする。

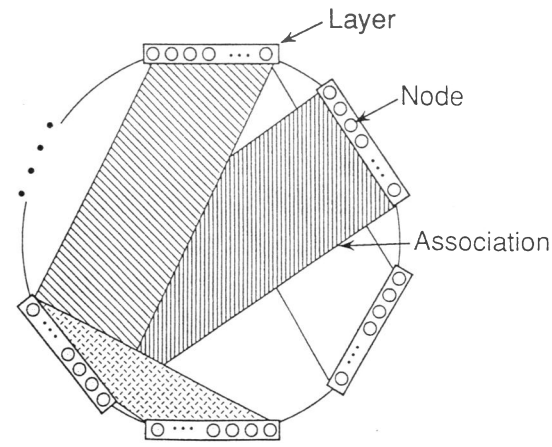


図３　ファジィ連想推論システム

3.1 知識記述

知識記述は次のような手順で行われる。

（1）レイヤの設定

レイヤはファジィ集合の全体集合に相当する。各レイヤの構成要素はノードであり、それらは何らかの概念や対象を代表する。レイヤは、その構成要素であるノードを抽象化するものと考えられる。

（2）知識獲得

FAISでは、連想記憶ネットワークを用いて知識を表現する。従って、連想すべき入力と出力のペアを対応するレイヤに与えることによって連想記憶ネットワークにエンコードする。ここでは、入出力データにそれぞれファジィ集合であることを許すことにより、対象に関するあいまい性をもった知識を表現することが可能になる。入出力データからの連想記憶ネットワークへのエンコーディングは、(2)式で行われる。また、レイヤ内にはコーディネータ結合を設定できる。これは、同じレイヤに含まれるノードの間を抑制的な重みで結合させるものであり、ノード間の競合を可能にする。ノード同士が対立する概念である場合には、コーディネータ結合の抑制性を強く、対立しない場合には抑制性を弱くする。この強さはレイヤの性質に応じて決定される。

3.2 推論方法

推論はネットワーク全体で同期的に行われる。従って、全ての連想記憶ネットワークに対して同期をとりながら、入力に対する出力を計算する。例えば、連想マトリクスM'で複数のIN'レイヤにつながるOUTレイヤの各ノードの出力out_jは(3)式で求められる。

$$out_j = \varnothing\left(\sum_r \left(\sum_i in_i^r m_{ji}^r\right)\right) \tag{3}$$

ネットワーク全体の連想マトリクスは対称的である。そこで、ネットワーク全体を単層ネットワークとみると、ネットワーク全体はホップフィールドネットワークなどと同様に安定的な性質をもつことになる。従って、反響動作を繰り返すことにより必ずある安定状態に収束する。

FAISは従来のファジィ推論や記号処理的な推論の弱点を補い得る特徴的な性質をもつ[6]。

（1）多方向推論

推論の動作はレイヤ間の双方向連想によって行われるため、ノードの活性値の伝播方向に制約がない。従って、「前向き推論」と「後向き推論」の区別がなく、より柔軟な推論が可能になる。

（2）エントロピ制御

FAISの知識表現では、各レイヤのノード間にコーディネータ結合をもつことができる。コーディネータ結合をもつことにより、反響動作の回数を重ねるにつれて各レイヤ内の特定のノードが強く想起されると、他のノードの活性化が抑制される。従って、コーディネータ結合の強さ、反響動作の回数により、連想結果の広がりをコントロールすることができる。また、コーディネータ結合が強い場合でも、反響動作の過程で出力値が収束する前に結果を取り出すことにより、あいまいさを保ったまま結果を取り出すことができる。このエントロピ制御を用いると、多段ファジィ推論による「あいまいさの爆発」を抑制することも可能になる。

（3）記号表現との融合

FAISではノードの出力値として連続値を用いているが、二値情報も連続値の特別な場合として扱うことができる。これは論理性をもつ知識の獲得を容易にする。従って、記号による論理的知識とあいまいな知識を同じ構造の中で表現することにより、広い範囲かつ大規模な知識を統合的に扱うことができる。

3.3 学習による知識洗練

連想マトリクスMを獲得する際、入出力データの相関を利用した。同様の方法で、連想マトリクスの洗練も可能になる。

本研究では、ニューラルネットワーク教師なし学習の一つであるHebb学習を用いる[7]。これは、「ノードAとノードBの結合強度をそのときのそれぞれのノードの活性値の積に比例して調整する」という学習であり、もし積が正ならばこの変更で結合は一層興奮性になり、もし積が負ならば変更で結合は一層抑制性になる。このようなHebb学習による自己組織化でネットワークは洗練される。

FAISでは、学習過程の初期には誤り訂正学習により誤差最小化の効果を大きく、徐々にその効果を減少させると同時にHebb学習による自己組織化の効果を大きくする調整を行っている。このように、FAISにおける学習はハイブリッド的に行う。従って、FAISは全く新しい事例への対応、多数の事例を用いた概念の自動形成が可能になる。　ここで、連想マトリクスM'で複数のIN'レイヤにつながるOUTレイヤの各ノードの状態方程式は(4)式で表せる。

$$\begin{aligned}\tau_s \dot{out}_j = &- out_j + \sum_r \left(\sum_i \varnothing(in_i^r) m_{ij}^r\right) + \alpha_1 \varnothing(out_j) \\ &- \alpha_2 \sum_{j'} \varnothing(out_{j'}) + \beta(t_j - \varnothing(out_j)) \quad (j' \neq j)\end{aligned} \tag{4}$$

このとき、IN'-OUTレイヤ間の結合強度を(5)式で修正する。

$$\tau_a \dot{m}_{ij}^r = - m_{ij}^r + \varnothing(in_i^r)\varnothing(out_j) \tag{5}$$

(5)式でin'_i, out_jはそれぞれIN'レイヤのi番目，OUTレイヤのj番目のノードの活性値、m'_{ij}はIN'-OUTレイヤ間の結合強度、τ_s, τ_aは記憶減衰の時定数、α_1, α_2はOUTレイヤ内の結合強度、t_jは教師信号、βは学習係数である。

3.4 インプリメンテーション

FAISはSmalltalk環境のプロトタイピングに優れたヒュー

マンインターフェースとC言語による高速な学習機能をもつシステムである。連想記憶ネットワークの動作はファジィ関係の合成に類似するので、連想マトリクスをファジィ集合のサブクラスとして実現している。

4. シミュレーション例

ここでは、簡単な数値例を用いて、特に、学習による知識洗練能力を考察する。

「食物」(「みかん」と「きゅうり」)、「色」(「だいだい」と「緑」)、「大きさ」(「大きい」と「小さい」)、「形」(「まるい」と「細長い」)という4つの概念間の多方向連想推論の例題を考える。各関係は連想記憶ネットワーク上に作られる。ただし、「色」、「大きさ」、「形」の間の関係は定義しない。

「だいだい色でまるくて大きいのは、みかんである。」、「緑色で大きく細長いものは、きゅうりである。」を用いてファジィ知識を作成して、「緑で小さいものは？」という入力で何が連想されるかを確かめてみた。連想記憶ネットワークを用いて知識表現しているため、銘記しているパターンの中から、入力（この例題では、「緑色で小さいもの」である）に最も近いパターンを連想してしまう。実験では、「緑」が強く作用する「きゅうり」を連想してしまった（図4）。しかし、「緑で小さい」ものは「青みかん」であるという例外があるので、理想的には「緑で小さいものは？」という入力で「みかん」を連想したい。そこで、「緑で小さいものはみかんである」というデータを用いてファジィ知識を洗練した。その結果、「緑で小さいものは？」という入力で「みかん」を連想することができた。それと同時に、「まるい」も想起できた（図5）。これは、不足情報の補完が可能な連想推論の特徴によるものである。一方、通常の3入力1出力のファジィ推論では、新しいルールを追加すると知識ベースは大きくなり、また不足情報の補完は困難であると考えられる。

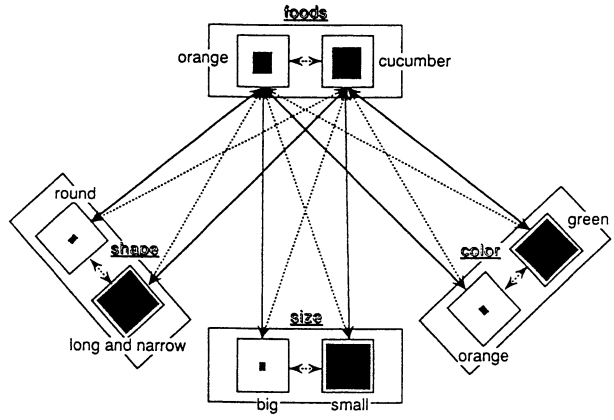


図4　学習前の連想結果

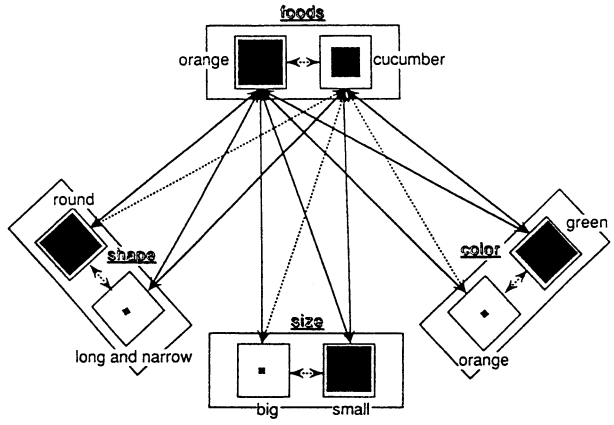


図5　学習後の連想結果

5. おわりに

連想記憶ネットワークを用いて、ファジィ知識の表現、想起による柔軟な多方向推論、ニューラルネットワーク学習による知識の洗練を一貫して取り扱うことができるファジィ連想推論システム(FAIS)を示した。特に、学習機能のシミュレーション結果から、不完全なデータから作られた初期知識をHebb学習で洗練して、新しいデータに対応することが可能であることを示した。今後、FAISをイメージ理解等に応用し、連想を用いた意図理解手法の確立を目指す。

参考文献

[1] 林，高木：神経回路網モデルによるファジィ推論の定式化，第4回ファジィシステムシンポジウム，55/60(1998)

[2] 林，中井：ニューラルネットワークを用いたファジィIF-THENルールの自動抽出，電学論C，Vol.11，No.3，198/206(1990)

[3] B.Kosko : Adaptive Bidirectional Associative Memories, Applied Optics, Vol.26, No.23, 4947/4960(1987)

[4] 山口，後藤，山本，高木：相互結合ニューラルネットによるファジィ推論とその応用，FANシンポジウム，213/218(1991)

[5] 高木，山口，菅野：概念ファジィ集合とその連想記憶による実現，第7回ファジィシステムシンポジウム，359/362(1991)

[6] 山本，山口，高木：ファジィ連想推論システムの提案，第15回知能システムシンポジウム，87/92(1992)

[7] 井村，山口，高木：ファジィ連想推論システム，平成4年電気学会全国大会，13-36/13-17(1992)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

主観処理系構築理論に基づく感情処理システム

Emotion Processing System based on a Theory to Construct a Subjective Processing System

矢鳴 虎夫　　廣田 豊彦
Torao Yanaru　Toyohiko Hirota
九州工業大学
Kyushu Institute of Technology

あらまし　R.Plutchik[4]のいう８っの「純粋感情」を基本属性として、我々が日常感じている「混合感情」のイメージコード（個人的違いがあってよい）の作成例をまず紹介する。つぎに、「混合感情」を伴う単語列の入力によって、感情変化がおこる機構が、ファジィ推論の応用で可能であることを説明する。更に、最近筆者らが確立した主観処理理論を適用すれば、その人の、その時の感情に依存した、動的な感情変化の表現をも可能であることの概略を述べる。最後に、筆者らによって作成されたシミュレーションシステムを用いて、一つの詩から受ける感情が、人の性格によって、またその時の感情によって、どのように変化するかの実験例を示す。

キーワード　感情処理、主観処理、ファジィ推論

1．はじめに

ファジィ推論は、一般に定式化が極めて困難な対象のシステム分析やモデル作成に適用すると効果的である。筆者は、すでに学習感覚や、感情の表現にファジィ理論を適用した研究を行い、その積極的意義を見いだしている[1],[2]。一方において、このような人間の感覚を対象とした研究を数理科学的もしくは情報工学的に進めていこうとするばあい、人間の本質的機能の一つとしての主観そのものを、理論化する必要がある。筆者はこのことを考え続け、最近一つの理論を体系付けた[3]。そのため、今回の報告は、この理論の一つの応用として、また、その実用性を確かめる意味で、先に作成した感情処理系に、新たに作成した主観処理系を連動させて、極めて興味ある結果を得たので報告する。

2．８個の純粋感情とイメージコード辞書

本研究で扱う感情は、R.Plutchik[4]の感情立体モデルを用いて定義する。つまり、「喜び」、「悲しみ」、「怒り」、「恐れ」、「期待」、「驚き」、「嫌悪」、「受容」の８種類のこれ以上分けることができない純粋感情を基本属性とし、この上で、人間が日常感じている複雑な混合感情はこの属性との線形結合（拡張された離散型ファジィ集合、係数が[-1,1]の実数体）で表現できるものと仮定する。

実際、R.pultchickは、数種類の混合感情を表す単語について心理学の立場から研究して各純粋感情との重みずけを行っている。そこで、筆者らはこれに習って、一般に感情を表す６８個の単語のイメージコード表を作成した（表－１参照）。この表は、我々が日常もっている各単語に対するイメージを頼りに、筆者らの主観にもとづいて、作成されたものである。

したがって、このイメージコード表にない一般的単語あるいは熟語に対しては、例えば、「日曜日」という言葉は、「幸福」、「希望」、「期待」などの混合感情と間接的に結合させ、演算によって基本属性との線形結合で表現するものとする。

ところで、このようにして出来上がるイメージコードは、個人的主観に依存していることは間違いないが、アンケート実験でみるかぎり定性的（大まか）には、同

表－１　複合感情を表す単語のイメージコード辞書
（一部分、全部で68個）

混合感情	Cmp.Em.Wd.	喜 Joy	怒 Ang	期 Exp	嫌 Hat	悲 Sad	恐 Fea	驚 Sur	受 Acc.
ｴｸｽﾀｼ	ecstasy	91	0	30	-30	-91	0	-30	30
喜び	joy	74	0	50	-30	-74	0	-50	30
幸福	happiness	65	0	50	-30	-65	0	-50	30
快	pleasant	52	0	30	-30	-52	0	-30	30
穏やか	quiet	40	0	10	-30	-40	0	-10	30
平静	calm	30	0	10	-30	-30	0	-10	30
自尊心	pride	55	55	0	-30	-55	-55	0	30
楽観	optimism	48	0	48	-30	-48	0	-48	30
希望	hope	67	0	67	-30	-67	0	-67	30
不健全	unhealthy	45	0	30	45	-45	0	-30	-45
激怒	rage	0	90	-50	0	0	-90	50	0
怒り	anger	0	76	-50	0	0	-76	50	0
当惑	perplexity	-45	45	-45	0	45	-45	45	0
攻撃	attack	0	80	80	0	0	-80	-80	0
強情	obstinate	0	55	55	0	0	-55	-55	0
憎悪	abhorrence	0	78	-50	78	0	-78	50	-78
敵意	hostility	0	50	-46	50	0	-50	46	-50
軽蔑	contempt	0	43	-45	43	0	-43	45	-43
羨望	envy	-42	42	-44	0	42	-42	44	0
期待	expectat…								20

じ傾向をもつ値が割り付けられた。このことは、我々人間が言語生活において、「個々人の物理的刺激は少々異なっても、言葉にしたときには同じようなものになってしまう」という事実に注目したシステムを創ることの意義を示唆している。そのため今回、これを静的なイメージコード辞書としたうえで、場面とか文脈によって人間の感覚と同じように動的に変化するような機構を４章で示すような主観理論に基づいて実現した。

3.単語の影響による感情変化を与える機構（属性ごとのファジィ推論）

感情は８っの属性としての純粋感情の内部状態をもって表現する。内部状態を変化（または、遷移）させるものは、イメージコードをもつ単語入力によって起こり、その変化はファジィ推論によって行われる。つまり、ある属性にたいして、「強度の強い単語が入力されると、その属性の内部状態は、その単語の強度に応じて強められる」といった類のことが、ファジィルールとして客観的に認められるという立場に立って、各属性ごとに、図-1のような９個の推論ルールを設定した。推論方式はMamdaniの方法を用いている。

if	old=N	and word=N	then	new=N
if	old=N	and word=Z	then	new=NZ
if	old=N	and word=P	then	new=ZP
if	old=Z	and word=N	then	new=NZ
if	old=Z	and word=Z	then	new=Z
if	old=Z	and word=P	then	new=ZP
if	old=P	and word=N	then	new=LM
if	old=P	and word=Z	then	new=ZP
if	old=P	and word=P	then	new=P

old=旧内部状態，word=入力単語，new=新内部状態
N=negative(low)，Z=zero(middle)，P=positive(high)，
NZ=negative-zero(low-middle)，
ZP=zero-positive(middle-high)．

図－１　一つの属性におけるファジィ推論ルール

4．主観処理システムの構築論と観測理論の概要

この理論は論文[3]で詳しく説明することにしているので、論文のページ数のことを考慮して、ここでは単にイメージ図（図－２）を基にしてその概要を述べる。

左上半分は、主観処理系の物理的イメージを示す。ファジィ行列や、相関行列を基にして引き出されるような核になる基本変数$\{x_i\}$ $(i=1,\cdots,m)$と基本座標枠，$\Omega^1=(O_1:e^1,\cdots,e^{n_1})$との組，$E_1=(\{x_i\},\ \Omega_1)$による条件付きn次元(図は、n=3 の場合)ユークリッド空間 $(X_1,V_1^3 \mid E_1)$に、入力信号（記号s_kと、その”拡張された離散型ファジィ集合＝ユークリッド空間の構成要素$\{x_i\}$や$\{y_i\}$を属性とする線形結合”，f_kと連結されたもの）系列が入力される。入力された信号は、まずその基底属性$\{e_i\}$ $(i=1,\ldots,n)$（ここでは、n=8 個の純粋感情をそれぞれを、どれかの基底と対応させる。対応のさせ方に8!通りの組み合わせ方ができるが、相対的には変わらない）との線形結合に変換される。次にこれらの信号は各属性毎のプロセッサ P_1（ここでは、第３項で説明したファジィ推論）によって、再び変換されて、出力としてのファジィイメージコードf_{kout}を得る。このコードはユークリッド距離によるファジィマッチングによって、記号（ここでは、混合感情を表す単語）s_{kout}を取り出すことが出来る。これらの処理系は、数学的な記号で書くと、

$\{(X_1,V_1^n \mid E_1),P_1,S_1\text{-}F_1\}$となる。

次に、左下半分の図は、今説明した処理系$\{\cdot\}$を、正規直交基底，$\{e_i\}$ $(i=1,\ldots,n)$に基づいて描いた等価なn次元（図はn=3)空間である。しかし、所詮、2次元平面に描かれる3次元以上の図はイメージを表す絵でしかない。そのために、2次元平面に写像し、なおかつ、本質が見える理論にしている[3]。

右下半分の図は観測用ユークリッド空間，$(X_o,V_o^2 \mid \Omega_o:o_1,o_2)$に、処理系全体がアフィン写像されていることを示している。

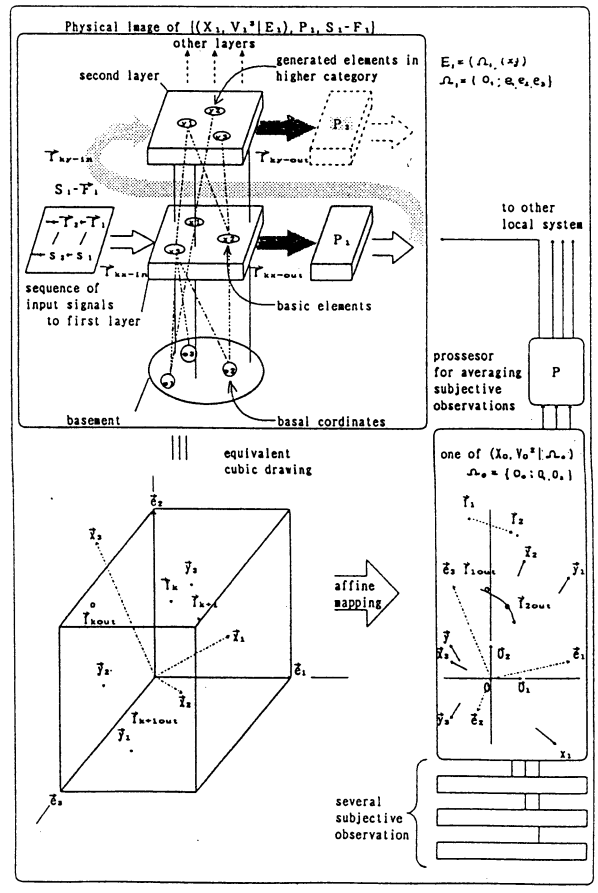


図-2　主観処理系の説明図

また、プロセッサPは、複数個の主観観測図を統合して、客観視するためのものである。どのようにすると客観視できるか、この理論も論文[3]に詳しい。そのほか、理論では、これらの処理系を合成して、新たな処理系が無限に造られることをも示し、壮大な処理体系を提案している。

5. 処理結果

--時間によって移り変わる主観観測--

「一般に、人が物事を繰り返し考えたり、何回か接触すると、その感じ方（感情）が変わってくる」[4]。これはその物事に対する先入観がなくなり、繰り返し新たな主観で見ていることを意味する。しかし、物事によっては、根本的な見方を変えない限り、その物事から受ける感情は同じということもある。このようなことを、詩集[6]から取り出された下記の詩を用いて実験してみた。

［詩、例１］

「　雨粒が一つ　頬に落ちた
　　堪えていた涙を
突然に　優しく　裏切るように　」

まず、この詩の形態素解析がなされたという前提のもとに、表-２のような単語列に分解し、 それらのイメージコード列を間接的方法で作成する。

つまり、空間,$(X_1, V_1^{N1} \mid E_1)$の基本構成物（混合感情）との線形結合を考える。

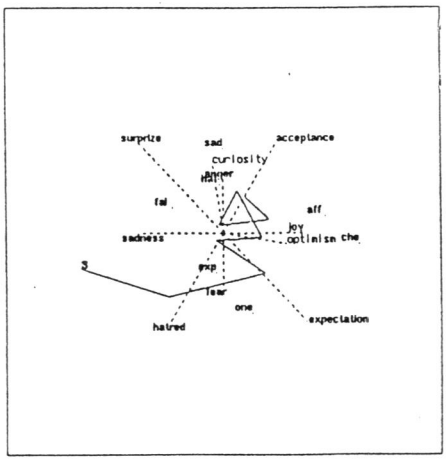
表中の感情は、本学の大学生男女５名づつにアンケート（単語からイメージする混合感情を３っ以内選択）をとって、整理したものである。

図-3は、このイメージコードを用いて感情変化を主観処理した結果である。この詩の、主観処理する前の（ファジィ推論だけの）最終感情（客観的感情とよぶことにする）は「平静,calm」である。図の A-1,A-2,A-3

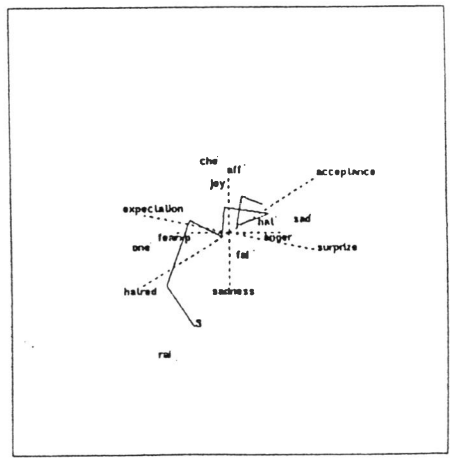
表－２ ［詩、例１］を構成する単語の混合感情
（学生男女５人づつのアンケートによる）

構成単語	男性のみ	女性のみ	男女混合
雨粒	悲しみ 落胆 嫌気	もの思い 不安	悲しみ もの思い 不安
一つ	愛情 希望 期待	運命	運命 希望 不安
頬	喜び 期待	喜び	喜び 快い
落ちる	不安 絶望 失望	不安 恐れ	不安 失望 恐れ
堪える	容認	怒り 悲しみ	容認 悲嘆
涙	怒り 悲嘆 喜び	悲しみ 感傷	悲しみ 感傷 怒り
突然に	期待 喜び 狼狽	期待 驚き	期待 驚き 恐れ
優しい	幸福 愛情	穏やか 愛情	愛情 幸福 穏やか
裏切る	嫌気 悲嘆 罪悪感	怒り	嫌悪 罪悪感 怒り

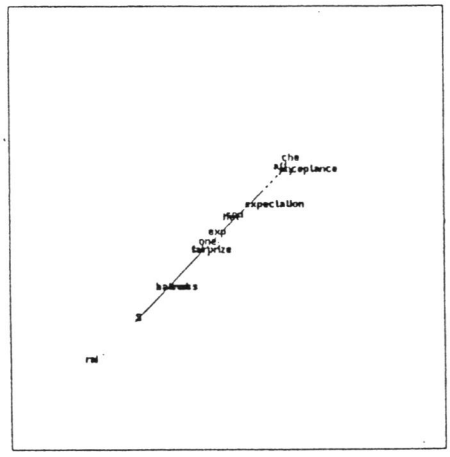
は「好奇心,curiosity」旺盛で「楽観,optimism」的な人（このような性格の具体的人物に、この詩をサラッと読ませて感想は、”解放された感じ”である）を想定しての処理である。すぐに客観的感情に落ちつくのがわかる。



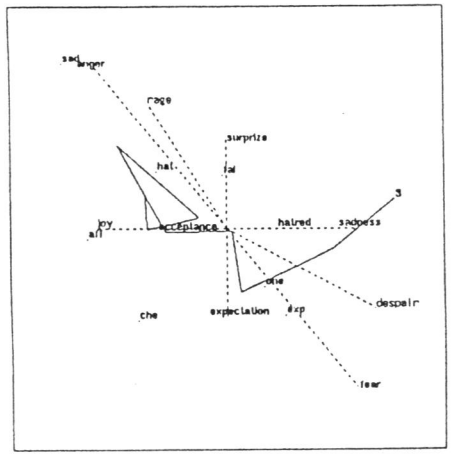
(A-1) Pair Vect.for Sub.Ob.
=(Optimism,Curiosity)
Detected Emo.="Calm"



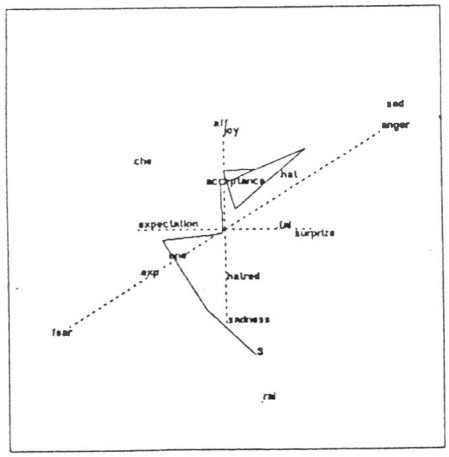
(A-2) Pair Vect.for Sub.Ob.
=(Curiosity,Calm)
Detected Emo.="Calm"



(A-3) Pair Vect.for Sub.Ob.
=(Calm,Calm)
Detected Emo.="Calm"

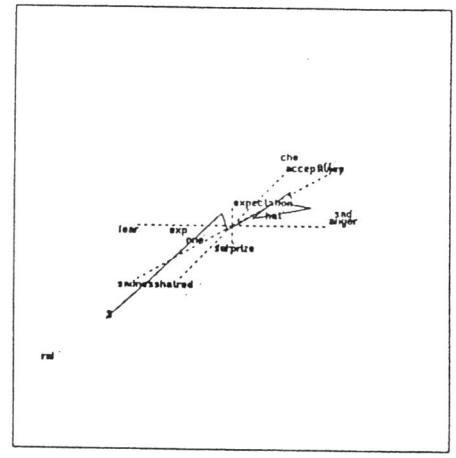


(B-1) Pair Vect.for Sub.Ob.
=(Despair,Rage)
Detected Emo.="Pride"



(B-2) Pair Vect.for Sub.Ob.
=(Rage,Pride)
Detected Emo.="Calm"

図-3 詩,「雨粒…」を読んで、時間によって
移り変わる主観観測
イメージコードは「男女混合」



(B-3) Pair Vect.for Sub.Ob.
=(Pride,Calm)
Detected Emo.="Calm"

(A-3)と同じ

(B-4) Pair Vect.for Sub.Ob.
=(Calm,Calm)
Detected Emo.="Calm"

一方、図の B-1,B-2,B-3,B-4 のように、「絶望,despair」と「激怒,rage」の状態陥っている人がこの詩を読むと、「自尊心,pride」の感情を経て４回の読んで客観的感情に落ちつくのがわかる。ここにはスペースの都合でしめせないが、「恐れ」と「皮肉」の感情で処理すると、もっと時間がかかって、７回読んでやっと客観感情に落ちつく、などの結果が得られた。

この他にも、いろいろ興味ある結果を得ているので講演中に提示する。

６．まとめ

最近確立させた、「主観観測モデル基礎理論」の一つの応用例として、このような感情処理にあててみた。かなり人間の感覚に合う処理系になることがわかったが、これを将来どのように発展させるべきか、きわめて大きな問題であり、研究課題でもある。

参考文献

[1] T.Yanaru et.al: "Application of Fuzzy Logic to Evaluation for Amount of Study",Proc.international conference on fuzzy logic & neural networks(Iizuka, Japan,July,1990),pp.793-798.
[2] T.Nakamura,T.Yanaru & T.Hirota:"Expression of Emotions Based on Fuzzy Inference",Proc.7th fuzzy symposium(Nagoya,Japan,June,1991),w6-3(R2) (in Japanese).
[3] T.Yanaru & T.Hirota:"Theory of Construction of Subjective Processing System Based on Affine Mapping and Its Observation", Proc. 2nd International conference on fuzzy logic & neural networks(Iizuka, Japan,1992) (to appear).
[4]松山義則,浜治世：”感情心理学”,誠信書房,(1974).
[5]河田敬義：”アフィン幾何・投影幾何”,岩波講座、基礎数学(1976).
[6]やなせたかし：”詩とメルヘン”,サンリオ,(1991).

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

優先度決定問題における ファジィ推論による提案誘導型知識獲得支援システム

A Proposal Guided Knowledge Acquisition Support System Using Fuzzy Inference for Decision of Priorities

則竹茂年 Shigetoshi NORITAKE
古橋 武 Takeshi FURUHASHI
内川 嘉樹 Yoshiki UCHIKAWA

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

あらまし：提案誘導型知識獲得支援システムは、知識獲得において障害となっていた専門家の持つ潜在的知識の抽出問題を解決する有力な一手法であると考えられている。しかし、帰納的推論の部分に適した手法が少なく、実用に応用された例も見当らない。本論文では、優先度決定問題における各要因の重視度の同定に提案誘導型知識獲得支援システムを適用することを試みている。本システムの実用性の向上を目指して、本論文では重視度の修正案の推論にファジィ推論を用い、新たにPRIMITIVE曲線を提案している。本システムを生産現場の作業着手手順決定問題に適用し、その有効性を検証する。

キーワード：知識獲得、ファジィ推論、優先度決定問題、PRIMITIVE曲線

1 はじめに

エキスパートシステムの有効性と限界が次第に明かとなってくるのに伴い、専門家からの知識抽出が解決されるべき重要な問題として認識されるようになってきた。専門家の持っている専門的知識の抽出を有効に支援し、エキスパートシステム構築の能率化を計るツールの開発は、今後のエキスパートシステムの普及に大きく貢献するものと思われる。しかし、知識獲得は一般的に通用する手法のない難しい問題である。これまでに様々な知識獲得の手法が提案され、精力的に研究がなされている[1]が、いまだ十分に実用的なツールは見当たらない。

滝・寺崎は帰納的推論と対話型知識獲得支援システムを融合した提案誘導型知識獲得支援システムを提案している[2]。帰納的推論は、例から一般的な知識を生成する推論法であるが、生成される概念の候補が多くなり過ぎてしまうこと、及び計算量が膨大になるという問題を持つ。一方、対話的知識獲得手法は、あらゆる可能性の一般的知識を専門家から直接抽出できるが、専門家が意識していない知識の抽出は困難である。文献[2]のシステムでは、専門家モデルを利用して概念の候補を限定して帰納的推論の問題点の改善を計り、併せて生成された知識を専門家に提示することで専門家からより正確で潜在的な知識を獲得する。このシステムは知識獲得の現実的なアプローチであると思われるが、帰納的推論に適した推論法がまだなく、実用的なシステムの実現はまだ見られない。

さて、筆者らは、生産現場における作業着手手順決定問題へファジィ推論を適用することを検討してきた[3]。本問題は現場の抱える製品の優先度を決定する問題であるが、完成予定日、部品欠品数等の種々の要因を考慮しなければならない。ファジィ推論によりこの決定の自動化を行うには、生産管理のベテランが各要因に対して持つ重視度を同定しなければならない。しかし、これらの重視度は必ずしも人間によって明確に意識されていないので抽出が困難であった。

本論文では、生産管理者の持つ上記重視度を獲得すべき知識と見なし、文献[2]の提案誘導型知識獲得支援システムをこの知識の獲得に適用することを検討する。本システムは、あらかじめ生産管理者に製品の各要因の重視度を概略入力させ、製品の優先度を順序構造モデル[4]を用いたファジィ推論により推論する。そして、生産管理者の行った優先度の修正結果と比較して既入力の重視度の修正案を提示するものである。本論文では、重視度の修正案の推論にファジィ推論を用い、また、新たにPRIMITIVE曲線なる新しい概念を提案し、提案誘導型知識獲得支援システムの実用性の向上を試みている。

2 提案誘導型知識獲得支援システム

文献[2]の提案誘導型知識獲得支援システムは対話型知識獲得支援システムと帰納的推論を融合することで、専門家から抽出した情報をもとに、新たな知識を帰納的推論により仮説として生成し、専門家に提案することで専門家からより正確で潜在的な知識を獲得する。

本論文ではこの帰納的推論の部分にファジィ推論を用いる。以下に、本システムの全体の流れを示す。但し、本論文では専門家の持つ知識を製品の各要因の重視度に限ることとする。

Step1. 専門家が重視度の概略値を入力する。

Step2. 入力された重視度を用いて各製品の優先度を計算し、その結果を表示する。

Step3. 示された結果を見て専門家が優先順位を修正する。

Step4. 専門家が行った修正結果から先の重視度の修正案を推論し専門家に提示する。

Step5. 専門家は提案内容を参考にして先の重視度を変更する。

Step6. 変更された重視度をもとに改たに優先度を計算し、その結果を表示する。

Step7. 示された結果に専門家が満足すれば専門家の持つ重視度の同定ができたものとして終了する。満足しなければStep3にもどる。

3 作業着手手順決定問題

多品種少量生産の生産現場において、ある作業班に着目する。この作業班が多数の製品を受け持ち、どの製品から作業にとりかかるべきか、各製品の優先度を決定する問題を考える。優先度を決定する要因としては、部品欠品数、完成予定日、所要作業時間、製品の重要度、製品の作業単価等多数が考えられる。ここでは簡単のため、考慮する要因を上記の5項目に限定する。また優先度の推論は順序構造モデル[3][4]によるファジィ推論を用いる。2入力x_1、x_2、1出力yのシステムにおいて、大西の提案した順序構造モデルによるファジィ推論は、後件部の重心演算にモーメント法を用いた場合、次のように表現される。

$$\begin{aligned} &R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ then } y^i \text{ is } B_i \\ &R^j : \text{If } x_2 \text{ is } A_{j2} \text{ then } y^j \text{ is } B_j \end{aligned} \qquad (1)$$

$$(i, j = 1, 2, \cdots, n)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i \mu_i c_i S_i + \sum_{j=1}^{n} w_j \mu_j c_j S_j}{\sum_{i=1}^{n} w_i \mu_i S_i + \sum_{j=1}^{n} w_j \mu_j S_j} \qquad (2)$$

ここで、R^iは入力x_1に対するi番目のファジィ推論規則、R^jは入力x_2に対するj番目のファジィ推論規則、A_{i1}、A_{i2}、B_i、B_jはファジィ変数、y^i、y^jはそれぞれi、j番目の推論規則の推論値、nは推論規則数、yは推論値、μ_i、μ_jはそれぞれR^i、R^jの前件部適合度、w_i、w_jはそれぞれ推論規則R^i、R^jの重視度、c_i、S_iはそれぞれファジィ変数B_iに対応するメンバシップ関数の中心位置および面積で、c_j、S_jはファジィ変数B_iに対応するものである。この推論法では、入力変数の数にかかわりなく常に各入力ごとにファジィクラスタリングを行い推論規則に当てはめている。

作業着手手順決定においては、入力$x_1 \sim x_5$を製品の各要因とし、各要因ごとに3分割の三角型メンバシップ関数を用い、出力yを製品の優先度とする。その際、台集合は文献[3]を参照した。ファジィ推論規則間の調整は重視度wにより行い、この重視度の同定が重要な問題となる。

4 PRIMITIVE曲線

前述した5つの要因それぞれについてPRIMITIVE曲線を定義する。図1を例にとりPRIMITIVE曲線の求め方を述べる。

図1ではある作業班が5つの製品の組み立てを受け持っているとする。ここで、部品欠品数のみに着目して優先度（優先順位）を決定してみる。部品欠品数が少ないほど作業にはとりかかりやすいので、優先順位は部品欠品数の小さい順となる。横軸に部品欠品数をとり、縦軸に優先順位をとれば、図1左のような曲線が得られる。これは、人間の持つ自然な知識を表現しているので、筆者らはこれをPRIMITIVE曲線と呼ぶ。

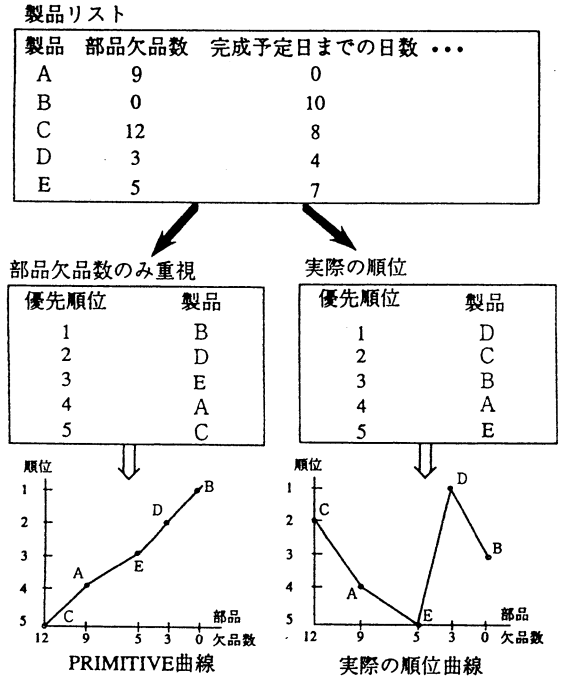


図1 PRIMITIVE曲線と実際の順位曲線

製品の順位は部品欠品数のみでなく他の要因も考慮して総合的に決定されるので、実際の順位を縦軸にとった順位曲線は例えば図1右のようにPRIMITIVE曲線とは異なる。実際の順位曲線（以後、単に順位曲線と呼ぶ）がPRIMITIVE曲線に似ているほど、その要因に対する重視度が高いものと考えられ、両者の曲線の違いから重視度に関する情報を取り出すことができる。

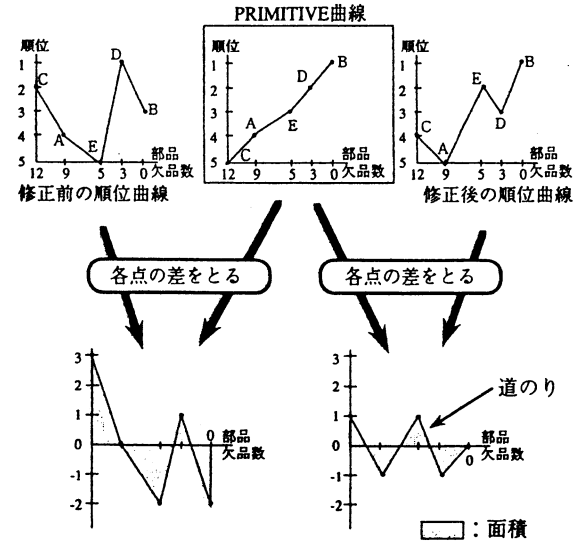


図2 順位曲線の評価

5 専門家の修正結果の解析

5.1 重視度の変更度合い

前章で導入したPRIMITIVE曲線を用いて、2章のStep4において各要因の重視度の修正案を推論する。Step3では、専門家の行った修正結果から順位曲線が得られる。また、Step2では修正前の順位曲線が得られている。そこで、専門家があらかじめ入力した概略重視度の変更度合に関する推論は以下のようにして行う。

まず、図2に示すごとく修正前後の順位曲線とPRIMITIVE曲線の差をそれぞれ求める。筆者らは、種々の試行の後、専門家の持つ各要因に対する重視度をよく表わす指標として、差の曲線の面積と道のりに注目することが有効であることを見いだした。要因 x_i について修正前のデータから得られる面積と道のりをそれぞれ S_{1i}、L_{1i} とする。また修正後のそれらをそれぞれ S_{2i}、L_{2i} とする。そこで、

- $S_{2i} - S_{1i} < 0$ または、$L_{2i} - L_{1i} < 0$ なら、修正後に順位曲線がPRIMITIVE曲線に近づいたことになり、その要因に対する重視度をもっと上げるべきだと推論できる。

- $S_{2i} - S_{1i} > 0$ または、$L_{2i} - L_{1i} > 0$ なら、その要因に対する重視度をもっと下げるべきだと推論できる。

上記の変更ルールをまとめて表1に示す。変更度合の推論にはファジィ推論を用いる。具体的には三角型のメンバシップ関数とMin-Max-重心法を用いた。

表1 推論に用いたルール表

重視度の変更度合		道のり変化分				
		NB	NS	ZR	PS	PB
面積変化分	NB	PB	PB	PB	PB	ZR
	NS	PB	PS	PS	ZR	NB
	ZR	PB	PS	ZR	NS	NB
	PS	PB	ZR	NS	NS	NB
	PB	ZR	NB	NB	NB	NB

PB：大きく正である
PS：少し正である
ZR：ゼロ
NS：少し負である
NB：大きく負である

5.2 各提案の確信度

Step3において専門家が優先順位の修正を行う際には、専門家は自分の行う修正に確信が持てる要因から修正していくものと思われる。そこで、専門家の行った順位の入れ替えの様子を各要因ごとに注目すれば、専門家がその要因の重視度に対して持つ確信度を知ることができる。

そこで、優先順位の一回の入れ替えごとに各要因の順方向の入れ替えの割合と逆方向の入れ替えの割合を求める。ここで順／逆方向の入れ替えの割合を具体的に部品欠品数の例で説明する。優先順位5番目の物件を2番目に引き上げる場合を考える。例えば5番目の製品の部品欠品数が3であり、2、3、4番目の製品の部品欠品数がそれぞれ6、4、1とする、部品欠品数は少ないほど基本的にその製品は優先される。5番目の製品は3つの製品を追い越しているが、部品欠品数ではより多い製品を2つ、より少ない製品を1つ追い越している。そこで順方向の入れ替えの割合を2/3とする。また逆方向の入れ替えの割合を1/3とする。専門家の行う順位の入れ替えごとに以上の各割合を求め、順次各割合ごとの和を求める。その際には、修正回数が重なるほど専門家の確信度が下がるものと思われる。そこで、図3の確信度合を定め、このグラフより得られる値を修正回数ごとの各割合に係数として掛ける。そして、Step4において重視度を上げるように提案するときは順方向の入れ替えの割合の加重和を、また重視度を下げるように提案するときは逆方向の入れ替えの割合の加重和を規格化して確信度として提示する。

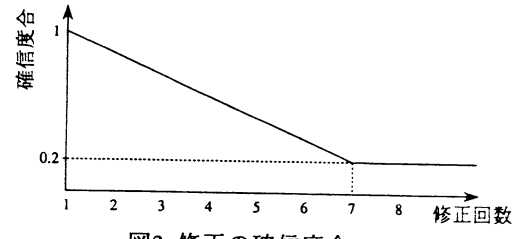


図3 修正の確信度合

6 実験

本システムを用い、作業着手手順決定問題をとりあげて、筆者の一人が仮想的に専門家になり実験を行った。表2は3章で述べた製品の5項目の要因に対する重視度を示す。各要因に対してそれぞれ3つのメンバシップ関数が割り当てられているので、同定すべき重視度は15個である。修正前の重視度はStep1にて専門家が入力した概略値である。表3はこの重視度によりある作業班の受け持つ13の製品の優先度を推論した結果である。表は上から優先度の高い順に各製品のデータを表示してある。表4はStep3にて専門家が修正した結果である。先に専門家が入力した概略重視度が極めて粗いものであったために表3と表4の結果は大きく異なっている。この両者の違いと専門家の行った順位の修正過程から、本システムは重視度の修正案を推論し、確信度とともに提示する。図4は提示された修正案を示す。確信度の高い順にCRT上に表示される。紙面の都合で詳細は述べていないが、重視度の修正案の推論は各要因の3つの重視度を一括した場合と重視度の個々の場合についてそれぞれ行っている。専門家は提示された修正案を選択し、変更度合を大、中、小の3段階で入力する。表5はStep6で表示された製品の順位（一回修正）を修正前と比較して示す。得られた優先順位はよく改善され、専門家の希望順位にかなり近づいている。また、以上の1回の修正後の重視度は表2に示してある。優先順位がさらに満足のいく順位となるまでStep3からStep6の過程を繰り返し、重視度の再調整を試みた。表5には4回目の修正後の順位も示されているが、この順位は希望順位に

おおよそ一致している。表2には獲得された重視度も併せて示している。

本実験は一製品群についての結果であるが獲得された重視度は専門家の重視度にかなり近いものが得られた。他の製品群についてさらに重視度の微調整を行えば、より重視度の精度は上がるものと思われる。

7 おわりに

本論文では優先度決定問題に提案誘導型知識獲得支援システムを適用することを検討し、PRIMITIVE 曲線を提案するとともに、重視度の修正案の推論にファジィ推論を用い、本システムの実用性の向上を実現した。そして、本システムを用いて、作業着手手順決定を行い、その有効性を示した。

本論文では筆者自身が専門家になり本システムの検証を行ったが、今後は実際の問題に本システムを適用し、現場の専門家による検証を進めていきたい。

参考文献

[1] 特集：「学習と知識獲得技術の新展開」, 人工知能学会誌, Vol.3, No.6, 1988

[2] 滝, 寺崎：「提案誘導型知識獲得支援システム」, 人工知能学会誌, Vol.6, No.5, pp.725–733, 1991

[3] 内藤, 古橋, 内川：「可変順序構造モデルによるファジィ推論とその作業着手手順決定への応用」, 第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.103–106, 1991

[4] 大西：「制御規則の順序構造モデルによるファジィ推論方法」, ファジィ学会誌, 2, 4, pp.125–132, 1990

[5] 佐野, [illegible]：「ファジィ制御の高速化とその応用」, 電気学会産業計測制御研究会, IIC-90-14, pp.19–27, 1990

[問い合わせ先]

〒464-01 名古屋市 千種区 不老町

名古屋大学 工学部 電子機械工学科 第一講座

則竹 茂年 (TEL) 052-781-5111 (内線 2792)

(FAX) 052-781-9263

表2 重視度の同定過程

要因		修正前	1回の修正後の重視度	4回の修正後の重視度
部品欠品数	少ない	0.20	0.15	0.16
	ほどほどである	0.20	0.15	0.16
	多い	0.20	0.15	0.16
完成予定日までの日数	少ない	0.20	0.10	0.10
	少し余裕がある	0.20	0.09	0.10
	かなり余裕がある	0.20	0.09	0.10
所要作業時間	少ない	0.20	0.09	0.14
	ほどほどかかる	0.20	0.09	0.14
	多い	0.20	0.09	0.13
重要度	高い	0.20	0.28	0.32
	普通ぐらい	0.20	0.28	0.32
	低い	0.20	0.28	0.31
製品作業単価	高い	0.20	0.38	0.30
	普通ぐらい	0.20	0.38	0.29
	安い	0.20	0.38	0.29

表3 コンピュータの示した優先順位

順位	物件No	部品欠品数	残り日数	作業時間	作業単価	重要度	優先度
1	9	1 個	9 日	184 hr	69 千円	9	0.602
2	8	5	6	213	52	12	0.597
3	10	5	5	97	127	8	0.593
4	11	5	7	407	45	8	0.585
5	6	1	15	339	55	8	0.577
6	3	0	5	485	14	2	0.576
7	5	0	5	116	64	4	0.560
8	1	5	15	97	66	13	0.558
9	7	15	1	300	84	6	0.555
10	2	1	8	48	61	6	0.531
11	4	15	29	291	66	5	0.374
12	12	15	4	174	17	4	0.371
13	13	20	27	116	30	10	0.314

表4 専門家の修正した優先順位

順位	物件No	部品欠品数	残り日数	作業時間	作業単価	重要度
1	1	5 個	15 日	97 hr	66 千円	13
2	10	5	5	97	127	8
3	8	5	6	213	52	12
4	9	1	9	184	69	9
5	6	1	15	339	55	8
6	7	15	1	300	84	6
7	11	5	7	407	45	8
8	5	0	5	116	64	4
9	2	1	8	48	61	6
10	3	0	5	485	14	2
11	4	15	29	291	66	5
12	13	20	27	116	30	10
13	12	15	4	174	17	4

1：製品作業単価の重視度を上げた方がいいと推定されます（変更度合 0.729）。
…… 確信度 0.240

2：所要作業時間の重視度を下げた方がいいと推定されます（変更度合 0.490）。
…… 確信度 0.239

3：部品欠品数の重視度を下げた方がいいと推定されます（変更度合 0.297）。
…… 確信度 0.214

4：重要度の重視度を上げた方がいいと推定されます（変更度合 0.183）。
…… 確信度 0.183

⋮

a: 所要作業時間が少ないの重視度を上げた方がいいと推定されます(変更度合 0.375)。
…… 確信度 0.215

b: 製品作業単価が高いの重視度を上げた方がいいと推定されます(変更度合 0.689)。
…… 確信度 0.159

⋮

図4 重視度の修正案

表5 重視度の同定結果の評価

	製品番号			
優先順位	修正前	1回修正	4回修正	専門家の希望順位
1	9	10	1	1
2	8	1	10	10
3	10	9	8	8
4	11	8	9	9
5	6	7	6	6
6	3	6	11	7
7	5	5	7	11
8	1	11	2	5
9	7	2	5	2
10	2	4	3	3
11	4	3	4	4
12	12	13	13	13
13	13	12	12	12

曲線の近似におけるファジィ推論の応用
The Application of Fuzzy Reason to Curvic Approximation problems

高　侖　山
Lun Shan, GAO
(株) 富士通ビー・エス・シー
FUJITSU BASIC SOFTWARE CORPORATION

Curvic approximation method have been studied with Tchebycheff polynomial approximate method, spline function method and etc..... However, it is difficult to approximte noncovex closed curves. In this paper, a new method to approximate a curve by using fuzzy reasoning is described. We denote that the method is fuzzy successive approximate method(FSAM). Moreover, feasibility of the new method is proved with a theorem. Finally, it is demonstrated that geometrics approximation and curved surface approximation by using FSAM and other methods with computer graphics, respectively.
Key word: Tchebycheff polynomial, spline function, fuzzy reason
fuzzy successive approximate method,

1.はじめに

パターン認識、CAGD(Computer Aided Geometric Design)などの分野では、次の様な問題に出会うことがある、

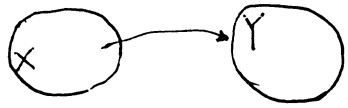


図1-1

即ち、距離空間Xで、ある種の関係 $F(t,s)=0$ が存在するとしよう。ベクトルtとそれに対応するsの有限個の観測値を知った時、$F(t,s)=0$ を距離空間Yで再生する問題である。この種の問題に対して、チェビシェフ多項式近似法、スプライン関数近似法などあるが、しかし、多項式近似法では近似曲線が振動するという欠点がある。スプライン関数法は、多項式近似法に比べて振動の少ない近似方法あるが、常に不必要な振動が全くないわけではない。

また、距離空間Xで曲線が解析的な関数で表現できない場合（この時の曲線は自由曲線と呼ばれる）チェビシェフ多項式近似法は無力になってしまう。スプライン関数法の方がまだ有効であるが、しかし、自由曲線の境界条件が与えなければ近似曲線を得ることができない。

本論文では、ファジィ推論を用いて、曲線の近似問題を考え、従来難しい問題ー自由曲線の近似問題をFSAM (Fuzzy Successive Approximate Method) で解決し、また、この方法で得られた近似曲線は不必要な振動が全くないことを示す。第２章で単純な曲線近似問題を用いて、FSAM法を説明し、多項式近似との比較例を示す。第３章で、FSAM法を用いて、自由曲線の近似方法を示し、スプライン関数近似とFSAM近似法の例を示す。第４章で自由曲線のFSAM近似法の拡張として、自由曲面の近似方法を説明し、双３次曲面近似、Coonsの曲面近似及びFSAM近似の例を示す。第５章はまとめである。

2.有限閉区間での有界関数のFSAM近似法

2.1、問題の設定

区間[a,b]で定義された連続の関数$g=g(x)$の上で、与えられたｎ個点

$(x_i, g(x_i))$　$(a=x_1<x_2<\cdots<x_n=b)$

を用いて次を満たす関数$f(x_i)$を求める。

$$\min_f \{\max_i | g(x_i)-f(x_i) |\} < \varepsilon \qquad (\varepsilon>0)$$

FSAM近似法とは近似関数の初期値を適当に与えて、既知関数値と近似関数値との偏差を観測しながら、ファジィ推論でこの偏差を小さくするように近似関数を求める。

各xiに対して、$g(x_i)$ は既知である。

説明しやすいために、曲線は横軸の上、近似関数の初期値は0とする、即ち、

$g(x_i)>0$

$f^0(x_i)=0 \quad i=1,2,\ldots n;$

と仮定する。そうすると、

$g(x_i)$と$f^{k-1}(x_i)$、$f^k(x_i)(k=0,1,\ldots)$との間の関係は次の4のパターンのいずれかとなる。

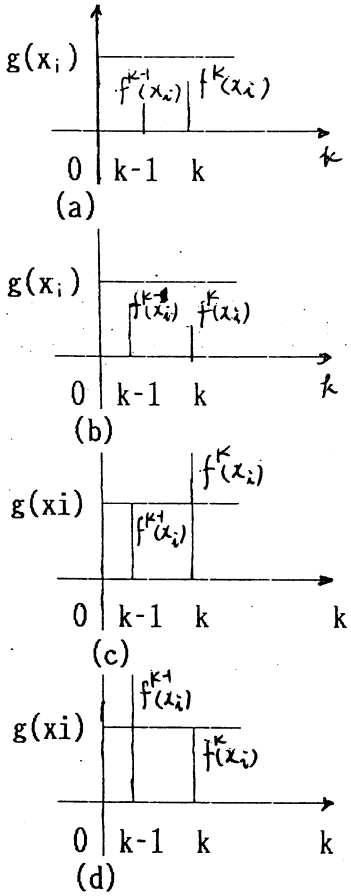


図2-1 $g(x_i)$と$f^{k-1}(x_i)$, $f^k(x_i)$の関係

2.2、偏差の変化量$\Delta e^{k+1}(xi)$の推定

偏差：$ek(xi)=g(xi)-fk(xi)$ (1)

偏差の変化量：

$$\Delta e^k(x_i)=e^k(x_i)-e^{k-1}(x_i) \quad (2)$$

と定義する。

(1),(2)式より、

(a)では、$\Delta e^{k+1}(xi)<0$であるべき。

(b)では、$\Delta e^{k+1}(xi)<<0$ であるべき。

(c)では、$\Delta e^{k+1}(xi)>>0$であるでき。

(d)では、$\Delta e^{k+1}(xi)>0$であるべき。

2.3、$\Delta e^{k+1}(xi)$の決定

簡単のために、(a)の場合たげ考える。

(a)では、$\Delta e^{k+1}(xi)<0$すべきと指摘したが、しかし、よりよい近似$f^{k+1}(xi)$を得るには、$\Delta e^{k+1}(x_i)$の値を定めなければならない。$\Delta e^{k+1}(x_i)$を定めるために、まず一つの関数：

$$R^k(x_i)=\frac{(e^k(x_i))^2}{(g(x_i)+f^k(x_i))^2}$$

を導入する。明かに

$f^k(x_i)=0$のとき　　$R^k(x_i)=1$

$f^k(x_i)=g(x_i)$のとき　$R^k(x_i)=0$

次に、$R^k(x_i)$及び$\Delta e^k(x_i)$をファジィ分割する必要がある。$R^k(x_i)$のファジィ集合Ai (i=1、2、･･･p) 及び$\Delta ek(xi)$のファジィ集合Bがそれぞれ図2-2、図2-3のように定義しておく。

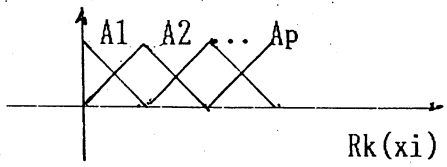


図2-2　Rk(xi)のファジィ集合

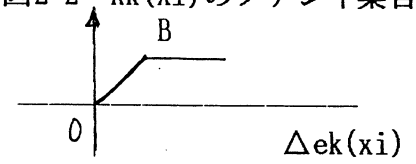


図2-3　Δek(xi)のファジィ集合

$$\Delta ek+1(xi)=\sum_{n=1}^{p}[[An(Rk(xi))\wedge(B(\Delta ek(xi))*sgn(\Delta ek(xi)))]*Wn*sgn(-ek(xi))]\Big/\sum_{n=1}^{p}[An(Rk(xi))\wedge(B(\Delta ek(xi))*sgn(\Delta ek(xi)))] \quad (3)$$

と定義する。

ここで、

Wn(n=1,2,...p)が与えられた正数で、

$\wedge$ がminimumの意味をする。

[定理]：

もしWn が与えられた正定数とし (n=1,2,...p)

$\Delta ek+1(xi)$を式(3)で定義すれば、

ek(xi)>0 (k=1,2,...m) のとき、

fm(xi)は単調増加関数で；

ek(xi)<0 (k=1,2,...m) のとき、

fm(xi)は単調減少関数である。■

この定理は

fm(xi)はg(xi)より小さいならば、

fm(xi)は増加していく、

fm(xi)はg(xi)より大きいならば、

fm(xi)は減少していく。
ということである。
ですから、fm(xi)は必ずg(xi)に近つく
また、xiが任意であるから、曲線g(xi)
の近似曲線fm(xi)を求められる。

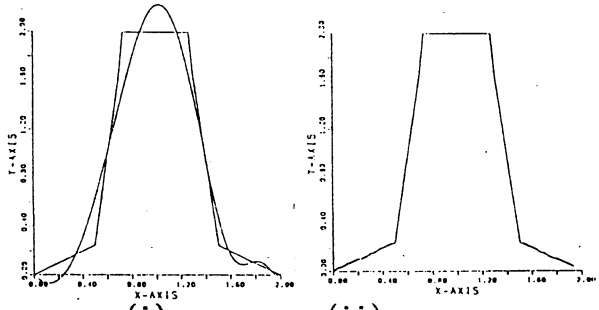
2.4、例

例(1)

$$\text{関数}\quad g(x)=\begin{cases} 0.5x & 0<x<0.5 \\ 7x-3.25 & 0.5<x<0.75 \\ 2 & 0.75<x<1.25 \\ -7x+10.75 & 1.25<x<1.5 \\ -0.5x+1 & 1.5<x<2 \end{cases}$$

の近似関数を求めよう。

以上述べたFSAM近似法と最小自乗法を用いた多項式近似法を使って、この問題を解いたが、結果は図2-4で示している。



(i)　　(ii)

図2-4　g(x)の近似結果

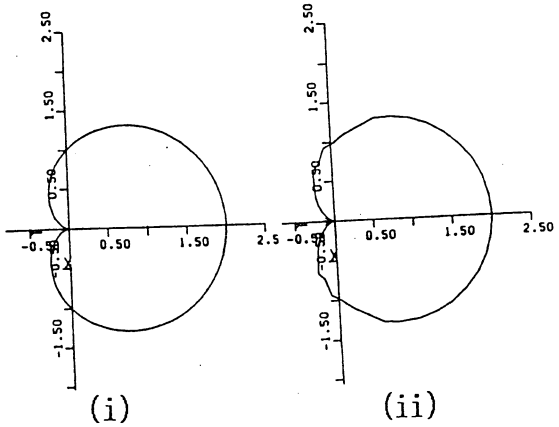
(i) 多項式近似　(ii)FSAM近似

例(2)

曲線P上の点(x,y)の関係は次を満たす時、

$$\rho=1.0+\cos\theta \quad (0<\theta<2\pi)$$

曲線の近似曲線を求めよう。



(i)　　(ii)

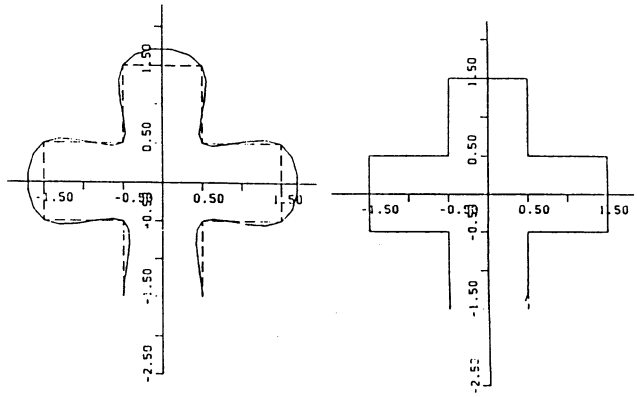
図2-5曲線PのFSAM近似

(i)-曲線P、(ii)-FSAM近似

3.スプライン関数近似と
FSAM近似の比較

ここでは、スプライン関数近似法について述べないが、具体的に、文献[5]を参考されたい。我々は内挿3次スプライン関数法を用いて、自由曲線の境界条件は固定境界条件を利用し、即ち、曲線の始点と終点での傾きを指定する。一方、FSAM近似法で、内挿3次スプライン関数法と同じサンプルを取り、自由曲線の近似曲線を求めた。結果は図3-1で示している。

(————は元の曲線)



(i)　　(ii)

(i)-スプライン近似、(ii)-FSAM近似

図3-1 FSAM近似とスプライン近似の比較

4.曲面の近似

4.1、問題の定式化

有界領域Dで定義された2次元有界関数g(x,y)の上でnxn個の点

g(x1,y1)、g(x1,y2)、....g(xn,yn)

を与えられた時、次を満たす2次元関数f(xi,yj) (i,j=1,2,...n) を求める。

$$\min_{f}\{\max_{i,j}|g(xi,yj)-f(xi,yj)|\}<\varepsilon \quad (\varepsilon>0)$$

ここで、g(x,y)は有界領域Dで定義された連続関数とする。

4.2、曲面のFSAM近似法

周知のように、線は点でなる、面は線でなる。そうすると、空間での有界曲面を一つの座標に沿って細かく分割すれば、多くの曲線になる訳である（図4-1）。これらの曲線をその座標に沿って一つ一つ近似していけば、曲面の近似曲面を得られる。

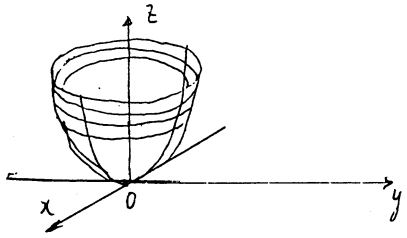


図4-1 曲面のFSAM近似方法

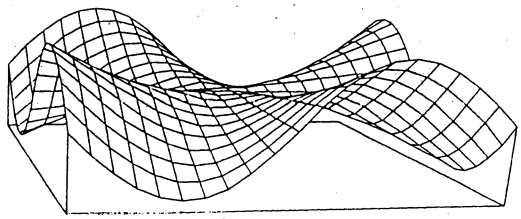
4.3、曲面の近似例

$$g(x,y)=\begin{cases} xy(x^2-y^2)/(x^2+y^2) & x=0 \text{ or } y=0 \\ 0 & x=0 \text{ and } y=0 \end{cases}$$

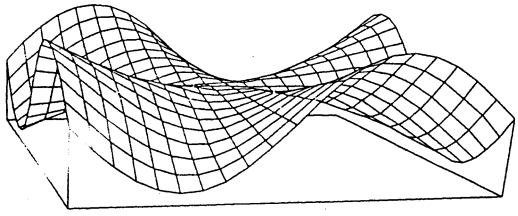
x y D=[-1,1]X[-1,1]

の数値近似を求めよう。

我々はFSAM近似法で求めた近似曲面と双三次曲面法、Coons曲面法[4]で求めた近似曲面をそれぞれ図4-2と図4-3で示している。

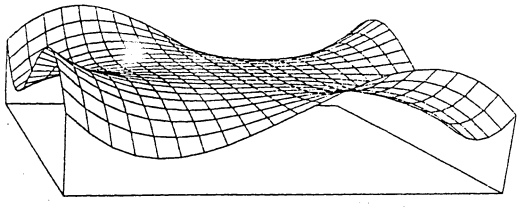


(i)

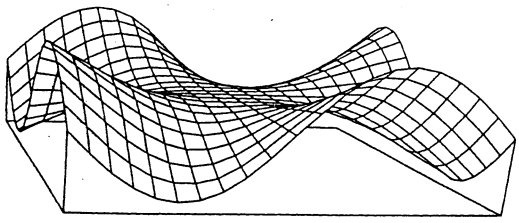


(ii)

図4-2(i)-曲面g、(ii)-FSAM近似



(i)



(ii)

図4-3 (i)-双三次曲面近似
(ii)-Coons曲面近似

5.結論

(1)、曲線の近似によって、ファジィ推論は一つの近似理論であることは解かった。図2-4より明かに、FSAM近似法が不必要な振動が全くないことが判った。

(2)、本来難しい問題-自由曲線の近似問題をFSAM近似法で解決し、スプライン関数近似法と比較した。境界条件が与えなければならないスプライン関数近似法(3)に対して、FSAM近似方法ではその必要がない

(3)、曲面の近似に置いても、本来の方法で、境界条件が与えなければ、近似曲面を作ることができなっかた。しかし、FSAM近似方法ではその必要がない。また、図4-2と図4-3から明かに、FSAM方法が本来の方法より忠実に本の曲面を現している。

参考文献：

[1]. R.L.CHANG、T.PAVLIDIS
「Applications of Fuzzy Sets in Curve Fitting」
Fuzzy Sets and Systems
vol.2 pp67-74 1979.

[2]. M.M.GUPTA、J.B.KISZKA、and G.M.TROJAN
「Multivaiable Structure of Fuzzy Control Systems」
IEEE Trans.Syst.,Man,Cybern
vol.SMC-16 No.5
pp638-655 1986.

[3]. 菅野. ファジィ制御
日刊工業新聞社 1988.5

[4]. 山口. CAD/CAM入門
工業調査会 1986.5

[5]. 市田、吉本、
スプライン関数とその応用
教育出版社 1979.6

問い合わせ先：〒108
東京都港区芝浦4-15-33
芝浦清水ビル7F
富士通ビー・エス・シー
第2ソフトウェア部
高 侖 山
TEL (03)5476-2851

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ推論による曲線の補間と近似

Curvic Interpolation and Approximation Using Fuzzy Inference

上田　傑*　　浜田辰巳**
Suguru UEDA　　Tatsumi HAMADA

*近畿大学病院中央放射線部
Department of Radiological Technology, Kinki University Hospital
**近畿大学医学部放射線科
Department of Radiology, Kinki University School of Medicine

あらまし　九工大・内野らが提案したファジィ推論によるデータ補間法を改善し、精度を向上させる方法を提案する。さらに、Xi→Yiの推論だけでなくYi→Xiの推論も加え、2次元的補間法についても検討する。その補間法から与えられたデータ点が誤差を含んでいる場合、それらのデータ点を必ずしも通らない近似曲線を描くアルゴリズムも提案する。それぞれの方法において既知の関数でシミュレーションし、最後に放射線画像における増感紙・フィルム系の特性曲線に応用する。

キーワード　ファジィ推論、データ補間、近似曲線、特性曲線

1. はじめに

我々が実験などを行うとき、一般的に得られるデータ点は離散的である場合が多い。そして、そのデータから解析を行う場合、離散データから連続データを予測しデータ間の値を知る操作を行う。これが一般にデータ補間といわれるもので、ニュートン法やラグランジェの多項式などの方法がある。最近では、ルンゲの現象として知られるその曲線の振動が少ないと言われるスプライン補間(1)(2)がよく使われている。しかし、スプライン補間にしろニュートン法にしろ自然界の現象の結果とでもいうべき実験データを、数学モデルとして関数に置き換えている。そのため、その使用にあたってはある制限があったり複雑で難解なものになっていたりする。また、データ点を一つでも変更すると曲線全体に影響がおよび、曲線の形そのものが大きく変化することもある。これらの事は自然現象の記述の面においても人の感覚の面においても矛盾を感じる。このような場合、最も感覚的で簡単な方法は雲型定規や自在定規を使った人による近似曲線の描画であろう。しかし、人による描画は個人差による再現性やデータを変換するときなどの操作性に問題が残る。

そこで、人の感覚を数値化できるファジィ推論を用いた曲線補間および近似のアルゴリズムを提案する。ファジィ推論を使った曲線の補間や近似についての研究は水本(3)(4)や高(5)のものがある。本稿では内野らの補間の方法(6)をより人の感覚に近くなるよう変更した点について述べ、さらにデータが誤差を含んでいる場合などでも適応できる近似曲線のアルゴリズムについても検討を加える。

2. 内野らの方法とその変更点

図1は内野らが提案したファジィ推論によるデータ補間のアルゴリズムである。いま、P1, P2, P3, P4, という点

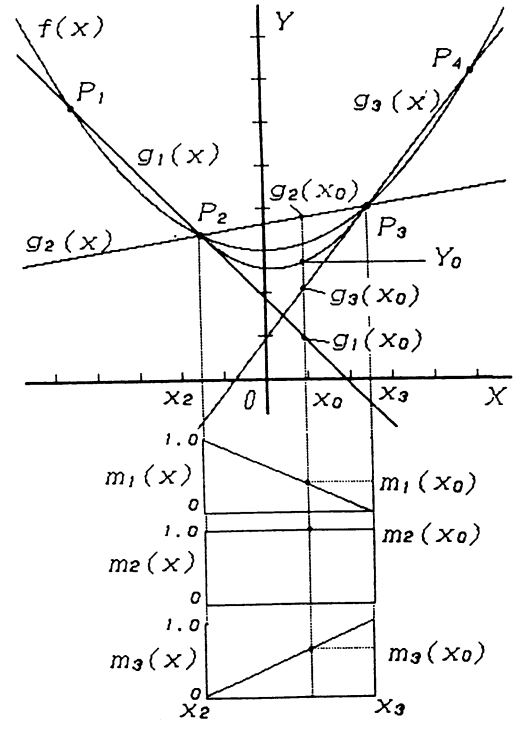


図1

が与えられていて、P2とP3間での補間を考える。まず、P1とP2を通る直線をg1,P2とP3を通る直線をg2,P3とP4を通る直線をg3,とする。これらのg1,g2,g3そのものを前件部のメンバーシップ関数とし、その各々に対する後件部のメンバーシップ関数m1,m2,m3を定義する。ここで、XがX0のとき予想する補間値Y0を求める方法はX0のときの各々の関数gi(x0)の値とmi(x0)の値を乗じたものの和を mi(x0) の和で除した値とする。するとX0を移動させることによりfz(x) という曲線が得られる。これが求める補間曲線になるというのが内野らの提案である。この方法を計算式で表すと以下のように非常にシンプルな形となる。

$$Y_0=\frac{\sum_{i=1}^{3} m_i(x_0)\cdot g_i(x_0)}{\sum_{i=1}^{3} m_i(x_0)} \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (1)$$

ところが、この方法で実際の補間を行ってみると、図2のようにP1,P2,P3,を固定しP4のみをP4',P4"と移動させると補間曲線fz(x)は、元の関数からどんどん離れてしまう。また、曲線がノコギリ状になり微分値も不連続になってしまう。この事について内野らは、この微分値のギャップが小さくなるようにデータ点を増やすことで解決することを勧めている。しかし、それでは補間曲線を描いてからデータを取り直すことになり、非現実的であり無駄な労力が必要となる。ここで図2において後件部のメンバーシップ関数がP4の位置にかかわらず一定になっているのは不合理だと考え、図3のように後件部のメンバーシップ関数も与えられる点によって変化するように変更した。こうすることにより、P4をP4'および P4"に移動しても補間曲線が元の関数から離れる度合いが小さくなり、かつ曲線自体もスムースになり微分値のギャップも小さくなった。

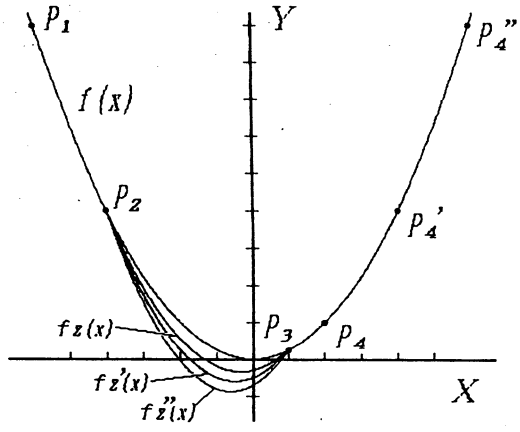


図2

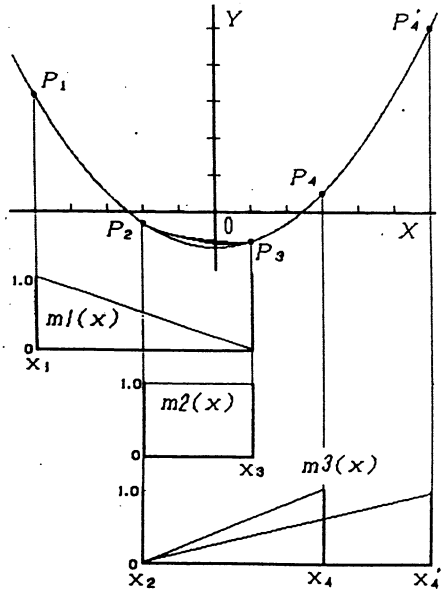


図3

3. 2次元的補間と近似曲線

一般に補間曲線は与えられたデータ点を必ず通ることが原則である。しかし、実験データのように測定誤差を含んでいる場合や社会現象のデータような場合、それらのデータ点を必ずしも通らなくても全体としてデータ点に近い曲線をあてはめたい場合がある。一般に、そのような曲線は近似曲線とよばれている。

近似の方法として、数点のデータ点群（Xi, Yi）からXのときのYを求める方法がよく用いられている。ここでは、まず人の感覚で行う近似というものを考えてみる。人が数点のデータからあるデータ間の近似をする場合、Xという値からYという値を予測しているだけなのだろうか？　YからXという方向からの予測はしていないのだろうか？　人は多かれ少なかれデータ全体のバランスを考えているはずである。つまり、人が補間を行うときは数点のXの値とYの値との相互の関係を考え近似値（X, Y）を同時にはじきだしていると考えられる。これらのことから人の感覚による近似を行うには、図4のようにX→Yだけでなく Y→Xの近似も考えなければならないことがわかる。

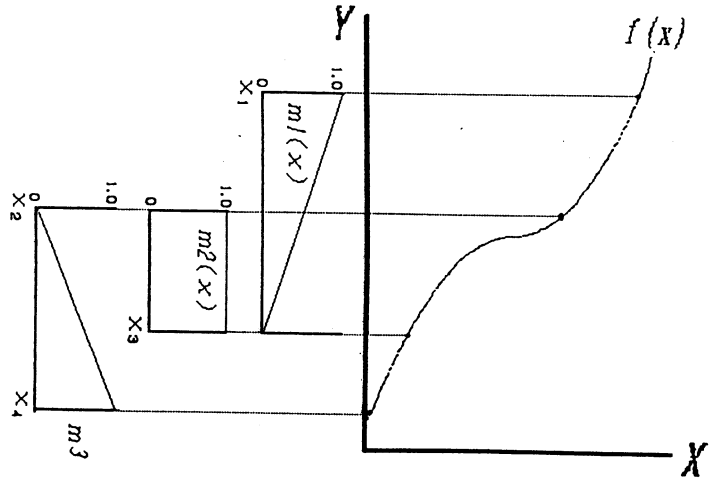


図4

本稿では、図５，６に示すようなアルゴリズムで曲線の近似を行うことを提案する。まず、求めるデータ間の中点の補間値(xm, yfz)をX→Y方向で図３の方法で求める。同様にして、Y→X方向の中点の補間値(xfz, ym)を求める。求めた２点の中点の座標を新たなデータ点とする。これらのことを各データ間で行い、得られた新たな補間値データ点だけでX→Y，Y→Xのファジィ推論を行うことによりそれぞれの補間曲線の平均をとった曲線を求める近似曲線とする。

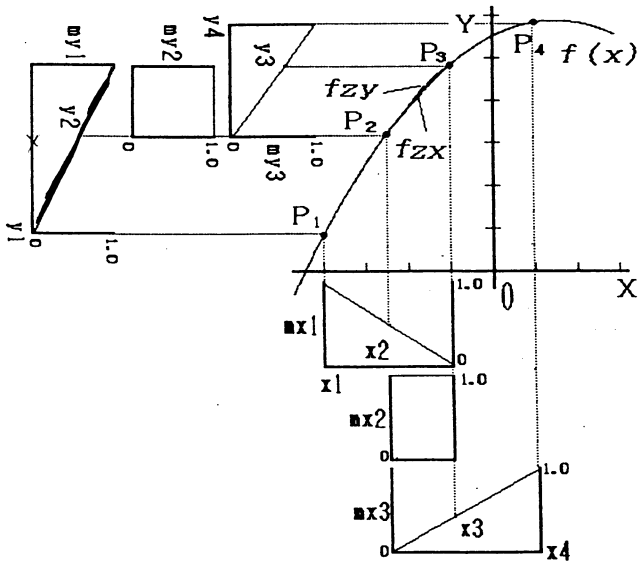


図５

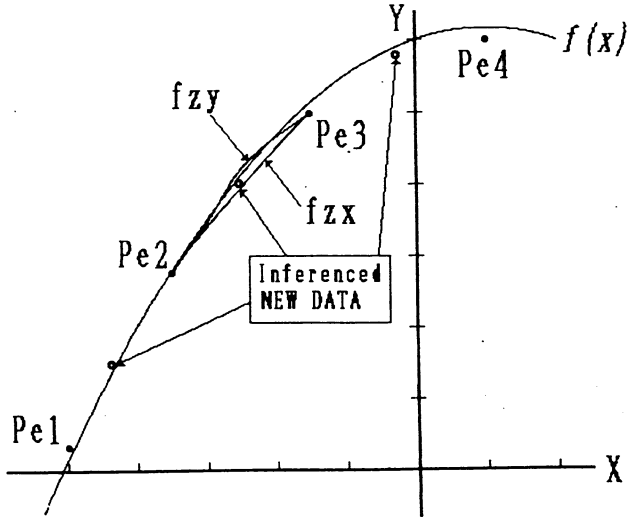


図６

4. 既知関数でのシミュレーション

4-1. 補間曲線

図７はこのファジィ推論を用いた一次元的補間法（X→Y方向）の例であり、既知関数のデータを用いてシミュレーションした結果である。このように必要十分なデータ点があればスムースな補間が可能となることがわかる。

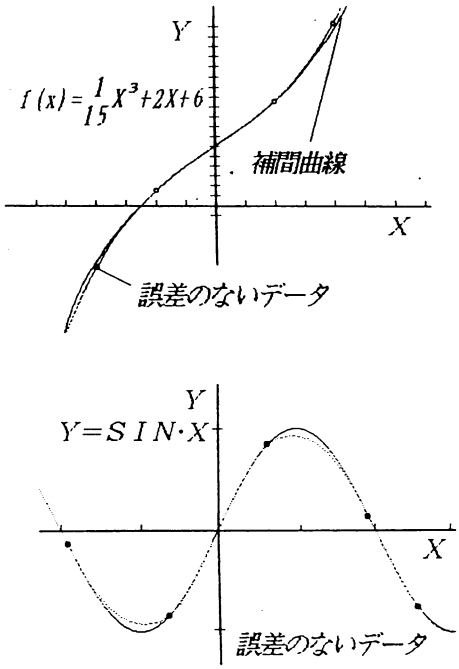


図７

4-2. 近似曲線

図８は既知関数に乱数による誤差を含ませたデータで２次元的近似をおこなった近似曲線の結果である。このようにデータに少々の誤差が含まれていても人の感覚にあった近似曲線のフィッティングが可能となる。

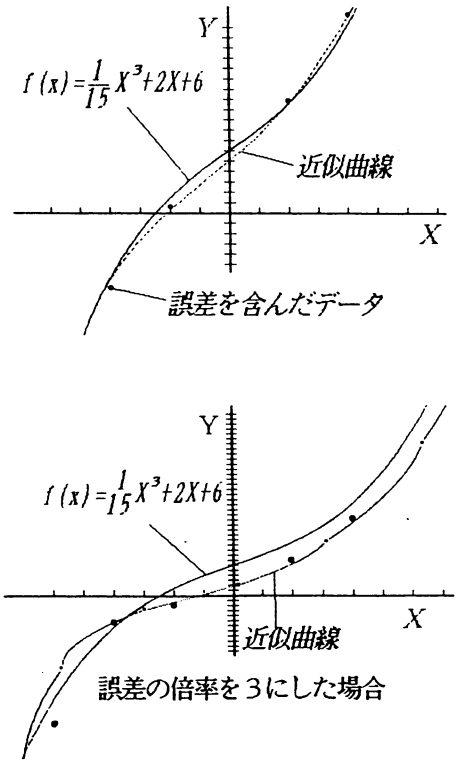


図８

5. X線フィルムシステムの特性曲線への応用

X線撮影などに使われるフィルムシステムは、増感紙という蛍光体を塗布した板状のもので両面フィルムをはさんでいる。そうすることで、システム全体の感度を上げ被検者のX線被曝線量をできるだけ抑えるようになっている。また、撮影の用途によりその組合わせを変更して使用される。そのため、そのシステムの特性を示す特性曲線は、そのシステムの性能を評価する基本となり、非常に重要な役割をもつ。従来、この曲線を求めるときは特殊な数学モデル(7)を設定するかスプラインなどの多項式関数近似が用いる。しかし、それらの方法は複雑で難解だったり精度をあげるためデータ数を増やすとルンゲの現象がでやすくなり、むやみにデータ数を増やせないなどの問題があった。

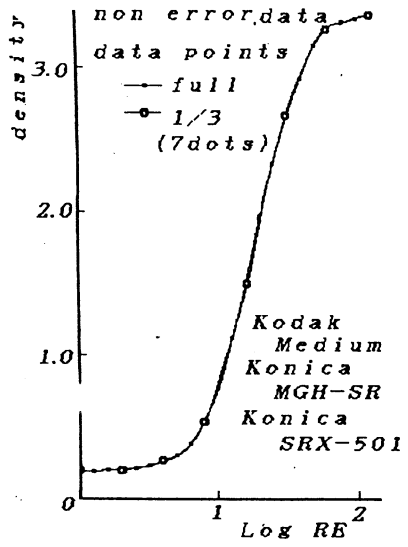


図9

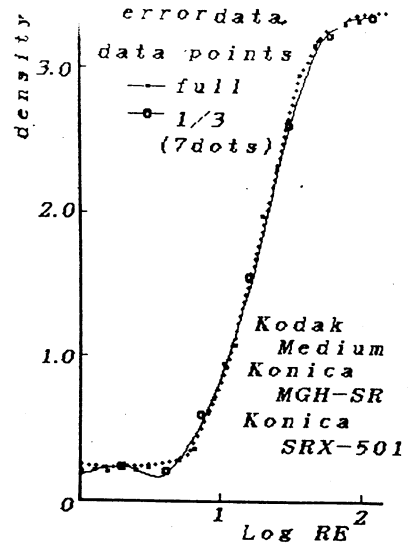


図10

この特性曲線の描画にファジィ推論を応用した補間法および近似法をおこなった結果、図9(8)、図10のようになり、人が自在定規で描くプロセスに似た非常にシンプルな方法になった。これは、特性曲線そのものが1価関数で単調関数のためであることもおおきな要因の一つである。しかし、2価関数以上の関数でも分割することにより近似曲線の推論は可能となる。

6. おわりに

本稿で提案している曲線の近似は人が絵を描く時など輪郭を適当な線をうすく描き、それを少しずつ補正し微妙な曲線を描いてゆくときの方法に似ている。しかし、今回のメンバーシップ関数は数学的にしか決定されていないためエキスパートの勘や経験を盛り込むことはできなかった。そのため、データ間隔が短く極端な変化があると、求める曲線が蛇行してしまうことがあった。

一般に、同じデータでもその道のプロと素人ではデータの読み方が違うことがよくある。今後、エキスパートの感覚などを盛り込んだメンバーシップ関数の作成およびチューニングについて検討を加えていきたい。

7. 参考文献

(1)I.J.シェーンベルグ著，三村譲訳：数学点描，近代科学社，pp.107-120，1989

(2)吉村和美，高山文雄：パソコンによるスプライン関数，東京電機大学出版局，1988

(3)水本雅晴：ファジィ理論とその応用，サイエンス社，pp.153-165，1988

(4)水本雅晴：ファジィ推論による補間，第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.461-466，1989

(5)高崙山：曲線の近似におけるファジィ推論の応用，第1回日本ファジィ学会学生部会研究発表会講演論文集，pp.7-10，1991

(6)Eiji Uchino, Takeshi Yamakawa and Torao Yanaru: HOW TO FIND OUT THI SUPPLEMENTARY RULES REPRESENTING AN UNCERTAIN SYSTEM , Proceedings of the International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks, pp.533-536, 1990

(7)斎藤　誠：X線フィルム特性曲線の数学モデル，医用画像情報学会雑誌，Vol.3，No.3，pp.156-163，1986

(8)上田　傑：ファジィ推論による特性曲線の補間，日本放射線技術学会雑誌，Vol.48，No.2，pp.164，1992

問い合わせ先　〒589　大阪狭山市大野東377-2
近畿大学医学部附属病院中央放射線部
上田　傑
TEL　0723-66-0221　EXT. 2121
FAX　0723-66-0206

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

電子部品の信頼性試験のファジィ推論による検討例

An Example of the Study with Fuzzy Inference on Reliability Test of Electronic Parts

村田　忠
Tadashi Murata

琉球大学　工学部
Ryukyu University, Faculty of Engineering

あらまし：　電子機器や　電子部品の信頼性試験では，一般に供試品の数や時間的に制約がある。そのため，信頼性試験評価では，過去の経験や故障物理的評価も組み合わせて検討する必要がある。本報文では，電子部品として，可変巻線抵抗器をとりあげ，巻線材料の変更による部品寿命改善の効果を調べるため，新旧部品について数千時間の信頼性試験を実施した。その試験データの評価にファジィ推論を用いて検討を試み，若干の知見をえた。すなわち，(1)ファジィ推論を行うことにより，実験値の部品寿命比（部品改善比）と５％以内で部品改善比を推定することが可能である。(2)部品構造と巻線材料に分けて部品寿命値の推定が可能である。(3)ファジィルール作成にＦＭＥＡを活用。

キーワード：電子部品，部品寿命，信頼性試験，ファジィ推論，ＦＭＥＡ

１．はじめに

電子機器や電子部品の部品寿命やＭＴＢＦ（平均故障間隔）を調べるため信頼性試験が実施される。信頼性試験では，一般に供試品の数や時間的に制約がある。そのため信頼性試験の評価を行うとき，過去の経験や故障物理的評価も参考にして検討する必要がある。本報文では，電子部品として精密可変巻線抵抗器をとりあげ，従来の回転ノイズ（しゅう動ノイズ）に弱い巻線材料を変更して，ノイズに強い巻線材料を採用し，部品の寿命改善を図った。その効果を調べるため新旧部品について数千時間の信頼性試験を実施した。その試験データの評価にファジィ推論を応用して検討を試み若干の知見を得たので以下に報告する。

２．供試部品の構造[1]

信頼性試験に使用した可変巻線抵抗器の構造は図１に示すように，各CUPは同一軸で連結されており，その内部構造は，50 φミクロン の抵抗線を同一ピッチまたは可変ピッチに巻いた抵抗体，貴金属の接点部をもつワイパ，ピックアップした電圧値（抵抗値）を外部に取り出すためのスリップリング，集電子，端子，シャフト等で構成されている。また，抵抗体を構成する巻線材料としては，KARMA線（従来形）と貴金属線（新型）があり，その成分を表１に示す。

３．信頼試験の条件

可変巻線抵抗器の巻線材料を貴金属線に変更して部品寿命の改善を図った。その改善効果を見るため，しゅう動ノイズの時間経過を調べる目的で，2,500

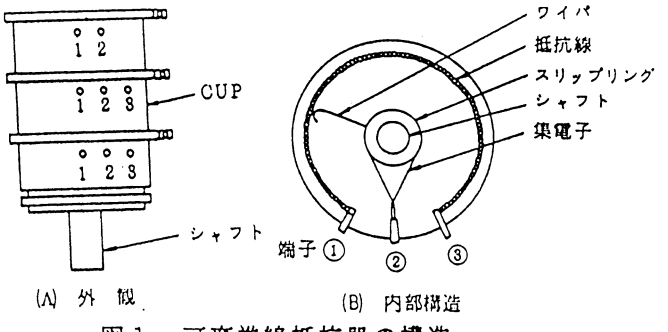
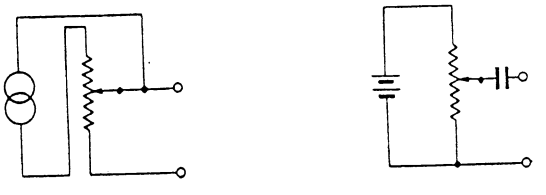


図１　可変巻線抵抗器の構造

表１　巻線材料の成分

材料別	成分（％）						
	Ni	Cr	Au	Pt	Rh	Ru	その他
KARMA線	76	20					Si, Al, Cu
金合金線	25	10	65				
白金合金線				79	15	6	



(a)定電流回路(1mA)　(b)定電圧回路(10V DC)

図２　しゅう動ノイズ測定回路

時間の連続作動試験を行った。ノイズは図２の測定回路で，前もって決められた時間毎にチェックした。

４．試験データ

４．１　しゅう動ノイズ波形

供試品の可変巻線抵抗器の典型的なしゅう動ノイズ波形を図３に示す。

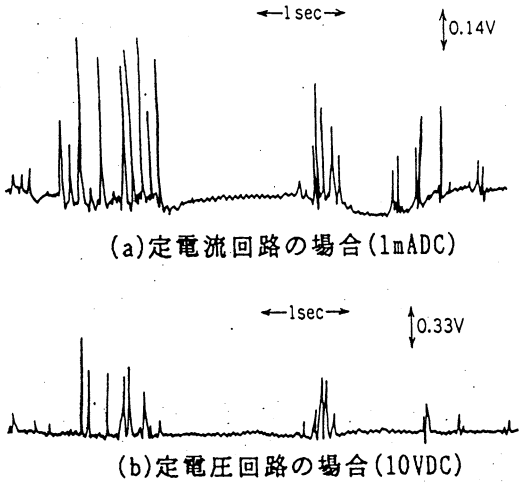


図３　しゅう動ノイズ波形

規定時間毎に測定したしゅう動ノイズ電圧の値を巻線材料別に，新旧２種類の部品についてプロットしたものを図４に示す。

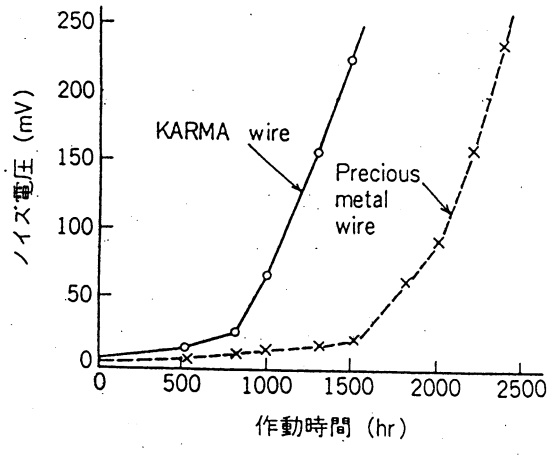


図４　巻線材料別（新旧）のノイズ電圧

このノイズ測定で使用したオッシロスコープは，入力抵抗　１MΩ，周波数範囲　DC～500 KHzである。図４から分かるようにKARMA巻線では，800時間ごろから急激にノイズ電圧が上昇している。一方，貴金属巻線のそれは1,500時間ごろより生じている。

５．ファジィ推論の導入

部品の巻線材料を変更した新型の部品の寿命がどの程度改善されたかをみるため，ファジィ推論の適用を試みる。

５．１　ファジィ推論

ファジィ推論は，ファジィ理論の一分野として言語データそのものにふくまれている「あいまいさ」を科学的に処理する方法として登場してきた。

ここでは，ファジィ推論を直接的に用いる方法を採用し，次のように記述する。

前提１　If x is A then y is B
前提２　x is A'

結論　y is B'

R1: If x_1 is A_{11}, . ., and x_n is A_{1n} then y_1 is B_1
R2: If x_1 is A_{21}, . ., and x_n is A_{2n} then y_2 is B_2
⋮
Rm: If x_1 is A_{m1}, . ., and x_n is A_{mn} then y_m is B_n

A_{ij}, B_j ($i=1,2,\cdots,m, j=1,2,\cdots,n$) はすべてファジィ集合である。ファジィ関係$R_0$とmax・min合成法を用いたファジィ推論は，次式によって，推論結果であるファジィ集合B'_iのメンバシップ関数$\mu_{B'i}(y)$を得る。

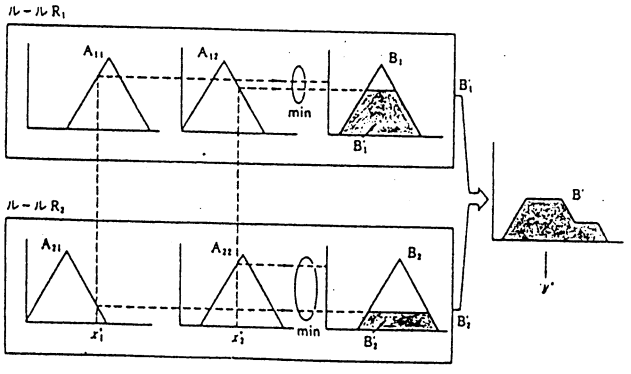


図５　メンバシップ関数形とファジィ推論演算

$$\mu_{B'i}(y)=\bigvee_{x_j}\{\mu_{A'i1}(x_1)\wedge\mu_{A'i2}(x_2)\wedge\cdots\wedge\mu_{A'in}(x_n)\wedge\mu_{Ri}(x_1,\cdots,x_n,y)\}$$
$$=\bigvee_{x_j}\{\mu_{A'i1}(x_1)\wedge\mu_{A'i2}(x_2)\wedge\cdots\wedge\mu_{A'in}(x_n)\wedge(\mu_{Ai1}(x_1)\wedge\mu_{Ai2}(x_2)\wedge\cdots\wedge\mu_{Ain}(x_n)\wedge\mu_{Bi}(y))\}\quad\cdots(1)$$

ここで，A_{ij}が非ファジィで一つの数値x^0_jとすると式(2)のようになる。

$$\mu_{Aij}(x_j)=\begin{cases}1, & x_j=x^0_j\\ 0, & x_j\neq x^0_j\end{cases}\quad\cdots\cdots(2)$$

したがって，式 (1) は次のようになる。

$$\mu_{B'i}(y)=(\mu_{Ai1}(x'^0_1)\wedge\mu_{Ai2}(x'^0_2)\wedge\cdots\wedge\mu_{Ain}(x'^0_n))\wedge\mu_{Bi}(y)$$
$$=(\bigwedge_j\mu_{Aij}(x'^0_j))\wedge\mu_{Bi}(y)\quad\cdots\cdots\cdots(3)$$

式(3)における$\Lambda\mu_{A1'}(x^0{}_j)$の値を入力の前件部に対する適合度と呼ぶ。つぎにB'を非ファジィ化する重心法を式(4)で定義する。

$$\text{重心法：}\quad y^\circ=\frac{\int\mu_{B'}(y)ydy}{\int\mu_{B'}(y)dy}\qquad\cdots\cdots(4)$$

これはB'面積の重心に相当するもので，後件部における全空間の要素をB'のメンバシップ関数で重み付き平均したものである。また，メンバシップ関数形とファジィ推論演算の例を図5に示す。

5．2　ファジィルール則

（1）関係式と要因係数

$$y_1=(1+k_1+k_2)*y_0\qquad\cdots\cdots(5)$$

ここで；y_1：新型抵抗器（巻線材料変更）の寿命
y_0：旧型抵抗器（従来巻線材料）の寿命
k_1：部品構造的な要因係数
k_2：故障物理の要因係数

要因係数k_1，k_2の値はファジィ推論で推定する。

（2）ファジィルールでの条件

ファジィルールの前件部の記号と要因を表2に示す。

表2(a)　係数k_1のリスト

記号	要　因	N	Z	P
M_1	巻線材料	－－	従来材料	新材料
M_2	試験時間	短い	普通	長い
M_3	部品構造	脆弱	普通	頑丈

N：Negative，　Z:Zero，　P:Positive

表2(b)　係数k_2のリスト

記号	要　因	N	Z	P
M_1	巻線材料	－－	従来材料	新材料
M_2	回転異音	小さい	普通	大きい
M_3	ノイズ増大率	小さい	普通	大きい

次に要因係数k_1，k_2を求めるためのファジィルールをマトリックス表にした例を表3に示す。

表3(a)　k_1のファジィルール　M_3=Z

K_1		M_2		
		N	Z	P
M_1	N	-	-	-
	Z	PM	P	P
	P	N	Z	PM

表3(b)　k_2のファジィルール　M_3=N

K_2		M_2		
		N	Z	P
M_1	N	-	-	-
	Z	Z	PM	P
	P	N	Z	PM

表3の内容の作成には，後述のＦＭＥＡを活用する。

5．3　ファジィルールと信頼性技法（ＦＭＥＡ）

ファジィルール則を作成するにあたって，信頼性工学の分野で開発されているＦＭＥＡ法（故障モード影響解析法）の応用を試みる。[2][3]

(1)製品の主要な部品について，その故障現象を過去の経験に基づいてリストアップする。
(2)その部品の故障の原因を技術的に推定する。
(3)その故障が発生すれば，上位レベルの機能にどのような悪影響を与えるか，前もって想定する。
(4)その故障発生頻度を予想し，その大きさの等級をつける。
(5)その故障が部品に発生すれば，製品の機能にどの程度の悪影響を与えるか，その厳しさの等級をつける。
(6)上記(4),(5)で程度のきびしいものについて，改善対策を考える。

表4　可変巻線抵抗器のＦＭＥＡ表の例

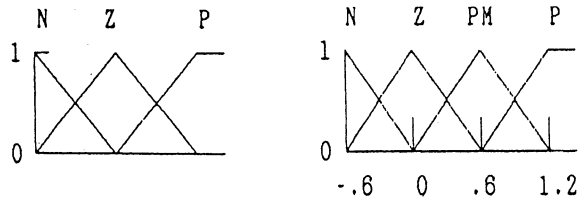
システム：可変巻線抵抗器		ＦＭＥＡ表（故障モード影響解析）			日　付：1992.3.30 作成者：			
(1) 番号	(2) 対象品目	(3) 機　能	(4) 故障モード	(5) 推定原因	(6) システム	(7) 探知法	(8) 故障等級	(9) 対策，記事
1	抵抗線	抵抗値	しゅう動ノイズ	表面の錆，表面荒れ	ノイズ電圧増大	ノイズ測定	(1)(A)	巻線材料の変更
2	ワイパ	抵抗のピックアップ	回転時の異常音	表面荒れ，接触圧力の過大	回転がおもい	回転力測定	(2)(C)	
3	集電子	抵抗の伝達	曲がり	金属の疲労	ノイズ電圧増大	ノイズ測定	(4)(A)	

5．4　メンバシップ関数形

（1）前件部，後件部のメンバシップ関数形

前件部と後件部のメンバシップ関数形をそれぞれ図6，図7に示す。

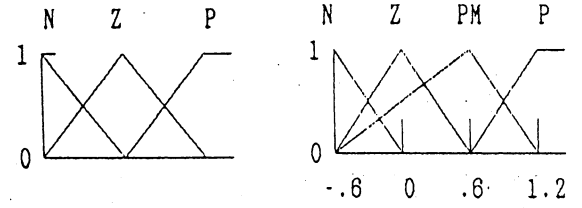
（A）要因係数k_1の場合



(a)前件部の関数形　　(b)後件部の関数形

図6　k_1のメンバシップ関数形

（B）要因係数k_2の場合



(a)前件部の関数形　　(b)後件部の関数形

図7　k_2のメンバシップ関数形

5．5　ファジィ推論演算の例

いま，要因係数k_1の入力情報として，

M_1= P,　　M_2= ｳﾋ P,　　M_3= ｳﾋ P

また，要因係数k_2の入力情報として，

M_1= P,　　M_2= ｳﾋ P,　　M_3= ｳﾋ P

をそれぞれ与えると，ｍａｘ・ｍｉｎ合成と重心法を用いた図5の図的解法のファジィ推論演算の結果；

$k_1=0.28$,　　$k_2=0.30$

これらのk_1，k_2の値を式(5)に代入すれば，

$$y_1=(1+k_1+k_2)*y_0=1.58y_0$$

したがって，新巻線材料（貴金属線）の寿命y_1は従来巻線（KARMA線）の寿命y_0に比較して，部品寿命は 1.58 倍になると推定できる。

以上の演算結果を実験データと比較して示すと表5のようになる。ただし，供試品として；従来型部品を２１個，新型部品を１５個で試験した。表5の区間推定はχ^2分布と危険率５％より求めた。また，部品寿命は，ENR（等価ノイズ抵抗）が200 Ωになった時間。

表5　部品ノイズ寿命の比較（単位：時間）

寿命 / 材料	実験より求めた寿命				ファジィ
	実測データ		寿命比率		
	点推定	区間推定	点推定	区間推定	推定比率
従来材料 (KARMA線)	1,402	1,238 1,566	1.00	0.88 1.12	1.00
新材料 (貴金属線)	2,270	2,021 2,519	1.62	1.44 1.80	1.58

6．結果の検討

ファジィ推論演算において，後件部の関数形状と関数の幅および数値のあてはめについては，いろいろな組み合わせが考えられる。試行錯誤の結果，今回は上記の図6(b),図7(b)を採用して，実験値と近似させることができた。したがって，実験のケースバイケースに応じて，これら後件部のファジィ関数形状と数値の当てはめには充分な検討が必要である。

また，部品の信頼性試験中，および試験終了時に供試品の性能，外観検査を行う際，一般作業者にデータ取りをまかせきりにするのは問題がある。

技術者が測定を行い，データ数値のみでなく，部品の異常音，ノイズ電圧の上昇の異常さ，外観の問題点等に注意し，故障物理的診断が大切である。とくに，従来は無視されがちであったような，故障といえないまでも何らかの異常が供試品に認められる技術事項は記録に残す必要がある。それらの技術情報は，本報文で活用したように，ファジィルール則にＦＭＥＡ法を用いて取り入れることが重要である。

7．まとめ

電子部品の精密可変巻線抵抗器について，その巻線材料を変更して部品の寿命改善を図った。部品の改善効果を調べる目的で，信頼性試験を実施してデータで確認するとともに，ファジィ推論を導入して部品寿命改善効果の推定を試みた。その結果以下の知見を得ることができた。

(a)ファジィ推論演算を行って，改善効果の推定値，すなわち，新旧部品の寿命比の推定値を実験データの５％以内に近似させることができた。

(b)部品改善は，部品構造と巻線材料等に分けて，推定できることの可能性を示した。故障物理的診断情報がファジィルールとして充分活用できることを示した。その際，ＦＭＥＡ法が有効である。

(c)ファジィ推論で求めた推定値を実験値に近づけるためには，とくに，後件部のメンバシップ関数形および関数形への数値のあてはめに工夫する必要がある。

ここでは，ファジィ推論を導入して，部品改善効果の一例を報告したが，今後，多くの事例についてデータの集積を行い，そのことにより，ファジィ推論法の有用性をこの分野で確かめていく必要がある。

参考文献

(1)村田忠：ポテンショメータのしゅう動ノイズについて，IECE,Vol.59-C,NO.7,pp.466-467,1976.

(2)村田忠：信頼性工学からみた診断用エキスパートシステムの知識獲得支援技法，AI学会全国大会，No.6-12,pp.307-310,1987.

(3)村田忠，島袋英作：Fuzzy推論を用いたFMEA表作成法の検討，EIC,R91-25,pp.23-28,1991.

［問い合わせ先］

〒903-01 沖縄県中頭郡西原町千原一番地

琉球大学　工学部　機械工学科

村田　忠　TEL 098-895-2221

FAX 098-895-4377

確信度によるファジィｉｆ－ｔｈｅｎルールの抽出

Extraction of Fuzzy If-Then Rules by Certainty Facters

田中　英夫　　横出　勝則
Hideo TANAKA　Katsunori YOKODE
大阪府立大学工学部
University of Osaka Prefecture

林　勲
Isao HAYASHI
松下電器産業㈱中央研究所
Matsusita Electric Industrial Co.,Lid.

あらまし：入出力空間を全て覆うように仮想的に構築されたファジィｉｆ－ｔｈｅｎルールにおいて，入出力データの各々のルールに対する適合度から確信度を定義する．入出力データから確信度を求め，これを用いてファジィｉｆ－ｔｈｅｎルールを構築することによりルールを抽出する．以上により得られるルールは，最適化手法を必要としない．入出力データのみからルールの抽出が可能となっている．
キーワード:ファジィｉｆ－ｔｈｅｎルール，確信度，ファジィルールの抽出

1．はじめに

通常のファジィ制御等で用いられるファジィ推論においては，入力空間をファジィ分割し，各領域ごとにルールが与えられる．入力空間をn次元空間とすれば，ファジィルールは一般に次のように表現される[1][2]．

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n \text{ then } y \text{ is } B \qquad (1)$$

ただし，A_iは前件部ファジィ集合であり，Bは後件部ファジィ集合である．

以上のルールは一般にエキスパートの知識として与えられる場合[3]と，エキスパートにより求められた入出力データからニューラルネット等を用いて構成する場合がある[4]．前者はエキスパートの知識をif-thenルールで表すことが困難な場合があり，後者ではニューラルネットによる最適化手法を必要とする．すなわち，入出力データに適合するようにif-thenルールのパラメーターを調節する必要がある．したがって学習に時間がかかることとニューラルネットを必要とする．

本研究のテーマはエキスパートによる入出力関係のデータから最適化手法を用いず，ファジィif-thenルールのデータに対する適合度の頻度を用いてファジィif-thenルールを抽出する新しいファジィif-thenルール構築法を提案することである．抽出されたファジィif-thenルールから，未知データに対する出力をファジィ推論し本手法の有効性を確かめている．

本研究では，あらかじめ入出力パターン空間をすべて覆うような仮想的なファジィif-thenルールを構築しておく．すなわち各々の前件部ファジィ集合と全ての後件部ファジィ集合との直積として全てのファジィif-thenルールを仮定する．エキスパートによりデータが与えられると，用意されていたすべてのファジィif-thenルールにおける確信度を求め，この確信度を用いて未知の入力に対する推論を行うことができるファジィ推論法を提案している．

以上から，エキスパートの判断である入出力データから自動的にルールの抽出を行うので，その各々のエキスパートを模擬するファジィif-thenルールが抽出可能である．すなわち，各個人の入出力関係をファジィif-thenルールとして表現できる．

2．ファジィif-thenルール抽出法

ここでは後件部を実数とする場合と線形式とする場合とに分けて，それぞれのファジィif-thenルール抽出法について述べる．

2．1．後件部を実数とするときのファジィif-thenルール

入力空間Xをn次元とし，i次元に対するファジィ分割を$A_{i1},\cdots,A_{iq}$と表す．同様に，出力空間Yを1次元とし，これをファジィ分割し，それぞれを$B_1,\cdots,B_m$と表す．ファジィ分割A_{ij}，およびB_jのメンバシップ関数をそれぞれ$\mu_{Aij}(\mathbf{x})$，$\mu_{Bj}(y)$と表す．ただし，ファジィ集合のメンバシップ関数は正規な対称三角型とし，$\mathbf{x}=(x_1,\cdots,x_n)^t$である．

本方式の特徴は，ある前件部のファジィ分割に対して全ての後件部を考慮することである．すなわち，前件部が同じものを１つの群として，空間X×Y上のすべてのファジィif-thenルールを次のように記述する．

前件部$(A_{11}\cdot\cdots\cdot A_{n1})$に対するルール
if x_1 is A_{11} and $\cdots$ and x_n is A_{n1} then y is B_1
⋮
if x_1 is A_{11} and $\cdots$ and x_n is A_{n1} then y is B_m
⋮
前件部$(A_{1q}\cdot\cdots\cdot A_{nq})$に対するルール
if x_1 is A_{1q} and $\cdots$ and x_n is A_{nq} then y is B_1
⋮

if x_1 is A_{1q} and … and x_n is A_{nq} then y is B_m （2）

（2）式のルール数は$q^n \times m$個であり，これは考えられるすべてのルールを含んでいる．このとき，多次元である入力空間X上におけるファジィ集合を各次元のファジィ集合の積で次のように定義する．例えば，1番目のルールの前件部のメンバシップ関数は積演算を用いて，

$$\mu_{A11\cdot\cdots\cdot An1}(\mathbf{x})=\mu_{A11}(x_1)\cdot\cdots\cdot\mu_{An1}(x_n) \quad (3)$$

と定義する．このとき（1）式のルールは次のようになる．

前件部($A_{11}\cdot\cdots\cdot A_{n1}$)に対するルール
if x is $A_{11}\cdot\cdots\cdot A_{n1}$ then y is B_1
⋮
if x is $A_{11}\cdot\cdots\cdot A_{n1}$ then y is B_m
⋮
前件部($A_{1q}\cdot\cdots\cdot A_{nq}$)に対するルール
if x is $A_{1q}\cdot\cdots\cdot A_{nq}$ then y is B_1
⋮
if x is $A_{1q}\cdot\cdots\cdot A_{nq}$ then y is B_m （4）

（4）式の1番目の群の前件部のメンバシップ関数を記号の簡略化のために $\mu_{A1}(\mathbf{x})$とし，同様に，最後の群の前件部のメンバシップ関数を$\mu_{AS}(\mathbf{x})$とする．この記号を用いると（4）式のルールは簡単に次のように表せる．

前件部A_1に対するルール
if X is A_1 then y is B_1
⋮
if X is A_1 then y is B_m
⋮
前件部A_Sに対するルール
if X is A_S then y is B_1
⋮
if X is A_S then y is B_m （5）

以下では，1番目のルールを(1,1)ルールと呼び，最後のルールを(s,m)ルールと呼ぶ．いま，あるエキスパートがデータ$\mathbf{x}_k=(x_{k1},\cdots,x_{kn})$を$y_k$と決定したとし，このようなデータを$r^{(1)}$得たとする．すなわち$(\mathbf{x}_k,y_k)$, k=1,…, $r^{(1)}$とする．このとき，確信度によるファジィif-thenルールを抽出し，この得られた確信度付きのファジィif-thenルールによって未知データ$\mathbf{x}^0$に対する出力y^0を推論する方法を以下に手順として述べる．ただし，簡略化のために入力は1次元とする．

（Ⅰ）$A_i \rightarrow B_j$のルール(i,j)の頻度N_{ij}を次のように定義する．

$$N_{ij}^{(1)}=\sum_{k=1}^{r^{(1)}}\mu_{Ai}(\mathbf{x}_k)\cdot\mu_{Bj}(y_k) \quad (6)$$

（Ⅱ）ルール(i,j)の確信度$C_{ij}^{(1)}$を次のように定義する．

$$C_{ij}^{(1)}=\frac{N_{ij}^{(1)}}{\sum_{j=1}^{m}N_{ij}} \quad (7)$$

確信度とは，ルールに対する重みであり，重み付きのルールが抽出される．

（Ⅲ）いま，$\mathbf{x}^0$が与えられたときのファジィ推論結果y^0を次のようにして求める．
$C_{ij}^{(1)} \geqq h$ となるルールだけを適用し，ファジィ推論結果y^0は次の補間により求める．

$$y^0=\frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s}\mu_{Ai}(\mathbf{x}^0)\cdot C_{ij}^{(1)}\cdot y_j}{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s}\mu_{Ai}(\mathbf{x}^0)\cdot C_{ij}^{(1)}} \quad (8)$$

hは推論に用いられるルールの制限を行うものであり，これはしきい値である．ただし，$0 \leqq h \leqq 1$であり，またy_jは三角型ファジィ集合B_jの中心である．

（Ⅳ）あるエキスパートが状況変化を考えて，$\mathbf{x}_k$のときy_kという$r^{(2)}$個のデータを追加したとする．このとき（Ⅰ）と同様に，

$$N_{ij}^{(2)}=\sum_{k=1}^{r^{(2)}}\mu_{Ai}(\mathbf{x}_k)\cdot\mu_{Bj}(y_k) \quad (9)$$

を求め，（Ⅱ）と同様に，ルール(i,j)の確信度$C_{ij}^{(2)}$を次式とする．

$$C_{ij}^{(2)}=\frac{N_{ij}^{(2)}}{\sum_{j=1}^{m}N_{ij}} \quad (10)$$

（Ⅴ）第一回目と第二回目との学習を結合させるために，学習係数をαとして確信度を次式とする．

$$C_{ij}^{(2*)}=\alpha\cdot C_{ij}^{(1)}+(1-\alpha)\cdot C_{ij}^{(2)} \quad (11)$$

ただし，αはエキスパートが，状況に対する重要度を考えて決定する．

（Ⅵ）（Ⅲ）と同様に，$\mathbf{x}^0$が与えられたときのファジィ推論結果y^0は次のように書くことが出来る．すなわち，

$C_{ij}^{(2*)} \geqq h$となるルールだけを適用しファジィ推論結果を次式とする．

$$y^{0} = \frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{Ai}(x^{0}) \cdot C_{ij}^{(2*)} \cdot y_j}{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{Ai}(x^{0}) \cdot C_{ij}^{(2*)}} \qquad (12)$$

（Ⅶ）状況変化に対して(x_k, y_k), $k=1,\cdots,r^{(3)}$というデータが与えられたとすると，以上の手順を繰り返すことによって各々の状況に対する重要度を考慮したファジィ推論を行うことができる．

2．2．後件部を線形式とするときのファジィif-thenルール

2．1．で述べた後件部が実数のときは，後件部のファジィ集合B_jの中心y_jによって推論が行われていた．ここでは，（5）式のルール(i,j)に対して次のような線形式を用いる．

$$y^{(i,j)} = a_0^{(i,j)} + a_1^{(i,j)} \cdot x_1 + \cdots + a_n^{(i,j)} \cdot x_n \qquad (13)$$

ここで，$a_0^{(i,j)}, a_1^{(i,j)}, \cdots, a_n^{(i,j)}$はエキスパートの入出力データから重み付きの線形回帰として次のように求める．すなわち，データ(x_k, y_k), $k=1,\cdots,r$が与えられたとき，

$$\min \sum_{k=1}^{r} \mu_{Ai}(x_k) \cdot \mu_{Bj}(y_k) \cdot (y_k - y_k^{(i,j)})^2 \qquad (14)$$

となるような$a_0^{(i,j)}, a_1^{(i,j)}, \cdots, a_n^{(i,j)}$を求める．このとき，2．1と異なる点は（8）式の$y_j$を$y^{(i,j)}$に置き換えるだけである．すなわち，入力$x^0$が与えられたとき，出力$y^0$は次式によって得る．

$$y^{0} = \frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{Ai}(x^{0}) \cdot C_{ij}^{(1)} \cdot y^{(i,j)}}{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{s} \mu_{Ai}(x^{0}) \cdot C_{ij}^{(1)}} \qquad (15)$$

3．数値実験の条件

2．で述べた確信度によるファジィ推論方式の有効性を検討するために，本方式による数値実験について考察する．数値実験における実験条件は次の通りである．

(i)入出力空間

入力空間，出力空間はともに区間［0,100］の1次元とする．このとき入出力パターン空間は2次元となる．

(ii)エキスパートのデータ

(1)エキスパートのデータとして，ｓｉｎ関数を用いる．入出力データは入力値が等間隔になるように100個の点として与え，ここで0～100までの区間におけるｓｉｎ関数の振動数を変化させながら推論の結果を検討する．

(2)被験者が入出力パターン平面に任意な曲線（以下，便宜上自由曲線とよぶ）を描きそこから(1)と同様にして100個のデータ点を与え，本手法による推論の結果を検討する．以上2点に対する数値実験を行う．

(iii)メンバシップ関数

1次元空間（区間［0,100］）をファジィ分割するためにL個のファジィ集合$A_1,\cdots,A_L$を構築する．このとき各ファジィ集合のメンバシップ関数を$\mu_k(x)$で表す．本研究では三角型のメンバシップ関数により定義されるファジィ集合を用いるので次のようなメンバシップ関数とする．

$$\mu_k(x) = \max\{1 - |x - a_k| / b,\ 0\} \quad k=1,\cdots,L \qquad (16)$$

$$a_k = (k-1) / (L-1) \cdot 100 \quad k=1,\cdots,L \qquad (17)$$

$$b = 100 / (L-1) \qquad (18)$$

a_k：メンバシップ関数の中心

b ：メンバシップ関数の幅

L ：分割数

1次元空間を5個のファジィ集合で分割した例を図1に示す．

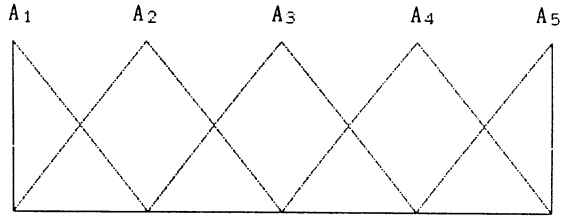


図1　5個のファジィ分割例

4．数値実験の結果

後件部を実数とするときの推論結果を図2，図3に示す．ただし，実線は推論結果であり，与えた入出力データは丸印で示されている．また，図4に図2で示された場合のルールの確信度をグラフで示す．たとえば，ルール(1,5)の確信度は0.54である．

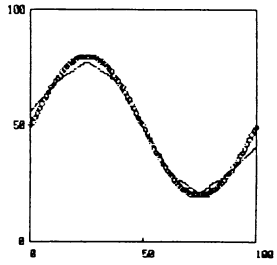


図2　推論結果
sin関数，分割数L=9

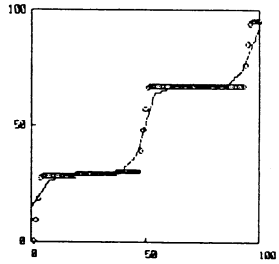


図3　推論結果
自由曲線，分割数L=14

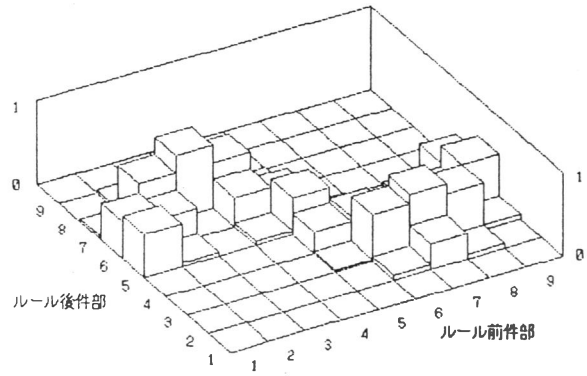


図4　sin関数に対する推論（図2）で用いられた確信度

2変数系の数値実験結果を図5に示す．図5は後件部が実数のときのファジィ推論結果である．ただし，丸印はデータを表し，実線はファジィ推論結果である．分割数は10である．

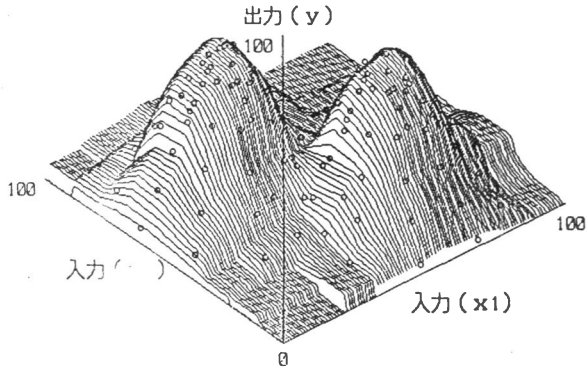


図5　2変数系の推論結果

5．多入力系に対する簡易ファジィif-thenルールの抽出

以上述べた方法では，多入力系に対してファジィif-thenルールの前件部の分割数は膨大な数になる．たとえば，2変数で各変数の分割数を9とするとルール数は81となる．したがって，ルール数の増加をふせぐために次のように構成する．いま2変数x_1, x_2と仮定し，図6のように構成する．図6において入出力データ(x_{11}, y_1)によって，ファジィルールの構成（Ⅰ）を行い，これによるファジィ推論結果を$y(x_{11})$とする．次に入力データを$(x_{21}, y_1-y(x_1))$として，ファジィルールの構成（Ⅱ）を行い，これに対するファジィ推論結果を$y(x_{21})$とする．このとき，2変数の入力(x_{11}, x_{21})に対するファジィ推論結果は，

$$y(x_{11}, x_{21}) = y(x_{11}) + y(x_{21}) \qquad (19)$$

とすることができる．

図6のように構成すれば，ファジィルールは1変数の場合の2倍のルール数でよい．たとえば，2変数で各変数の分割数を9とすれば，このファジィルール数は18である．

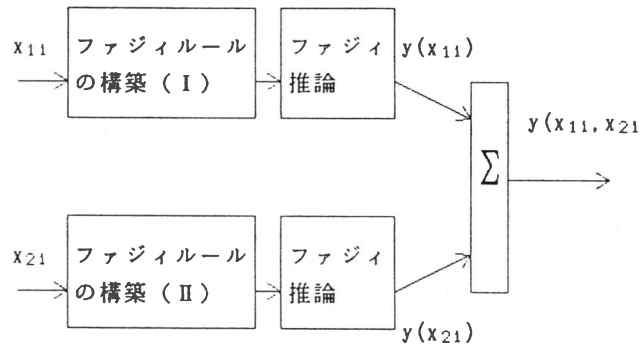


図6　2入力系に対するルールの抽出

6．結言

通常のファジィ推論では，ファジィ推論の結果と出力データとの差を小さくするための目的関数（評価関数）を設定し，最急降下法などの最適化手法によりメンバシップ関数のパラメータを調整していた．これに対し本研究では，ファジィ推論ルールに対する入出力データだけを用い，入出力データのルールに対する適合度の頻度から，確信度によるファジィif-thenルールを構成している．すなわち，確信度付きのファジィif-thenルールが抽出されている．

後件部を線形式とした推論手法を用いれば，さらに精度よく入出力関係を表現することが可能である．このとき，線形式を求める際に最適化手法を用いているが，ルールの確信度の計算は適合度の頻度だけで定義されているので，ルールの抽出には最適化手法を用いていない．

異なる状況で構成されたそれぞれのファジィ推論ルールの確信度を統合することにより，各々の状況下における重要度を考慮した追加学習を容易に行うことができる．

各次元におけるデータの離散度合と分割数が，確信度の決定に大きく影響を及ぼしているため，得られたデータに対する前件部と後件部の適切なファジィ分割数を決定しなければならない．

参考文献

［1］菅野道夫，”ファジィ制御”，日刊工業新聞社(1988)

［2］石渕，野崎，田中，”分散型ファジィルールを用いたパターン認識”システム制御学会論文誌，vol.4, No.12, pp.517-526(1991)

［3］田中英夫，”ファジィモデリングとその応用”，朝倉書店，システム制御情報学会編(1990)

［4］林　勲，野村博義，若見　昇，”ニューラルネット駆動型ファジィ推論による推論ルールの獲得”，日本ファジィ学会誌，2,4, pp.585-597(1991)

問い合わせ先：〒593　堺市学園町1-1　大阪府立大学
工学部経営工学科第3講座　　田中英夫
TEL 0722-52-1161　FAX 0722-59-3340

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

手書文字認識へのＦＳＭ法の適用

An Application of FSM to the Recognition of Handwritings

○小池　仁、　磯部　光朗
Hitoshi Koike, Mitsuro Isobe

日本電気㈱
NEC Corporation

あらまし　手書き文字認識へのＦＳＭ法の適用について報告する。ＦＳＭ法は入力データから構造モデルを抽出するための有効な方法とされ、従来、多元的価値観が錯綜する社会システムの構造モデル化などに適用されてきた。手書き文字の構造には基本的な枠組み、特に文化的な背景の影響があると考えられるが、このようなパターンは、入力パターンの中からＦＳＭ法によってその構造を抽出し、それに基づく判別式によって認識することを検討する。本論文では、類似文字認識の実例をもとに、ＦＳＭ法の適用方法とその効果を報告する。

キーワード　推論、評価（判別）、画像処理

１．はじめに

手書き文字の認識問題は、従来多くの研究が行われ、形や大きさも様々な手書き文字を認識するためのアルゴリズムや辞書が構成されている。いずれも幾何学的な形の相違または設計者の主観による位相的な構造の比較あるいはその組合せによっている。

文字を書くときのことを考えると、我々はある標準字体に似せて書いているわけではなく、幼少の時からの学習により、汎化された構造を身につけて書いている。そこで、入力パターンとしての、書かれた文字の中に潜む構造を抽出するような手法として、筆者らはＦＳＭ法(Fuzzy Structural Modeling)の適用を試み、特にパターンの本質構造から認識対象のパターンの特徴関数を求める方式を導入して有効な結果を得たので、以下に報告する。

２．ＦＳＭ法

(1) ＦＳＭ法の数学的準備

ＦＳＭ法は文献[1] に明らかにされているように、入力データから構造モデルを抽出するための有効な方法とされ、従来、多元的価値観が錯綜するような社会システムの構造モデル化などに適用されてきた。以下 [1]により、本論文の検討に必要なＦＳＭ法の数学的準備の概要を述べる。

いま対象システムを$S=\{s_1,s_2,\cdots,s_n\}$とし、s_iは抽出された要因とする。要因間のファジィ二項関係を示す行列としてファジィ従属行列Ａを次のように定義する。

$$A=[a_{ij}],\ i,j=1,2,\ldots,n \qquad (1)$$

ここで、

$$a_{ij}=f_r(s_i,s_j) \qquad (2)$$

とし、さらに、

$$f_r=\frac{1-f_r}{1+\lambda f_r} \qquad -1<\lambda<\infty \qquad (3)$$

$f_r,\ f_r : S\times S\rightarrow[0,1]$

とする。

しきい値　$p=(0,1]$ が与えられるとき、f_rについて次を満たすものとする。

① $\forall(s_i,s_i)\in S\times S$に対して $f_r(s_i,s_i)\leqq p$が満足されるならば、ファジィ非反射律が成立する。

② $\forall(s_i,s_j)\in S\times S,\ (i\neq j)$ に対して

$f_r(s_i,s_j)<p$ または $f_r(s_j,s_i)<p$ が成り立つならば、ファジィ非対称律が成り立つ。

③ $\forall(s_i,s_j),(s_j,s_k),(s_i,s_k)\in S\times S$,

$(i\neq j, j\neq k, i\neq k)$

に対して $M=\vee(f_r(s_i,s_j)\wedge f_r(s_j,s_k))\geqq p$

のとき $f_r(s_i,s_k)\geqq M$ が満足されるならファジィ半推移律が成り立つ。

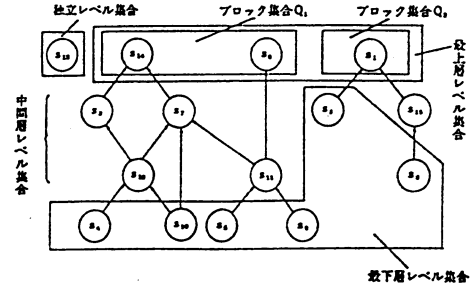


図１　システムを構成する階層的レベル集合 [1]

(2) ＦＳＭ法によるシステムの構造化

ＦＳＭ法によるシステムの構造化は、次の手順により与えられる。

①ファジィ非反射律、ファジィ非対称律を満足するようにファジィ従属行列Ａを設定し、ファジィ半推移律が満たされるようにＡを修正する。

②最上層レベル集合$L_t(s)$,最下層レベル集合$L_b(s)$,および独立レベル集合$L_{is}(s)$を求めて、$L_t(s)$と$L_b(s)$の従属関係からブロックQ_rを定める。

③②で得られた$L_t(s)$,$L_b(s)$および$L_{is}(s)$に属する要素に関して、$L_t(s)$の要素については行を消去し、$L_b(s)$の要素については列を消去し、さらに$L_{is}(s)$の要素については行および列を消去して、得られた行列をＡ'とする。

④③で得られたＡ'を各ブロックQ_rに対応して分割を行い単一ハイアラーキー行列$A^{(r)}$を作る。

⑤ファジィ構造パラメータλの値を設定し、それぞれの単一ハイアラーキー行列$A^{(r)}$に関して、図２に示すフローチャートに従ってシステムの構造を構成する。

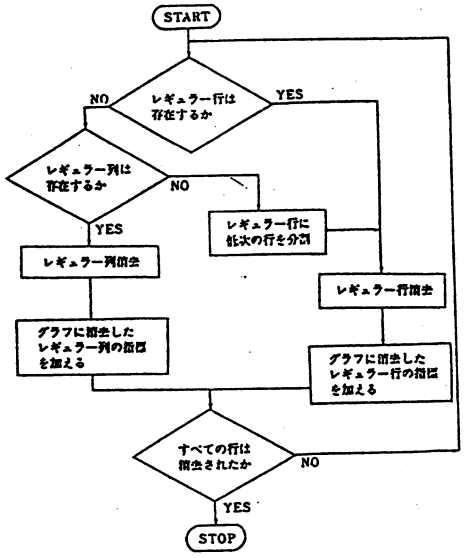


図２　グラフ化の手順のフローチャート[1]

(3) ファジィ従属行列の自動生成

以上ではファジィ従属行列が既知であるとの仮定のもとでシステム構造化の手順を示したが、行列のすべての要素がf_rの条件を満たすように与えられることは実用的ではない。そこで行列の一部の要素が与えられたときに、未知の要素をファジィ半推移律およびファジィ非対称律の性質を利用して、自動的に決定することができるので以下に説明する。

しきい値p'を設定し、これから作られるファジィ従属行列の対角要素を０とする。次にこのファジィ従属行列の一部の要素にファジィ従属関係が与えられて、

$$A(p') = [a_{ij}]_{n\times n} \qquad (4)$$

が得られたとする。Ａ(p')のべき行列$A^i(p')$を計算して、

$$A^* = \vee A^i(P') \qquad (5)$$

とする。A^*に基づいてＡ(p')の任意の要素a_{kl},a_{lk}を次の規則により決める。

［規則１］A^*の任意のa^*_{km},$a^*_{ml}$$(k\neq l)$に対して

$$e = \vee(a^*_{km}\wedge a^*_{ml}) \geqq p' \qquad (6)$$

とするとき、$a^*_{kl} \geqq e$となる。

もし、a_{kl}が未知ならa_{kl}をa^*_{kl}で置き換える

もし、a_{kl}が既知ならそのままの値を維持する

［規則２］規則１によってa_{kl}がa^*_{kl}で置き換えられるとき、その要素に対称な要素a_{lk}は、

もし、a_{lk}が未知ならa_{lk}をa^*_{lk}で置き換える

もし、a_{lk}が既知ならそのままの値を維持する

決定された行列に強連結集合があればp'を修正するか最初の要素の値を修正し、べき行列の計算からやり直す。強連結集合はないがすべての要素の値がまだ決定されていなければ、自動的に決定された要素を取り除き、再度Ａ(p')の一部の要素に対してファジィ従属関係を与えてべき行列の計算からやり直す。強連結集合がなく、Ａ(p')のすべての要素が満たされればファジィ従属行列が完成する。

３．パターン認識へのＦＳＭ法の適用

(1) 適用の基本的考え方

$P^{(\alpha)}$を既知のパターンαを表わす行列とする。

$$P^{(\alpha)} = (a_{ij})^{(\alpha)} \quad i,j = 1,2,..,n \qquad (7)$$

a_{ij}：特徴siが特徴sjよりも劣っている程度

$P^{(\alpha)}$をＦＳＭ法によって構造化すれば（図３）その構造はパターンαの特徴の重要度と関連性を示している。与えられた入力パターンｘを表わす行列$P^{(x)}$の構造を$P^{(\alpha)}$の構造と比較して、一致すればｘをαと見なす。

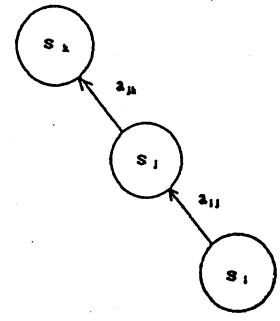


図３　$P^{(\alpha)}$のＦＳＭ法による構造化

(2) ＦＳＭ法による構造の一致度に関する検討

①要因間の寄与度の相違に着眼する方法[1]

これは各要因のシステムに対する寄与度を求めて、代表的構造モデルの各要因の寄与度を示す固有ベクトルと入力パターンのそれとの差を求める

ものである。この方法は、計算量を厭わなければ系統的かつ明快に構造の一致度を与える。

②その他の方法

要因間の順序の相違を見出す方法[1]、要因間の従属性の相違を見出す方法[1]がある。

前者は固有ベクトルにつき要素を大きい順に並べ変えるときの反転数を比較するものである。

後者は狙いが最も直接的であるが、各要因について従属関係が一致する数を調べて正規化する簡単な方法であり、構造の比較が単純すぎる。

③考察・提案

上に挙げた既に提案されている方法では、構造モデルを直接比較するために、入力パターン$P^{(x)}$を入力の度に構造化する必要がある。そこで次に既知のパターン$P^{(\alpha)}$の構造化の結果をパターン$P^{(\alpha)}$の本質構造と考え、構造に対応する特徴関数$V^{(\alpha)}$を導入する。そしてこの特徴関数の値を入力パターンについて各要因に対応する物理量の観測値から求めて、既知パターンとの比較を行うことを考える。

特徴関数 $V^{(\alpha)}$を次のように考える。

$$V^{(\alpha)} : P^{(\alpha)} \rightarrow [0,a], \quad 0 < a < 1 \qquad (8)$$

$$V^{(\alpha)} = g^{(\alpha)}(us_1^{(\alpha)}, us_2^{(\alpha)}, \cdots, us_n^{(\alpha)}) \qquad (9)$$

$us_i^{(\alpha)}$：要因s_iに対応して定義される物理量の観測値

$P^{(x)}$の各要因s_iに対応する物理量観測値を式(9)に代入して得られる$V^{(\alpha)}$の値を $Vx^{(\alpha)}$とする。

$$Vx^{(\alpha)} = g^{(\alpha)}(us_1^{(x)}, us_2^{(x)}, \cdots, us_n^{(x)}) \qquad (10)$$

$Vx_{\nearrow\alpha}^{(\alpha)}$を、$P^{(\alpha)}$の構造を前提に$P^{(x)}$の観測値を評価する値、すなわち $P^{(\alpha)}$の構造の下でのパターンx のαとの類似度とする。

$$Vx_{\nearrow\alpha}^{(\alpha)} = Vx^{(\alpha)}/V^{(\alpha)} \qquad (11)$$

ここで $Va_{\nearrow\alpha}^{(\alpha)} = Va^{(\alpha)}/V^{(\alpha)} = 1 \qquad (12)$

であるから、

$$Vx_{\nearrow\alpha}^{(\alpha)} : P^{(x)} \rightarrow [0,1] \qquad (13)$$

となり、(13)式が入力パターンの既知パターンに対する、構造の正規化された類似度として利用できることが分かる。

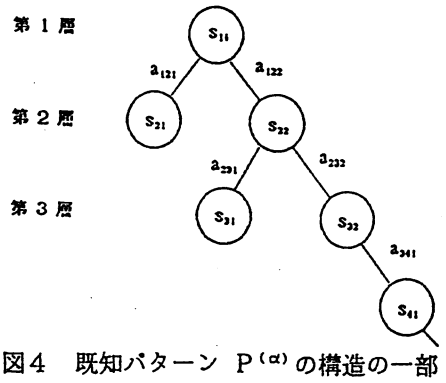


図４　既知パターン $P^{(\alpha)}$の構造の一部

④特徴関数の定式化（文献[3] に同様の考えが示されている）

図４は既知パターン $P^{(\alpha)}$の構造の一部で、第１層の要因s_{1i},第２層の要因s_{2j},第３層の要因s_{3k},・・・,第ｎ層の要因s_{nm} によって特徴関数の定式化を行う。

b_{12i}:第１層と第２層の距離 $b_{12i}=\exp(-a_{12i})$ (14)

b_{23j}:第２層と第３層の距離 $b_{23j}=\exp(-a_{23j})$ (15)

とすると、b_{13i}:第３層から第２層を経て第１層に至る距離は、

$$b_{13i} = b_{12\cdot}\cdot b_{23\cdot} = \exp(-a_{12\cdot}-a_{23\cdot}) \qquad (16)$$

である。同様にして第ｎ層から第１層に至る距離b_{1nm}は、次のように表わされる。

$$b_{1nm} = b_{12\cdot}\cdot b_{23\cdot}\cdot\cdots\cdot b_{n-1n\cdot} = \exp(-a_{12\cdot}-a_{23\cdot}-\cdots-a_{n-1n\cdot}) \qquad (17)$$

これから、

$$Vx^{(\alpha)} = \Big(\sum_{A_i} Us_{1i}^{(x)} + \sum_{B_j} b_{12j}Us_{2j}^{(x)} + \sum_{C_k} b_{13k}Us_{3k}^{(x)} + \cdots + \sum_{N_m} b_{1nm}Us_{nm}^{(x)}\Big) / (|A|+|B|+\cdots+|N|) \qquad (18)$$

|A| ：第１層の要因の数

|B| ：第２層の要因からみた第１層への経路の数

・・・・・・・・・・・・・・・

|N| ：第ｎ層の要因からみた、中間層を経て第１層へ至る経路の数

としてパターンｘの特徴関数の値を計算する。

⑤式(14)の適用の方法上の留意点

i)独立レベルの要因は従属関係、被従属関係のいずれでもないから無視する。

ii)ブロックが複数ある場合、各ブロックの重要度は同等であるので和をとる。

iii)サイクリックパスは代表値でまとめる。しかしサイクリックパスが大きな役割を果たすこともあり、今後の検討課題としたい。

⑥物理量の観測値

Usi を幾何学的観測値とする。（[0,1] となるように定義する）

例えば直線性については図５のように測定して Usi = 1 - δ/l とする。

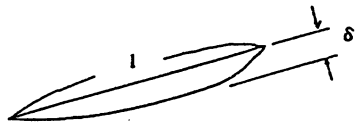


図５　直線性の観測値

4．類似文字認識の例

次に以上で説明した方法を用いた例として、α：チ、x：テを選び、類似文字の区別を一方の文字（既知パターン）の構造を考えただけで行うことができることを示す。

要因を以下の通り定義する。

- s_1：上部の水平ストローク
- s_2：上部の垂直ストローク
- s_3：中央の水平ストローク
- s_4：中央の垂直ストローク
- s_5：上部の水平ストロークと中央の垂直ストロークの接合
- s_6：中央の水平ストロークと中央の垂直ストロークの交差
- s_7：ストロークとストロークの接合の隙間がない

人間がチという文字を識別するとき、要因間の従属関係を比較していると考える。

例：要因s_2は、要因s_3よりも特徴としてどの程度劣っているか → s_2はチの特徴としてはs_3よりも相当弱い → $a_{23} = 0.9$

上記の要因を一対比較して $s_i < s_j$ の従属関係を定義し、既知パターンの本質構造を決定する。しきい値は $p' = 0.5$ とする。

$$P^{(チ)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.9 & 0 & 0 & 0.9 & 0.9 \\ 0.5 & 0 & 0.9 & 0.5 & 0 & 0.9 & 0.9 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0 & 0 & 0.7 & 0.5 \\ 0.5 & 0 & 0.7 & 0.5 & 0 & 0.9 & 0.9 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

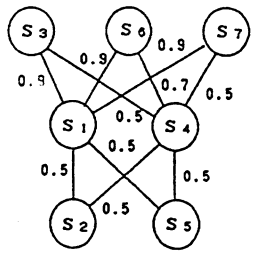


図6　$P^{(チ)}$のシステム構造

次にパターン（チ）とパターン（テ）に対して、各要因の観測値を求めると以下のようになる。

$Us_1^{(チ)} = 0.6$	$Us_1^{(テ)} = 0.9$
$Us_2^{(チ)} = 0.6$	$Us_2^{(テ)} = 0$
$Us_3^{(チ)} = 1$	$Us_3^{(テ)} = 1$
$Us_4^{(チ)} = 0.8$	$Us_4^{(テ)} = 0.5$
$Us_5^{(チ)} = 0.7$	$Us_5^{(テ)} = 0.7$
$Us_6^{(チ)} = 1$	$Us_6^{(テ)} = 0$
$Us_7^{(チ)} = 1$	$Us_7^{(テ)} = 0$

ここで各要因の観測値は図７のように定めている。

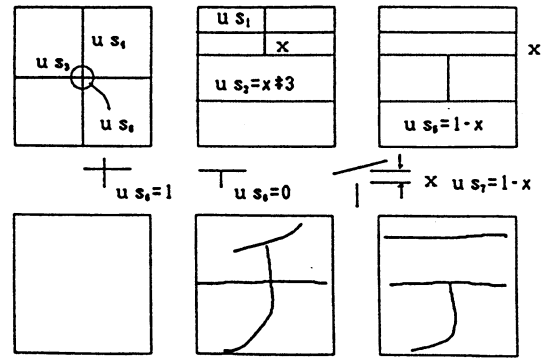


図７　各要因の観測値のとり方

次に$P^{(チ)}$の構造を前提にパターン（チ）とパターン（テ）の類似度を求めると以下の通りとなる。

$$V_{チ}^{(チ)} = 7.46 / 21 \quad (19)$$

$$V_{テ}^{(チ)} = 4.295 / 21 \quad (20)$$

$$\therefore \quad V_{テ/チ}^{(チ)} = 4.295/7.46 = 0.58 \quad (21)$$

以上から$V_{チ/チ}^{(チ)} = 1$に対して $V_{テ/チ}^{(チ)} = 0.58$ となり、類似文字であるテとチの識別が明確にできる。

5．考察と今後の検討

①構造化にあたっては、システムを構成する要因を適切に選ぶ一般的基準はなく、ヒューリスティックに行うしかないが、この要因の選択操作自体にＦＳＭ法を適用することが有効と思われるので、今後検討してみたい。

②本報告では入力をクリスプな物理量の測定値としたが、入力もファジィ量にしていきたい。

③構造モデルの中間層が多層となる場合、ある程度それをくくって、層の数を少なくする方法を考えたい。

6．謝辞

本研究の機会を与えて下さった上司ならびに関係各位、特に内田本社支配人および産業ｵｰﾄﾒｰｼｮﾝ事業部基本技術開発部の今竹部長に深く感謝致します。

参考文献

[1]天笠　美知夫：”システム構成論”，森山書店(1986)

[2]長沢　伸也：”ファジィ構造モデルにおける一対比較数の削減方法” The Fuzzy System Symposium(Jun. 1991)

[3]黒川　雅人他：”形状情報を用いた画像の類似検索システム” 情報処理学会論文誌, Vol. 32, No. 6, pp721-730(Jun. 1991)

問い合わせ先：〒183 府中市日新町1-10
日本電気㈱産業ｵｰﾄﾒｰｼｮﾝ事業部
小池　仁
TEL. 0423-33-1637
FAX. 0423-33-1851

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ論理関数のあてはめ問題

— わからないことからわかること

The problem of Fitting Fuzzy Switching Functions

— Reasoning based on unknown information

菊池 浩明

Kikuchi Hiroaki

(株) 富士通研究所

Fujitsu Laboratories Ltd.

Abstract: Fuzzy switching function is a mapping by means of logic formula. In this paper, the problem of fitting the fuzzy switching function into a given inputs and outputs data is solved by (1) dividing the domain into several restricted equivalent sets, (2) evaluating each sets with simplified formula, and (3) combining each local solution based on dynamic programming and obtaining the optimal solution uniquely.

1 はじめに

ファジィ論理関数に基づく新しいあいまい推論の方法が提案されている [1, 2]. これは，いくつかの入出力の組を前提として取り，それらの全てを満たす論理式を結論として出力する推論法である．多変数の入力に対しても効率的に推論する点と，人の知識を扱う際には必然的な前提の無矛盾性 (consistency)，一意性 (uniqueness) を判定する点を大きな特徴としている．しかしながら，この方法には実用上の大きな問題があった．前提となる知識に誤差が許されないことである．ファジィ論理関数は，$\min, \max, 1-$ の三つの論理演算のみで構成されているため，極小さな誤差に対しても矛盾を導いてしまうのである．そこで，本稿では，出力に誤差が含まれることを仮定し，全体として誤差が最小となる論理式を同定する推論法を試みる．まず，問題を定義しよう．

ファジィ論理関数のあてはめ問題 $[0,1]^n$ のある部分集合 $A = \{\boldsymbol{a}_1, \boldsymbol{a}_2, \ldots, \boldsymbol{a}_m\}$ の全ての元 $\boldsymbol{a}_i$ について $f(\boldsymbol{a}_i) \in [0,1]$ が与えられている時，f との差を最小とする n-変数のファジィ論理関数 F を求めよ．

評価関数 E は，次式のように，与えられた入出力の組に対する差の二乗とおく．

$$E(F) = \sum_{i}^{m} (f(\boldsymbol{a}_i) - F(\boldsymbol{a}_i))^2$$

この E を最小とする F を最適解とする．

関数系が多項式で与えられる場合には，その係数で E を微分する最小二乗法の手法が良く知られているが，係数が離散値を取るファジィ論理関数には適用できない．また，n 変数の全てのファジィ論理関数 F について E を求めるアプローチは，n が小さい場合は有効だが[1]，多変数になると問題にならない．そこで，ファジィ論理関数が部分的に独立に表現できる性質に着目し，問題を小規模な部分問題に分割し，各々の解を結合することで全体の解を求める分割統治法を適用する．はじめに，ファジィ論理関数と基本性質を示し，分割のための量子化同値類の概念を定義する．次に，部分空間毎のファジィ論理関数の標準形を導出して，その評価関数を与える．最後に，動的計画法に基づいて部分解が結合できることを示し，いくつかの例題を解く．

2 ファジィ論理関数

2.1 基本定義

定義 2.1 真理値の集合 V, V_2, V_3 を $V = [0,1]$, $V_2 = \{0,1\}$, $V_3 = \{0, 0.5, 1\}$ とする．論理式とは，定数 *0,1* と変数 x_i と論理演算 $x_i \wedge x_j = x_i x_j = \min(x_i, x_j)$, $x_i \vee x_j = \max(x_i, x_j)$, $\overline{x_i} = 1 - x_i$ の有限回の繰り返しである．n 変数ファジィ論理関数とは，論理式が表現する，V^n から V への写像である．

定義 2.2 *(あいまいさの半順序関係)* $a, b \in V$ とする．$a \succ b$ であるのは，$0.5 \geq a \geq b$ または $b \geq a \geq 0.5$ となる時，及びその時に限る．$\boldsymbol{a} = (a_1, \ldots, a_n), \boldsymbol{b} = (b_1, \ldots, b_n)$ V^n とする．$\boldsymbol{a} \succ \boldsymbol{b}$ であるのは，$\forall i(1, \ldots, n)$ について，$a_i \succ b_i$ なる時，及びその時に限る．

[1] 例えば，1 変数のファジィ論理関数は 6 個しかない．

3.2 評価

3.2.1 偏導関数

定義 3.4 $\boldsymbol{a} \in V_3^n$, $b \in \{0,1\}$ とする. ファジィ論理関数 F が, $\boldsymbol{a}$ について, $F(\boldsymbol{a}) = b$ であり, $\boldsymbol{b} \succ \boldsymbol{a}$ となる全ての V_3 の元 $\boldsymbol{b}$ について, $F(\boldsymbol{b}) = 0.5$ である時, かつその時に限り, F は $F(\boldsymbol{a})$ による偏導関数であるといい, $F|_{F(a)=b}$ と書く.

(例 3.4) 1変数の $F|_{F(a)=b}$ を求めよう. 定理2.2より, $F(x)$ の標準形に $F(0.5) = 1$ を代入し,

$$F|_{F(0.5)=1}(x) = F(1)x \vee F(0)\overline{x} \vee x\overline{x} \vee F(1)F(0)$$

を得る. ただし, 定理2.1(単調性) により, $F(0) = 1$, $F(1) = 1$ を導くので, 結局, $F|_{F(0.5)=1}(x) = 1$ となる. 1変数の他の $F|_{F(a)=b}$ の標準形を次に示す.

$$\begin{aligned} F|_{F(0)=1}(x) &= F(1)x \vee \overline{x} \\ F|_{F(1)=0}(x) &= F(0)\overline{x} \vee x\overline{x} \end{aligned}$$

3.2.2 量子化同値類における偏導関数

定理 3.1 $\boldsymbol{a}, \boldsymbol{a}' \in V_3^n$, $b, b' \in 0,1$ とする. $\boldsymbol{a} \approx \boldsymbol{x}$ となる V^n の元 $\boldsymbol{x}$ について, $F|_{F(a)=b}(\boldsymbol{x}) = F|_{F(a')=b'}(\boldsymbol{x})$ である時, かつその時に限り, $\boldsymbol{a} = \boldsymbol{a}'$, $b = b'$.

これは, その量子化同値類については, 偏導関数が一意的に決まることを表している. 更に, 任意の F について, 量子化同値類においてそれを表現する偏導関数が存在する. 従って, $(\boldsymbol{a}, b)$ の組でその量子化同値類での全ての F を表すことが出来る.

定義 3.5 C_i をある量子化集合, $\boldsymbol{a} \in C_i$, $b \in 0,1$ とする. C_i の任意の元 $\boldsymbol{x}$ について,

$$F|^i_{F(a)=b}(\boldsymbol{x}) = F|_{F(a)=b}(\boldsymbol{x})$$

となるファジィ論理関数を C_i における部分関数という.

(例 3.5) 量子化集合 $C_i = \{(0.5, 0.5), (0.5, 1), (1, 1)\}$ について, 部分関数と偏導関数との関係を表1に示す.

表 1: ファジィ論理関数と偏導関数

$F(0.5, 0.5)$		1	0	0.5	0.5	0.5	0.5
$F(0.5, 1)$		1	0	1	0	0.5	0.5
$F(1, 1)$		1	0	1	0	1	0
$F\|_{F(a)=b}$	$\boldsymbol{a}$	(0.5,0.5)		(0.5,1)		(1,1)	
	b	1	0	1	0	1	0

定理 3.2 $\boldsymbol{a} \in V_3^n$, $b \in V$ とする. $\boldsymbol{a} \approx \boldsymbol{x}$ となる V^n の元 $\boldsymbol{x}$ について, 次式が成立する.

$$F|_{F(a)=b}(\boldsymbol{x}) = \begin{cases} \alpha_a(\boldsymbol{x}) & b = 1 \\ \overline{\alpha_a}(\boldsymbol{x}) & b = 0 \end{cases}$$

(例 3.6) $\boldsymbol{x} \approx (0,1)$ となる任意の $\boldsymbol{x}$ について,

$$\begin{aligned} F|_{F(0,1)=1}(\boldsymbol{x}) &= \overline{x}y \\ F|_{F(0,1)=0}(\boldsymbol{x}) &= \overline{\overline{x}y} = x \vee \overline{y} \end{aligned}$$

ただし, 命題3.2より, $y \geq \overline{x} \geq x \geq \overline{y}$ なので,

$$F|_{F(0,1)=1} = \overline{x}, F|_{F(0,1)=0} = x$$

3.2.3 量子化同値類についての評価関数

この定理3.2 を用いて, 分割された部分領域 A_i 毎に評価関数の値 E^i を算出する.

定義 3.6 量子化同値類を $A_i = \{\boldsymbol{a}_1, \boldsymbol{a}_2, \ldots, \boldsymbol{a}_{n_i}\}$, $\boldsymbol{a}$ を量子化集合 C_i の元, b を $\{0,1\}$ の元とする. A_i における局所評価関数 $E^i_{F(a)=b}$ は次式で与えられる.

$$E^i_{F(a)=b} = \sum_j^{n_i} (f(\boldsymbol{a}_j) - F|_{F(a)=b}(\boldsymbol{a}_j))^2$$

(例 3.7) 次の f について局所評価関数を計算しよう.

$$f(0.1) = 1,\ f(0.4) = 0.8,\ f(0.6) = 0.1,\ f(0.8) = 0.2,$$

まず, 定義域は次の量子化同値類 A_1, A_2 に分割される.

$$A_1 = \{(0.1), (0.6)\},\ A_2 = \{(0.4), (0.8)\},$$

この A_1 における 局所評価関数の値を示す.(表 2)

$$\begin{aligned} E^1_{F(0)=1} &= \sum_i^2 (f(\boldsymbol{a}_i) - \overline{x}(\boldsymbol{a}_i))^2 \\ &= (1 - 0.9)^2 + (0.8 - 0.9)^2 = 0.05 \\ E^1_{F(0)=0} &= (1 - 0.1)^2 + (0.8 - 0.4)^2 = 1.02 \end{aligned}$$

表 2: 局所評価関数

i	1		2			
$\boldsymbol{a}$	(0.5)		(1)		(0.5)	
b	1	0	1	0	1	0
$F\|_{F(a)=b}$	1	0	x	$\overline{x}$	1	0
$E^i_{F(a)=b}$	0.04	1.64	0.08	0.48	0.02	0.18

定義 2.3 $x, \lambda \in V$ とする． x の λ についての**量子化** $\overline{x}^{\lambda}$ は，次式で定まる V_3 の元である．

$$\overline{x}^{\lambda} = \begin{cases} 0 & 0 \leq x \leq \min(\lambda, 1-\lambda) \leq 0.5,\ x \neq 0.5 \\ 1 & 1 \geq x \geq \max(\lambda, 1-\lambda) \geq 0.5,\ x \neq 0.5 \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\boldsymbol{x} = (x_1, \ldots, x_n) \in V^n, \lambda \in V$ については， $\overline{\boldsymbol{x}}^{\lambda} = (\overline{x_1}^{\lambda}, \ldots, \overline{x_n}^{\lambda}) \in V_3^n$ と定める．

定義 2.4 $\boldsymbol{a} = (a_1, \ldots, a_n) \in V_3$ に対応する**単項** α^a とは， $\alpha^a = x_1^{a_1} \wedge x_2^{a_2} \wedge \cdots \wedge x_n^{a_n}$ となる積項である． ここで，全ての $i(1, \ldots, n)$ について，

$$x_i^{a_i} = \begin{cases} x_i & a_i = 1 \\ \neg x_i & a_i = 0 \\ 1 & a_i = 0.5. \end{cases}$$

$\boldsymbol{b} = (b_1, \ldots, b_n) \in V_3$ に対応する**相補項** β^b とは， $\beta^b = x_1^{\bar{b}_1} \wedge x_2^{\bar{b}_2} \wedge \cdots \wedge x_n^{\bar{b}_n}$ となる積項である． ここで，全ての $i(1, \ldots, n)$ について，

$$x_i^{\bar{b}_i} = \begin{cases} x_i & b_i = 1 \\ \neg x_i & b_i = 0 \\ x_i \wedge \neg x_i & b_i = 0.5 \end{cases}$$

2.2 基本性質

定理 2.1 (単調性) $\boldsymbol{a}, \boldsymbol{b} \in V^n$ とする．

$$\boldsymbol{a} \succ \boldsymbol{b} \Rightarrow f(\boldsymbol{a}) \succ f(\boldsymbol{b})$$

定理 2.2 (表現定理) 任意のファジィ論理関数 F は，次の論理式により表現できる．

$$F(\boldsymbol{x}) = \bigvee_{a \in V_3^n} \left(\bigwedge_{a \succ b} F(\boldsymbol{b}) \alpha^a(\boldsymbol{x}) \vee F(\boldsymbol{a}) \beta^a(\boldsymbol{x}) \right)$$

ここで， α^a は， $\boldsymbol{a}$ に対応する単項， β^a は， $\boldsymbol{a}$ に対応する相補項である．

3 ファジィ論理関数のあてはめ

3.1 分割

3.1.1 量子化集合, 量子化同値類

定義 3.1 V^n の元 $\boldsymbol{a} = (a_1, \ldots, a_n)$ の**量子化集合**とは，次式で定められる V_3^n の部分集合である．

$$C(\boldsymbol{a}) = \{\overline{\boldsymbol{a}}^{\lambda} | \lambda \in [0, 1]\}$$

(例 3.1) $C((0.3, 0.8)) = \{(0, 1), (0.5, 1), (0.5, 0.5)\}$

定義 3.2 V^n の元 $\boldsymbol{a}$ と $\boldsymbol{b}$ について， $C(\boldsymbol{a}) = C(\boldsymbol{b})$ である時，かつその時に限り， $\boldsymbol{a}$ と $\boldsymbol{b}$ は**量子化同値関係**にあるといい， $\boldsymbol{a} \approx \boldsymbol{b}$ と書く．

(例 3.2) $(0.3, 0.8) \approx (0.2, 0.9) \approx (0.4, 0.9)$

定義 3.3 $A \subset V^n$ の元 $\boldsymbol{a_i}$ と量子化同値関係にある全ての元から成る集合を， $\boldsymbol{a_i}$ を**代表元**とする**量子化同値類**といい， $[\boldsymbol{a_i}]_{\approx}$ と書く． A は， l 個の量子化同値類で次の様に直和分割される．

$$A = A_1 \cup \cdots \cup A_l$$

ここで， 全ての $i \neq j$ について， $A_i \cup A_j = \phi$ である． また，同値類 A_i の任意の元が特徴づける量子化集合を C_i とおく．

一般に，ファジィ論理関数の定義域は，変数間の順序関係についていくつかの部分空間に分割されることが知られている [3]. これは，**セル空間**と呼ばれており量子化同値類と対応しているが，量子化同値類 とは境界条件が異なるので注意が必要である．

3.1.2 量子化集合の性質

命題 3.1 量子化集合 $C(\boldsymbol{a}) = \{\boldsymbol{a}_1, \boldsymbol{a}_2, \ldots, \boldsymbol{a}_m\}$ は， あいまいさの半順序関係について全順序関係にある． すなわち，

$$\boldsymbol{a}_{i_1} \succ \boldsymbol{a}_{i_2} \succ \cdots \succ \boldsymbol{a}_{i_m} \tag{1}$$

を満たす $i_1, \cdots, i_m$ が必ず存在する．

以後， $C(\boldsymbol{a})$ の要素は，式 (1) の順序に番号付けされているものとする．

命題 3.2 量子化集合 $C(\boldsymbol{a}) = \{\boldsymbol{a}_1, \boldsymbol{a}_2, \ldots, \boldsymbol{a}_m\}$ の各要素に対応する単項を各々 $\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_m$ とする．

$$\alpha_1 \geq \alpha_2 \geq \cdots \geq \alpha_m$$

(例 3.3) (例 3.1) の量子化集合について，

$$\alpha_{(0.5,0.5)} = 1 \geq \alpha_{(0.5,1)} = y \geq \alpha_{(0,1)} = \overline{x}y$$

系 3.1 F をファジィ論理関数， $C(\boldsymbol{x})$ を V^n の元 $\boldsymbol{x}$ に対する量子化集合とする．

$$F(\boldsymbol{x}) = \bigvee_{a \in C(x)} \left(\bigwedge_{a \succ b \in C(x)} F(\boldsymbol{b}) \alpha_a(\boldsymbol{x}) \vee F(\boldsymbol{a}) \beta_a(\boldsymbol{x}) \right)$$

例えば， $F(0.3, 0.8)$ は， $F(0, 1), F(0.5, 1), F(0.5, 0.5)$ の 3 つの値から一意的に決定することができる． これは，ファジィ論理関数がいくつかの量子化同値類に分割できることを意味している．

3.3 結合

局所評価値を結合する問題は，各同値類における部分関数をノードとし，局所評価関数を枝の重みとすることで，重みつき有効グラフの最短経路問題に帰着する．

3.3.1 隣接

定義 3.7 量子化集合 C_i と C_j とが，

$$|C_i \cup C_j| - |C_i \cap C_j| \leq 2$$

を満たす時，かつその時に限り，C_i と C_j は**隣接している**，という．

この関係に基づき，A の V_3 同値類 $A = A_i \cup \cdots \cup A_l$ を，A_{j_i} と $A_{j_{i+1}}$ とが隣接するように並び変える．

(例 3.8) $\{(0.5,0.5),(0.5,1),(1,1)\}$ と $\{(0.5,0.5),(1,0.5),(1,1)\}$ とは隣接している．

3.3.2 併合可能

定義 3.8 隣接している量子化集合 C_i と C_j があり，$\boldsymbol{a}_i \in C_i$, $\boldsymbol{a}_j \in C_j$，$b_i, b_j \in \{0,1\}$ とする．部分関数 $F|^i_{F(a_i)=b_i}$ と $F|^j_{F(a_j)=b_j}$ とが**併合可能であるとは**，$C_i \cap C_j$ の任意の元 $\boldsymbol{x}$ について，次式を満たすファジィ論理関数 F が存在する時，かつその時に限る．

$$F(\boldsymbol{x}) = \begin{cases} b_i & \boldsymbol{x} = \boldsymbol{a}_i \\ b_j & \boldsymbol{x} = \boldsymbol{a}_j \\ 0.5 & \boldsymbol{x} \succ \boldsymbol{a}_i \text{ or } \boldsymbol{x} \succ \boldsymbol{a}_j \end{cases}$$

(例 3.9) 隣接する $C_1 = \{(0.5,0.5),(1,0.5),(1,1)\}$ と $C_2 = \{(0.5,0.5),(1,0.5),(1,0)\}$ とで，部分関数 $F|^2_{F(1,1)=1}$ と併合可能なのは，$F|^2_{F(1,0.5)=1}$, $F|^2_{F(1,0)=1}$, $F|^2_{F(1,0)=0}$ の 3 つである．

3.3.3 隣接行列

定義 3.9 量子化集合 C_i と C_j が隣接しており，$\boldsymbol{a} \in C_i$, $\boldsymbol{a}' \in C_j$，$b, b' \in \{0,1\}$ とする．この時，部分関数 $F|^i_{F(a)=b}$ から $F|^j_{F(a')=b'}$ への**隣接行列**を次で定める．

$$D(F|^i_{F(a)=b}, F|^j_{F(a')=b'}) = \begin{cases} E^i_{F(a)=b} + E^j_{F(a')=b'} & \text{隣接可能} \\ \infty & otherwise \end{cases}$$

ここで，$E^i_{F(a)=b}$ は，C_i における局所評価関数である．また，$D(x,y)$ の初期値は ∞ とする．

(例 3.10) (例 3.8) の局所評価関数において，

$$\begin{aligned} D(F|^1_{F(0.5)=1}, F|^2_{F(0.5)=1}) &= 0.04 + 1.45 = 1.49 \\ D(F|^1_{F(0.5)=1}, F|^2_{F(0)=1}) &= \infty \end{aligned}$$

隣接行列 D は，一つの有向グラフを表現している．この例の有向グラフを図 1 に示す．

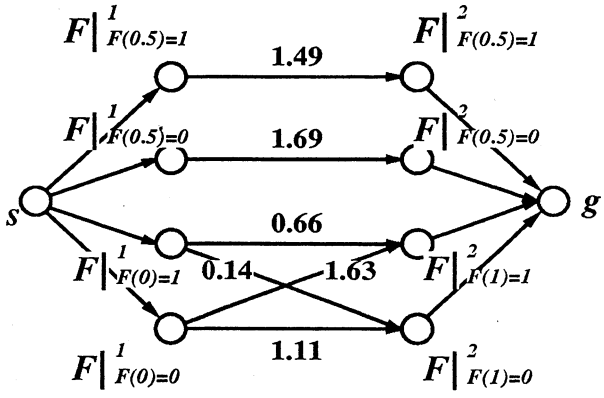


図 1: 有向グラフ D

3.3.4 最小経路問題

一つのファジィ論理関数 F は，この有向グラフの上での一本の経路に対応している．その重みの総和が最も小さい経路が，目的とする最適解である．最適解を求めることは，有向グラフの上で最短経路問題を解くことに等しい．これには，動的計画法に基づいたダイクストラのアルゴリズムが適用できる．

(例 3.11) 図 1 において，C_1 から C_2 への経路で最小となる E は，

$$\widehat{D}(F|^1_{F(0)=1}, F|^2_{F(1)=0}) = 0.05 + 0.09 = 0.14$$

であり，この時のファジィ論理関数 F は次に定まる．

$$F(x) = F(0)\overline{x} \vee F(1)x \vee F(0.5)x\overline{x} = \overline{x}$$

4 おわりに

ファジィ論理関数のあてはめ問題を解く一般的なアルゴリズムを示した．これも，ひとつのあいまい推論と考えられる．n 変数の大規模な問題についても，量子化同値類で問題を分割して小さな計算量で解くことができ，大変興味深い．

参考文献

[1] Kikuchi H., (1991) "Necessary and Sufficient Conditions for Restrictions to Be Fuzzy Switching Functions," *Proc. the International Fuzzy Engineering Symposium' 91*, vol.1, pp.91-102.

[2] Kikuchi H., Morishita T. and Mukaidono M., (1992) "Restrictions of P-Fuzzy Switching Functions," *Proc. IEEE International Conference on Fuzzy Systems 1992*, IEEE, pp.169-176

[3] Mukaidono M., (1979) "A Necessary and Sufficient Condition for Fuzzy Logic Functions," *Proc. the 9th International Symposium on Multiple-valued Logic*, IEEE, pp.159-166

一　般　講　演　論　文

第3日：5月28日（木）

第Ａ室

セッションＹＡ１［ハードウェア１］　　司会　中村　佳正（広島工業大学）

セッションＹＡ２［ハードウェア２］　　司会　渡辺　浩之（North Carolina Univ.）

セッションＹＡ３［ハードウェア３］　　司会　戸貝　正喜（日本インフラロジック㈱）

セッションＹＡ４［ハードウェア４］　　司会　鈴木　昌次（㈱大本組）

セッションＹＡ５［エキスパートシステム１］司会　田中　英夫（大阪府立大学）

セッションＹＡ６［エキスパートシステム２］司会　有田　清三郎（川崎医科大学）

Evaluation of a RISC Processor for Fuzzy Inference *

Hiroyuki Watanabe David Chen
Department of Computer Science
CB# 3175 Sitterson Hall
University of North Carolina
Chapel Hill, NC 27514-3175
TEL. (919) 962-1817 FAX. (919) 962-1799
Email: yuki@cs.unc.edu

Abstract

We report the results of dynamic measurements which evaluate the effectiveness of an application specific microprocessor for fuzzy control and fuzzy information processing. We propose to specialize an architecture of microprocessor for fuzzy theoretic operations using quantitative techniques developed by designers of Reduced Instruction Set Computer (RISC). In particular, an introduction of specialized instructions is considered. Experimental results show that we can achieve as high as 2.5 speed up of a program for fuzzy control by introducing two instructions, `min` and `max`.

Keyword: fuzzy hardware, RISC, fuzzy inference.

1 Introduction

In the past, we have designed fuzzy inference processors as application specific IC's (ASIC's) using full custom layout design [4, 6]. They are extremely fast but limited in generality. Many aspects of the design are limited or fixed. We have proposed to design a fuzzy information processor as an application specific processor using a quantitative approach [7, 8]. The quantitative approach was developed by RISC designers [1]. As the first step, we consider very simple specialized instructions, `min` and `max`. Also, we present the relative speeds of fuzzy inference among a MIPS R3000A microprocessor, a fictitious MIPS R3000A microprocessor with `min` and `max` instructions, and a full custom ASIC inference chip.

2 Merit of Fuzzy Instruction Set

One may question the advantage of designing a specially tuned microprocessor for fuzzy information processor when we can use a regular processor. At first, we show the advantage of a special purpose fuzzy instruction over a general purpose instruction. In fuzzy logic applications, one of the most common operations that we have to perform is the *min* operation, that is to take the minimum of two operands. The operation is expressed in the MIPS R3000A assembly language as in Figure 1. Here, the minimum of two numbers stored in registers `r2` and `r3` is moved to register `r1`. By introducing a new instruction `min` we can replace this sequence of 5 instructions by a single instruction:

```
min   r1,r2,r3   ; r1 gets the smaller
```

Either 3 or 4 instructions are executed among the code in Figure 1 depending either register `r2` or register `r3` has the minimum value. That is, on average 3.5 instructions are replaced by a single `min` instruction. A reduction in executed instructions in this segment of code due to the new instruction is on average 71.4%.

The sequence shown in Figure 1 is intuitively clear. This is not, however, a sequence of codes actually generated by the MIPS optimizing C compiler. One of the main features of RISC microprocessors is their highly pipelined instruction execution. Since the R3000A has five pipeline stages for instruction execution, its branch instructions are delayed by one cycle (*i.e.* delayed branch instruction) and its load instructions have one cycle delay before the loaded data can be used in following instructions. Its optimizing compiler attempts to fill such delay slot by useful instructions by moving instructions. If that is impossible, the compiler fills these slots by `nop` (no operation) instructions. Without code optimization, the code sequence in Figure 1 must look like that of Figure 2. Here, we added two `lbu` (load byte unsinged) instructions for loading data from memory. Two integers stored in memory are loaded into registers `r1` and `r2`. One `nop` is required in a load delay slot. Also, two `nop`'s are required to fill two branch delay slots.

*This material is based upon work supported by the National Science Foundation under Grant No. MIP-9103338. The Government has certain rights in this material.

```
        slt     r4,r2,r3      ; set r4 if [r2]<[r3] otherwise clear r4
        bne     r4,$49        ; branch to $49 if [r4]<> 0 ([r2]>=[r3])
        move    r1,r2         ; move [r2] to r1
        j       $50           ; jump to $50
$49     move    r1,r3         ; move [r3] to r1
$50     <next instruction>
```

Figure 1: Most straightforward MIPS instructions for *min* operation

```
        lbu     r2, 0(r10)    ; load one data
        lbu     r3, 0(r11)    ; load another data
        nop                   ; load-nop
        slt     r4,r2,r3      ; set r4 if [r2]<[r3] otherwise clear r4
        bne     r4,$49        ; branch to $49 if [r4]<>0 ([r2]>=[r3])
        nop                   ; branch-nop
        move    r1,r2         ; move [r2] to r1
        j       $50           ; jump to $50
        nop                   ; branch-nop
$49     move    r1,r3         ; move [r3] to r1
$50     <next instruction>
```

Figure 2: Unoptimized MIPS instructions with nop's

```
        lbu     r2,0(r10)     ; load one data
        lbu     r3,0(r11)     ; load another data
        nop                   ; load-nop
        slt     r4,r2,r3      ; set r4 if [r2]<[r3] otherwise clear r4
        bne     r4,$50        ; if [r2]>=[r3] branch to $50
        move    r1,r3         ;       after moving [r3] to r1
        j       $50           ;
        move    r1,r2         ; move [r2] to r1
$50     <next instruction>
```

Figure 3: Actual MIPS instructions for *min* operation

The actual code generated by the MIPS C compiler is shown in Figure 3. Two branch delay slots are filled with **move** instructions. These instructions that immediately follow the branch instructions are always executed before the actual execution of the branching operation. The compiler could not eliminate a **nop** instruction associated with the load delay. Note that the **j** (jump) instruction is unnecessary. The current version of the optimizing compiler failed to eliminate it, thus waisting one clock cycle.

3 Inference Software and Method of Measurement

We wrote a software simulator of a fuzzy inference board based on a ASIC fuzzy chip using the programming language C. This software was delivered to Oak Ridge National Laboratory (ORNL). The software was used by ORNL researchers to develop control rules before we completed and delivered the inference board [5]. The format of a rule is as following:

If A and B and C and D
Then Do E, and Do F.

Each condition and consequent are represented by fuzzy sets. The universe of discourse of fuzzy set is represented by 64 elements. The range between 0 and 1 for a membership function is represented by 16 levels. That is, each elements is represented by 4 bits. In the software simulator, data is not packed and a group of 4 bits occupies a byte of memory. Therefore, a single fuzzy set is represented by an array of size 64 of type character. This program performs the inference using the *max-min* compositional rule of inference performing *min* and *max* operations repeatedly. Incoming singleton input data are fuzzified. Both the if-part and the then-part of computations are done by sweeping arrays of 64 elements. Due to the repeated usage of *min* and *max* operations, we included following macro definitions in the program header.

```
#define MIN(a,b) ((a)<=(b)? (a) : (b))
#define MAX(a,b) ((a)>=(b)? (a) : (b))
```

We used this software to measure the run time characteristics of fuzzy inference on a MIPS R3000A (clock cycle 20 MHz) which is a processor of DEC workstation 5000/120. Then, we measured the performance of a modified program which predicts a run time if the MIPS R3000A had **min** and **max** instructions.

No of instr executed	$2,495 \times 10^6$	970×10^6
No of nop's executed	279×10^6	1.4×10^6
Load nop's / load	0.664	0.004
Branch nop's / branch	0.066	0.002
Instr / basic block	3.9	18.0

Table 1: Run time statistics

The proposed **min** and **max** instructions are three operand instructions. They are typical of the arithmetic and logical instructions in a RISC instruction set. In order to simulate these two instructions, we replaced the above macro definitions by the following.

```
#define MIN(a,b) (a & b)
#define MAX(a,b) (a | b)
```

The result of the computation is not correct. However, what we are interested is the running time of the program execution. Here, an assumption is that the newly introduced instructions will run in the same cycle time with **and** and **or** instructions. This assumption is reasonable since **min** and **max** instructions perform similar operations with comparison instructions such as the **slt** (set on less than) instruction. The only difference is that, in **min**/**max** instructions, the data in source registers has to be moved to the destination register. Whereas, in comparison instructions, the destination register has to be either set or cleared. A minor modification of datapath in the ALU will accomplish this operation.

We used 4 inference rules and executed the inference 6000 times using this software. Using profiling tools, *pixie, prof, pixstats*, we collected statistics.

4 Result of Measurements

Tabel 1 shows a dynamic instruction count and other key measurement figures. The number of instruction executed is reduced to 38.8% due to an introduction of the **min** and **max** instructions. This translates to a speed up of 2.57. Note also the large reductions in the average numbers of **nop**'s per load instruction and **nop**'s per branch instruction. This reduction in load **nop**'s is achieved by loop unrolling. As we have seen, data are loaded into registers before *min* or *max* operations, and there is one **nop** instruction due to load delay. An optimizing compiler removed these load **nop** instructions by performing a loop unrolling. An example of original code and code resulting from loop unrolling is shown in Figure 4. The effect of loop unrolling is shown in the average number of instructions per basic block executed. This number increased from 3.9 to 18 due to the loop unrolling of inner loop blocks.

The dynamic code distribution of the executions are shown in Table 2. Here, the top 10 of the most

```
lbu     r2,0(r10)   ; load one data
lbu     r3,0(r11)   ; load another data
nop                 ; load-nop
max     r4,r2,r3
sb      r4,0(r12)   ; store result
```

(a) Original code executed 64 times

```
lbu     r6,0(r10)   ; load 1st pair
lbu     r7,0(r11)
lbu     r9,1(r10)   ; load 2nd pair
lbu     r5,1(r11)
max     r8,r6,r7    ; get 1st max
max     r6,r9,r5    ; get 2nd max
sb      t8,0(r12)   ; store 1st max
sb      t6,1(r12)   ; store 2nd max
lbu     r6,2(r10)   ; load 3rd pair
lbu     r7,2(r11)
lbu     r9,3(r10)   ; load 4th pair
lbu     r5,3(r11)
max     r8,r6,r7    ; get max
max     r6,r9,r5    ; get max
sb      t8,2(r12)   ; store 3rd max
sb      t6,3(r12)   ; store 4th max
```

(b) Unrolled code executed 16 times

Figure 4: Loop unrolling

frequently executed instructions are listed. In the actual R3000A codes, **lnop** (*i.e.* load nop) is the 6th frequently executed instruction. It is not in the list in **min**/**max** version due to effective filling of load delay slot. In the **min**/**max** version, entries for the **and** and **or** instructions represent the frequency of the **min** and **max** instructions. Though this program performs fuzzy logic inference repeatedly with the *max-min* method and nothing else, **min** and **max** instructions represent only 24.4% of the dynamic instruction count. The load/store instructions (*i.e.* **lbu**, **lw**, **sw** and **sb**) represents 53.6% of executed instructions. This is due to the fact all fuzzy operations are performed on vectors, and they have to be loaded from and stored into the memory. Another frequent in-

original		min/max	
addiu	19.70%	lbu	28.48%
lbu	11.07%	addiu	14.24%
addu	9.95%	and	12.25%
bnez	9.54%	or	12.12%
lnop	9.52%	lw	8.40%
j	9.17%	sw	8.40%
bne	6.48%	sb	8.32%
slt	6.33%	bne	4.47%
lw	3.26%	addu	1.58%
sw	3.26%	lui	0.52%
Total	88.28%	Total	98.78%

Table 2: Dynamic opcode distribution

	MIPS R3000A		ASIC
	actual	min/max	
Time	125 s	49 s	0.038 s
1 inf	20.8μ	8.2μ	6.4n
FLIPS	48	122	156K

Table 3: 4 rules and 6000 inference

	MIPS R3000A		ASIC
	regular	min/max	
Time	1250 s	490 s	0.038 s
1 inf	208μ	82μ	6.4n
FLIPS	4.8	12	156K

Table 4: 48 rules and 6000 inference

struction, `addiu` (add immediate unsigned), is used for array address calculation.

After the introduction of `min` and `max` instructions, there is a limited opportunity for further speed up by additional improvements of the execution of fuzzy operations. For example, even if we were to design a super scaler architecture where one could execute `min`/`max` instructions in parallel with load/store instructions, the maximum possible speed up would be 1.32 (= 100/(100 − 24.4)). On the other hand, we have a good potential for speed up by improving the load/store operations and memory cache performance. In particular, an introduction of vector load/store operations can be effective.

Table 3 shows the measured speed of the inference by a MIPS R3000A microprocessor and a fictitious MIPS R3000A microprocessor with `min` and `max` instructions. For comparison, the execution speed of a full-custom ASIC fuzzy chip, with a clock speed of 10MHz, is also shown [6]. The first row is the computation time in seconds of 6000 inferences using 4 rules. The second row is the time required to perform a single inference. The last row is the fuzzy logical inferences per second (FLIPS) measured for each devices.

Tabel 4 shows an estimate of similar measures for inferences using 48 rules. The ASIC chip can run up to 51 rules in parallel, therefore there is no increase in run time. For R3000A processors, run times have been multiplied by 10 rather than 12, since defuzzification (*i.e.* centroid computation) is done only once and not 12 times. In some of the applications, the speed achieved by the microprocessor approach may not be fast enough if there is a large number of rules. For example, an ORNL autonomous robot issues a control command 100 times per second (100Hz) [3].

5 Conclusion

Tuning a general purpose processor to create an embedded processor for fuzzy control is very effective. By introducing fuzzy logic specific instructions such as `min` and `max`, some fuzzy control programs run as much as 2.5 times faster than in a regular microprocessor. Since a modification to an original RISC core is modest, this approach is attractive.

There is a large gap in run time between ASIC and software approaches even if we resort to a specialized fuzzy microprocessor. As for design time and cost, these two approaches represent two extremes. An ASIC approach is extremely expensive. It is, therefore, an important research topic to design a specialized computing architecture for fuzzy applications that locate between these two extremes both in run time and design time/cost. One such approach may be to use programmable devices such as an erasable programmable logic device (EPLD) or a field programmable gate array (FPGA) [2].

References

[1] Hennessy, J. L. and D. Patterson, *Computer Architecture: A Quantitative Approach*, Morgan-Kaufmann, 1990.

[2] Manzoul, M. A. and D. Jayabharathi, "Fuzzy Controller on FPGA Chip," *Proc. of IEEE International Conference in Fuzzy Systems*, pp. 1309–1316, March 1992.

[3] Pin, F. G., H. Watanabe, J. R. Symon, and R. S. Pattay, "Autonomous Navigation of a Mobile Robot Using Custom-Designed Qualitative Reasoning VLSI Chips and Boards," *to appear*, IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 1992.

[4] Togai, M. and H. Watanabe, "An Inference Engine for Real-time Approximate Reasoning: Toward an Expert on a Chip," *IEEE EXPERT*, Vol. 1, No. 3, pp. 55–62, August 1986.

[5] Symon, J. R. and H. Watanabe, "Fuzzy Logic Inference Engine Board System," *Proc. of International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks (Iizuka-90)*, pp. 161–164, July, 1990.

[6] Watanabe, H., W. Dettloff and E. Yount "A VLSI Fuzzy Logic Inference Engine for Real-Time Process Control," *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Vol.25, No.2, pp. 376–382, April 1990.

[7] Watanabe, H., "Some Consideration on Design of Fuzzy Information Processors – From a Computer Architectural Point of View," *Proc. of International Fuzzy Engineering Symposium '91*, pp. 387–398, November 1991.

[8] Watanabe, H., "A RISC Approach to Design of Fuzzy Processor Architectures," *Proc. of IEEE International Conference in Fuzzy Systems*, pp. 431–440, March 1992.

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

各種ファジィ制御法評価用シミュレータの開発

Development of Simulator for Evaluating Several Fuzzy Control Methods

林 健一郎　大坪 昭文　松尾 信正　牟田 一弥
Kenichiro HAYASHI　Akifumi OHTSUBO　Nobumasa MATSUO　Ituya MUTA
佐賀県工業試験場　㈱中村電機製作所　佐賀大学
Saga Research Institute of Industry　Nakamura Electric MFG.　Saga University

あらまし　本シミュレータは，各種ファジィ制御法の構築とその評価を行うことを目的として開発された。本シミュレータでは，ファジィ推論法や制御パラメータを自由に決定でき，各種ファジィ制御法の構築が可能である。ファジィ推論法としては，「直接法」，「間接法」，「ファジィ・ＰＩＤ法」の３つのタイプが選択できる。特に「直接法」では，現在提案されている全ての推論法が実現できる。

本シミュレータの強力な評価機能を用いることにより，構築した各種ファジィ制御法の評価ができる。また，推論法，制御規則，制御パラメータなどの面倒な調整や検証作業も容易に実行できる。従って，制御対象に応じて，ファジィ制御法の構築を最適に行うことができる。

キーワード　ファジィ制御，ファジィ推論，シミュレータ，評価機能

１．はじめに

ファジィ制御の中心となるのがファジィ推論であり，現在Mamdaniの推論法が最も良く用いられている。しかし，この推論法は必ずしも人間の直感にマッチした方法でないことが指摘され，ファジィ制御を対象として，種々の推論法が水本らにより提案されている。この推論法の違いにより制御性能は異なってくるので，制御対象の種類や特性に応じて，最適な推論法を決定することは重要な問題である。

本シミュレータは，各種ファジィ制御法の構築とその評価を行うことを目的として開発された。本シミュレータにおいては，推論法や制御パラメータがメニュー形式で自由に決定でき，各種ファジィ制御法の構築が可能である。また，本シミュレータの評価機能を用いることにより，構築した各種ファジィ制御法の評価ができる。

２．ファジィ推論

一般的に，ファジィ制御における推論過程は，以下に示すStepに分けて考えることができる。

Step1：入力があった場合に，規則の前件部適合度を計算する。

Step2：各規則による推論結果を求める（推論結果は含意演算の方法で異なる）。

Step3：各規則による推論結果を統合化し，規則全体としての推論結果を求める。

Step4：規則全体としての推論結果を非ファジィ化し出力を求める。

各Stepにおいて，種々の方法が提案されているが，本シミュレータはそれら全てをサポートしている。従って，本シミュレータでは，各Stepにおいて種々の方法を使用し，それらを組み合わせることにより，あらゆるファジィ推論法が実現できる。

「min-max-重心法」は，まずStep1，2においてmin演算を行い，次にStep3においてmax演算を行い，最後にStep4で重心法を用いる方法である。図１に規則が二つの場合の「min-max-重心法」における推論過程を示す。

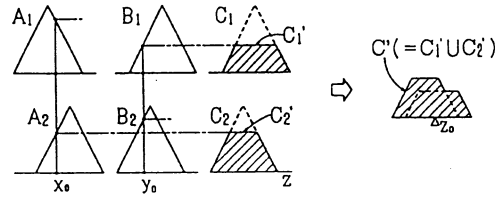


図１　「min-max-重心法」における推論過程

３．ファジィ制御系の構成

本シミュレータにおけるファジィ制御系の構成を図２に示す。

制御対象としてムダ時間のある一次遅れの系，二次遅れの系またはユーザ指定の系が選択できる。

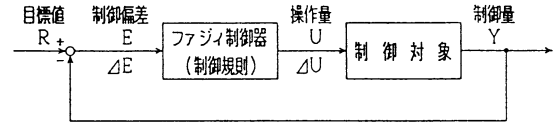


図２　ファジィ制御系の構成

４．各種ファジィ制御法の構築

本シミュレータにおける「直接法」の構築・実行・評価手順を図３に示す。各ステップにおける選択・決定はメニュー形式で行う。

４.１　ファジィ分割数の決定

ファジィ分割数として，次の３つが選択できる。

1)３×３分割
2)５×５分割
3)７×７分割

４.２　ファジィ制御規則の選択

制御規則は，十字型，改良型，全空間型の３つが選択できる。各規則に対して重み付けも可能であり，中の数値1.0はその重みの値である。

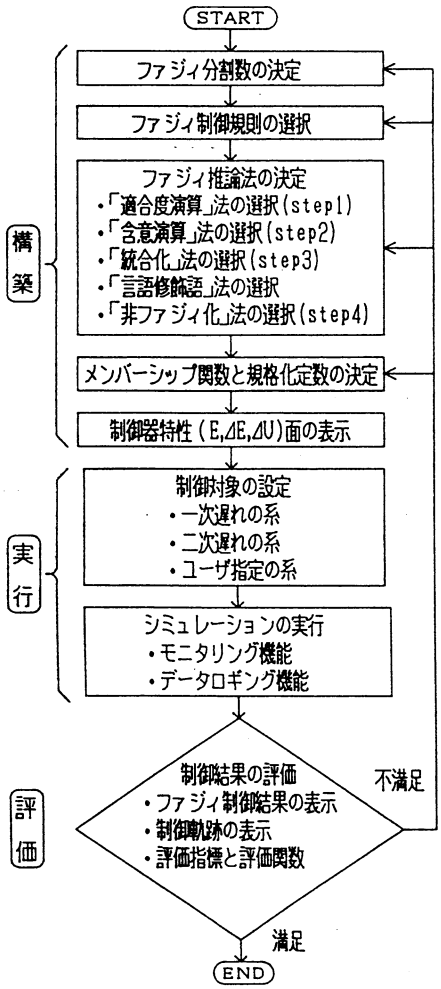


図3 「直接法」の構築・実行・評価手順

E \ ΔE	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB				NB 1.0			
NM				NM 1.0			
NS				NS 1.0			
ZO	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0
PS				PS 1.0			
PM				PM 1.0			
PB				PB 1.0			

表1 制御規則表 (十字型)

E \ ΔE	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB 1.0	NB 1.0	NB 1.0	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0
NM	NB 1.0	NB 1.0	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0
NS	NB 1.0	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0
ZO	NB 1.0	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0
PS	NM 1.0	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0	PB 1.0
PM	NS 1.0	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0	PB 1.0	PB 1.0
PB	ZO 1.0	PS 1.0	PM 1.0	PB 1.0	PB 1.0	PB 1.0	PB 1.0

表2 制御規則表 (全空間型)

4.3 ファジィ推論法の決定

4.3.1 前件部適合度の演算法の選択

Step1 において，前件部適合度を計算する際使用する積演算子の選択を行う。

- 積演算子
  - 1)論理積：$x \wedge y$
  - 2)代数積：$x \bullet y$
  - 3)限界積：$0 \vee (x+y-1)$

4.3.2 含意演算法の選択

Step2 において，各規則による推論結果を求める際使用する含意演算の方法の選択を行う。含意演算の方法として，積演算に基づいた方法と多値論理の含意公式に基づいた方法が選択できる。

- 積演算に基づいた方法
  - 1)Rc ： $a \rightarrow b = a \wedge b$ Mamdani
  - 2)Rp ： $a \rightarrow b = a \bullet b$ Larsen
  - 3)Rbp： $a \rightarrow b = 0 \vee (a+b-1)$ 限界積
  - 4)Rdp： $a \rightarrow b = \begin{cases} a \cdots b=1 \\ b \cdots a=1 \\ 0 \cdots a,b<1 \end{cases}$ 激烈積
- 多値論理の含意公式に基づいた方法
  - 5)Ra ： $a \rightarrow b = 1 \wedge (1-a+b)$ Zadeh
  - 6)Rm ： $a \rightarrow b = (a \wedge b) \vee (1-a)$ Zadeh
  - 7)Rs ： $a \rightarrow b = \begin{cases} 1 \cdots a \leqq b \\ 0 \cdots a > b \end{cases}$ Standard Sequence
  - 8)Rg ： $a \rightarrow b = \begin{cases} 1 \cdots a \leqq b \\ b \cdots a > b \end{cases}$ Gödel
  - 9)Rb ： $a \rightarrow b = (1-a) \vee b$ ﾌﾞｰﾙ含意
  - 10)Rd ： $a \rightarrow b = \begin{cases} 1 \cdots a \leqq b \\ b/a \cdots a > b \end{cases}$ Gougen

4.3.3 統合化法の選択

Step3 において，統合化の際使用する演算子の選択を行う。含意演算法の選択において，積演算に基づいた方法を選択した場合，統合化の為の演算子として和演算子の選択を行う。一方，多値論理の含意公式に基づいた方法を選択した場合，積演算子の選択を行う。

- 和演算子
  - 1)論理和 ：$x \vee y$
  - 2)算術平均 ：$(x+y)/2$
  - 3)双対な幾何平均：$1-\sqrt{\{(1-x)(1-y)\}}$
  - 4)双対な調和平均：$1-\dfrac{2}{1/(1-x)+1/(1-y)}$
  - 5)代数和 ：$1-(1-x)(1-y)$
  - 6)限界和 ：$1 \wedge (x+y)$
- 積演算子
  - 7)論理積 ：$x \wedge y$
  - 8)代数積 ：$x \bullet y$
  - 9)限界積 ：$0 \vee (x+y-1)$

4.3.4 言語修飾語法の選択

言語修飾語法は，統合化後のファジィ集合に言語修飾語を施すことにより，そのファジィ集合にある種の変形を与えることである。

ここでは，$\mu_A(x)$をA(x)と簡略化表現する。

- 言語修飾語
  - 1)Concentration
    - $CON\ A(x) = very\ A(x) = A(x)^2$
  - 2)Dilation
    - $DIL\ A(x) = rather\ A(x) = \sqrt{A(x)}$
  - 3)Contrast Intensification
    - $INT\ A(x) = \begin{cases} 2A(x)^2 \\ (0 \leqq A(x) \leqq 0.5) \\ 1-2(1-A(x))^2 \\ (0.5 \leqq A(x) \leqq 1) \end{cases}$
  - 4)Contrast Weakining
    - $WEAK\ A(x) = \begin{cases} 2(A(x)-A(x)^2) \\ (0 \leqq A(x) \leqq 0.5) \\ 2(A(x)-0.5)^2+0.5 \\ (0.5 \leqq A(x) \leqq 1) \end{cases}$
  - 5)Slenderizing
    - $SLND\ A(x) = 0 \vee (2A(x)-1)$

6)Swelling

SWEL A(x) = 0.5A(x)+0.5

4.3.5 非ファジィ化法の選択

Step4 において，規則全体としての推論結果を非ファジィ化する際使用する方法の選択を行う。非ファジィ化法としては，統合化後のファジィ集合C' を対象とする方法と，統合化前の各ファジィ集合C_i'を対象とする方法がある。図4に各規則による推論結果を表すファジィ集合C_i'を示す。以下，各種非ファジィ化法について述べる。

- 統合化後のファジィ集合C'を対象

1)重心法

ファジィ集合C'の重心を代表値とする。

2)最大平均法

ファジィ集合C'の最大グレードを与える点の平均値を代表値とする。

3)最大中点法

方法2)の特別の場合であり，最大グレードを与える要素の内，最小の要素と最大の要素の中点を代表値とする。

4)中央値法

ファジィ集合C'の面積を2等分する点（中央値）を代表値とする。

- 統合化前の各ファジィ集合C_i'を対象（図4参照）

5)高さ法

ファジィ集合C_iの代表点z_iを，ファジィ集合C_i'の高さh_i（適合度）で，荷重平均をとった値を代表値とする。

6)最大高さ法

高さh_i (i=1,･･･,n) の内で，最大の高さ（h_jとする）に対するファジィ集合C_jの代表点z_jを代表値とする。

7)面積法

ファジィ集合C_iの代表点z_iを，ファジィ集合C_i'の面積S_iで，荷重平均をとった値を代表値とする。

8)最大面積法

最大面積S_jに対するファジィ集合C_jの代表点z_jを代表値とする。

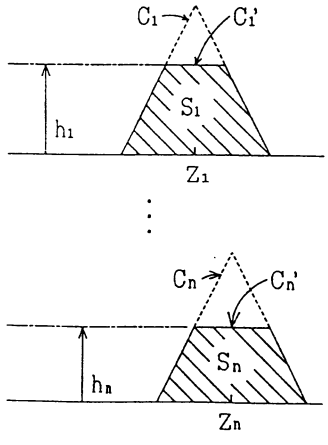


図4 各規則による推論結果を表すファジィ集合C_i'(i=1･･･n)

4.4 メンバーシップ関数と規格化定数の決定

メンバーシップ関数は，三角型，釣鐘型が選択でき，その重なり方の程度は交叉値αにより指定できる。ファジィ制御の場合，前件部メンバーシップ関数の形状は，特に制御性能に大きな影響を及ぼす。また，規格化定数は，前・後件部とも自由に設定できる。この値も制御性能に大きな影響を及ぼすので，適切に設定しなければならない。

決定後の前・後件部メンバーシップ関数と規格化の状況は，画面上で確認できる。図5は，前件部を釣鐘型とした場合であり，図の下の数値は，EとΔEの規格化の状況である。図6は，後件部を三角型とした場合であり，図の下の数値は，ΔUの規格化の状況である。

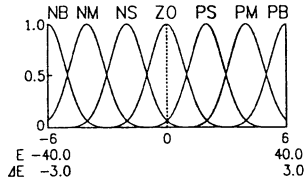


図5 前件部メンバーシップ関数（釣鐘型）

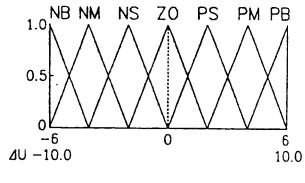


図6 後件部メンバーシップ関数（三角型）

4.5 制御器特性の表示

本シミュレータを用いて構築された各種ファジィ制御器の特性は，制御面の三次元表示として確認できる。図7は，推論法は「■in-■ax-重心法」，制御規則は全空間型，前件部は三角型を用いた場合のファジィ制御器の特性を表したものである。

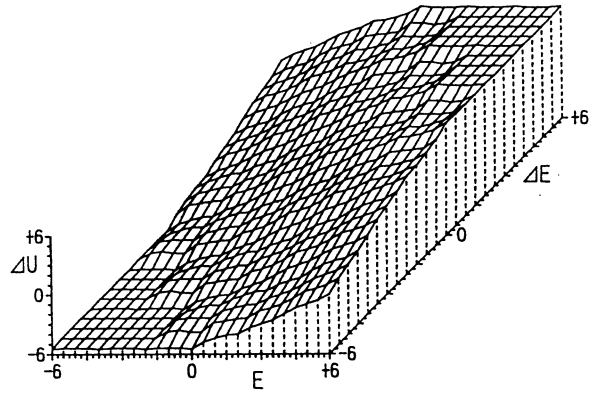


図7 ファジィ制御器の特性表示
（「■in-■ax-重心法」,全空間型,三角型）

5. 評価機能

5.1 モニタリング機能

ファジィ制御の動作状況や制御応答は，画面上で確認でき，各種ファジィ制御法の評価を，リアルタイムに行うことができる。このモニタリング機能では，統合化後のファジィ集合と非ファジィ化表示，適用された規則と重み及び適合度表示，制御応答のグラフ表示などが行われる（図8）。

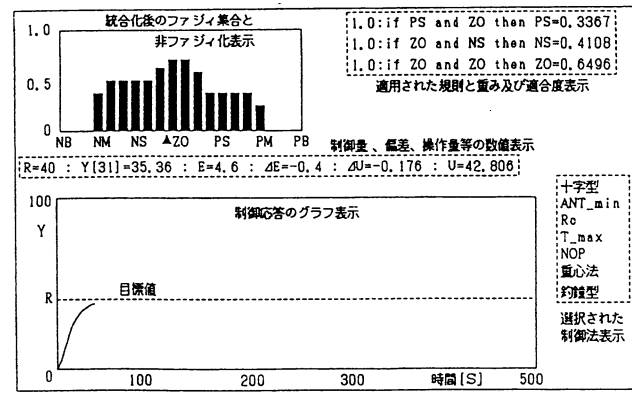


図8 「直接法」のモニタ画面

5.2 制御結果の評価機能

各種ファジィ制御法による制御結果は，本シミュレータの以下のような評価機能を用いて評価できる。

データロギング機能により，シミュレーション時の制御情報はファイルにセーブされる。セーブ後の制御情報は，ファジィ制御結果の表示ユーティリティにより，時間領域での表示，位相面での軌跡として動的に表示される（図9）。

また，制御軌跡の表示が制御面上で動的に表示される（図10）。

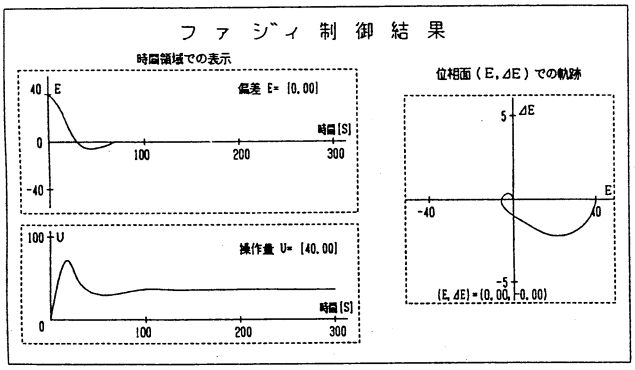


図9 ファジィ制御結果の表示

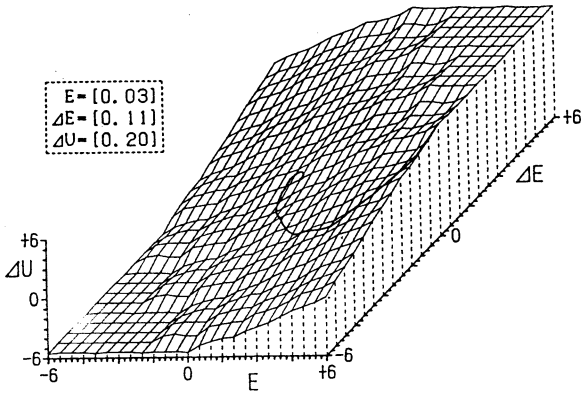


図10 制御軌跡の表示

さらに，本シミュレータは制御結果の評価指標や評価関数として以下のものを有する。ここで，1)から8)まではステップ応答の評価のための評価指標であり，9)から12)は最適応答を得るための積分評価法に基づいた評価関数である。図11に評価指標と評価関数の計算結果一覧を示す。

(a) 評価指標

1) ｵｰﾊﾞｰｼｭｰﾄ量 ：OV
2) ｵｰﾊﾞｰｼｭｰﾄ率 ：OVR=OV/R
3) 振幅 ：AM1
4) 振幅減衰比 ：AM2/AM1
5) 立上り時間 ：T_R
6) 目標到達時間 ：T_{RT}
7) 行過ぎ時間 ：T_P
8) 整定時間 ：T_S

(b) 評価関数

9) ＩＡＥ ：$J1=\int_0^{Ts}|R-y|dt$

10) ＩＳＥ ：$J2=\int_0^{Ts}(R-y)^2dt$

11) ＩＴＡＥ ：$J3=\int_0^{Ts}t|R-y|dt$

12) ＩＴＳＥ ：$J4=\int_0^{Ts}t(R-y)^2dt$

ただし，

ＩＡＥ ：integral of absolute error
ＩＳＥ ：integral of squared error
ＩＴＡＥ：integral of time multiplied absolute error
ＩＴＳＥ：integral of time multiplied squared error

ファジィ制御結果の評価

評価指標	
①OV	12.92
②OVR	32.30
③AM1	17.03
④AM2／1	31.76
⑤T_R	10.48
⑥T_{RT}	16.53
⑦T_P	27.00
⑧T_S	62.31

評価関数	
①Ｊ１	685.64
②Ｊ２	15497.20
③Ｊ３	11318.05
④Ｊ４	124683.25

OV ：オーバーシュート量　T_P ：行過ぎ時間
OVR ：オーバーシュート率　T_S ：整定時間
AM1 ：最初の振幅値　Ｊ１：誤差面積
AM2／1：振幅減衰比　Ｊ２：誤差２乗面積
T_R ：立上り時間　Ｊ３：(時間X誤差)面積
T_{RT} ：目標到達時間　Ｊ４：(時間X誤差２乗)面積

図11 評価指標と評価関数の計算結果一覧の表示

6． 各種ファジィ制御法の特徴比較

本シミュレータの有する各種ファジィ制御法の特徴比較を図12に示す。

「間接法」は「直接法」と比較して実行速度が非常に速いという利点を有する。また「ファジィ・ＰＩＤ法」はファジィ制御とＰＩＤ制御のハイブリッド型となっている。

制御法 / 項目	「直接法」	「間接法」		「ファジィ・ＰＩＤ法」
		「塚本の間接法」	「簡略化間接法」	
推論方式	多数の推論法が実現可能	塚本の間接法	簡略化間接法	ＰＩＤ制御 簡略化間接法
統合化法	9種類	論理積	——	——
非ファジィ化法	8種類	共通集合の頂点	適合度で荷重平均	適合度で荷重平均
推論結果ΔUの形	——	関数形		関数形
メンバーシップ関数の形状	三角型 釣鐘型	前件部：arctan型 後件部：直線型		前件部：arctan型 後件部：直線型
ファジィ分割数	7分割 5分割 3分割	2分割		2分割
制御規則	「十字型」 「改良型」 「全空間型」	ＰＩＤ型規則		ＰＩＤ型規則
制御動作	非線形ＰＩ	非線形（ＰＩ／ＰＩＤ）		非線形（ＰＩ／ＰＩＤ）
入出力数	2入力1出力	1入力1出力		1入力1出力
実行速度	速い	非常に速い	速い	速い

図12 各種ファジィ制御法の特徴比較

7． おわりに

本シミュレータを用いることにより，推論法や制御パラメータが自由に選択・決定でき，制御対象に応じて最適なファジィ制御法の構築を行うことができる。

本シミュレータの強力な評価機能を用いることにより，構築後の各種ファジィ制御法の評価が可能である。この機能により，推論法や制御パラメータの調整・検証作業が容易となり，それらの選択・決定を効率的に実行できる。

本シミュレータはＰＣを対象として開発したものであるが，外部機器との入出力のためのインターフェイスを増設することにより，実際のファジィ制御器としての使用も可能となる。

謝辞

本研究開発を進めるにあたり，有益なご助言をいただいた大阪電気通信大学の水本雅晴教授，九州工業大学の村上周太教授，前田幹夫助手に厚く謝意を表します。

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

αレベル集合演算によるファジィ制御器のハードウェア構成

Hardware Implementaion of Fuzzy Contoller using α -level set Operation

永井 豊　　竹内 倶佳
NAGAI Yutaka　TAKEUCHI Tomoyoshi
電気通信大学
The University of Electro-Communications

あらまし
αレベル集合演算を用いたファジィ制御器のハードウェア構成法を示し、それに基づいた制御器を試作した。それを用いた実験を行ない、本方法の有効性を確認した。また、αレベル集合演算に適した種々の非ファジィ化法について計算機シミュレーションにより検討し、簡略化した演算で十分な推論結果が得られることを示した。

キーワード　　制御、ファジィ推論、αレベル集合、非ファジィ化、ハードウェア

1　はじめに

ファジィ制御は現在いろいろな分野で用いられている。ファジィ論理のハードウェア化もディジタル[1]・アナログ[2]とも行われている。アナログの場合も台集合とメンバーシップ値の両方をアナログて取り扱うのは困難でこれまでは台集合を量子化し、それぞれのメンバーップ値をアナログ回路で演算してきた[3]。著者らはメンバーシップ値を量子化して、ファジィ集合をαカット集合に分解して推論計算と非ファジィ化を行うファジィコントローラについて研究してきた[5]。ここでは、この形のコントローラについてハードウェアを試作し実験を行いまた、種々の非ファジィ化法を検討したので報告する。

2　αカット分解によるファジィ制御計算

ファジィ制御では誤差eと誤差の変化Δeなどの入力からあいまいな制御則（ルール）に基づいて制御器の出力uをファジィ推論で求め、推論結果のファジィ集合を非ファジィ化して確定値として出力する。

ここで、ルールとして次のn個を考える。

$$R_i : if\ e\ is\ A_i\ and\ \Delta e\ is\ B_i\ then\ u\ is\ C_i \qquad i = 1...n$$

但し、A_i, B_i, C_iはファジィラベルであり、同じ記号でファジィ集合も表す。ここで誤差と誤差の変化の確定値eとΔeが与えられたときに制御器出力uの確定値を各ファジィ集合のαレベル集合を用いて求める方法について述べる。推論方法は良く用いられているmin・max法を用いた。また、非ファジィ化は重心法、2乗重心法、変形重心法、最大高さ法について考察する。次にαカットによる推論計算[4,5]と非ファジィ化の各演算方法の方法について演算方法を示す。

2.1　ｍｉｎ・ｍａｘ演算によるファジィ推論法

ファジィ推論計算は式(1)の様に表現される。

$$\begin{aligned}\mu_{C'}(u) &= \bigvee_{i=1}^{n}[\mu_{A_i}(e) \wedge \mu_{B_i}(\Delta e)] \wedge \mu_{C_i}(u) \\ &= \bigvee_{i=1}^{n} \mu_{C_i'}(u) \end{aligned} \qquad (1)$$

ここで、μ_Fはファジィ集合Fのメンバーシップ関数であり、C_i'は各ルールの推論結果の、C'は最終推論結果のファジィ集合を表す。

ファジィ集合Fの（弱）αカット集合をF_αで表す。

式（1）をαカット集合を用いて表現する。

$$C_\alpha = \bigcup_{i=1}^{n} C_{i\alpha}' \qquad (2)$$

$e, \Delta e$が与えられたときの各ルールの推論結果のαカット集合は式(3)

$$C_{i\alpha}' = \begin{cases} C_{i\alpha}' & e \in A_{i\alpha}\ and\ \Delta e \in B_{i\alpha} \\ \phi & otherwise \end{cases} \qquad (3)$$

ここで、A, B, C, C'は凸であるという条件をつける。凸ファジィ集合Fのαカット集合F_αは閉区間$[l_{F_\alpha}, r_{F_\alpha}]$となるので、上記操作は区間の端点の演算に置き換えることができる。

2.2 種々の非ファジィ化

2.2.1 重心法による非ファジィ化

出力ファジィ集合 C' の重心は式 (4) のようになる。

$$u = \frac{\int \mu_{C'}(u) u\, du}{\int \mu_{C'}(u)\, du} \tag{4}$$

この重心の計算を α カット集合を用いて表すと次のようになる[5]。

$$u = \frac{\int_0^1 \left[\int_{C'_\alpha} u\, du\right] d\alpha}{\int_0^1 \left[\int_{C'_\alpha} 1\, du\right] d\alpha} \tag{5}$$

先の条件により

$$C'_\alpha = [l'_\alpha, r'_\alpha] \tag{6}$$

となり、重心を区間の端点で表すと式 (7) のようになる。

$$u = \frac{\int_0^1 (w_\alpha \cdot g_\alpha)\, d\alpha}{\int_0^1 w_\alpha\, d\alpha} \tag{7}$$

ここで、

$$w_\alpha = r_\alpha - l_\alpha, g_\alpha = \frac{r_\alpha + l_\alpha}{2} \tag{8}$$

とおいた。この式から、u は各 α カット集合による推論結果 g_α の幅 w_α による重み付き平均であることが分かる。

2.2.2 2乗重心法

幅による重みのために、α レベル集合の性質からより幅の広い小さな α に対応する集合が重視され、非ファジィ化された推論結果はルールの後件部ラベルよりもそれらの中間の値を取る傾向を持つ。これはラベルを推奨される典型的出力と考える場合には望ましくない性質である。たとえば、重心による非ファジィ化では台集合両端の近くの値は取りにくい。そこで、高いグレードの部分を強調するために、ここでは言語ヘッジに似たグレードの変形を行ない、$h(\mu(u))$ (たとえば $\mu(u)^2 u$) による重心を求める。α カット集合を用いて計算すると、式 (9) となる。

$$\begin{aligned} u &= \frac{\int_0^1 g_\alpha \cdot w_\alpha d(h(\alpha))}{\int_0^1 w_\alpha d(h(\alpha))} \\ &= \frac{\int_0^1 g_\alpha \cdot w_\alpha \cdot h'(\alpha) d\alpha}{\int_0^1 w_\alpha \cdot h'(\alpha) \alpha\, d\alpha} \end{aligned} \tag{9}$$

特に、$h(\mu(u)) = \mu^2$ のときは、式 (10) となる。

$$u = \frac{\int_0^1 g_\alpha \cdot w_\alpha \alpha d\alpha}{\int_0^1 w_\alpha \alpha\, d\alpha} \tag{10}$$

これは、高いグレードを重視して、α で重みをつけた平均と解釈できる。

2.2.3 α レベル簡易重心法

2乗重心法はまた、低いグレードの大きな幅による重みの影響を減ずる効果があるとも解釈できる。ここで、計算の簡単化のために、式 (7) に置いて幅の因子を除外する「α レベル簡易重心法」(式 11) を提案する。

$$u = \frac{\int_0^1 g_\alpha\, d\alpha}{\int_0^1 d\alpha} = \int_0^1 g_\alpha\, d\alpha \tag{11}$$

いずれの場合もこれらの演算を一般のメンバーシップ関数形に関して行うには α に関する積分を適当に量子化して扱わなくてはならない。現実の実装ではでは量子化数がハードウェア規模や計算時間に大きな影響を与えるので、可能な限り少ない方がよい。筆者らはシミュレーションにより、4 レベル程度で十分であることを示した[5]。

2.2.4 最大高さ法

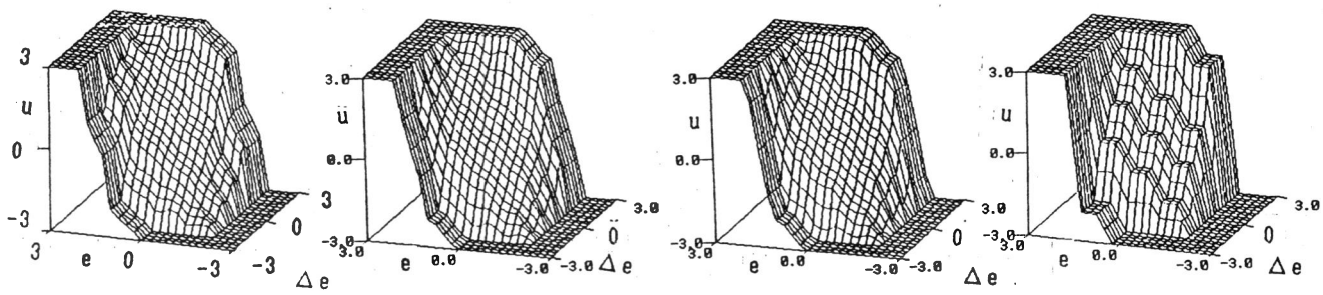
推論結果のファジィ集合に置いて最大グレードを与える要素を非ファジィ化出力とする方法である。これは、式 (12) に示す様に空でない α レベル集合のうち最大の α を与えるものを探すことで α レベル集合の操作で計算できる。

$$u = g_\beta \tag{12}$$

$$\beta = \max_{C_\alpha \neq \phi} \alpha \tag{13}$$

3 シミュレーションによる非ファジィ化法の比較

2章の α レベル集合による 3 種の重心法を含む種々の非ファジィ化法について、入出力関係と制御シミュレーションにより検討した。ここでは表 1に示す制御則と図 1に示すメンバーシップ関数で推論計算をした。



(a) 重心法　(b) 2乗重心法　(c) 簡易重心法　(d) 最大高さ法

図 2: コントローラの入出力特性

表 1: 制御則

		Δe				
		NB	NS	ZE	PS	PB
e	PB	PB				
	PS	NM	ZR	PS	PM	PB
	ZR	NB	NS	ZR	PS	PB
	NS	NB	NM	NS	ZR	PM
	NB	NB				

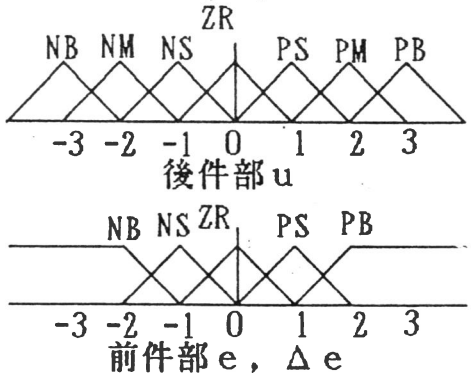


図 1: メンバーシップ関数

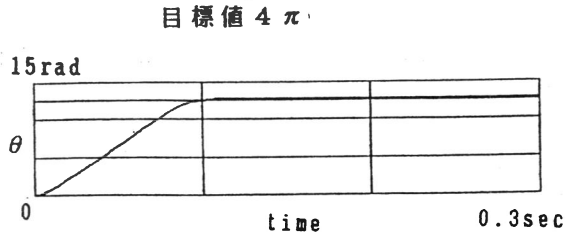


図 3: 制御シミュレーション結果

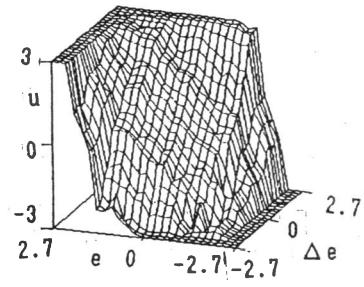


図 5: 試作ファジィ制御器の入出力特性

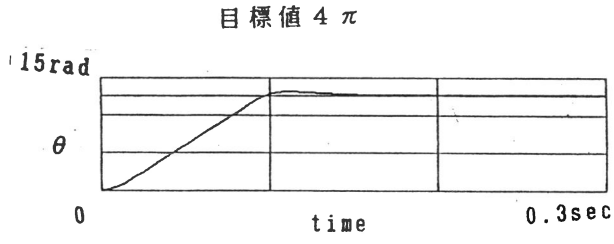


図 6: 試作ファジィ制御器による制御実験結果

このときの入力 $e, \Delta e$ と出力 u の関係を図 2に示す。重心法は細部に差があるが、大きな差はみられない。最大高さ法は平坦部が多くみられる。

制御系への影響をみるために各々の非ファジィ化法について、直流サーボモータの制御シミュレーションを行った結果を図 3に示す。全体としてあまり差がない。今回検討した限りにおいては非ファジィ化は簡易化した重心法で十分であると考えられる。

4 ハードウェアによる実現

2章で述べた演算をハードウェアで実現し、制御実験を行った。試作したハードウェアにおいて α レベル

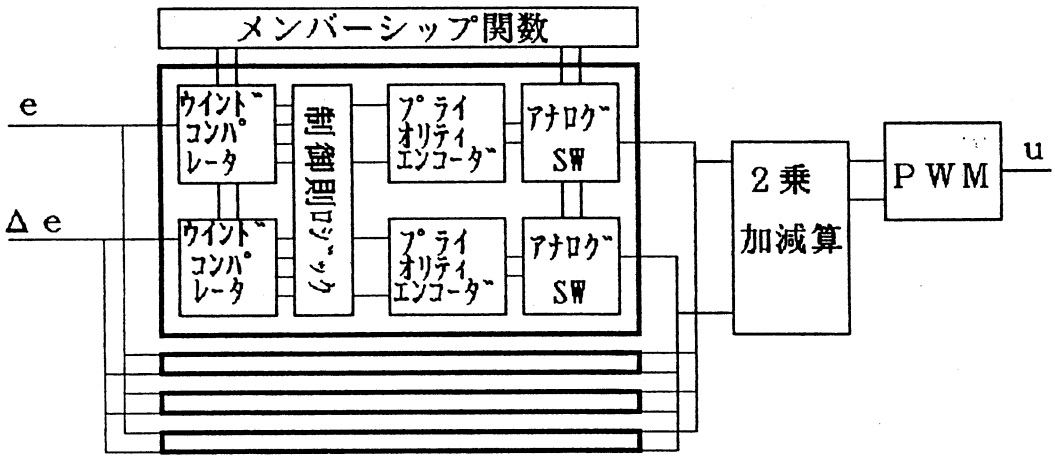


図 4: ファジィ制御器のブロック図

の分割数は 4 レベルとした。

4.1 ファジィ推論

メンバーシップ関数 各 α カット集合となる区間の端点電圧を基準電圧の抵抗分圧で得た。

入力部 α カット集合を表す区間の端点との比較をして入力がその範囲にあるか否かを判断する。これはウインドコンパレータで実現した。

推論部 ルールに応じて入力部からの 2 値信号を論理積で組み合わせ各ルールが結果が空集合か否かを決定する。一般には複数のルールが発火するので各出力合成にのためには下限 l_i については min 演算、上限 r_i については max 演算を施す。同じもの複数に対して min/max 演算しても一つの場合と変わらないので、同じ後件部を持つルールは論理和であらかじめ合成し、プライオリティエンコーダとアナログスイッチで最小最大に対応する後件部ラベルの端点電圧を選択する。。ここで空集合の場合は $l = r$ とし、重心計算に影響を与えないようにしている。 入力部・推論部は α レベルの分割数だけ必要であるが、時分割で 1 回路を利用することも可能である。

4.2 非ファジィ化

重心法では一般に除算を必要とする。ここでは直接除算を行わない方法として、PWMを用いた方法を採用した。

今回試作した回路のファジィ制御器のブロック図を図 4に、この制御器の入出力特性ををを図 5に、また、制御結果を図 6に示す。

5 おわりに

現在ファジィ制御において一般的に用いられているファジィ推論計算を α カット集合を用いた演算を用いて行う方法を提案した。また、種々の非ファジィ化法についてその影響を評価し α カットに適した簡易型重心法が十分に有効であることがわかった。この方法をハードウェアで実現し、制御動作を確認した。

参考文献

[1] 廣田ほか、ファジィシステム、pp207-238、計測自動制御学会 (1990)

[2] T.YAMAKAWA and T.MIKI, The Current Mode Fuzzy Logic Integrated Circuits Fabricated by The Standard CMOS Process,IEEE Trans.on Computer, Vol. C5-2, pp.161-167(1986)

[3] T.Yamakawa, HIGH-SPEED FUZZY CONTROLLER HARDWARE SYSTEM, 第 2 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp122-130(1986)

[4] 上原、アナログ／メンバーシップグレード変換機能を有するファジィ推論エンジン、情報処理学会研究報告 88-AI-60-4(1988)

[5] 永井ほか、α カット分解によるファジィ制御推論計算法とハードウェアについて、第 7 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp173-176(1991)

[連絡先]
〒 182 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1
電気通信大学 電子工学科 情報伝送学講座
Tel: 0424-83-2161(ext.3453) Fax: 0424-80-3801
E-mail: nagai@bacchus.ee.uec.ac.jp(junet)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

「1パラメータメンバシップ関数方式によるファジィ推論回路」

Fuzzy Inference Circuit by One Parameter Membership Function

功刀　和正　Kazumasa Kunugi
草崎　至雅　Yoshimasa Kusazaki
宮沢　東　Azuma Miyazawa

オリンパス光学工業㈱
OLYMPUS OPTICAL CO.,LTD.

要旨　本稿では、主に制御用のファジィ推論装置を前提とする新しいディジタルファジィ回路の方式を提案する。この方式では、前件部、及び後件部メンバシップ関数は1パラメータで表現される。また、多入力高速推論を実現するため、推論に関与する前件部メンバシップ関数のグレードを予め演算し、それらを組み合わせたルールでのみファジィ推論を行う。

キーワード：1パラメータ、推論方式、回路、高速推論、多入力

1．はじめに

近年、ファジィに関する応用の実施例が増加している。代表的な応用の実施例として、'90 年より家電製品が挙げられる[1]。家電への応用は、ソフトウェアによるファジィ制御が中心であった。さらにファジィの応用がＦＡ分野、ＯＡ分野へその裾野を広げるに従い、従来の汎用マイコンでは推論処理が困難な場合が増してきている。こうした背景の中、高速推論処理が可能なファジィ専用ＩＣが各社より相次いで発表されている。

現時点では、この様な専用ＩＣの利用度は少ない。理由としては、高速な推論処理の必要性に迫られた応用が明確になっていないことが挙げられる。

しかしながら、「ファジィ専用ＩＣがシステムのキーになるのは確実である」[2]と考えられており、我々は"ＬＤＭ２１３６"[3]に引き続き、次に述べる専用ＩＣの検討を行ってきた。

本稿では、より簡略化された推論方式で高速推論が可能な「1パラメータメンバシップ関数方式によるファジィ推論回路（Fuzzy inference circuit by One Parameter membership function 以下　ＦＯＰ回路）を提案する。

ＦＯＰ回路は、前件部メンバシップ関数、後件部メンバシップ関数をそれぞれ1パラメータで表現し、これらの関数を用いてファジィ演算を実行するものである。

2．ＦＯＰ回路の推論方式

ＦＯＰ回路の推論方式を次に説明する。

1)前件部、後件部メンバシップ関数をそれぞれ1パラメータ表現

ＦＯＰ回路は制御用のファジィ推論装置に用いることを前提としている。前件部メンバシップ関数、後件部メンバシップ関数はそれぞれ次のように1パラメータで表現できる。

- 前件部メンバシップ関数は、三角形とし、底辺を隣合うメンバシップ関数の頂点位置までとする。こうした場合、各メンバシップ関数はその頂点の座標のみで表現される。具体例を図1に示す。ここで前件部メンバシップ関数のパラメータ（メンバシップ関数の各々のラベル位置）は対応する3角形の頂点の座標Xpのみで表せる。
- 後件部メンバシップ関数はシングルトン表現とし、位置のみで表される。図2にその具体例を示す。

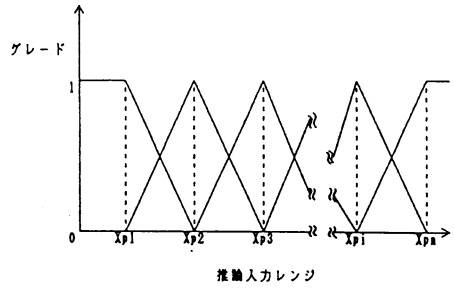


図1　前件部メンバシップ関数1例

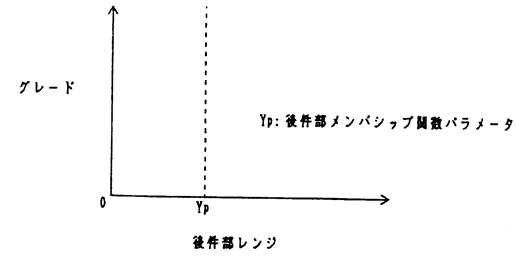


図2　後件部メンバシップ関数1例

2)入力に適合する前件部メンバシップ関数の組み合わせのみで、ファジィ推論を実施

ＦＯＰ回路は、入力値が適合している前件部メンバシップ関数（入力の適合しているグレードが０でないもの）の組み合わせのみでファジィ推論を行う。入力される値に対して適合する前件部メンバシップ関数は、今回の前提において１入力に対して２つのメンバシップ関数のみとなる。従ってＭ個の入力でファジィ推論する場合は、2^M 個のルール数のみの推論をすればよい。

以下、前件部メンバシップ関数についての値を、次のように定義する。

・パラメータ：メンバシップ関数の各々のラベル位置
・ラベルアドレス：メンバシップ関数のラベルを記憶しているアドレス

次にＦＯＰ回路の推論方式について２入力の場合を例に挙げて説明する。

a）適合する前件部メンバシップ関数を見つける。

図３に、入力１、入力２に対する前件部メンバシップ関数の１例を示す。各入力についてそれぞれ５種類のメンバシップ関数が与えられているものとする。Xp11～Xp15、Xp21～Xp25は各パラメータであり、L11 ～L15 、L21 ～L25 は各メンバシップ関数のラベルアドレスである。ここで、入力値がXin1、Xin2であった時、図３で適合するメンバシップ関数は表１の様になる。

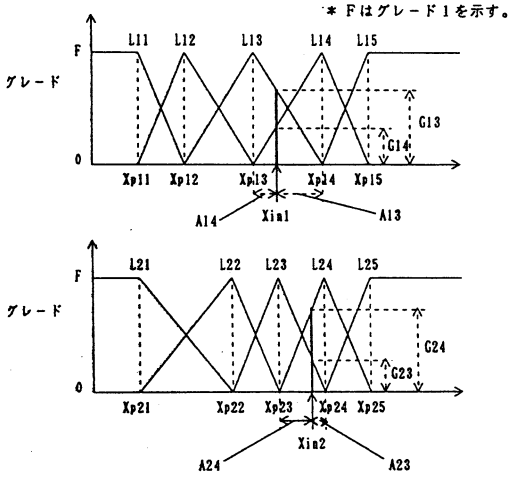


図３　前件部メンバシップ関数１例

適合のあるメンバシップ関数は、入力値Xin1から、前件部メンバシップ関数のパラメータをXp11、Xp12、・・と順次減算し、減算の符号が変化した前後のメンバシップ関数である。この時のラベルアドレス、及び減算結果を求める。

図３の場合、減算結果は入力Xin1に対してA13, A14 、入力Xin2に対してA23, A24 となる。

表１　　適合メンバシップ関数

推論入力	適合ラベルアドレス	グレード
Xin1	L13	G13
	L14	G14
Xin2	L23	G23
	L24	G24

b）適合するメンバシップ関数のグレードを求める。

入力が適合するグレードは、図３の入力値に対して次の様な式で表すことが出来る。

$$G13=\frac{A13\times F}{A13+A14} \qquad G14=\frac{A14\times F}{A13+A14}$$

$$G23=\frac{A23\times F}{A23+A24} \qquad G24=\frac{A24\times F}{A23+A24}$$

Ｆはグレード１を表す

c）適合するファジィルールのみ選択し推論する。

図４に、ファジィルールのマトリクスの１例を示す。マトリクス中の値は、後件部メンバシップ関数のパラメータ（位置の値）を示している。図３の位置に，入力値Xin1、Xin2がある場合推論に関係するルールは、斜線部の４つのルールのみとなる。すなわち、次の様なルールとなる。

IF Xin1=L13 AND Xin2=L23 THEN Y=Yp1 ・・①
IF Xin1=L13 AND Xin2=L24 THEN Y=Yp2 ・・②
IF Xin1=L14 AND Xin2=L23 THEN Y=Yp3 ・・③
IF Xin1=L14 AND Xin2=L24 THEN Y=Yp4 ・・④

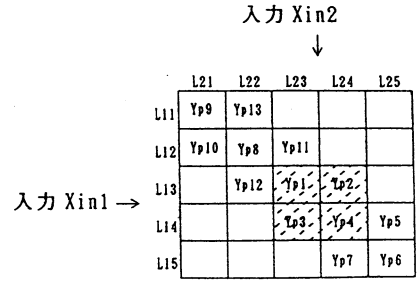


図４　２入力時ファジィルールマトリクス

従って、①～④のルールについてファジィ推論を実施した後、これらの重心演算を行えば確定値を得ることが出来る。

尚、ファジィルールＩＦ部の”ＡＮＤ”は、各入力に適合するグレードの最小値（ＭＩＮ演算）を演算するものである。①ルールに於いては、表１のL13 のグレードG13 と、L23 のグレードG23 のＭＩＮ演算を実施すればよい。同様にして、②～④のルールについても表１にあるグレードの組み合わせで演算を実施すればよい。

この様にして、図３の入力値Xin1、Xin2についてのファジィ推論結果の１例は、図５の様になる。NOTE1)

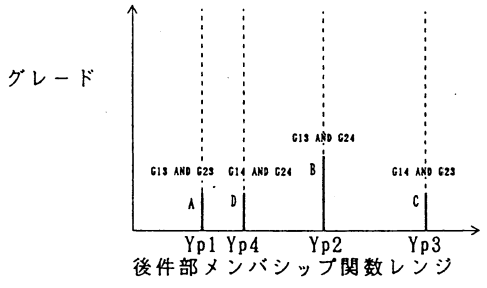


図５　推論結果１例

NOTE1)：図５において、実線A ～D は、ルール①～④のＩＦ部で求められたＭＩＮ演算結果。
重心演算は、上記ＭＩＮ結果のモーメント計算となる。重心Ｇは図５の場合、次の式で表される。

$$重心G = \frac{A \times Yp1 + B \times Yp2 + C \times Yp3 + D \times Yp4}{A+B+C+D}$$

３入力以上の場合も、２入力の推論方式の考え方と同様であり、簡単に拡張が出来る。

３．ＦＯＰ回路概要

ＦＯＰ回路は、２入力１出力を基本推論ユニットとする。図６に、ファジィルールＩＦ～ＴＨＥＮ・・における前件部演算ブロックの概略を示す。

本ブロックは、入力値から前件部パラメータを減算する回路、適合メンバシップ関数を検出しその時の減算結果を保持する回路（図中Ａ、Ｂ）、適合メンバシップ関数のラベルアドレスを保持する回路（ラベルラッチ）、グレードを求める回路、４つのルールを切り換えるセレクタ１、２、ＭＩＮ回路から成る。

図７には、基本推論ユニットの全体を示す。図６のブロックは図７中の前件部演算にあたる。後件部メンバシップ関数メモリには、後件部パラメータ（位置の値）が予め設定されている。後件部パラメータは、前件部ラベルアドレスに対応して出力される。

例えば、図４のファジィルールマトリクスは図７の後件部メンバシップ関数メモリに当たる。ラベルアドレスは後件部メンバシップ関数メモリの読み出しアドレスに相当し入力１のラベルアドレスと入力２のラベルアドレスの上位、下位は予め決めておけばよい。すなわち前件部ラベルアドレスL13 、L23 に対して、後件部パラメータYp1 がメモリより基本推論ユニットへ出力される。

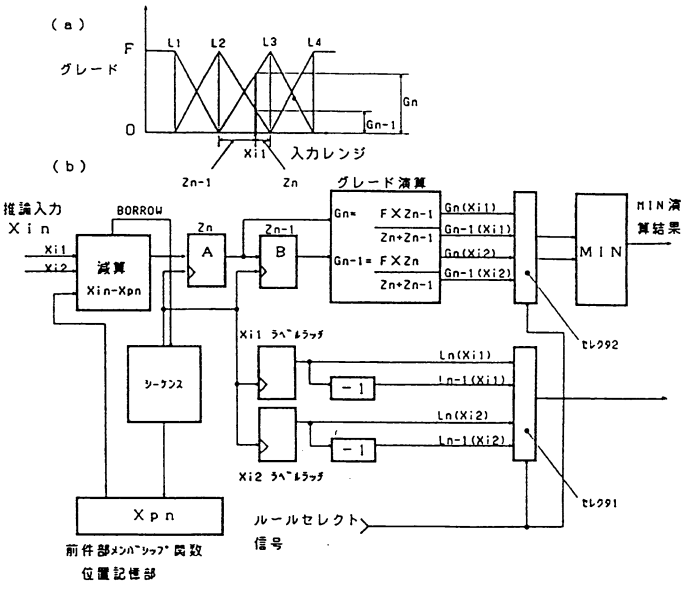


図６　前件部演算ブロック概略

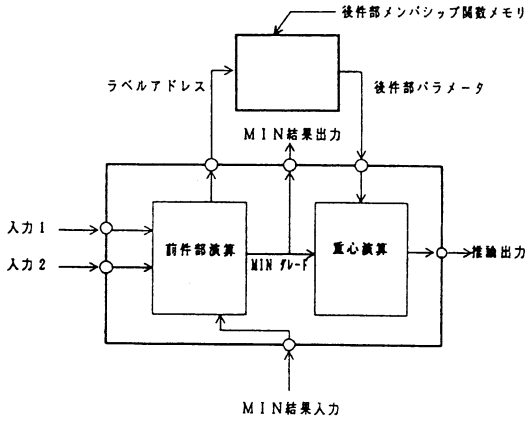


図７　ＦＯＰ回路概略

図８には、２入力以上の入力に於けるＦＯＰ回路の接続の１例を示す。この場合メモリアドレスの入力数は２入力の基本推論ユニットの２倍となる。

ＦＯＰ回路１個につき２個づつ入力を増やすことが出来る。

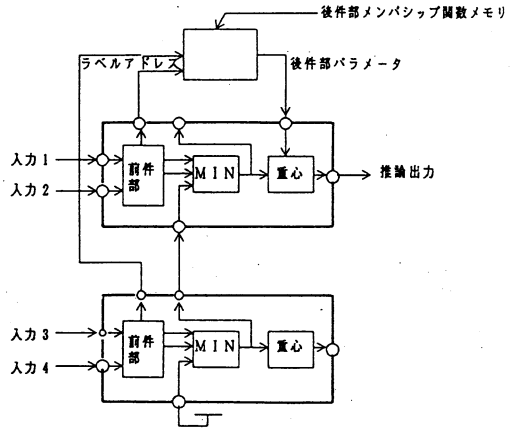


図８　多入力時推論１例

４．まとめ

以上述べてきた推論方式によって、ＦＯＰ回路は、多数のルールを必要とする場合でも、入力数Ｍ個に対し２^{M}個のルールのみ推論すればよいので、図９の様にルール数に束縛されない高速推論が実現できる。

また、前件部、後件部メンバシップ関数を１パラメータで表現する事で、回路規模の縮小が可能になり、ＩＣ化に最適となる。

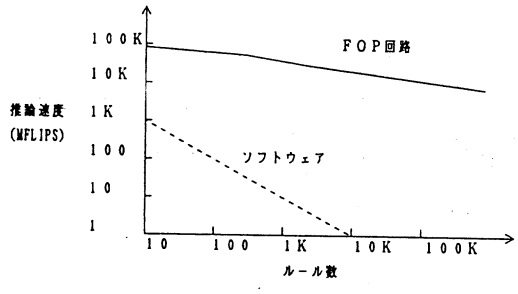


図９　ＦＯＰ回路の推論速度

５．問い合わせ先

〒１０７　東京都港区南青山４－２０－１９
ナイカイ青山ビル
TEL. 03-5411-6075（ダイヤルイン）

オリンパス光学工業㈱
情報事業企画部

６．参考文献

1)エレクトロニクス（オーム社）'90 年
１０月号　ｐ４０－６８

2)電子技術（日刊工業新聞社）　'91 年
１月号　　ｐ１３－１６

3)宮沢　東、溝淵　孝二、鈴木　隆
オリンパスディジタルファジィＩＣ．
第７回ファジィシステムシンポジウム予稿集
ｐ１４１－１４４

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

インテリジェントセンサのための ファジィメンバーシップ関数発生回路

Fuzzy membership function circuits for Intelligent sensor

松本　外左
Gaisa Matsumoto

東京ガス株式会社
TOKYO GAS Co.,Ltd

庄野　克房
Katsufusa Shono

上智大学
Sophia University

あらまし：インテリジェントセンサ実現のためには，最終的にはセンサ部と信号処理部のワンチップ化が必要となるが，センサの置かれるいかなる環境下においても信号処理部に期待通りの動作をさせるにはできるだけ回路構成を簡単にすることが望ましい。本発表ではセンサからの信号をファジィ処理する際に必要となるつり鐘型とarctan型のメンバーシップ関数を数個のＣＭＯＳＦＥＴを用いて簡易に発生させる回路について論じ，さらにシステムに学習機能を持たせる際に道具となる関数のグレードを切り替える回路も示す。

キーワード：ハードウェア，インテリジェントセンサ，ＣＭＯＳ，メンバーシップ関数，アナログ回路

1．はじめに

近年，センサ部と信号処理部を一体化したインテリジェントセンサを実現するための研究が盛んに行われている。我々もアナログファジィシステムを一体化したインテリジェントセンサの実現をめざしているが，センサの置かれる環境を考慮するとできるだけ簡単な回路で信号処理部を構成しなければならない。信号のファジィ処理を行うにはメンバーシップ関数発生回路，ＭＩＮ，ＭＡＸ回路，重心決定回路等の一連の処理回路が必要であるが，本発表ではファジィシステム実現の第１ステップとして，つり鐘型（三角型），ａｒｃｔａｎ型のメンバーシップ関数をＣＭＯＳＦＥＴ（数トランジスタ）を用いて簡易に発生させる回路を示し、さらに、学習を行わせる際の道具となるメンバーシップ関数のグレードを切り替える回路についても述べる。

2．関数発生の原理

デジタル回路においてはＣＭＯＳインバータを構成するＰＭＯＳＦＥＴとＮＭＯＳＦＥＴは共にスイッチとして働き，理想的には同時に導通することがないので電流は流れない。しかし，実際にはＣＭＯＳインバータ特性に遷移領域と呼ばれる電流の流れる領域が存在する。本発表における関数波形はこの領域で流れる電流を積極的に利用し，かつＣＭＯＳインバータのＰＭＯＳＦＥＴとＮＭＯＳＦＥＴによってなされる電源電圧の分圧によって発生されるものである。又，その遷移領域はＰＭＯＳＦＥＴとＮＭＯＳＦＥＴのそれぞれのしきい値，及びゲート幅Ｗとゲート長Ｌの比　Ｗ／Ｌによって変化させることができる。

3．基本回路構成

3－1　つり鐘型（三角型）

図１に基本回路構成図を示す。ＰＭＯＳ１とＮＭＯＳ１でＣＭＯＳインバータを構成する。ＮＭＯＳ２は常時ＯＮし，抵抗と等価である。ＰＭＯＳ１とＮＭＯＳ１を通って流れる電流の波形がＶoutとして出力される。ＰＭＯＳ１とＮＭＯＳ１のしきい値およびＷ／Ｌをいろいろ変化させた場合に図１の回路構成で得られる関数のシミュレーション波形を図２の(a)～(f)に示す。(a)～(d)はＷ／Ｌを一定にし，しきい値を変化させた場合。(e)と

(f)はしきい値を(a)と同じにしてＰＭＯＳ１又はＮＭＯＳ１のW／Ｌを変化させた場合である。しきい値やゲートのW／Ｌによって波形の移動や変形ができる。

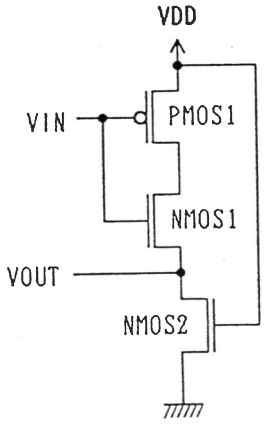


図１　基本回路構成（つり鐘型）

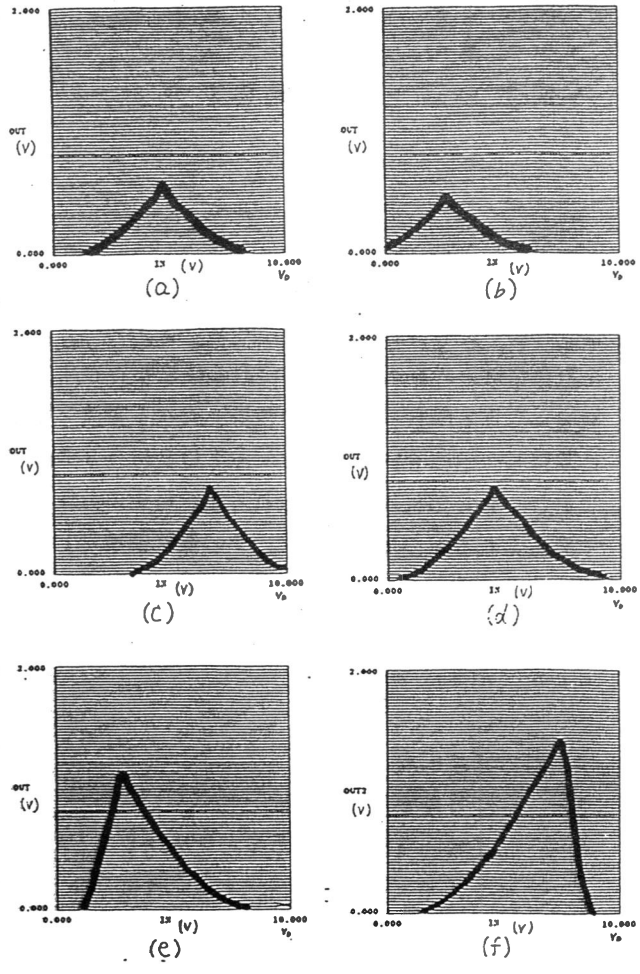


図２　シミュレーション波形（つり鐘型，三角型）

VDDは10V，移動度は電子，ホールとも500cm²/V・sとした　NMOS2はすべてW/L：4μm/4μm，しきい値：+1V　W/Lは(a)～(d)がPMOS1，NMOS1共に4μm/4μm，(e)はPMOS1が4μm/4μm，NMOS1が50μm/1μm，(f)はPMOS1が26μm/1μm，NMOS1が4μm/4μmである。しきい値はそれぞれPMOS1，NMOS1の順番に(a)，(e)，(f)が-1V，+1V，(b)が-3V，-1V，(c)が+1V，+3V，(d)が0V，0Vである。

３－２　ａｒｃｔａｎ型

図３に基本回路構成図を示す。構成はＣＭＯＳＦＥＴを二組並列に接続したものとなっており，右側のＰＭＯＳ２とＮＭＯＳ２は常時ＯＮしてバイアス回路として働く。図４に関数のシミュレーション波形を示す。

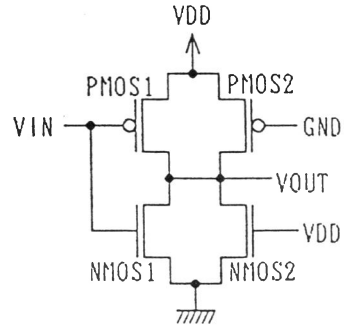


図３　基本回路構成（arctan型）

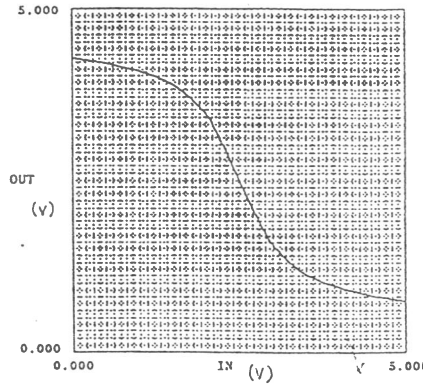


図４　シミュレーション波形（arctan型）

VDDは5V　移動度は電子，ホール共に500cm²/V・sとした。しきい値はPMOSが-1V，NMOSが+1V，W/Lは PMOS1が4μm/2μm，NMOS1が4μm/4μm，PMOS2が4μm/4μm，NMOS2が4μm/8μm

４．関数波形の合成

遷移領域の特性が異なるＣＭＯＳインバータを複数並列に接続することにより関数波形の合成ができる（図５）。図６の(a)，(b)をそれぞれのＣＭＯＳ単独の時に流れる電流波形とすると図５の回路のＶIN－ＶOUT特性は図６の(c)のようになる。

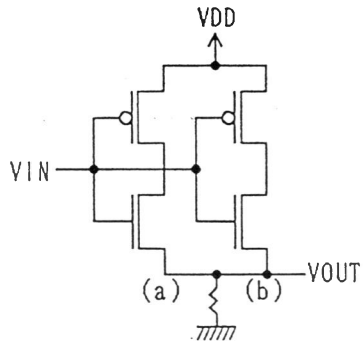


図５　波形合成回路

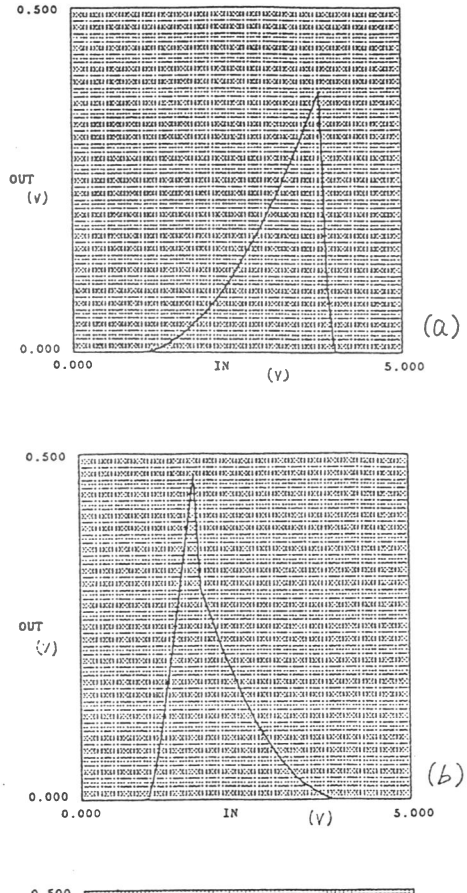


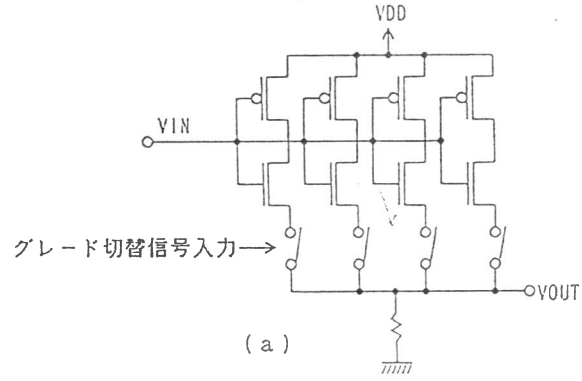
図６　シミュレーション波形（波形合成）

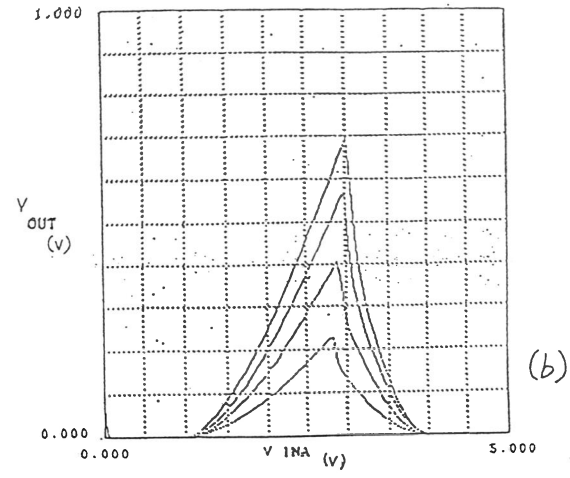
５．グレード切替回路

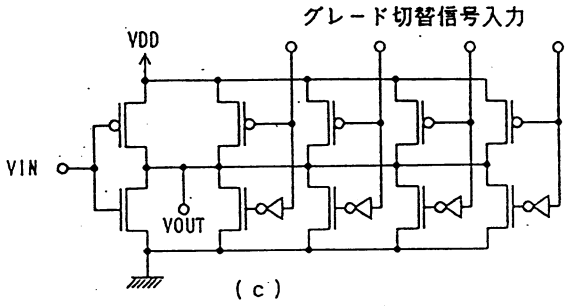
図７に示すのは処理回路に学習機能を持たせる際の道具となるメンバーシップ関数のグレード切替回路図およびそのシミュレーション特性である。

(a)はつり鐘型（三角型）のグレード切替回路図，(b)はその特性である。図中のスイッチの導通状態によりグレードが切り替わる。(b)は４つのＣＭＯＳインバータを構成するＰＭＯＳＦＥＴ，ＮＭＯＳＦＥＴのＷ／Ｌをそれぞれ同じにしたときに，導通するスイッチを一つずつ増やしてグレードを高くしていった場合であるが，４つのＣＭＯＳインバータのＷ／Ｌをそれぞれ１：２：４：８のようにしておくとスイッチの導通状態により2^4＝１６通りのグレードが実現できる。これは(c)の回路においても同様である。(c)はarctan型のグレード切替回路図，(d)はその特性である。バイアスする４つの回路への入力信号（High又はLow）の状態によりグレードが切り替えられる。

又，図８は実際に製作した回路の測定データである。







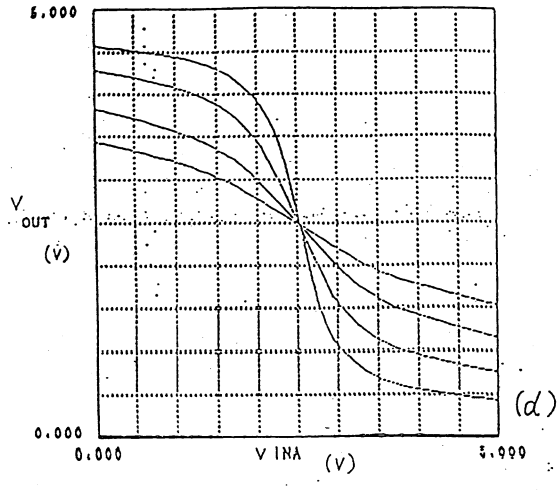


図7　グレード切替回路図
及びそのシミュレーション波形

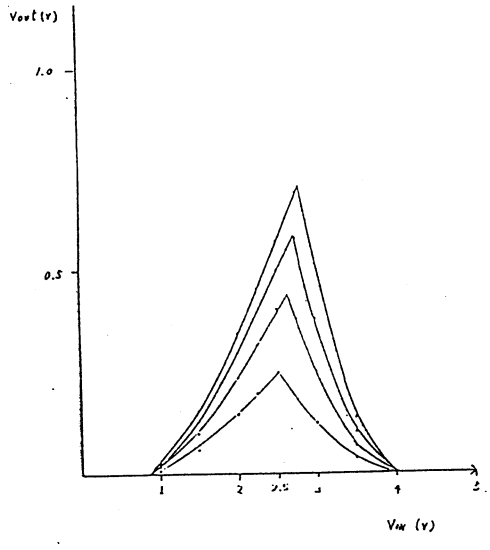


図8－A　実測データ
（つり鐘型のグレード切替特性）

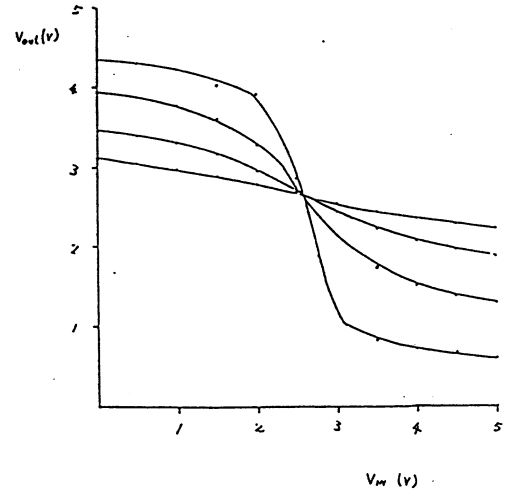


図8－B　実測データ
（arctan型のグレード切替特性）

6．おわりに

センサと一体化するファジィシステムを実現するための第一ステップとして簡単な回路構成のメンバーシップ関数発生回路を提案した。今後は，信号のファジィ処理を行うために必要となるＭＩＮ，ＭＡＸ回路，重心決定回路等を簡単な回路構成で実現する検討に入り，状況に応じて試作を行い具体的な応用に展開してゆく予定である。

7．参考文献

1)菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社
2)宮尾 他（監修）：知能化センシング技術
（株）サイエンスフォーラム

8．問い合わせ先

〒２３０　横浜市鶴見区末広町１－７－７
東京ガス（株）フロンティアテクノロジー研究所
マイクロデバイスチーム　　松本　外左
ＴＥＬ　０４５－５０５－８８１５

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

電流モードＭＩＮ－ＮＯＲＭ回路の特性について

On the characteristics of current-mode MIN-NORM fuzzy logic circuit

石塚　興彦　淡野　公一　益田　勉　唐　政　松本　寛樹
Okihiko ISHIZUKA　Koichi TANNO　Tsutomu MASUDA　Zheng TANG　Hiroki MATSUMOTO

宮崎大学
Miyazaki University

あらまし：アナログ回路におけるファジィコントローラを高速化する際に、除算器をなくして、正規化（ＮＯＲＭ）回路を用いる方法が有効である。本報告では、非ファジィ化に高さ法を用い、電流モードバイポーラトランジスタによって構成された、ＭＩＮ－ＮＯＲＭ回路について考察する。入出力特性の簡単な等価回路による回路解析とＰＳｐｉｃｅによるシミュレーションによって回路の精度と速度を算出し、これを基に回路の改良を行った。最終的に回路の精度は0.1%以内、遅延時間約10nSのものが得られた。

キーワード：ファジイコントローラ，Normalization回路，Minimum回路，電流モード

１．まえがき　高度な知識情報処理におけるファジィ理論の応用を目指し、我々はアナログ回路を用いた高速なファジィコントローラの開発を行っている。特にコントローラの回路化において複雑で処理時間のかかる除算器を不要とするNormalization 回路の採用は有効である[1],[2]。これに基づいて我々もバイポーラトランジスタを用いて電流モードで動作する新しいタイプのメンバシップ関数回路、ＭＩＮ回路、ＮＯＲＭ回路について発表した[3],[4]。本報告ではこれらの中で中心となるＭＩＮ－ＮＯＲＭ回路について詳細に解析し、回路を改良して高速化と高精度なコントローラの設計を行った結果について述べる。ここで非ファジィ化には高さ法を用いる。

２．ＭＩＮ基本回路の構成　電流モードによる多入力ＭＩＮ回路は井上、佐々木らによって提案されているが、基本的にはＭＡＸ回路とインバータによって構成したものである[5],[6]。この構成ではＭＩＮ回路への入力数＋１個のインバータが必要となる。このＭＡＸ回路で、並列にエミッタ結合されたトランジスタを直列に接続するとＭＩＮ回路が構成できる。この回路に入力された電流値に対応して直列に接続されたトランジスタのベース電位が決まるが、トランジスタが直列接続であるため同じ入力電流の組を与えても、入力する順序が変わると出力にずれが生じたり、入力数が電源電圧の大きさで抑えられることや入力数が増すにつれてスピードが遅くなるという問題点がある。一方電圧モードでは山川氏によって簡単な構成の多入力ＭＩＮ回路が発表されている[7]。

以上のことにより、我々は、並列にトランジスタを接続した電流モードのＭＩＮ回路（図１）を考案した。図１は２入力の場合の構成を示している。点Ａの電位V_Aはそこに並列に接続されているトランジスタのベース電位のうち最も低い電位によって決まる。例としてI_{in1}＜

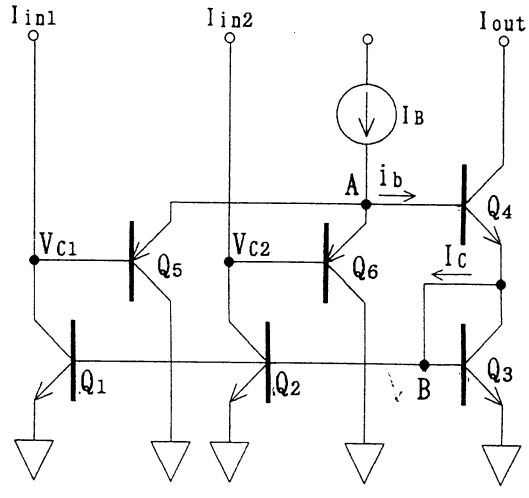


図１　ＭＩＮ基本回路

I_{in2} の場合を考えてみる。このとき V_{c1}＜V_{c2} となり、点Ａの電位は $V_A=V_{c1}+V_F$ で与えられる。（ただしV_Fはトランジスタの固有障壁電圧）また点Ｂの電位V_Bは $V_B=V_A-V_F=V_{C1}$ となりQ_1とQ_3のコレクタ電圧及びベース・エミッタ間電圧は等しくなり、Q_3のコレクタにはI_{in1}にほぼ等しい電流が流れる。またQ_4はＯＮ状態であるから$I_{OUT}\fallingdotseq I_{in1}$となる。すなわちこの回路は、次式のようにＭＩＮ回路として動作する。

$$I_{OUT}=MIN(I_{in1}, I_{in2}) \qquad (1)$$

３．ＭＩＮ基本回路の特性　２．で述べたＭＩＮ基本回路のＤＣ特性を図２に示す。この図はI_{in2}に20μA,40μA,60μA,80μAを入力し、それぞれに対し、I_{in1}を0～100μAまで変化させた結果である。図からわかるように入出力電流にはずれが生じており、これが回路の精度に関連する。そこでこの回路を直流等価回路を用いた電流の式に

よって解き、このずれの原因について解析を行う。

各トランジスタの状態を調べると全て能動領域で動作していることが分かる。ここで、コレクタ・エミッタ間電圧による電流増幅率の違いを考慮し、Q_4, Q_3（及びQ_1），Q_5の電流増幅率をそれぞれβ_1, β_2, β_3とする。電流についての方程式を立てるとQ_4のベース電流i_bは、

$$i_b=\frac{(I_{in1}+I_c)(\beta_3+1)+I_B}{(\beta_3+1)(\beta_1+1)+1} \qquad (2)$$

となる。従って、

$$I_{OUT} \fallingdotseq I_{in}+I_c+\frac{I_B}{\beta_3+1} \qquad (3)$$

ここで $I_c=3I_{OUT}/\beta_2$ であるので、出力電流I_{OUT}は、

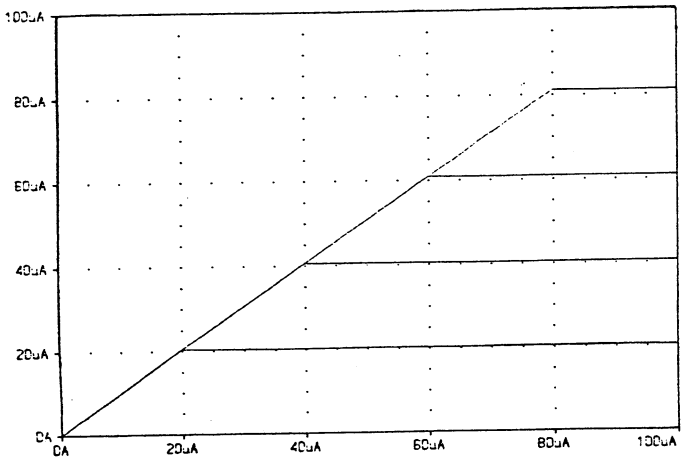


図2　ＭＩＮ基本回路のＤＣ特性

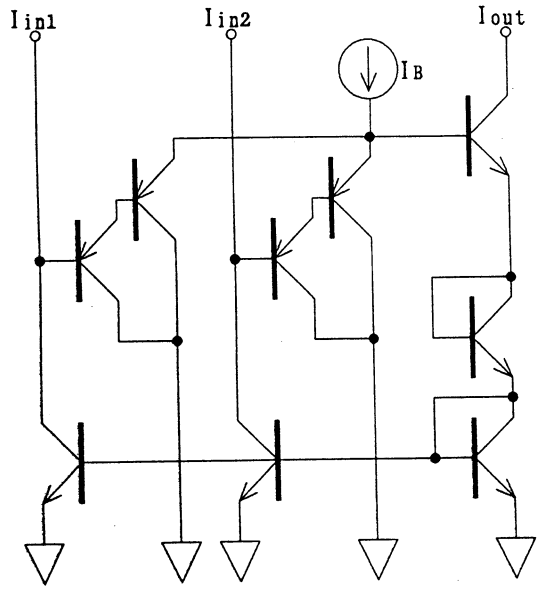


図3　ダーリントン接続したＭＩＮ回路

$$I_{OUT}=\frac{1}{1+\frac{3}{\beta_2}}\left(I_{in}+\frac{I_B}{\beta_3+1}\right)$$

$$\fallingdotseq I_{in}+\frac{I_B}{\beta_3+1} \qquad (4)$$

となる。この結果からＰＮＰ型トランジスタQ_5の電流増幅率β_3が小さいことにより入出力電流のずれを生じることが分かる。

一般に、入力数をＮ、そのうち最小電流を流す入力数をｎとしたときQ_4のベース電流は、次式（５）となる。

$$i_b=\frac{n(I_{in1}+I_c)(\beta_3+1)+I_B}{n(\beta_3+1)(\beta_1+1)+1} \qquad (5)$$

従って、２入力と同様に出力電流I_{OUT}を求めると

$$I_{OUT}=I_{in1}+I_c+\frac{I_B}{n(\beta_3+1)}$$

$$=\left(1+\frac{N+1}{\beta_2}\right)\left\{I_{in1}+\frac{I_B}{n(\beta_3+1)}\right\} \qquad (6)$$

となる。この結果から入力数Ｎが大きくなると最小電流の値が大きくなるにつれ正しい結果とのずれが大きくなることがわかる。これはシミュレーション結果からも示される。このずれを小さくするには上式より、I_cの値を小さくすれば良い。このずれは入力数が増加したために入力電流を引き込む役目をするトランジスタ（図１に示されるQ_1, Q_2）が増えるためそれらのベース電流の和が無視できない程度になるとQ_3のコレクタ電流のずれが大きくなり、電流ミラーが正常に動作しなくなったことに起因するずれである。

４．ＭＩＮ回路の改良　３．で述べた電流増幅率不足によるずれを改善する方法としてＰＮＰトランジスタを２個用いるダーリントン接続にする方法等が考えられる。図３はその回路構成である。

入力数が増加したときのI_cによる出力のずれを小さくするために図４（ａ）に示すようにミラー回路のベース電流を引き込むためのトランジスタQ_cを付加した。この回路のＤＣ特性を図４（ｂ）に示す。

次に図５（ａ）にＰＮＰトランジスタのベース電流によるずれを補償するように改良した回路を示す。この回路の動作は基本的には前で述べてきた回路と同じだが出力側に入力側と同じように、ＰＮＰトランジスタを接続しほぼ同じベース電流を流すことにより入力側電流と出力側電流を同じにする回路である。

前と同様にして解析を行うと、出力電流I_{OUT}は、

$$I_{OUT}=I_{in1}+I_c+\frac{I_B}{\beta_3+1}\left(\frac{1}{n}-1\right)$$

$$\fallingdotseq I_{in1}+\frac{I_B}{\beta_3+1}\left(\frac{1}{n}-1\right) \qquad (7)$$

特に最小電流を流す入力数が１つだけのときは、$I_{OUT} \fallingdotseq I_{in1}$となり、入力と出力のずれはほぼ無くなる。最小電流を流す入力が同時に複数存在することは少ないと考えられるときこの回路は有用である。図５（ｂ）にこのＤ

C特性を示す。

図6にMIN基本回路のパルス応答を示す。図は60μAと80μAのパルスを加えたときの応答で、時間遅れは約5nSである。

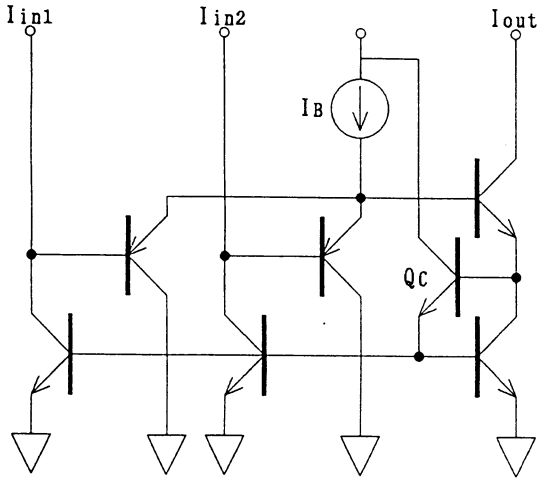
5．MIN−NORM回路の特性　NORM回路は4．で示したMIN回路を複数個並列に接続し、点Eにおいて結線を行うことによって実現できる。i番目のMIN回路を$Block_i$で表す。また、回路内の共通ベースの点をB_iとし、その電圧をV_{Bi}と置く。各トランジスタのベース電流を無視できるものと仮定すれば、図7のようにn個のMIN回路に点Eで正規化電流源I_oを接続すると、次式が成り立つ。

$$Iout_1+Iout_2+Iout_3+\cdots+Iout_n=I_o \qquad (8)$$

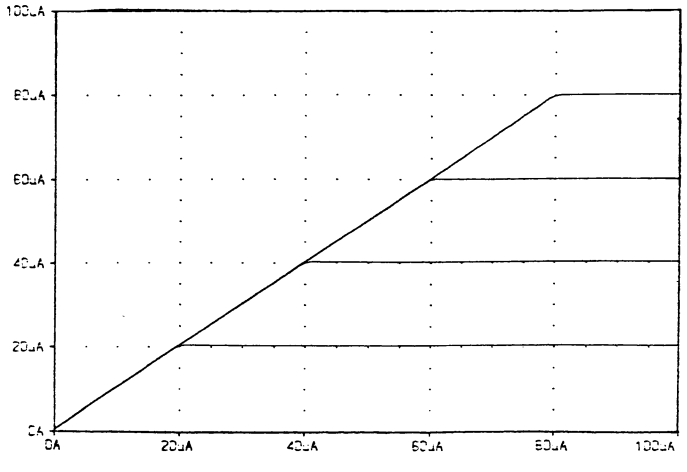
コレクタ電流I_cとベース・エミッタ間電圧V_{be}との間には、一般に次の関係が成り立つ。

$$I_c=I_S\cdot\exp(q\cdot V_{be}/k\cdot T) \qquad (9)$$

但し、I_sは逆飽和電流（全てのトランジスタで同一の値と仮定する）、qは電子の電荷量、kはボルツマン定数、Tは絶対温度。



（a）回路構成



（b）　DC特性

図4　改良型MIN回路（1）

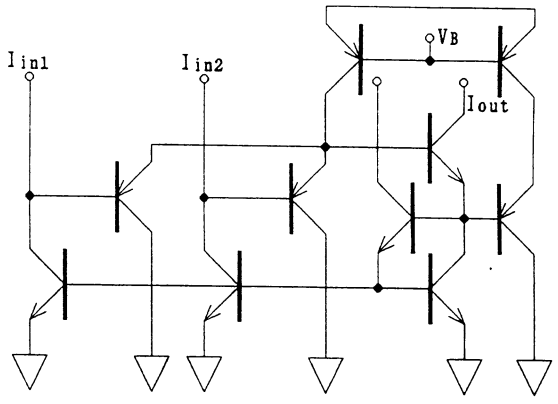
従って、$Block_i$の出力電流$Iout_i$は、式（9）を用いて、

$$Iout_i=I_S\cdot\exp\{q\cdot(V_{Bi}-V_E)/k\cdot T\}$$

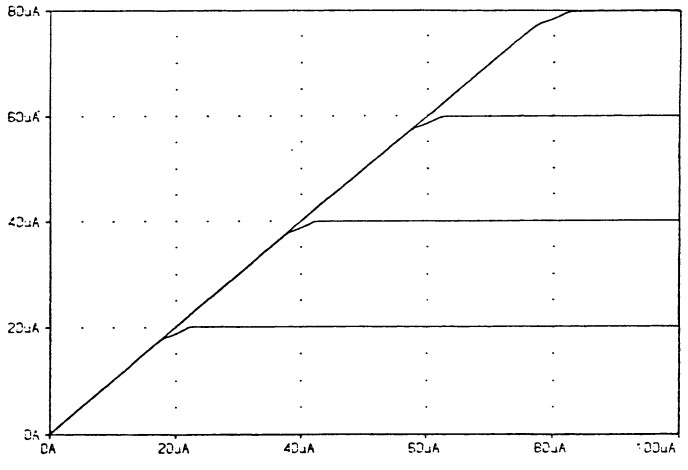
$$=I_s\cdot\frac{\exp(q\cdot V_{Bi}/k\cdot T)}{\exp(q\cdot V_E/k\cdot T)} \qquad (10)$$

となる。但し、V_Eは点Eの電圧である。

4．で示したように、$Block_i$の最小電流を$Imin_i$と置けば、



（a）　回路構成



（b）　DC特性

図5　改良型MIN回路(2)

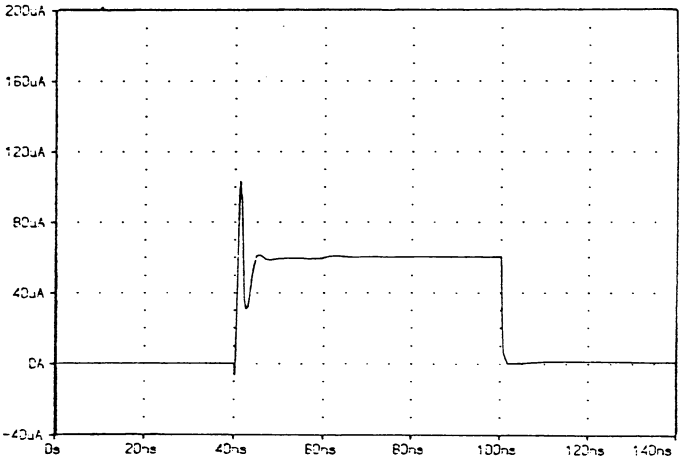


図6　MIN基本回路のパルス応答

$$I_{min_i} = I_s \cdot \exp(q \cdot V_{Bi} / k \cdot T) \quad (11)$$

となり、式（11）÷式（10）より、

$$I_{min_i} = I_{out_i} \cdot \{\exp(q \cdot V_E / k \cdot T)\} \quad (12)$$

となる。従って、

$$\frac{I_{out1}}{I_{min1}} = \frac{I_{out2}}{I_{min2}} = \cdots\cdots = \frac{I_{outn}}{I_{minn}} = \frac{I_0}{\sum I_{mini}} \quad (13)$$

となる。これより次式が得られる。

$$I_{outi} = \frac{I_{mini}}{\sum_{j=i}^{n} I_{minj}} \cdot I_0 \quad (14)$$

式（14）は、各ブロックの出力電流が、各ブロックのＭＩＮ電流の総和で規格化されていることを意味する。この時、I_0は単位電流を示す。図８に回路の特性を示す。

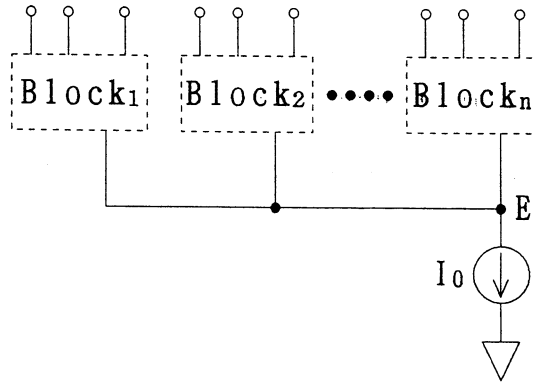
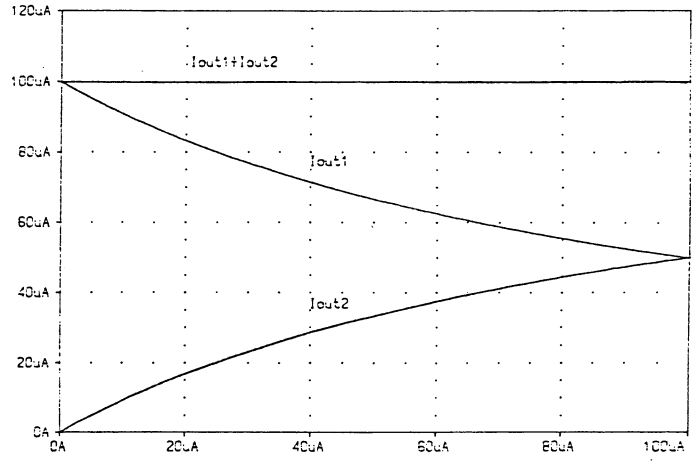
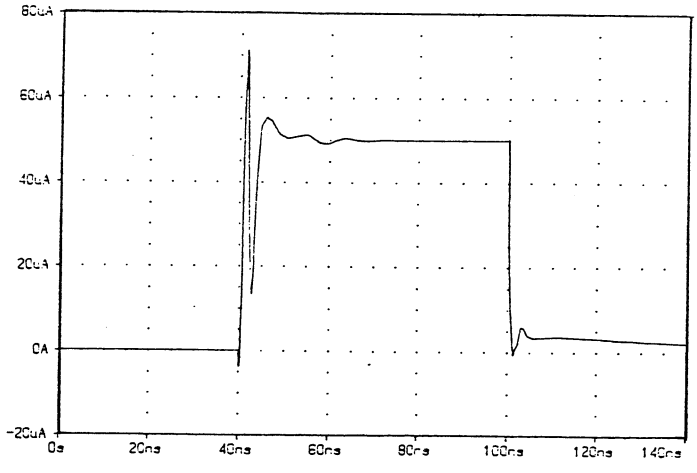


図7　ＭＩＮ－ＮＯＲＭ回路の構成

６．むすび　バイポーラトランジスタを電流モードで動作させたファジイコントローラのためのMIN-NORM回路の解析を行い、これに基づいて回路特性の改善を行った。最終的に得られた回路の精度は、0.1%以内、遅れは約10 nSである。今後は、コントローラ全体の回路解析、特性の改善、及びＩＣパターン設計を行いたい。



（ａ）ＤＣ特性



（ｂ）パルス応答

図8　ＭＩＮ－ＮＯＲＭ回路の特性

参考文献

(1)F. Ueno, et.al., "Current-Mode Analog Fuzzy Hardware with Voltage Input Interface and Normalization Locked Loop", Proc. of JTC-CSCC'91, pp. 165-170 (July 1991).

(2)T. Yamakawa, "Fuzzy Microprocessor for Fuzzy Logic Control", Presentation at Sino-Japan Joint Meeting on Fuzzy Sets and Systems (Oct.1990).

(3)石塚，淡野，ほか "ファジイコントローラのための電流モードMIN-Normalization回路"，電関九支連大，254, pp. 114 (Oct.1991).

(4)石塚，淡野，ほか "電流モード正規化回路を用いたファジイコントローラの構成"，多値技報，Vol. MVL-92, No. 1, pp 101-108 (Jan.1992).

(5)佐々木，上野，ほか "電流モード回路によるファジィコントローラのＶＬＳＩ化の一手法"，信学論誌 VOL. J73-A, 5, pp. 970-978 (May 1990).

(6)M. Sasaki, et.al., "Fuzzy Multiple-Input Maximum and Minimum Circuit in Current Mode and Their Analysis Using Bounded-Difference Equations", IEEE Trans.C ,C-39, 6, pp. 768-774 (June 1990).

(7)T. Yamakawa, "A SINPLE FUZZY COMPUTER HARDWARE SYSTEM EMPLOYING MIN & MAX OPERATIONS", Preprints of Second IFSA Congress Tokyo, pp. 20-25 (July 1987).

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

微視的道路交通シミュレーションの高速化のための専用ファジイプロセッサの作成

A Fuzzy Accelerator for the Road Traffic Simulator with Microscopic Model

○猪飼　國夫　　本多　中二
Kunio YIKAI　　Nakaji HONDA

(株)ｴﾑ･ｱｲ･ﾍﾞﾝﾁｬｰ　　電気通信大学
MI Vencher's Corp.　Univ. of Electro-Communications

あらまし　渋滞解析を目的とした微視的道路交通シミュレータで，個々の自動車を操縦する意志決定機構をモデリングするのに，ファジィモデル自動車(ＦＭＶ:Fuzzy Model Vehcle)をすでに提案した[1]。このモデルで対象道路上のＦＭＶの判断機構をシミュレートするための専用プロセッサを提案する。５１２個のＦＭＶに対し，各１２８論理判断が実時間でできるプロセッサを作成することにした。これをＥＷＳあるいはパソコンにアクセレレータとして接続する。ここで，ファジィ処理を含むＦＭＶでの推論処理と計算をまとめて高速で行う。このプロセッサを並列に稼動させ，上位にデータのルーティングをするスイッチャ付けることにより，大規模な道路系でもシミュレートできる。

キーワード　ハードウェア，プロセッサ，シミュレーション，道路交通

１．はじめに

すでに提案したＦＭＶの動きを，通常のパソコン上でソフトウェアにより実現した結果，高速化の対策がなにもなされていない場合，２台程度のＦＭＶの追従運転をシミュレートするだけで，実時間シミュレーションの限界に達してしまうことが判明した[1][2]。

パソコンのハードウェアを高速化し，プログラムだけではなく，ファジィ処理にも種々の技法を導入すれば，百～千倍程度までは早くできる。しかし，実際にＦＭＶの動きをヒューマンライクにするには，ＦＭＶでのファジィ判断の量は数十倍にもふくらむ上，数百台のＦＭＶを走らせるとなると，現在の高性能パソコンの能力の百～一万倍もの計算能力が必要となる。

当然スーパーコンピュータやコネクションマシンが登場する場面であるが，考え方を変えてファジィ処理をするＬＳＩを開発し，それを用いて専用プロセッサをアクセレレータとして汎用パソコンやＥＷＳに接続することをすでに提案した[3][4]。

このＬＳＩの構造と専用プロセッサをどう構成すれば，ファジィコンピュータとしてＦＭＶのシミュレーションに適用できるかということが，本論の目的である。

２．ファジィアクセレレータの構成

図１に現在開発中のファジィアクセレレータの構成図を示す。ホストコンピュータからは高速の伝送系を通じて，このファジィアクセレレータに接続する。この伝送系では，道路網での諸変化量(信号・ＦＭＶの発生・歩行者・環境・一時車線)がアクセレレータに送られる。一方，ＦＭＶの現在の諸状態(位置・速度・各種指示灯)と一時車線の要求がホストコンピュータに返される。

ここでのデータ伝送量は，ＦＭＶが１０，０００台とすると，１サンプル回当たり５０ＫＢ程度なので，１ＭＢ/秒程度の高速データ伝送が要求される。これに耐えてかつ簡易なものとして，インターフェイスはＳＣＳＩを採用した。

アクセレレータはスイッチャとファジィプロセッサから成っている。スイッチャは上位構造を形成し，ホストコンピュータとのデータを各ファジィプロセッサと接続するディストリビュータ，および各ファジィプロセッサ間でデータを交換する機能の２階層からなる。ここの処理はファジィ化されていない。データの伝送路はハードウェアで作成する。

ファジィプロセッサとのデータ接続は，ハードウェアのスイッチを利用するために，直列伝送を採用した。このスイッチャはファジィプロセッサが１～２台の時は，ホストコンピュータとの直接々続が可能なため，不要である。

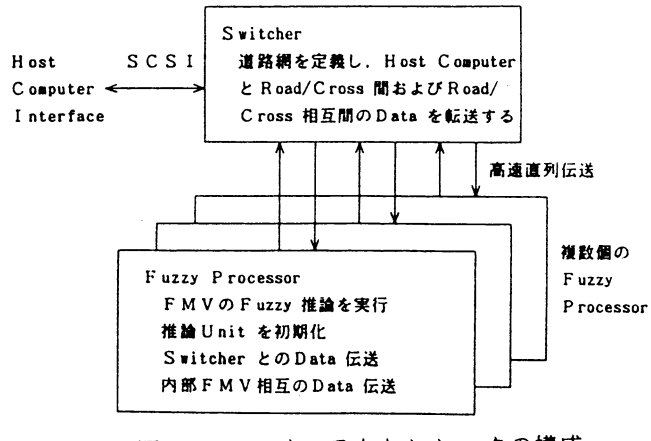


図１　ファジィアクセレレータの構成

3．ファジィ推論ユニット

大量のＦＭＶについて，数多くのファジィ推論を行う際に，ファジィ推論を実行する部分に与えられるアナログデータから，各メンバシップ関数を算出し，各々用意されたルールの適合度を計算し，非ファジィ化を行うという一連の操作を，各ＦＭＶに対しサンプル毎に実行していたのでは，その処理量から見て，とうてい実時間シミュレーションは不可能である。

そこで，ＦＭＶの推論操作をすべて２項間の推論とし，推論結果はすべて非ファジイ化することにした。しかし３項以上の入力条件から一気にファジィ推論をした結果と，２項間のファジィ推論を多段論理で組み合わせたものとは，２値論理の場合のように等価であることが証明できるわけではない。実際ＦＭＶに与えられる条件は，表１に示すように数十にのぼる。これをすべて２値論理の加法標準展開形のように，ルール展開することは不可能であるし，無意味であるので必然的に多段論理にせざるを得ない。

また非ファジィ化をせずに多段展開するという考えは，各単位ファジィ推論部の入出力信号数が増えてしまい，回路を作成する上で困難が多いので，採用しなかった。

２項間のファジィ推論は，ふたつの入力のアナログ値に対する非ファジィ化アナログ出力値をすべて計算しておけば，２変数の関数として与えることができる。

図２にここで提案した考えを示す。このＦＭＶではアナログ値はせいぜい８ビットで十分なので，２変数のすべての組み合わせは１６ビットで表現できる。すなわち，一つの２項ファジィ推論ユニット(推論ユニットと略記)は６４ＫＢの表で与えることができる。現在メモリＩＣはこれより十分に大きな容量のものが利用できるので，数十の推論ユニットを必要とするＦＭＶでも数ＭＢ程度のメモリに納まるので，この方式は可能であると判断した。

	Membership 関数の数	一般環境情報 変化小	共通変化環境 情報	他車情報	自車情報
Fuzzy Data	３～４ ５	路面障害 明るさ，視界 上下坂 信号停止線位置 横断歩道位置	緊急車接近 前方余地 有効車線幅	側方車距離 側方車速度 前車位置 前々車速度 合流車車速	加減速性能 初心者度 自車位置 希望駐停車位置
Crisp Data	２値		合流優先 横断Lane	前車停止灯 前車駐車灯 前々車可視	
	３～４値		横断者状態	前車方向指示	右左折要求
	５～７値		信号状態	前車車種	車種･用途
Analog 計算用 Data					加減速性能 現在加減速度 現在速度 現在位置

表１　ＦＭＶに与える入力条件

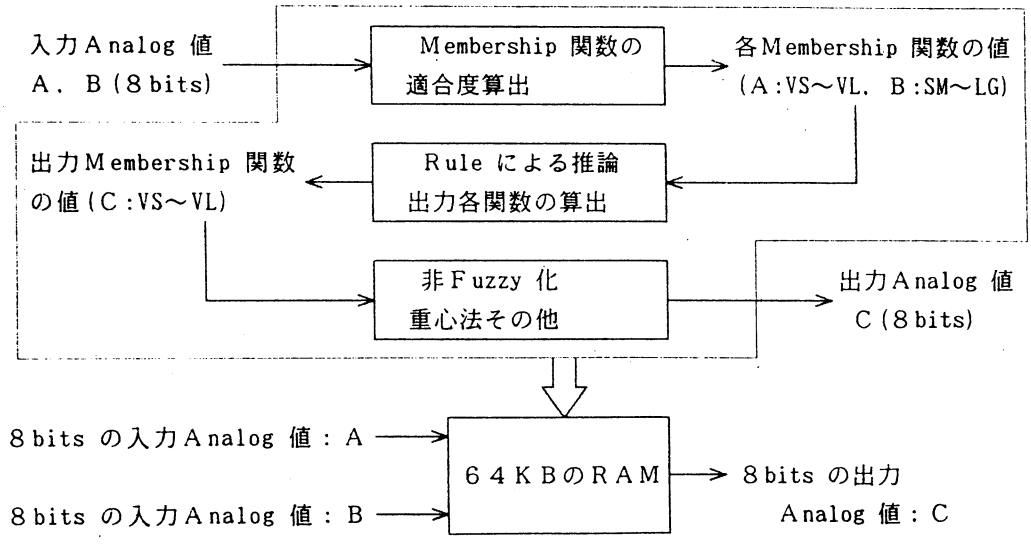


図２　２項ファジィ推論ユニットの考え方

4．推論ユニットの多段接続

ＦＭＶに用いる一つの推論ユニットは，６４ＫＢのメモリで実現できることが判明したが，これを他段接続しようとすると，６４ＫＢ単位のメモリを物理的空間に配置してその間をハードワイアリングしなければならない。

実際にこれではフレキシビリティがなく，配線作業も不可能に近いので，別のメモリ上に多段ロジックの論理構成を用意し，それを参照しながらデータを移動させることで，バーチャルな多段ロジックを構成する。こうすると，推論ユニット用のメモリは大容量のもので一体化できる。

メモリが一体化されると，推論は前段より順次行うことになる。このため，各推論ユニットへの外部よりの入力データおよび各推論ユニットの出力は推論ユニットが入力として利用し終わるまで保持しておかねばならない。この保持するメモリの容量は入力側では，推論ユニット数の２倍，出力側では同量必要となる。

図３はこれらを考慮して作成した，推論・論理構成・入力データ・出力データの４種のメモリからなる多段２項ファジィ推論ユニットの構成図である。この中のメモリ以外の制御ロジックは２値論理のＬＳＩで構成した。

このままでは，１回の推論ユニットの走査で，１個のトランザクションやノードのファジィ推論しかできない。このシミュレータでは数百～数千個のトランザクションが必要である。ＦＭＶのように推論の論理構造がすべてのトランザクションで同じなら，入力と出力のデータメモリを必要なトランザクションの数に応じてふやし，推論ユニットの走査の外側でトランザクションの走査をすることにより，１個の多段推論ユニットで数百のＦＭＶの操作が推論決定できる。

制御ＬＳＩはこのトランザクション走査の機能を含み，メモリの構成やＤＲＡＭの制御も組み込んだ。表２に制御ＬＳＩの仕様の大要を示す。このＬＳＩは現在設計・試作中である。

5．ファジィプロセッサ

図３のＬＳＩとメモリからなるロジックは単なる論理

Gate数	Sea of Gate 100K 実使用数予定 10K ＋２ＫＢ ＲＡＭ
Pin数	160 pin ＱＦＰ
Clock	24MHz

表２　推論制御ＬＳＩの仕様

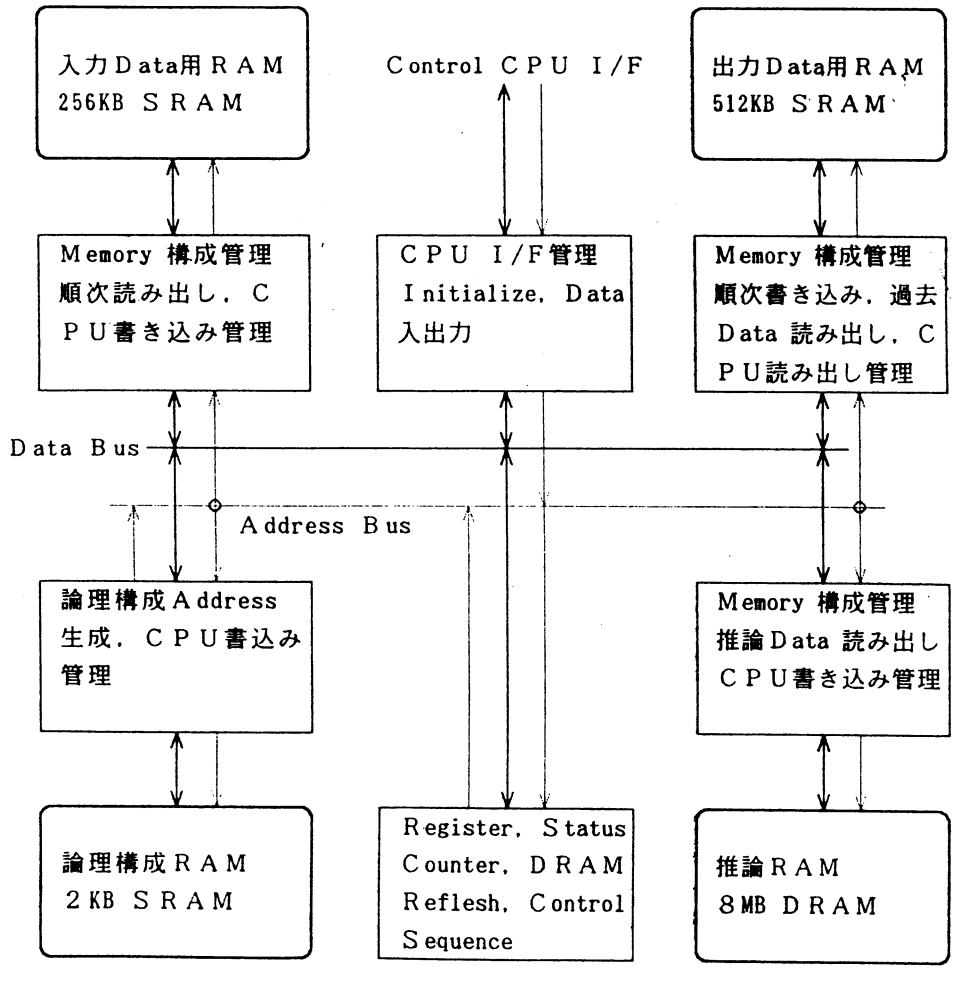


図３　多段２項ファジィ推論ユニットの構成

でしかないので，内部の論理構成や推論ユニットの内部テーブルにイニシャライズしたり，推論ユニットに入出力するデータを動かすためのＣＰＵが必要である。

図４はこれらを組み合わせて，ファジィ処理ができるプロセッサとして構成した図である。ＣＰＵには６８Ｋ系の６８３０２を用いた。スイッチャにつながるデータ伝送路は，前述のように直列伝送とし，６８３０２の内蔵機能を用いた。

ファジィプロセッサ自体は，メンバシップ関数の与え方やルールの具体値は保持していない。すべてホストコンピュータからダウンロードする。さらに各推論ユニットのファジィ論理は，このＣＰＵでデータに展開し，イニシャライズ時に推論ユニット内の推論ＲＡＭにダウンロードする。

多段論理の構成もホストコンピュータから論理構成ＲＡＭに与えられる。メモリ容量など推論ユニットのハードウェア構造は，ファジィプロセッサ内のＲＯＭに用意されている。

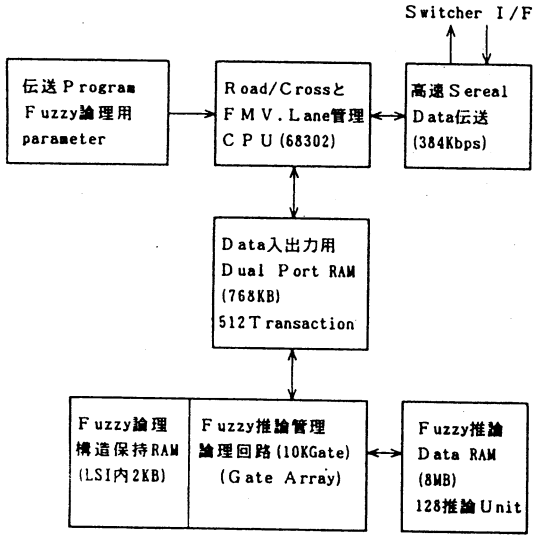


図４　ファジィプロセッサの内部構成

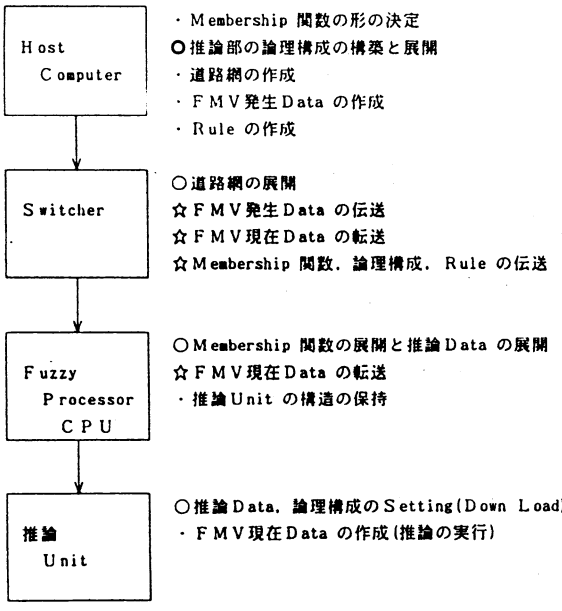


図５　ＦＭＶのシミュレーションでの設定とデータ処理の分担

推論ユニットは２つのデュアルポートメモリでＣＰＵとつながっている。入力ＲＡＭと出力ＲＡＭである。入力ＲＡＭにはトランザクション走査１回ごとに，新しい情報を用意する。出力ＲＡＭは各走査毎のＦＭＶの状態が推論ユニットによってセットされる。

出力ＲＡＭからの情報量は，１ＦＭＶ当たり数バイトと少ないが，入力ＲＡＭには非常に多くのデータを各走査毎に供給しなければならない。この情報は多くの場合１走査前の出力ＲＡＭにセットされたものなので，論理構成をダイナミックに変更することで，実データの移動を避けることができる。しかし，この部分の構造はかなり大きくなるので，必要なら外部に接続することにして，推論ユニットに内蔵する方法は採用しなかった。

このプロセッサを１単位として，必要数をスイッチャに接続することにより，図１に示したようなファジィアクセレレータが構成される。ファジィコンピュータとして見た場合の各部分の機能分けを図５に示す。

６．おわりに

本研究は，ＭＩＴＲＡＭという名称で行われている，道路交通シミュレータの開発研究の一部である。研究会のメンバの方々に謝意を表します。

本研究ではファジィ処理を行うハードウェアを作るには，どうすべきかということを主眼においている。このため理論的考察が不足しており，特にデータの移動に伴うトラッヒックについて，シミュレーションをして検討しておく必要がある。また，スイッチャの内部構成については未解決である。

参考文献

[1] 本多中二･猪飼國夫･板倉直明:"ファジィ制御による自動車運転操作を取入れた道路交通シミュレーションモデル"第７回ファジィシステムシンポジュウム，pp593-598，1991年

[2] 猪飼國夫･板倉直明･本多中二･佐藤淳一:"微視的道路交通シミュレーションでのファジィモデル自動車"情報処理学会第43回全国大会 7B-4，1991年

[3] 猪飼國夫･佐藤淳一･本多中二･佐藤章:"微視的道路交通シミュレーションでの支援コンピュータシステム"情報処理学会第43回全国大会 7B-2，1991年

[4] 猪飼國夫･佐藤淳一･本多中二:"微視的道路交通シミュレーションでの推論処理用ファジィプロセッサ"１９９２年電子情報通信学会春季大会 D-218，P6-218

問い合わせ先：　〒123　足立区関原１-１２-１３
株式会社 エム・アイ・ベンチャー
猪飼 國夫
TEL (０３)３８８９-０５７１
FAX 切替え式

屋内照明制御に用いる階層型ファジィ制御プロセッサシステム
A Study on Hierachy Control Processor System of Indoor Lighting

猪飼　國夫　　本多　中二　　上田　久幸
Kunio YIKAI　　Nakaji HONDA　　Hisayuki UEDA
(株) エム・アイ・ベンチャー　　電気通信大学
MI Vencher's Corp.　　Univ. of Electro-Comunications

あらまし　本研究では，一定の広さの屋内の照明を，利用者の意図に応じて制御する階層型のファジィ制御プロセッサシステムを試作した．本システムは３６個（６×６）の電球を配置し，その各々に下位のファジィ制御プロセッサを用意し，ローカル制御を行なうと共に，パソコンによって上位の全室を見通した照明管理を行なう．その結果，部分照明，一様照明，外光変化に応じた調光が可能であることを示した．

キーワード　制御, プロセッサ, ハードウェア

1　はじめに

1.1　目的

照明の目的は，一言で言うと「在室者に対して，その照明特性と照明による心理的・生理的効果を融合させ，適切に調整された室内環境を維持すること」である．

現在に至るまで，様々な生理学・心理学的な実験が行なわれ，その基準やそれらに対する照明設計も確立されつつある．しかし，**部屋の目的用途に調和した雰囲気を持った「快適な」照明環境の実現**というレベルには達していない．そこで，人間の主観や感性というような「あいまい性」をファジィ理論を用いてモデル化し，これを照明制御に採用するのが有効であると考えられる．また，干渉系である照明環境において，その制御をON/OFF制御だけでなく，個別に連続量で行なおうとする場合，その統括・制御が困難なものとなることは明らかである．

以上の目的を達成するために，前段階として，先述したON/OFF制御によるファジィ制御を上位コントローラだけで行なっていたが，収束するのに時間がかかっていた(数十秒)．よって，本研究では**階層型**ファジィ制御プロセッサシステムのハードウェアの試作，および実験を行なった．

このシステムをもとに，制御対象として，ホテルのロビー等といったある程度広い空間を考えた場合，次のようなことが実現可能であると考えられる．

- 季節・時間などに応じた調光
- 外光変化に対応した調光
- 人数に応じた調光（人のいる場所だけ明るく等）
- 部屋の目的用途に応じた調光

1.2　システムの概要

本研究ではまず，事務室を想定した実験室の天井に6×6の36個の電球を，60[cm]の間隔で配置し，下位コントローラとして各電球に1台ずつ CPUボードとI/Oボードからなる LCB(Lamp Control Box) と呼ばれる制御プロセッサを割当て，個別に256段階で制御を行なっている．また照度センサを設置することによりLCBにフィードバック情報を与えている．下位コントローラであるLCBに対して，上位コントローラにパソコンを用意し，階層化制御を行なっている．

図1に本システムの概要図を示す．

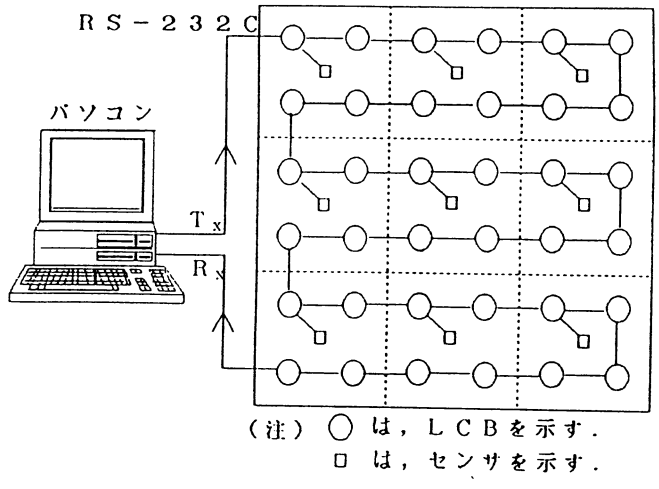


図1 システム概要図

2 階層型ファジィプロセッサの構成

照明などの干渉系モデルにおける制御構造の階層化の利点として，ローカル制御による処理スピードの高速化が挙げられる．すなわち，安定状態へのより高速な収束の実現が可能となる．

2.1 階層化構想

照明制御システムに「機能の分散と結合」という見地より，2 レベルの階層化構造モデルの導入を検討する．図 2 に示すような階層型モデルの特徴として

1. 干渉し合う複数の部分システム S_N が結合して複合システムを構成している．
2. 各部分システム S_N には，それぞれの部分目的と制御ユニット C_N^1 が存在しており，さらに全ての C_N^1 の上にユニット C^2 が存在し，それらが階層構造を形成している．
3. 上位ユニット C^2 は，システム外部からの情報を用いて全体の目的関数を最適化するように部分システムの目標を決定し，かつ下位ユニット C_N^1 を統合する．
4. 下位ユニット C_N^1 は，部分システムに与えられた目標を達成するために最善を尽くす．

などが挙げられる．

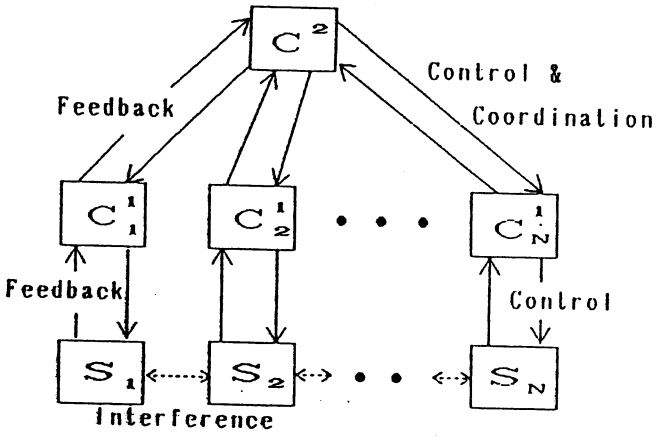


図 2 階層（2 レベル）制御システム

2.2 構造の説明

本システムでは，上位コントローラと下位コントローラの両方でファジィ推論を行なっている．2.1 で示した階層化構想のより具体的な説明を以下に示し，構造図を図 3 に示す．

・**上位コントローラの役割：** 上位コントローラ（本研究では PC）側では，外光・人数・部屋の目的用途などのシステム外部からの情報をもとに，各下位コントローラに対する目標値を決定する役割を持つ．また，この目標値決定にファジィ推論を用いる．

・**下位コントローラの役割：** 下位コントローラ（本研究では LCB）側では，上位コントローラで決定された目標値に近づくように制御を行なう．ここで，制御対象が干渉系であるため，周囲の下位コントローラの影響を考慮する必要がある．また，この制御にもファジィ推論を用いる．

・**上位コントローラと下位コントローラの接続：** 下位コントローラ間においては，前述した制御を行なう上で，通信路および通信ソフトを設定し，相互間の情報交換を可能にしている．上位と下位の接続は MAP-I/F を介して行なう．これにより，下位コントローラの情報をフィードバックし，目標値の補正等を可能にしている．

このような構造において，上位側では，おもに「目標値の決定」のための判断に，下位側では，「目標達成」のための制御にそれぞれファジィ推論を用いている．

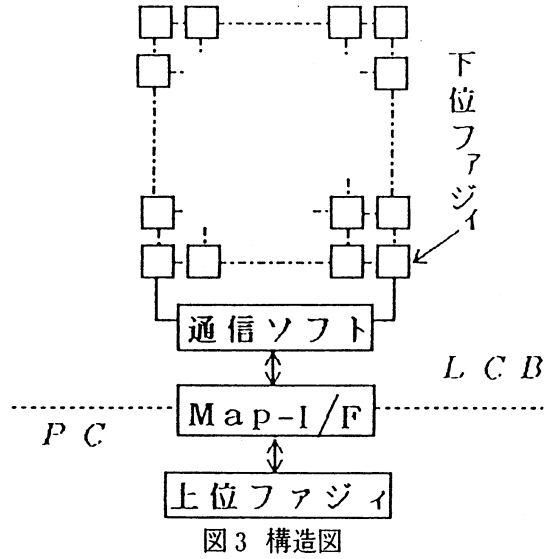


図 3 構造図

2.3 処理スピードの考察

今回の実験では，下位コントローラ（LCB）間，及び上位（PC）との通信方式として，ループ型通信方式を採用した．これより，ファジィ演算を含めた全体の処理スピードについて考察する．

PC が，目標値を決定し，そのデータおよび，ファジィ演算処理の命令を各 LCB へ送信し終わるのにかかる時間は，およそ 360 ミリ秒である．一方，LCB 側でのファジィ演算処理にかかる時間は，9 ルール，2 入力，1 出力で約 5 ミリ秒である．よって，伝送時間と制御時間との間にかなりオーダーの違いがあることがわかる．

これより，次のことが考えられる．まず，ループ型通信方式にかわる通信方式の採用による通信スピードの高速化．また，LCB 側におけるより複雑なファジィ推論の実行である．

3 ファジィ演算処理

今回の実験で実行したファジィ推論について，ルール等の説明を上位と下位について説明する．

3.1 上位のファジィ推論

上位コントローラ（PC）でのファジィ推論は，先述したように,外部の要素から下位コントローラ（LCB）の目標を決定するためのものである．36個の電球に対し，照度センサが9個しかないため，電球を9ブロックにわける．これにより，目標値は1ブロックごとに決定される．

ファジィ推論のための入・出力，およびルールを以下に示す．

入力1：外の照度
部屋の内・外での明るさの極端な差が生じるのを防ぐため．

入力2：明るくする中心からの距離
部分照明，つまり部屋の一部分を明るくするような場合，その中心からの距離を入力とする．

入力3：その部屋の中にいる人数
中にいる人数が増えた場合，影などの影響を考え，さらに明るくする必要があるため．

これらの入力は，PCのキーボード上で行なった．また，部屋の目的用途を選択することにより，メンバーシップ関数を切り替えている．今回設定した目的用途は,「宴会」,「軽作業」,「勉強」,「精密作業」の4つとした．

出力：各ブロックの目標照度

rule1： if 外光 is 小 then 目標 is やや小
rule2： if 外光 is 大 then 目標 is やや大
rule3： if 距離 is 短 then 目標 is 大
rule4： if 距離 is 長 then 目標 is 小
rule5： if 距離 is 非常に短 then 目標 is 特大
rule6： if 人数 is 小 then 目標 is 小
rule7： if 人数 is 多 then 目標 is 大

3.2 下位のファジィ推論

下位（LCB）側では，上位で決定された目標を達成するようにファジィ推論を実行するのであるが，単に目標値に収束すれば良いものではない．つまり，36個の電球の点灯度分布も重要となってくるのである．今回の実験ではこの要素も考慮して，以下のように入・出力，およびルール（一部）を設定した．

入力1：目標照度ー実際照度（センサ値）
センサブロック（図4）ごとに与えられた目標値に近づくため．

入力2：周囲の平均点灯度
点灯度分布のムラをなくすために，自分を中心としたランプブロック（図5）内にある周囲の電球の点灯度の平均値と自分の点灯度の差をなくすようにする．

出力：点灯度の変化量

rule1： if 照度差 is 正 and 点灯度差 is 正 then 点灯度 is 増
rule2： if 照度差 is 正 and 点灯度差 is 中 then 点灯度 is やや増
rule3： if 照度差 is 正 and 点灯度差 is 負 then 点灯度 is 中

・ ・ ・

rule7： if 照度差 is 負 and 点灯度差 is 正 then 点灯度 is 中
rule8： if 照度差 is 負 and 点灯度差 is 中 then 点灯度 is やや減
rule9： if 照度差 is 負 and 点灯度差 is 負 then 点灯度 is 減

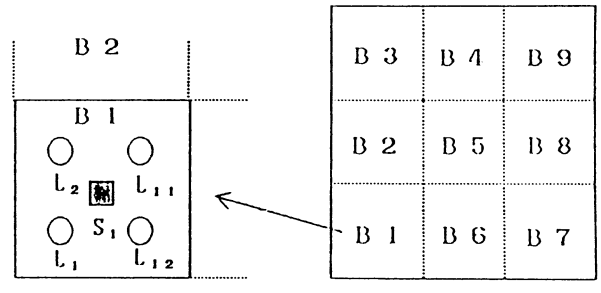


図4 センサブロック図

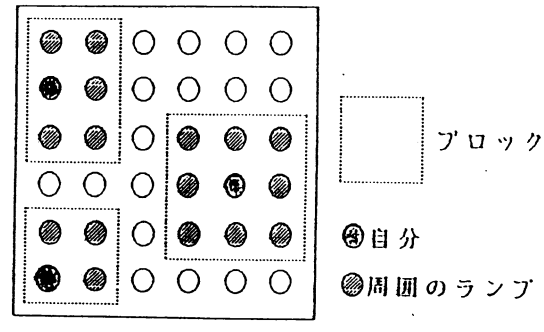


図5 ランプブロック図

4　実験結果および考察

部屋全体の明るさを均一なものとする一様照明の実験結果を示す．実験を行なう上での上位コントローラ（PC）の入力を以下のように設定した．

・外の照度　　：1000[lx]
・作業人数　　：15 人
・用途　　：勉強
・明るくする中心　：(100,100)　一様照明

以上の入力よりPCがファジィ推論した結果，目標照度は466[lx]となった．

センサ値の推移を示すグラフを図6に，また，ほぼ収束した時点での点灯度分布図を図7に示す．

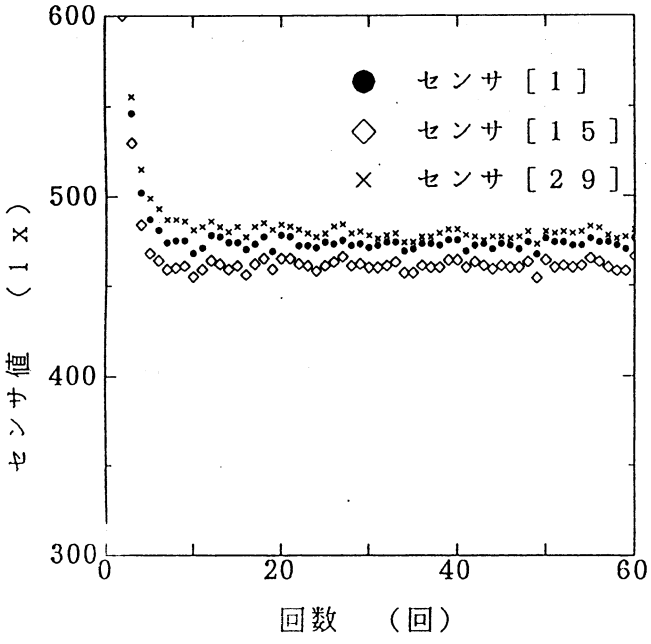


図6 センサ値の推移

6D	55	14	A	21	2D
75	62	27	21	3C	4A
87	79	5E	5F	86	94
80	77	62	69	91	90
5C	52	36	3C	60	6F
4D	42	25	2A	4E	5B

図7 点灯度分布

図6において，9ブロックのうちの3個のセンサについてデータを示した．横軸は，ファジィ推論の回数を表している．

図より，最初の50％点灯から，3つのセンサとも制御を約10回実行した時点でほぼ一定の値に収束していることがわかる．よって，通信時間を含めた1回の制御にかかる時間を約1秒とすると，10秒ほどで収束することがわかる．また，目標照度が466[lx]であるのに対し，3つのセンサ値にばらつきがあるが（平均は約475[lx]），これはファジィ制御において，目標照度に近づくことと，ムラのない点灯度分布にすることという2点を同程度の重み付けで考慮しているからであると考えられる．

図7は，制御が安定した時点での点灯度分布を示しているが，この結果はあまり良いものではなかった．数値は16進数で表してあるが，分布が統一性のないものになっており，隣どうしの点灯度にも差がでていることがわかる．

これらの原因として，ファジィ推論の問題が考えられる．今回の実験では，入力のひとつに，周囲の平均点灯度との差を計算している．よって，周囲の点灯度がばらついていても，平均して差がなければ制御が安定してしまうという事態が生じてしまった．この点について，ファジィ推論における入力・ルール・メンバーシップ関数の修正，改善を行なう必要がある．

5　まとめ

本研究では，ファジィ理論を用いて，上位のPCと下位のLCBにより階層的に照明制御を行なった．しかし，実際には，PCでの推論を一回しか行なわず，しかも外の照度値等の入力データをキーボード入力としたので，LCBの制御に重点が置かれる形となった．「快適な照明環境」という目的に対し，下位での的確な制御という点で，まだ課題が残されている．しかし，階層型制御という全体面においては，その処理スピードも含めて十分その有効性を確認することができた．

今後の課題としては，下位の制御の改善をはじめ，階層型制御システム全体をより充実かつ実用的なものにするための問題を検討する必要がある．

[参考文献]
・本多，大里，ファジィ工学入門，海文堂，1989
・本多，向殿，ファジィ　あいまいの科学，岩波書店，1990
・電気学会編，照明工学，電気学会通信教育会，1963
・照明学会，照明工学，オーム社，1983

問い合わせ先：〒182 東京都調布市調布ヶ丘1-5-1
電気通信大学電子情報学科本多研究室
上田久幸
(0424)83-2161 内3113

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

光学自動調整へのファジィ理論の応用

Application of fuzzy theory for automatic optical alignment

○加藤 信之, 清水 正, 山田 真樹, 牧野 弘
Nobuyuki KATO, Tadashi SHIMIZU, Masaki YAMADA, Hiroshi MAKINO
富士ゼロックス(株)
FUJI XEROX Co., Ltd.

あらまし　本論文は，ディジタル複写機やファクシミリの原稿読取装置用光学ユニットの調整を，三つの独立したファジィ推論を用いて行うシステムの構成を提案し，実験による検証結果を述べる．対象の光学ユニットはR，G，B 3色のCCDセンサを有し，ピント/倍率調整項目数は，白黒用CCDセンサの2項目に対し19項目と増加し，複雑な調整となっている．推論は白黒のピント/倍率調整のルールをR，G，B 3色及び各色間差に拡張し，CCDセンサ上の3ヶ所での推論結果を統合化し，調整量を算出する構成である．自動調整システムによる実験の結果，熟練者と同等精度の調整が数十秒で可能であることを確認し，本提案の有効性を検証した．

キーワード　ファジィ推論，光学調整，カラーCCDセンサ，多軸同時調整

1　はじめに

デジタル複写機やファクシミリの入力部である原稿読取装置用光学ユニットの調整は，複数の調整軸を動作させ複数の調整項目を同時に満たす調整を行なうものであり，従来より熟練者の勘と経験を要していた．調整項目は，ピント(合焦度)，倍率，レジストレーション(以下レジと呼ぶ)，スキュー，サイドレジの五つである．我々は，ファジィ理論を用いて光学ユニットを自動調整する研究を行なっている．これまでに白黒用光学ユニットに対する自動調整を，三つの独立した推論により実現するシステムの構築及び検証を行なってきた[1]．しかし，カラー用光学ユニットの調整は，R(Red)，G(Green)，B(Blue) 3色のラインCCDセンサがあり，白黒用光学ユニットの調整に加えて，CCDセンサ中央及び左右3ヶ所で合焦度を満たす必要がある．さらに，R，G，B間の合焦度の差が画質に影響するため，色間の合焦度の調整項目を満たす必要がある．従って，ピント/倍率の調整項目は，白黒の2項目と比べ19項目と増加し，その結果，多入力の大規模推論が必要となる．本報告では，白黒用光学ユニットに対するピント/倍率調整ルールを拡張したカラー用光学ユニットの調整推論の構成法を提案し，自動調整システムにおいて検証した実験結果について述べる．

2　カラー用光学ユニット調整概要

カラー用光学ユニットの調整は，原稿面に置かれた調整用チャートの結像波形をコンピュータ上で処理し定量化した値に基づき，CCDセンサのR，G，B 3ラインとレンズの位置調整を行なう．図1に調整用チャートとレンズ及びCCDセンサの調整位置関係を示す．図2に調整手順を示す．図1に示す5軸に対応する調整量を人間が推定し調整を行なう．ピントと倍率の調整は，レンズ位置のY軸方向の移動及びCCDセンサのyr軸，yl軸方向の移動，レジとスキューの調整は，CCDセンサのZ軸，θ軸方向の移動，また，サイドレジ調整はCCDセンサのX軸方向の移動で行なわれる．

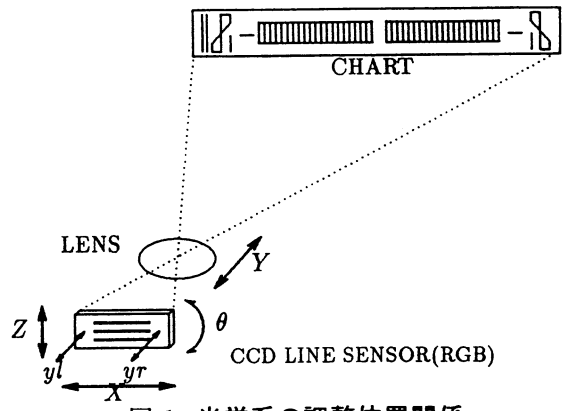


図1　光学系の調整位置関係

3　ファジィ自動調整システム

図3に推論の構成を示す．本推論構成は，人間が各項目毎に行なっていた調整を三つの独立した推論で実現し，並列処理することで5軸同時調整を可能とした．以下に推論1～推論3について説明する．推

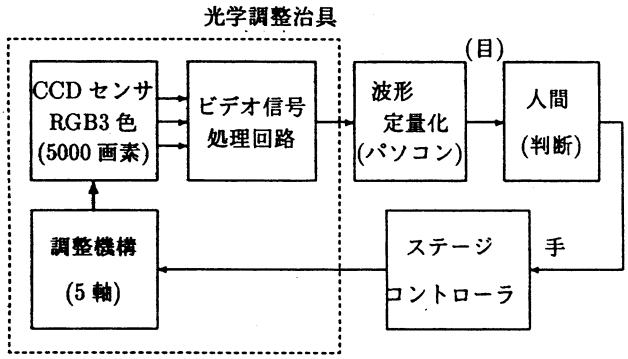


図 2 光学ユニット調整手順

論 1 は，合焦度，合焦度差及びそれぞれの変化分，倍率ずれ量，前回調整量を入力とし，yr 軸，yl 軸の調整量を算出する．推論 2 は，調整チャートの左右両端に位置する二つの荒調整用のマークの幅を入力とする荒調整用推論及び二つの微調整用のマークの受光量を入力とする微調整用推論をクリスプに切り換えて推論を行ない，Z 軸とθ軸の調整量を算出する．また，推論 3 は 1 入力 1 出力のファジィ推論であり，サイドレジのずれ量に比例した入力より X 軸調整量を算出する．推論 1，推論 2 は min-max 合成重心法を用い，推論 3 は菅野の簡略化法 [2] を用いた．

4 ピント/倍率調整推論の構築方法

4.1 調整項目

白黒用光学ユニットに対するピント/倍率調整は，合焦度と倍率の 2 項目であった．一方，カラー用光学ユニットに対しては，R，G，B 3 ラインの CCD センサそれぞれの合焦度及び R，G，B 間の合焦度の差が調整項目となる．また，CCD センサ中央と左右 3ヶ所において，調整項目を満たす必要がある．従って，倍率を加えるとカラー用光学ユニットの調整項目数は 19 となる．R，G，B の合焦度の値は，レンズ特性によりそのピークとなる yr 軸，yl 軸位置が異なることから，3 色の程良い位置に調整を行なう必要がある．図 4(a) は，光学ユニットの CCD センサを yr 軸，yl 軸方向に移動させた時の R，G，B の合焦度の変化を，(b) は R-G，G-B，R-B の合焦度の差の変化を，(c) は倍率ずれ量の変化を示す．図に示すように R，G，B の合焦度が最大の位置，R-G，G-B，R-B の合焦度差及び倍率ずれ量が最も小さくなる位置は異なっており，その値も光学ユニット毎に異なる．調整は，yr 軸，yl 軸方向に CCD センサを移動させ，全てのスペックを満たす位置を求める．

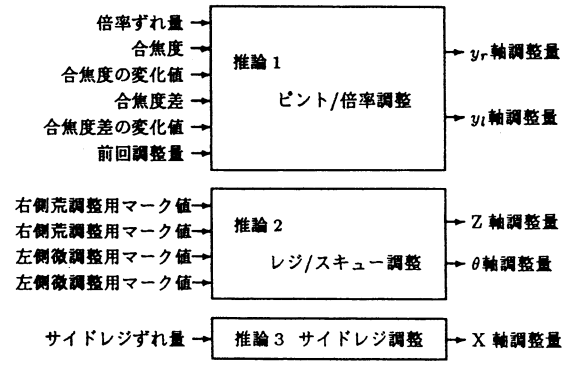


図 3 5 軸調整ファジィ推論構成

4.2 カラーのピント/倍率調整ルール

ピント/倍率調整ルールは，白黒用光学ユニット調整の基本ルール群構成を R，G，B に拡張し，さらに，CCD センサ中央と左右 3ヶ所の位置に拡張した構成をとる．以下，順に説明する．

(1) 白黒用光学ユニットのピント/倍率調整基本ルール群

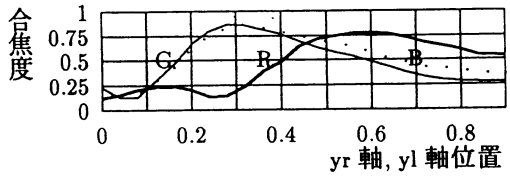
合焦度が小さい場合は，倍率ずれ量から調整量を求める．また，倍率調整のルールは，倍率ずれ量に比例した出力結果を得るルールとした．ピント調整のルールにおける合焦度差は，合焦度と同様のルールテーブルとし，合焦度差が小さくなる調整を行なう．従って，前件部ファジィ変数は，合焦度，合焦度変化値，倍率ずれ量，合焦度差，合焦度差変化値，前回調整量の 6 個となる．ピント/ 倍率調整の基本ルール群を表 1 に示す．倍率調整ルールは常に用い，ピント調整ルールは合焦度が小さくない場合，ピント差調整ルールは合焦度が大きい場合だけに用いる．これは図 4 に示すように合焦度が小さい場合に，移動方向や調整量を求めることが困難であるためであり，また，合焦度差については，合焦度が大きくない場合は，極小値をもつためである．

(2)R,G,B 及び R-G,G-B,R-B 間への拡張

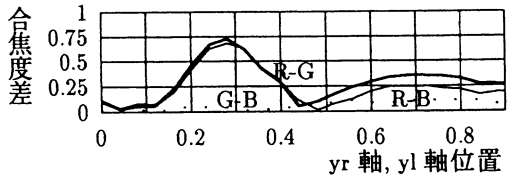
前項のルール群を R,G,B 及び R-G,G-B,R-B 間に対して作成し推論結果を統合する．この推論構成を図 5 に示す．

(3)CCD センサ中央，左右 3ヶ所への拡張

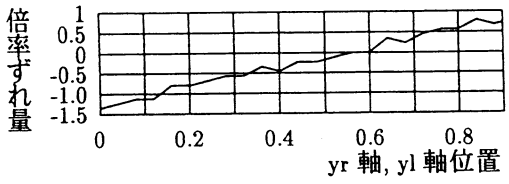
前項で 3 色に拡張した推論を CCD センサ中央，左右 3ヶ所に拡張し，中央，右端の推論結果を統合化し yr 軸調整量を，中央，左端の推論結果を統合化し yl 軸調整量を算出する．最終的な推論の構成を図 6 に示す．本推論は，入力ファジィ変数 41，出力ファジィ変数 2，ルール数 100 となる．



(a)R,G,B 合焦度の変化



(b)R,G,B 間の合焦度差の変化



(c) 倍率ずれ量の変化

図 4 CCD センサ位置と合焦度/倍率ずれ量

本推論構成の特長は，(1) のルール群内のピント調整ルール，ピント差調整ルール，倍率調整ルールの重みづけを変えることで，ピントを重視した調整，ピント差を重視した調整，倍率を重視した調整が可能となる．さらに (2)，(3) と組み合わせることで，例えば CCD センサ中央位置の G のピントを重視した調整が可能となる．

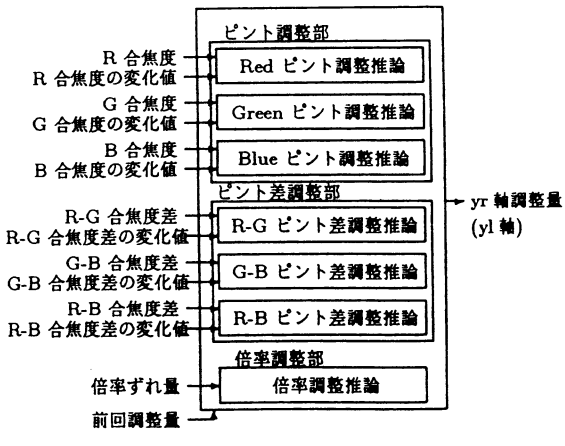


図 5 カラー対応ピント/倍率ファジィ推論構成

表 1 ピント/倍率調整ルールとメンバーシップ関数

ピント調整ルール

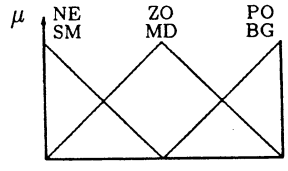
		Δ合焦度		
合焦度	Δy	NE	ZO	PO
SM	–	–	–	–
MD	PS	NS	–	PS
	NS	PS	–	NS
BG	–	ZO	ZO	ZO

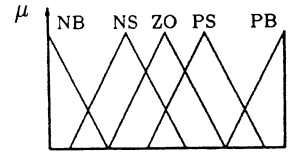
ピント差調整ルール

		Δ合焦度差		
合焦度差	Δy	NE	ZO	PO
SM	–	ZO	ZO	ZO
MD	PS	PS	–	NS
	NS	NS	–	PS
BG	–	–	–	–

倍率調整ルール

倍率ずれ量				
NB	NS	ZO	PS	PB
PB	PS	ZO	NS	NB





NE: NEgative
ZO: ZerO
PO: POsitive
SM: SMall
MD: MeDium
BG: BiG
NB: Negative Big
NS: Negative Small
PS: Positive Small
PB: Positive Big

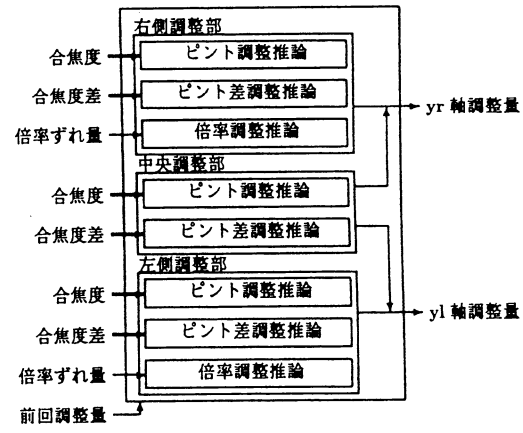


図 6 センサ 3ヶ所のピント/倍率ファジィ推論構成

5 実験結果

5.1 実験系構成

推論による光学自動調整システムの構成を図 7 に示す．ビデオ信号処理回路からの信号を波形デジタイザにより量子化し，各調整に必要となる特徴量を算出後，入力処理を経て推論に入力する．推論結果は，出力処理を経てステッピングモータのパルス数として駆動装置に与える．推論部分の独立性，汎用性を保つために，スケーリングは入出力処理部において行なう構成とした．

5.2 シミュレーション結果

予め図7のシステムを用いて各軸を微小ステップで駆動させ，推論の入力となる各波形特徴量のデータを収集し，調整のシミュレーションを行なう．但し，5軸全てのデータを収集すると膨大な量となるため，図3に示す三つの独立した推論毎に必要となる調整軸についてデータを収集し，調整シミュレーションを行なった．図8は，5ヶ所の調整開始点を選んだ時のピント/倍率調整のシミュレーション結果例を示し，調整軸であるyr軸，yl軸の調整時の履歴を◇で示す．また，+の領域は調整範囲を示し，数回の調整で調整範囲に入っている．

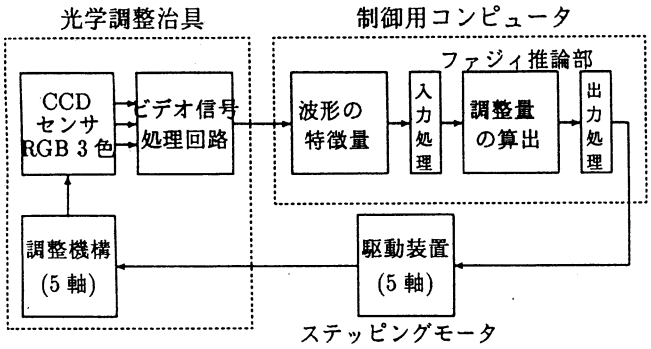


図7 光学自動調整システムの構成

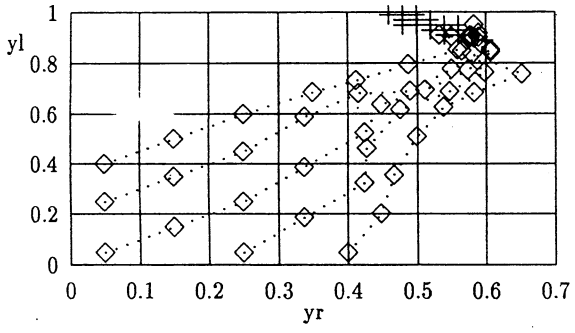


図8 シミュレーションによるピント/倍率調整履歴

5.3 実験結果

実機での調整実験は，図7のシステムで未調整光学ユニットを用いて行なった．結果を図9に示す．図は，調整中の5軸の動きを示し，3回の調整実験においてもほぼ同様な履歴を示している．調整は，4〜7回の推論で終了しており，機械系の駆動を含めた調整時間は数十秒である．

6 おわりに

カラー用光学ユニット調整におけるファジィ推論を，従来の白黒のピント/倍率調整ルールをR，G，B

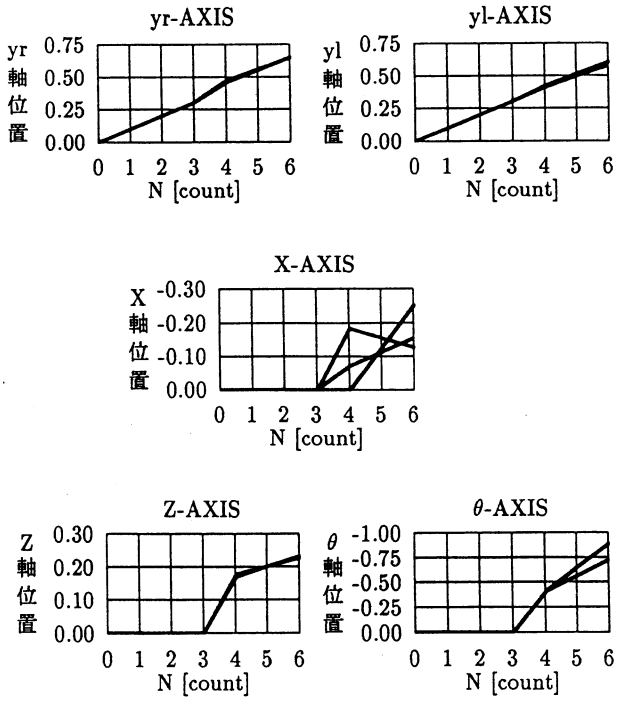


図9 5軸同時調整実験履歴

3色及び各色間差に拡張し，三つのCCDセンサ位置での推論結果を統合化し，調整量を算出する方法で構成した．三つの独立した推論毎のシミュレーションにより，各推論結果が調整範囲に収束することを確認した．また，自動調整システムによる実験結果より，4〜7回で調整が完了することを確認し，本提案の有効性を示した．

参考文献

[1] 加藤，他:光学自動調整へのファジィ理論の応用，第34回自動制御連合講演会前刷，17/18 (1991)
[2] 水本:ファジィ制御向きのファジィ推論法，計測と制御，28-11，959/963 (1989)

問合せ先

〒243-04 神奈川県海老名市本郷2274
富士ゼロックス(株) 生産技術研究所
加藤 信之
Tel:0462-38-3111(Ext. 2267) Fax:0462-37-1372
E-Mail: kato@rme.ebina.fujixerox.co.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィメモリモジュールのＶＬＳＩ化

A VLSI Architecture of Fuzzy Memory Module

小沢和浩*、廣田　薫**、村上　順**
Kazuhiro OZAWA*, Kaoru HIROTA**, Jun MURAKAMI**
*法政大学経済学部　**法政大学工学部電気工学科計測制御専攻
*The Faculty of Economics Hosei Univ.
**Dept. of Instrument & Control Eng. College of Eng., Hosei Univ.

あらまし　現在のファジィ推論ハードウェアではまだ充分に研究されていないファジィメモリモジュールの概念を導入し、その位置付けを明確にした．ハードウェア記述言語であるＶＨＤＬによりファジィメモリモジュールの動作記述を行い、論理回路合成ツールにより回路の最適化の検討を加えた．また、論理回路シミュレータを用いた動作解析を行った．さらに、ファジィメモリモジュールを用いた多段階のファジィ推論として再帰型ファジィ推論を例に挙げそのハードウェア化の検討を行った．

キーワード　ファジィフリップフロップ、ファジィレジスタ、ＶＨＤＬ、再帰型ファジィ推論

１．はじめに

ファジィ理論の応用分野も多種多様なものとなっている現在、その推論アルゴリズムの処理も高速処理を要求される分野や、家電製品等ファジィ推論処理をなるべく省スペースで実現したいなど様々な分野からの要求がある。これに対して、ファジィ推論専用ハードウェアに関する多くの研究がなされ、その報告も多くなっている。しかし、ほとんどが一段階の単純なファジィ推論アルゴリズムの処理に留まっているのが現状である。そこで本研究報告ではより奥の深いファジィ推論では必要不可欠なファジィ情報のメモリモジュールに関してのVLSI化の検討を行う。また、さらに多段階のファジィ推論アルゴリズムの例として実用上も有用と思われる再帰型ファジィ推論アルゴリズムを取り上げ、ここで提案するファジィメモリモジュールとしてのファジィレジスタ回路を用いた場合のハードウェア化に関しての検討を行う。

２．ファジィメモリモジュールの位置づけ

現在のファジィ推論ハードウェアはファジィ否定、min、max演算等のファジィ演算素子と、ファジィプロダクションルールやそこで用いられるメンバーシップ関数等のスタティックなファジィ情報を記憶するためのメモリ素子から構成されている場合が多い。通常、用いられているファジィ情報の記憶素子としては既存のRAM等が一般的である。つまり、現状のファジィ推論ハードウェアでは従来型論理回路の組み合わせ回路とRAM等のスタティックな記憶素子を基にファジィ論理回路を合成しているものが多い。よって推論演算途中のファジィ情報の記憶や、その情報の再活用等、より柔軟なファジィ推論アルゴリズムに対応することは非常に困難である。また、既存の電子計算機が組み合わせ回路とフリップフロップ回路を基本とした順序回路から効率よく構成され、現在の発展があることを考えると、ファジィ推論ハードウェアにも順序回路の概念を導入することは、その将来性を考慮したうえでも重要なことであるといえる。しかし、現状ではファジィ順序回路の提案[1]はあるものの、ファジィ情報処理のどの部分に用いるか、またどのように用いたらより将来性のある、また効率の良いファジィ推論ハードウェアの実現が可能かは明確ではない。そこで、以下の章ではファジィ推論ハードウェア用ファジィメモリモジュールとしてのファジィレジスタ回路をとりあげることにし、その基本特性を明確にする。さらに既存のVLSI技術を用いて回路化が可能であることを示し、その後この利用方法に関しての議論を行う。ファジィ情報のメモリモジュールが必要不可欠な推論法として、野本等により提案された再帰型ファジィ推論[3]を例に挙げそのハードウェア化についての検討を行うことにする。

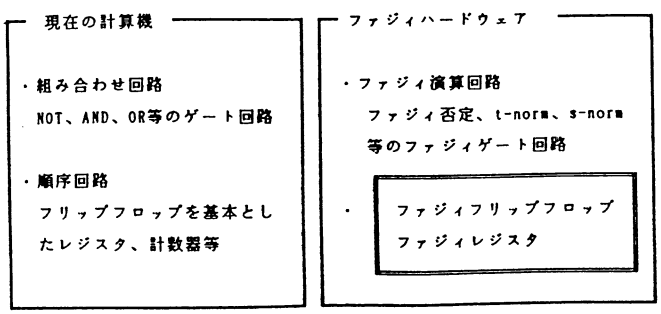


図2.1 ファジィメモリモジュールの位置づけ

３．汎用ファジィレジスタの基本構成

二値論理を基に構築された電子計算機の記憶素子の基本単位にフリップフロップ回路がある。このフリップフロップ回路はレジスタや計数器等へ応用され、現在の計算機を構成する重要な基本要素となっている。この二値論理を基に構築されたJ-Kフ

リップフロップをファジィへ拡張し定義されたのがファジィフリップフロップである[1]。ファジィフリップフロップには各種ファジィ演算系で定義された様々な種類があるが、ここでは現在のファジィ技術の応用場面やファジィ推論専用ハードウェア等がmin、maxの演算系及び代数積、代数和の演算を採用しプロダクション型のファジィルールを処理してゆくものが大多数であることを考慮し以下の4つのファジィフリップフロップを基本としてファジィレジスタの設計を行うことにする。（右辺の各変数はt-1時刻の値であるが簡略化して記述を省略した。）

(1) min max 型ファジィフリップフロップ

$$Q(t)=\{J\vee(1-K)\}\wedge(J\vee Q)\wedge\{(1-K)\vee(1-Q)\} \quad (3\text{-}1)$$

(2) 代数積代数和型ファジィフリップフロップ

$$Q(t)=J+Q-JQ-KQ \quad (3\text{-}2)$$

(3) 限界積限界和型ファジィフリップフロップ（リセット型）

$$Q(t)=1\wedge\{0\vee(J-Q)+0\vee(Q-K)\} \quad (3\text{-}3)$$

(4) 限界積限界和型ファジィフリップフロップ（セット型）

$$Q(t)=0\vee\{1\wedge(J+Q)+1\wedge(2-K-Q)-1\} \quad (3\text{-}4)$$

これらの入出力特性に関しては既に報告済みである[2]。

ここで、上に示したファジィフリップフロップは二値J-Kフリップフロップの持つ基本的特性、つまり任意のファジィ値の記憶やリセット、セット、反転出力の4つの基本動作を包含しファジィへの拡張が行われたものである。これらの基本的なファジィフリップフロップをもちいて、基本型ともいえる汎用並列入力並列出力型のファジィレジスタを構成することができる。図3.1に基本型の並列入出力型ファジィレジスタの回路構成を示す。ここで、F^3は定義式(3-1)～(3-4)で与えられたいずれかのファジィフリップフロップ回路を示す。またミル記号のANDゲートで示されたものはファジィ演算のmin、またミル記号のORゲートで示されたものはmaxの演算を行うファジィゲート素子である。任意のファジィ値の回路への入出力は、入力端子$\mu(u_1)$、$\mu(u_2)$、$\mu(u_3)$、・・・、$\mu(u_n)$と出力端子Q_1、Q_2、Q_3、・・・、Q_nから行われる。またファジィレジスタ回路全体の制御信号としては外部から供給されるクロック信号入力端子CL、すべてのファジィフリップフロップに同一のファジィ値を提供する入力端子J、各ファジィフリップフロップのJ入力を制御するS1、また各ファジィフリップフロップへのK入力（ファジィフリップフロップのリセット機能）がある。これら基本型の並列入出力型ファジィレジスタ回路の制御信号を示すと表3.1のようになる。

4．ファジィレジスタのVLSI化の検討

3．で述べたファジィレジスタについてそのVLSI化を行う。設計手法は、並列入出力型ファジィレジスタの機能記述をVHDL (Very high speed integrated circuit Hardware Description Language)言語を用いて記述し、Sun ワークステーション上のVHDLコンパイラーとシミュレータ(共にSynopsys社製) を用い行った。ここでは、一例として min max 型ファジィフリップフロップを用い、回路の最適化に関しては用いる min max 型ファジィフリップフロップの数を4個及び実用を考え11個とした場合に関して報告を行う。はじめに回路図が複雑になるので前者の場合に関して最適化を行った結果として得られたゲートレベルの回路図を図4.1に示す。また、後者の場合は回路規模（面積情報）

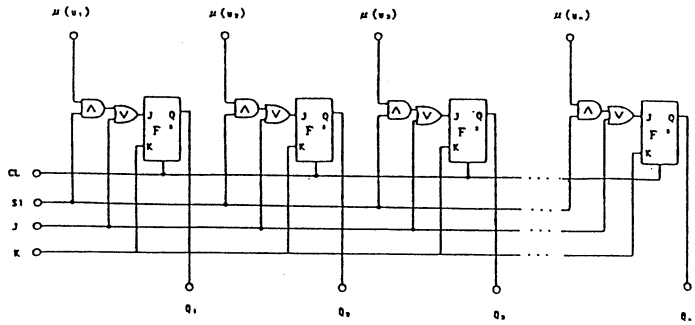


図3.1　並列入出力型ファジィレジスタの回路構成

表3.1　並列入出力型ファジィレジスタ回路の制御信号

	hold	reset	set	inversion	data in
CL	↑	↑	↑	↑	↑
S1	0	0	0	0	1
J	0000	0000	1111	1111	0000
K	0000	1111	0000	1111	0000

＊ J、K入力は 4 bit データとした場合

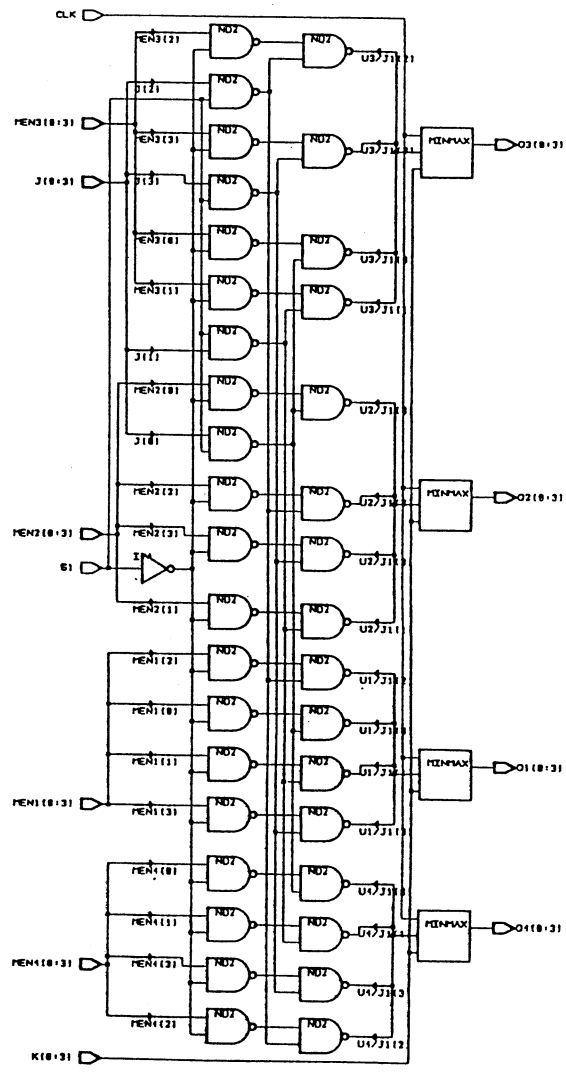


図 4.1　min max 型ファジィフリップフロップ4個を用いた並列入出力型ファジィレジスタ回路

表 4.1　回路面積最小の設計制約により最適化した並列入出力型ファジィレジスタの面積情報

Reference	Library	Unit Area	Count	Total Area	Attributes
IVA	class	1.00	1	1.00	
MINMAX1		223.00	11	2453.00	h, n
ND2	class	1.00	92	92.00	
Total 3 references				2546.00	

表4.2　回路面積最小の設計制約により最適化した並列入出力型ファジィレジスタの信号遅延情報

Point	Type	Fanout	Max Delay rise	Max Delay fall	Min Delay rise	Min Delay fall
Q1[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q2[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q3[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q4[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q5[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q6[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q7[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q8[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q9[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q10[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q11[0]	out	1	2.26	1.79	2.26	1.79
Q1[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q1[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q2[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q2[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q3[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q3[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q4[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q4[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q5[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q5[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q6[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q6[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q7[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q7[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q8[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q8[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q9[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q9[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q10[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q10[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q11[1]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q11[2]	out	1	2.11	1.74	2.11	1.74
Q1[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q2[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q3[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q4[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q5[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q6[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q7[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q8[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q9[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q10[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68
Q11[3]	out	1	1.96	1.68	1.96	1.68

と信号遅延情報に関しての報告を行う。また回路の入出力動作のシミュレーション結果は紙面の都合上ここでは省略するが、解析的な結果と同様なものとなっている。図4.1でレジスタへの入力信号S1、CLK（CL）はbitデータの入力で、J、K、MEN1、MEN2、MEN3、MEN4はそれぞれ4 bitデータである。ここでMEN1、MEN2、MEN3、MEN4は離散近似された任意のファジィ値を入力するものである。また出力端子Q1、Q2、Q3、Q4も当然4 bitデータである。回路の下位階層のmin max 型ファジィフリップフロップは既に設計を終えたものをコンポーネント呼び出しして設計を行っている。min max 型ファジィフリップフロップを11個用いて回路面積最小の設計制約の基で設計を行った結果の回路面積情報及び遅延情報を表4.1と表4.2にそれぞれ示す。回路の面積は2546.0でその約9割がmin max 型ファジィフリップフロップが占めていることがわかる。ここで、面積の単位はANDゲート1つを1とした相対的なものである。また、信号遅延時間の単位は n sec である。信号遅延最小の設計制約の基でも設計を行ったが、回路面積最小の設計制約と同様の結果となっている。

5．ファジィレジスタを用いた再帰型ファジィ推論アルゴリズムのハードウェア化の検討

5.1 再帰型ファジィ推論

再帰型ファジィ推論は、プロセス制御等の分野で最も広く用いられているＰＩＤ制御のパラメータを決定する手法として、野本らにより提案された多段階型のファジィ推論である[3]。この再帰型ファジィ推論は時系列データの入力に対して、その都度行われたファジィ推論の結果を蓄え、総合的な推論結果を得るものであり、ＰＩＤ制御のパラメータである比例ゲイン、積分時間、微分時間を決定するのに非常に有効であることが示されている。しかし、この推論方式はもともと並列推論アルゴリズムを有し総合的な推論結果を出力するファジィ推論の時系列的な拡張と解釈することも可能である。従って、この再帰型ファジィ推論は、ある時系列データを特徴づける1つのパラメータを抽出するファジィ推論法としての応用が期待される。

以下に再帰型ファジィ推論の推論アルゴリズムを述べる。現在ファジィ制御で最も多く用いられているmax-min合成をすべてのファジィプロダクションルールに関して処理し、この推論の結果得られたファジィ和集合をC'とすると、

$$C'(t)=C'_1(t)+C'_2(t)+C'_3(t)+\ \dots\ +C'_n(t) \qquad (5\text{-}1\text{-}1)$$

と表すことができる。ここで、再帰型ファジィ推論では、現在の推論結果をC'(t)とすると、

$$C'(t)=\ \Sigma\,\rho * C'(t-m),\quad m=1,\ \dots\ ,1 \qquad (5\text{-}1\text{-}2)$$

を計算し出力を求める推論法である。ここで、tは推論を行った時刻を表すパラメータ、ρは忘却係数と呼ばれ過去の推論結果をどの程度参照するかを決めるパラメータであり、$\rho\in[0,1]$である。また*は忘却係数とファジィ和集合C'との積演算を示しているが、一般的には代数積が採用されることが多い。以下の議論では、再帰型ファジィ推論の拡張性を考慮して一般的なファジィ積演算を用いることにする。

5.2 推論結果を保持するためのファジィレジスタ

再帰型ファジィ推論をハードウェア化するためには従来のファジィ推論ハードウェアに、いくつかの機能が追加されなければならない。ここで要求される機能としては、

1)推論結果の保持機能

2)過去の推論結果を現在の推論結果に反映するための演算機能

3)過去の推論結果をどの程度参考にするかを決定する演算機能

の3点が考えられる。

以下にファジィレジスタの諸機能を用いた、再帰型ファジィ推論アルゴリズムの実現について述べる。はじめに、1)のファジィ推論結果の保持機能であるが、この機能については、ファジィレジスタの記憶機能を用いれば実現可能である。

次に既に記憶されているファジィ推論結果（それ以前に行ったファジィ推論の結果）を新たな推論結果に反映させるための

演算機能について述べる。4．で述べた並列入出力型のファジィレジスタを構成するi番目のファジィフリップフロップに注目し、いま$a_i(t-1)$なるファジィ値が既に記憶されているとする。そこで、新たに推論を行った結果のファジィ値が$a_i(t)$としたとき、min max 型のファジィフリップフロップの J_i 入力端子に $a_i(t)$ 、K_i 入力端子に 0を入力すると、つまり $Q_i(t-1)=a_i(t-1)$、$J_i(t-1)=a_i(t)$、$K_i(t-1)=0$ として、$Q_i(t)$を計算すると、

$$Q_i(t)=1\wedge\{a_i(t)\vee a_i(t-1)\}\wedge 1$$
$$=a_i(t)\vee a_i(t-1) \qquad (5\text{-}2\text{-}1)$$

となる。つまり、前回の推論結果と今回の推論結果のmax演算を行いその結果をファジィレジスタに保持したことになる。同様に、代数積代数和型のファジィフリップフロップ、限界積限界和型のファジィフリップフロップを用いても実現可能である。

5.3 ファジィレジスタによる忘却係数の処理

再帰型ファジィ推論では、過去の推論結果をどの程度参照するかを決定するパラメータとして忘却係数がある。式(5-1-2)に示したρが忘却係数を示しているが、ここではこの忘却係数による演算処理がファジィレジスタで可能なことを示す。

ファジィレジスタのリセット機能を用いることにより、忘却係数の演算処理が可能である。ここでは min max 型ファジィフリップを用いたファジィレジスタでの動作を確認する。ファジィレジスタを構成するi番目のファジィフリップフロップに$a_i(t-1)$なるファジィ推論結果が記憶されているものとし、J 入力端子に0、K入力端子に忘却係数を直接入力すると、

$$Q_i(t)=(0\vee K)\wedge\{0\vee a_i(t-1)\}\wedge[K\vee\{1-a_i(t-1)\}]$$
$$=K\wedge a_i(t-1)\wedge[K\vee\{1-a_i(t-1)\}]$$
$$=a_i(t-1)\wedge K\wedge[K\vee\{1-a_i(t-1)\}]$$
$$=a_i(t-1)\wedge K \qquad (5\text{-}3\text{-}1)$$

となり、min 演算を用いた忘却係数の処理が可能である。

また、野本らが提案した代数積による演算も当然可能である。さらに、5.2で述べた推論結果の保持機能（一時記憶機能）と5.3で述べた忘却計数による処理はファジィレジスタを用いると同時に実行が可能である。

5.4 再帰型ファジィ推論アルゴリズムのハードウェア化

前節までで述べた再帰型ファジィ推論アルゴリズムのハードウェア化は4．でVLSI化を行った並列入出力型のファジィレジスタを用いることにより実現が可能である。ここでは結論部ファジィ集合をシングルトンとして扱い、既存のファジィ推論ハードウェアにより得られた推論結果を一時記憶するための記憶素子としてファジィレジスタを用いることにする。また、ファジィ推論の結果から非ファジィ化を行うユニットも既存のものを用いることにする。このファジィレジスタを組み込んだファジィ推論ハードウェアの構成図を図5.1に示す。ここで、FLCはファジィ推論ハードウェア、FRはファジィレジスタ、またDFUは非ファジィ化ユニットを示す。

このハードウェア構成では通常のファジィ推論を行いたい場合には、ファジィレジスタへの忘却計数の値を0（つまり過去の推論結果は全て忘れる）とすれば良いことになる。またファジィレジスタの入出力部のインターフェイスに関しては現状の各種ファジィ推論ハードウェアに準拠し、ファジィレジスタの設計を行うことが可能である。

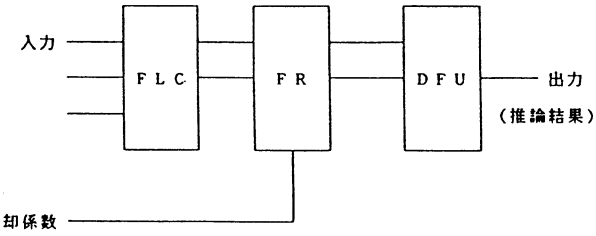


図5.1 ファジィレジスタを用いたファジィ推論ハードウェア

6．まとめ

現状のファジィ推論ハードウェアに欠けているファジィ情報のメモリモジュールの位置づけを明確にし、そのVLSI化の検討を行った。VLSI設計に際してはファジィレジスタの構成要素となるファジィフリップフロップからはじめ、これら下位階層の設計の後ファジィレジスタ回路を設計した。設計手法としては、ハードウェア記述言語であるVHDLにより動作記述を行い、論理回路合成ツールを用いて回路の最適化を行った。また、論理回路シミュレータを用いて回路の動作評価を行い解析的な結果と同様の結果を得た。さらに、その推論アルゴリズムにおいてファジィメモリモジュールが必要不可欠と思われる再帰型ファジィ推論を例にとりあげ、そのハードウェア化に際して並列入出力型のファジィレジスタが有効であることを示した。本報告で検討を行ったファジィレジスタ回路は、今後より奥の深いファジィ推論アルゴリズム等の高速処理に有用であるといえる。

本研究は技術研究組合国際ファジィ工学研究所平成3年度委託研究の一部によって行われたことを付記する。

参考文献

1)小沢、廣田、任意形状のメンバーシップ関数が記憶可能なファジィレジスタの提案、日本ファジィ学会誌、Vol.2、No.2、1990、pp.111/118

2)K.Hirota and K.Ozawa, The Concept of Fuzzy Flip-Flop, IEEE, Trans. SMC, Vol.19, No.5, Sep. 1989, pp.980/997

3)野本、近藤、再帰型ファジィ推論を用いたチューニング・コントローラ、計測自動制御学会論文集、Vol.25、No.10、1989、pp.96/103

問い合わせ先：〒194-02 東京都町田市相原町4342
法政大学経済学部
小沢和浩
TEL (0427)83-2534
FAX (0427)83-2611

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

多入力ファジィ推論のためのアドレスルックアップ方式

Address-look-up Method for Multi-input Fuzzy Reasoning

有川 晴彦
Haruhiko ARIKAWA
アーク・テクノリサーチ㈱
Ark Techno-Research Inc.

水本 雅晴
Masaharu MIZUMOTO
大阪電気通信大学
Osaka Electro-Com. Univ.

あらまし　アドレスルックアップ方式では、入力項目数および各入力項目に割り当てられる離散化要素数に応じて、必要とする記憶素子の記憶容量が指数関数的に増加する。本論文では、多入力ファジィ推論にいくつかの制約条件を設定することで、必要な記憶容量を軽減させる方法について議論する。

キーワード　多入力ファジィ推論、アドレスルックアップ方式、記憶容量、最大発火ルール数、非ファジィ化

１．はじめに

アドレスルックアップ方式[1] では、予め計算して格納された記憶素子に直接アクセスを行って推論結果を出力するので、ルール数に依存せず一定高速に推論が実行できるほか、推論方法も自由に選択できる等、ソフトウェアの持つ自由度を利用できる利点がある。しかしながら必要とする記憶素子の記憶容量が、入力項目数およびその離散化要素数に応じて、指数関数的に増加するという欠点がある。

例えば各入力項目にそれぞれ８ビットを割り当てるとして、４入力のシステムでは約４Ｇビット×出力の割り当てビット数の記憶容量が必要となり、必ずしも実用的ではない。

多入力ファジィ推論にアドレスルックアップ方式を用いる研究には大谷ら[2] のものがある。そのアルゴリズムは、入力値の最上位側ビットの例えば３ビットで推論を行った後に、残りの最下位側ビットで補間を行うというものである。加算器等と組み合わせて回路を構成する。

本論文では、ファジィ推論にいくつかの制約条件を設定することでその特徴を利用して、必要な記憶容量を軽減させる方法を議論する。ファジィ推論が一種の補間技術である点は別として、前例[2] の様な補間は行わないので、制約条件の下ではあるが、本来のファジィ推論で得られるべき計算値を近似なしに出力することができる。

２．制約条件

多入力ファジィ推論にアドレスルックアップ方式を用いるために、ファジィ推論に、次のような制約条件を設定する。

①１つの入力項目の任意の入力値に対して、３個以上のラベルは発火しない。つまり２個以下のラベルが発火する。この条件は実は、ファジィ制御において一般的に用いられているもので、それ程特殊な制約条件ではない。例として隣接するラベルと０．５のグレードで交わる三角型のもの（図１）があるが、三角型でなくても構わない。説明の簡単のためこれを２入力１出力の例で述べれば、例えば表１のように入力Ａと入力Ｂについて各々２個のラベルが発火した場合、ルールの出力部では、マトリクスの網掛け部分が示す４個（＝２×２）のルールが発火する状態である。

表１　２入力１出力の場合、最大４個のルールが発火する例　（網掛け部分が発火）

入力Ａ / 入力Ｂ	NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	PS	ZR
NM	PB	PB	PB	PM	PS	ZR	NS
NS	PB	PB	PM	PS	ZR	NS	NM
ZR	PB	PM	PS	ZR	NS	NM	NB
PS	PM	PS	ZR	NS	NM	NB	NB
PM	PS	ZR	NS	NM	NB	NB	NB
PB	ZR	NS	NM	NB	NB	NB	NB

つまり最大発火ルール数 MAX_NO_FIRED は、式(1)のようになる。

$$MAX\_NO\_FIRED = 2^N \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots(1)$$

ここに、
N: 入力項目数

②非ファジィ化は必ず行って、その方法は重心法とする。合成方法は、例えば“代数積－加算－ｍｉｎ－重心法”又は“簡略化推論法”のように、重心計算式での分子と分母が、例えば式(2)のように、結論部発火ラベルＡとＢが、各々の前件部との適合度により修正された関数の単純な積和算のかたちをとる方法を採用する。

つまり重心値 C.O.G. は、

$$C.O.G. = \frac{\int xA(x)dx + \int xB(x)dx}{\int A(x)dx + \int B(x)dx} \quad \cdots\cdots(2)$$

ただし、
A(x) = A(x) ∧ fire_A
B(x) = B(x) ∧ fire_B
ここに、
A(x): 結論部発火ラベルＡのメンバーシップ関数
B(x): 結論部発火ラベルＢのメンバーシップ関数
fire_A: 結論部発火ラベルＡの前件部との適合度
fire_B: 結論部発火ラベルＢの前件部との適合度

代数積－ｍｉｎ－加算－重心法は、ｍｉｎ－ｍａｘ－重心法よりも良い制御結果が得られるとの報告[3]があるので、②は①と同様にそれ程特殊な制約条件ではない。又簡略化推論法も、代数積－ｍｉｎ－加算－重心法とほぼ同じ推論結果が得られるので同様である。

3．アルゴリズム

前章で述べた制約条件の下で、多入力ファジィ推論のためのアドレスルックアップ方式を適用する。そのアルゴリズムの説明のため、ｍｉｎ型簡略化推論法による３入力１出力のファジィ推論の例をＣ言語で記述してリスト１に示す。またリスト１で用いるアドレスルックアップのためのテーブルの機能、および必要とする記憶容量を、表２に示す。

表２のテーブルのうち、入力項目数の増減に伴ってその必要な記憶容量が影響を受けるのはテーブルRuleのみである。各入力項目に用いるラベル数を一律同数とすれば、入力項目数がＮ入力の場合のテーブルRuleの必要な記憶容量 SIZE_OF_Rule は、

$$SIZE\_OF\_Rule = L^N \ [bytes] \quad \cdots\cdots(3)$$

ここに、
N: 入力項目数
L: 各入力項目に割り当てるラベル数

であり、これは最大ルール数に一致する。

ただし式(3)では、汎用的なシステムを用いる前提からテーブルRuleを１バイトデータとして扱ったが、例えば各入力項目に７個のラベルを割り当てる場合、７種のラベル数を表現できればよいので、特定用途として設計する場合などには、３ビットのデータとして扱うことができる。

式(3)により、例えば各入力項目に７個のラベルを割り当てれば、例えば６入力の多入力ファジィ推論を行う場合には 117,649バイトが、さらに８入力の場合には 5,764,801バイトが必要な記憶容量となり、いずれも実現可能な記憶容量である。

ただし上記の例のように各入力項目に７個のラベルを割り当てれば、例えば６入力の場合ですら最大１１万個以上の制御ルールが存在することになる。これだけの大量の制御ルールを作成してかつ管理することの方が、ヒューマンインターフェースの立場から実際的ではない。そこで実際には例えば３個程度のラベルを割り当てるとすれば、必要とする記憶容量は６入力の場合で 729バイトに、８入力の場合では6561バイトと大幅に軽減される。

4．ハードウェアによる実現

前章のアルゴリズムをハードウェアで実現する場合に、次の３通りの構成を考える。

第１の構成では、記憶素子と論理回路を組み合わせた回路により、処理をすべて並列に行う。リスト１の例では、並列に処理されるブロックは、ｆｏｒループの内部ブロックがループで回る数（＝８）だけ必要である。このとき例えば、

```
TableC[ TableA[ a ] ][ TableB[ b ] ] ·····(4)
```

のようなテーブルの組み合わせは、図２のように記憶素子を多段に組み合わせればよい。高速に処理が実行できるうえに、クロックを全く用いないロバスト性の高いシステムが構築できる反面、回路規模が比較的大きくなる。

第２の構成では、重複するブロックにはカウンタを用いる。リスト１の例では、ｆｏｒループの内部ブロックを１つだけ作成し、ループで回る数（＝８）だけカウンタでカウントして動作させる。カウンタのためのクロックは用いるがＭＰＵ不在でシステムクロックは不要である。回路規模は比較的小さくなる。

第３の構成では、汎用的なマイコンシステムを用いて、ソフトウェア的なアドレスルックアップを行う。例えばリスト１のプログラムをコンパイルしてリンクし、必要な記憶容量のメモリーを備えた汎用マイコン上で走らせればよい。上記３通りの構成では最も処理が遅くなるが、実時間でファジィ推論を計算する必要がなくテーブルをルックアップするだけであるので、ソフトウェアで行う処理としては、最も高速に処理を実行できる。

５．おわりに

多入力ファジィ推論のためのアドレスルックアップ方式を議論した。いくつかの制約条件を設定すれば、必要な記憶容量が大幅に軽減できることを示した。Ｃ言語による具体的なプログラムを用いてそのアルゴリズムを説明し、さらにハードウェアによる実現方法を示した。

学習型ではない一般的なファジィ推論においては、いったん制御ルールなどのパラメータを特定してしまえば、特定の入力値に対して一義的に推論結果が決定される。故に入力値を得る度に実時間で計算する方式とアドレスルックアップ方式との差異は、予め計算を行うか否かだけである。特に処理時間の短縮が求められるファジィ制御では極めて有効な手段となる。

学習型ファジィ推論においても、例えばテーブルをリアルタイムに書き換えてやればよい[4]。

参考文献

[1] 有川晴彦・廣田薫：　アドレスルックアップ仮想ページング方式によるファジィ推論チップ，計測自動制御学会論文集，Vol.26，No.2，pp.180-187，1990

[2] 大谷正幸・芦田隆次・蜂巣史良・廣田薫：　補間機能を持たせた多入力ファジィ推論ボード，第６回ファジィシステムシンポジウム予稿集，pp.283-286，Tokyo Japan，1990

[3] 水本雅晴：　ファジィ制御の改善法－Ⅳ，第６回ファジィシステムシンポジウム予稿集，pp.9-13，Tokyo Japan，1990

[4] 有川晴彦・水本雅晴：　ファジィラベリング機能付き学習制御，第６回ファジィシステムシンポジウム予稿集，pp.543-546，Tokyo Japan，1990

リスト１　アドレスルックアップ方式による３入力１出力ファジィ推論の例（Ｃ言語で記述）

```
#include <stdlib.h>
#define  N_LBL    7       /*ファジィラベル数*/
#define  RISAN    256     /*入出力各々の離散化要素数(8 BITS)*/
#define  IO_ZR    128     /*入出力のゼロポイント*/

/*  ラベルニーモニックへの番号のアサイン                    */
/*                 0   1   2   3   4   5   6   7          */
enum    Labelno{  NB, NM, NS, ZR, PS, PM, PB, __ };

/*  アドレスルックアップ用のテーブル（表１参照）    */
static const unsigned char     Singlton[] = { 0,44,86,128,170,212,255 };
extern unsigned char    Rule[N_LBL][N_LBL][N_LBL];
extern unsigned char    LabelNo[2][RISAN];
extern unsigned char    MfValue[2][RISAN];

/*３入力の観測値より、ｍｉｎ型簡略化推論を行い、操作値を得る*/
unsigned char MinSinglton3( a, b, c )
unsigned char a, b, c;
{
    int   i, j, k;
    unsigned char  min3, fired;
    unsigned long  numerator = 0, dominator = 0;

    for( k=0; k<2; k++ ){
        for( j=0; j<2; j++ ){
            for( i=0; i<2; i++ ){
                fired = Rule[ LabelNo[k][c] ][ LabelNo[j][b] ][ LabelNo[i][a] ];
                if( fired != __ ){  /*__ : 制御ルールなし*/
                    min3 = min( min( MfValue[j][b],MfValue[i][a] ),
                                min( MfValue[k][c],MfValue[i][a] )  );
                    dominator += (unsigned long)min3;
                    numerator += (unsigned long)Singlton[ fired ]*min3;
                }
            }
        }
    }
    if( dominator )
        return (unsigned char)( numerator/dominator );
    else
        return (unsigned char) IO_ZR;
}
```

表２　リスト１で用いるテーブルの機能と記憶容量

テーブル名	機　　能	必要な記憶容量
Singlton[7]	結論部シングルトンの座標	7 bytes
Rule[7][7][7]	制御ルール格納用テーブル	343 bytes
LabelNo[2][256]	入力値の発火ラベル番号のテーブル	512 bytes
MfValue[2][256]	入力値の発火ラベルの発火度のテーブル	512 bytes

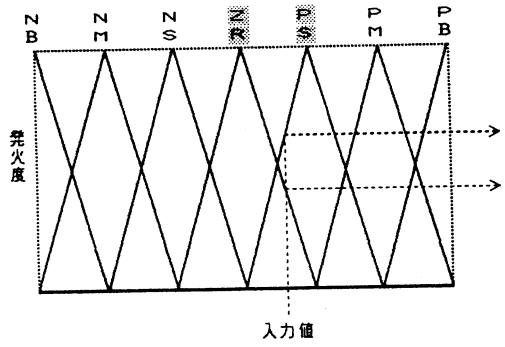


図１．入力値に対し２個のラベルが発火

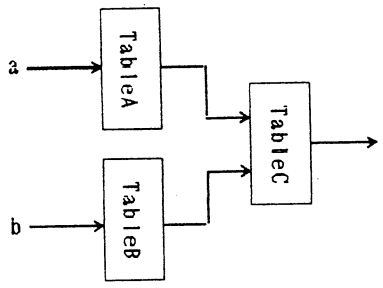


図２．記憶素子を多段構成とすることで
式(4)をハードウェアで実現する

○ 問い合わせ先：

京都市伏見区瀬戸物町７３２番地
ピックドワンビル２Ｆ（〒６１２）
アーク・テクノリサーチ 株式会社
Tel:075-611-1131 FAX:075-611-1031

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

論理式で表現可能なFuzzy FlipFlopとその性質について

Expressible fuzzy-flipflops with logical expression and its properties.

森　雄一郎
Yuichiro MORI
明治大学理工学部
Dept. of science and engineering

向殿　政男
Masao MUKAIDONO
明治大学理工学部
Dept. of science and engineering

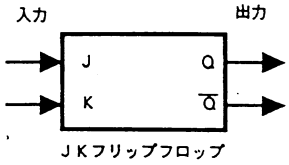
あらまし　ファジィ理論の研究が進むにつれ，ファジィ理論を直接扱える様なコンピュータや各種回路の開発が求められている．しかし古典二値論理の様に回路設計法やその性質について明らかになっていないのが現状である．そこでファジィコンピュータへの研究の基礎として，順序回路の基本であるフリップフロップに注目し，ファジィへの拡張をおこなった．本論文では，ファジィ論理式で表現可能なファジィフリップフロップ，特に代表的なＪＫフリップフロップを，ファジィ論理関数の性質に注目し，導き出されるV2-equivalentなファジィ論理式について検証を行い，ファジィＪＫフリップフロップとしての論理式について考察をおこなった．

キーワード　　ファジィ，フリップフロップ，ファジィ論理関数，カルノー図，論理回路

１．はじめに

入力として０，１のみでなく，その中間の任意の値を許したようなフリップフロップをファジィフリップフロップという．ファジィフリップフロップはファジィ順序回路の典型的な例であり，ファジィコンピュータの基本回路の一つとして，これまでにもいくつかの研究が行われている．K.Hirota氏，K.Ozawa氏，W.Pedryczz氏，L.T.Kóczy氏らによって，Fuzzy Flip-flopに対する提案がおこなわれており，主にＪＫ-フリップフロップを基に研究を展開させている[1] [5] [6] [7]．それらにおいてファジィＪＫ-フリップフロップとして用いられるファジィ論理関数は，セット用の式とリセット用の式の２つを用意し，それを場合によって使い分けるという手法が取られてきた．本論文では，ファジィ論理関数の性質に注目し，２式を切り替えなくてもすむような，ファジィＪＫフリップフロップの論理式について考察をおこなった．

２．２値のＪＫ-フリップフロップ



ＪＫフリップフロップ

２値におけるＪＫフリップフロップは２つの入力端子、ＪとＫを持つ順序回路で、Ｊ(t)が１になると出力Q(t+1)は１に（セット）、Ｋ(t)が１になると出力Q(t+1)は０となり（リセット）、Ｊ(t)＝Ｋ(t)＝１の時Q(t+1)はQ(t)の状態を反転する。このフリップフロップの入出力の関係及び特性方程式とカルノー図を示す。

（１）　$Q(t+1)=J(t)\cdot\overline{Q(t)}\vee\overline{K(t)}\cdot Q(t)$

J	K	Q(t+1)
0	0	Q(t)
0	1	0
1	0	1
1	1	$\overline{Q(t)}$

Q \ JK	00	01	11	10
0	0	0	1	1
1	1	0	0	1

図１

３．ファジィ化における論理式上での問題点

２値論理上では図１のカルノー図を満たすＪＫフリップフロップの論理式は（２）式のように表現しても、（３）,（４）式でも結果は同じものである。

（２）　$Q(t+1)=J(t)\cdot\overline{Q(t)}\vee\overline{K(t)}\cdot Q(t)$

（３）　$Q(t+1)=J(t)\cdot\overline{Q(t)}\vee J(t)\cdot\overline{K(t)}\vee\overline{K(t)}\cdot Q(t)$

（４）　$Q(t+1)=(J(t)\vee Q(t))\cdot(\overline{K(t)}\vee\overline{Q(t)})$

ファジィ論理においては相補法則が成立しないため[2]、

（＊）　$\overline{A}\vee A=1,\ \overline{A}\cdot A=0$　（相補法則）

（２）、（３）、（４）の３式に０から１までの任意の値を許すと、すべて異なった結果を示すことになる。例えば（４）式は（２）式を２値論理のもとで乗法形に変形させただけだが，ファジィ論理のもとで（４)式をファジィ主加法標準形[2]に戻してみると（４）’式の様になり，その差は良く理解できる．

（４）’　$Q(t+1)=J(t)\cdot\overline{Q(t)}\vee J(t)\cdot\overline{K(t)}\vee\overline{K(t)}\cdot Q(t)\vee\overline{J(t)}\cdot K(t)\cdot Q(t)\cdot\overline{Q(t)}$

従ってＪＫフリップフロップをファジィに拡張する場合、単に２値における１つの論理式だけに注目して拡張を行うのは、その論理式が示すＪＫフリップフロップの一部分のみの拡張となるので注意が必要である。本論文では、本来の回路設計手順を念頭に置き、入力・出力の関係を表記したカルノー図に注目してＪＫフリップフロップをファジィへ拡張してゆく。

4．カルノー図の拡張

ファジィへの拡張を考えてゆく上では，0から1までのすべての中間の値を考慮しなくても，3値（0，1/2，1）を用いれば充分である[2]．そこでカルノー図を拡張する場合，各変数の状態を0，1の2つの状態から，0，1/2，1の3つの状態へ拡張し，そのカルノー図を用いて考察してゆけばよい．図2に3値へ拡張したカルノー図を示す．

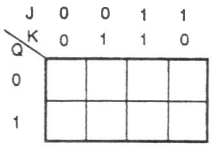
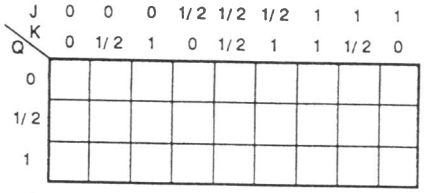


図2



5．ファジィＪＫ-フリップフロップのカルノー図

まず先に示した2値におけるＪＫフリップフロップの特性方程式（1）式を3値のカルノー図へ拡張してみると図3の様な結果を得る．

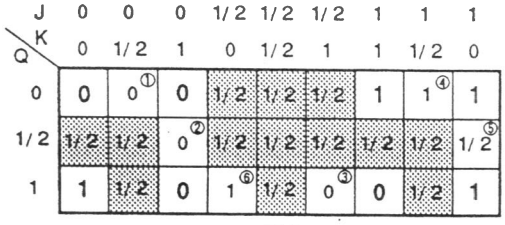


図3

この図3における真理値Q(t+1)の性質を考察すると，次の3つの種類に分類することが出来る．まず図3において太字で示した真理値は2値におけるＪＫフリップフロップのカルノー図の真理値をそのまま継承しており，ＪＫフリップフロップの本質を示している部分である．次に図3に網掛けしてある部分は真理値Q(t+1)が0から1へ，又は1から0へ変化する間に当る部分で，これは先に示した太字の真理値が決った段階で必ず1/2となる部分である[3][4]．最後に残った部分（図3の①～⑥）は真理値Q(t+1)が0から0へ，又は1から1へ変化する間のもので，図4の①～⑥に対応させることが出来る．

①～⑥のうち真理値Q(t+1)が0から0へ移行する部分（①②③）は0または1/2の値を取る可能性があり，1から1へ移行する部分（④⑤⑥）は1又は1/2の値を取る可能性がある．これをまとめるとファジィへ拡張したＪＫフリップフロップのカルノー図は図5のようになる．

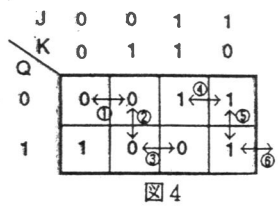


図4

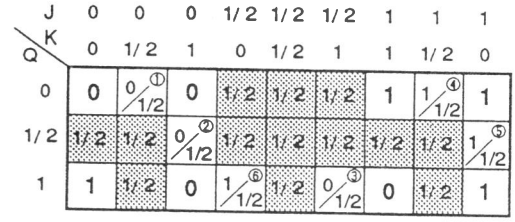


図5

ここで注目しなければいけない部分は，図4，図5の①～⑥に示した部分であり，B-3値論理において回路のハザードとして扱われてきたものがこれにあたる[4]．2値からファジィへ拡張する場合，この部分をどのように定義するかにより回路の特性が大きく左右され，又様々な論理式が得られることになる．

6．カルノー図に対応する論理式

ファジィＪＫフリップフロップのカルノー図は図5の様に定義できた．ここでこのカルノー図に対応する論理式を考えてみる．真理値Q(t+1)が0又は1/2，1又は1/2の2通りの値を持つ場所が6ヶ所あるので，すべての場合を考えると，2^6＝64通りのカルノー図が存在することになる．従ってそれに対応するファジィＪＫフリップフロップの論理式も64通りの式が考えられる．便宜上論理式に通し番号を付けＪＫ(n)式と表記する（n＝0～63）．全ての論理式は付録に示す．

7．論理式の分類

64通りの式のうち一般にファジィ順序回路として用いる場合，どの論理式が素直な性質を持ち，扱い易いか考察する．そこで次の2点に注目して分類する．第1点はあいまいさ(カルノー図中の1/2の個数)．第2点はカルノー図中の真理値の合計．すると図6のような結果が得られる．

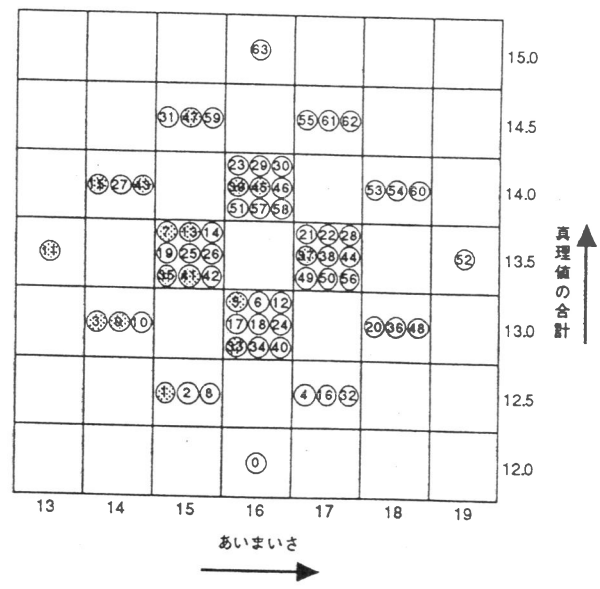


図6

8．フリップフロップとしての最低条件

2値のＪＫフリップフロップの論理式より，ファジィへの拡張として６４通りもの論理式を得たが，すべてが一般的なフリップフロップとして機能するわけではない．フリップフロップとして機能するための最低条件として，内部状態Q(t)がどのような状態にあっても，入力Ｊ(t)，K(t)によって状態をセット，リセット出来ることが必要である．この最低条件を満たす論理式をカルノー図より考察する．

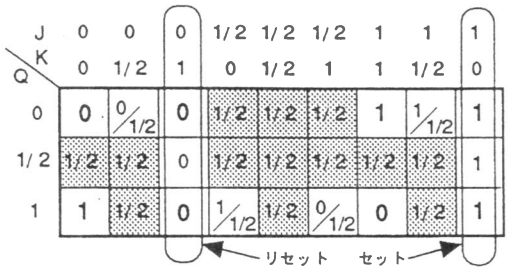


図７

セット，リセット出来るということは，リセット信号が入ったとき出力をすべて０に，セット信号が入ったとき出力をすべて１にすることであり，図７のカルノー図において，Ｊ＝０，Ｋ＝１の列にある真理値がすべて０ならばリセット可能，Ｊ＝１，Ｋ＝０の列にある真理値がすべて１ならばセット可能ということになる．従って０又は1/2，１又は1/2と２通りの選択が許される場所が２ヶ所固定されてしまうので，セット，リセット可能な式は６４通りの論理式の中で，2^4＝１６通りである．その１６通りの論理式の式番号は

ＪＫ(1),(3),(5),(7),(9),(11),(13),(15),
(33),(35),(37),(39),(41),(43),(45),(47)式

である．この１６式は図６の網掛けしてあるものである。

9．論理式の検証

まず，真理値の合計の差がどのように出力特性に影響するのかを考察する．ＪＫ（０）式とＪＫ（６３）式の２式の出力に注目すると，ＪＫ（０）の出力Q(t+1)の値はＪＫ(６３)の出力の値に比べ小さくなる傾向があり，言い替えればＪＫ（６３）の出力Q(t+1)の値はＪＫ（０）に比べ大きくなる傾向がある．これは明らかにＪＫ（０）式はＪＫ（６３）式に包含されるからである．従って２式の出力の間には常に

Q63(t+1) ≧ Q0(t+1)

の関係が成り立つ．出力Q(t+1)がＪＫ（６３）式の様に，いたずらに大きくても，ＪＫ（０）式の様に小さくても，求めるファジィＪＫフリップフロップの式としては出力に偏りがありふさわしくない．従って真理値の合計という点で見れば中間の値を示す式が望ましいと考えられる．例としてQ(t)＝０．３の時のＪＫ（０）式のグラフを図８に，ＪＫ（６３）式のグラフを図９に示す．

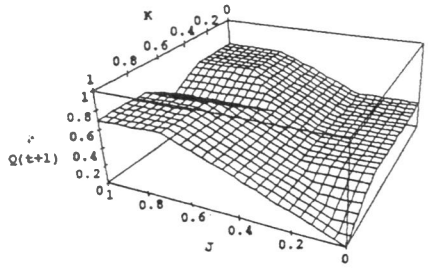


図８

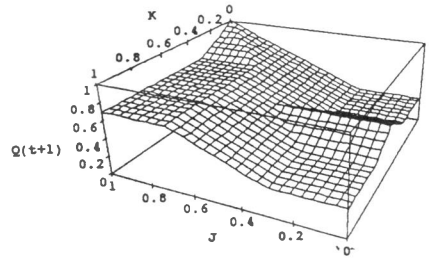


図９

次にあいまさが出力特性にどう影響するかを考察する．ＪＫ（１１）式とＪＫ（５２）式に注目する．この２式の明かな特性の違いは，ＪＫ（１１）式はQ(t)がどのような状態にあってもセット，リセット可能であるが，ＪＫ（５２）式はQ(t)＝０又は１の時以外はセットもリセットも不可能で，次の状態Q(t+1)は現在の状態Q(t)によりその範囲を制限されてゆき，次第に取り得る値の範囲は狭まってゆく．最終的には内部状態Q(t)が０.５に収束して動作しなくなる．これでは一般的なフリップフロップとして役に立たない．従ってあいまいさに於ては小さい値を取った論理式の方が，回路としてはより明確にその動作を記述したことになり，意味のある出力結果を得られるはずである．例としてQ(t)＝０．５の時のＪＫ（５２）式のグラフを図１０に，ＪＫ（１１）式のグラフを図１１に示す．

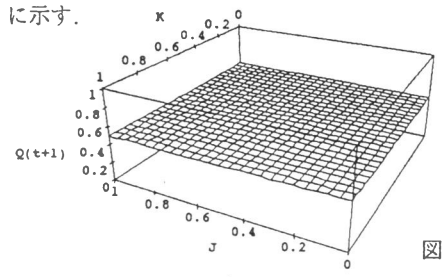


図１０

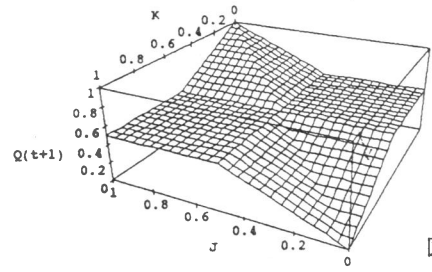


図１１

１０．ファジィJK-Flipflop として適する論理式

内部状態Q(t)がどのような状態においても使い手が望んだときに強制的にセットもしくはリセットが出来る事が最低条件として考えられる．この条件を満たす方法として，K.Hirota & W.Pedrycz 氏の提案するセット可能な式（ＪＫ(27)式）とリセット可能な式（ＪＫ(10)式）を相補的に使い分ける方法が考えられる[1]．しかしカルノー図上でセット，リセットを可能にする事を検討した結果，２式を場合により使い分けなくても単独でセット，リセット可能な論理式は１６通りも存在することが判った．この１６通りの論理式のうち，先ほどの検証結果を踏まえて一般的なファジィＪＫフリップフロップを考えると，真理値の合計という点では偏りのない中間値を示し，その上であいまいさを排除したＪＫ（１１）式が最も適している論理式と思われる．また結果的にはK.Hirota & W.Pedrycz 氏の提案したSet & Reser mode を使い分けたファジィＪＫフリップフロップ[1]と同じ出力を得るが，ＪＫ（１１）式を用いれば１つの論理式で処理できるので，本論文でファジィＪＫフリップフロップとして提案するＪＫ（１１）式の方が実用的である．

１１．まとめ

ＪＫフリップフロップをファジィに拡張するにあたり，カルノー図に1/2を導入して拡張をおこない，カルノー図中の真理値が０から０又は１から１への移行する間の1/2をどう定義するかにより，６４通りの論理式を導き出した．この６４通りのV2-equivalentな式は，演算∩，∪が定義された代数系ではＪＫ（５２）式を最大元，ＪＫ（１１）式を最小元とする分配束をなす事も知られている[8]．その中で一般的なフリップフロップとしてどの式が最適か検証をおこない，結果としてＪＫ（１１）式を得た．この式は出来るだけあいまいさを排除し，回路の動作を明確に定義した式である．また興味深いことに，B-3値論理においてＪＫフリップフロップを考えた場合に，ハザードの発生しない論理式[4]として導き出されるものと同じであることが判った．またこの式は情報損失集合が空集合であるような３値論理関数であり[3]，これは２値論理でいうPrime-implicant (主項) 展開といわれる形式に展開して得られる関数（Ｐ型論理関数）そのものである．本論文では，一般的なファジィＪＫフリップフロップとしてＪＫ（１１）式を提案する．残る６３種類の論理式も何らかの用途に特殊な機能を持つファジィＪＫフリップフロップとして考えることが出来るはずである．今後の課題としてこれらの有用性について考えてみたいと思う．またそれらを踏まえた上でファジィ順序回路の設計法を考えてゆきたい．

１２．参考文献

［１］K.Hirota & W.Pedrycz , Designing sequential systems with fuzzy J-K flip-flops , Fuzzy Sets and Systems Vol39,No3,pp261-278/1991

［２］向殿政男,Fuzzy理論における２、３の性質について，信学論 vol58-D No.3 1975

［３］向殿政男,B-三値論理関数について　-あいまいさを考慮した三値論理関数-　,信学論 vol55-D No.6 1972

［４］向殿政男,組合せ回路におけるハザードのB-３値論理を用いた考察,信学論 vol61-D No.9 1978

［５］L.T.Kóczy,K.Hirota and K.Ozawa,Knowledge represention and accumlation by fuzzy flip-flops,Fuzzy Sets and Systems,Vol39,No.1/1991

［６］K.Hirota and K.Ozawa,CONCEPT OF FUZZY FLIP FLOP,Preprints of Second IFSA Congress,Vol2,pp556-559/1987

［７］K.Hirota and K.Ozawa,Fuzzy Flip-Flop as a Basis of Fuzzy Memory Modules,Fuzzy Computing,pp173-182/1988

［８］向殿政男，Fuzzy論理関数の代数的構造とその最簡形式および既約形式，信学論 vol58-D No12 1975

１３．付録

付録として６４通りの論理式を示す．

JK(0) $Q_{(t+1)} = J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}K\bar{Q} \vee \bar{J}KQ$

JK(1) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}KQ$

JK(2) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee JKQ \vee \bar{J}K\bar{Q}$

JK(3) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}KQ$

JK(4) $Q_{(t+1)} = JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(5) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}KQ \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(6) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee JKQ \vee \bar{J}K\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(7) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}KQ \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(8) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q}$

JK(9) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q}$

JK(10) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q$

JK(11) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K}$

JK(12) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(13) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(14) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(15) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee \bar{J}J\bar{K}Q$

JK(16) $Q_{(t+1)} = JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(17) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(18) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(19) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(20) $Q_{(t+1)} = JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(21) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(22) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee JKQ \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(23) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(24) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(25) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(26) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(27) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(28) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(29) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(30) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(31) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(32) $Q_{(t+1)} = JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(33) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(34) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(35) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(36) $Q_{(t+1)} = JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(37) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(38) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(39) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(40) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(41) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(42) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(43) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q}$

JK(44) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(45) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(46) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(47) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(48) $Q_{(t+1)} = JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(49) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(50) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee JKQ \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(51) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(52) $Q_{(t+1)} = JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee J\bar{K}Q \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(53) $Q_{(t+1)} = J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(54) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee JKQ \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(55) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee J\bar{K} \vee \bar{J}J\bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(56) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(57) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(58) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(59) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q}$

JK(60) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee JK\bar{Q} \vee J\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(61) $Q_{(t+1)} = \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee JK\bar{Q} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(62) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

JK(63) $Q_{(t+1)} = J\bar{Q} \vee \bar{K}Q \vee J\bar{K} \vee \bar{J}K\bar{K}\bar{Q} \vee \bar{J}KQ\bar{Q} \vee \bar{J}JKQ$

１４．問い合わせ先

〒２１４　神奈川県川崎市多摩区東三田１-１-１
明治大学理工学部情報科学科システム科学研究室
森　雄一郎
ＴＥＬ　０４４-９３４-７４４２
ＦＡＸ　０４４-９３４-７９１２（情報科学科資料室）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ理論による自然言語を用いた問診支援システム

Fuzzy Diagnostic System Based on Natural Languages

有田清三郎[1)]・米田正也[1)]・中村雄介[2)]・山下朗[3)]・堀義巳[4)]
S. Arita[1)], M. Yoneda[1)], Y. Nakamura[2)], A. Yamashita[3)], Y. Hori[4)]
[1)]川崎医科大学・[2)]九州大学・[3)]金沢大学・[4)]川崎医療福祉大学
[1)]Kawasaki Medical School, [2)]Kyushu Univ.,
[3)]Kanazawa Univ., [4)]Kawasaki Univ. of Medical Welfare

あらまし　「頭痛がする」、「胸が痛い」などの患者の訴えは、血液検査データなどの数値情報と共に診断の重要な情報である。これらの言葉（自然言語）による訴えは病状の特徴を示唆する重要な役割を果たしているにもかかわらず、主観的であるといわれている。我々は、医療の問診時における患者の主観に基づく自然言語情報を、あいまいさを伴ったファジィ情報としてとらえ、この言語情報を基にして可能性のある疾患群を予測するファジィ問診支援システムを構築したので報告する。

キーワード　医療診断、ファジィ推論、問診、自然言語、コンピュータ支援システム

1．はじめに

「頭痛がする」、「胸が痛い」などの患者の訴えや「足の親指のつけねが痛いですか」などの問いかけに対する患者の回答は、血液検査データなどの数値情報と共に診断の重要な情報である。これらの言葉（自然言語）による訴えは病状の特徴を示唆する重要な役割を果たしているにもかかわらず、患者の反応はＮｏからＹｅｓまでの間を（少し、やや、ひどく）と種々の程度の度合で、また「めったにない」、「ときどき」、「いつも」など頻度についての回答等、その時、その場によって、大きく変動する。疲れのひどさも、情報発信源の患者と、測定・評価する側の医師とでは程度や基準が異なるので、自然言語情報は主観的であるといわれている。

しかしながら「体がだるい」、「疲れが激しい」などの自然言語を媒体とした医師と患者のコミュニケーション－問診－は、診察（身体所見）、血液検査、ＣＴ、Ｘ線などの画像診断等と共に一連の診断プロセスの中で大きな役割を果たしている。

我々は、医療の問診時における患者の主観に基づく自然言語情報を、あいまいさを伴ったファジィ情報としてとらえ、この言語情報を基にして可能性のある疾患群を予測するファジィ問診支援システムを構築したので報告する。

2．自然言語情報の特徴

「高熱が出た」という症状の訴えは、その症状を取り囲む何個かの疾患を含んだ疾患群を想定させる。このように自然言語はひろがりをもった情報であり、言語疾患予測に対して面の情報を提供する。例えば、問診時における「疲れがひどい」、「体がだるい」、「のどが乾く」、「トイレの回数が急に多くなった」などの訴えは重なりあった面の情報からある特定の、または複数個の考えうる疾患群を示唆する。また、自然言語情報は「嘔吐、下痢を繰り返している」のように過去から現在までの症状の履歴を伝えることができ、時間軸をもった総括的な情報の特性も備えている。

血液検査データが「客観データ」と呼ばれるのに対して自然言語は、患者から発せられ、患者の表現法によるため「主観的」といわれる。早くなおしてもらいたい一心に演技をしたり、誇張したり思惑などが混入し、うそ情報となることがある。

従って、このような主観に基づいた自然言語情報を処理していくためには自然言語のファジィ性に注目すると共に、誤り情報を見破る名医の眼力に似たエキスパートシステムをとりいれていかねばならない。

3．ファジィ問診支援システム

我々は自然言語を用いた問診支援システムを構築するために、「疲れていますか」などの１２０の質問項目とファジィ入力できる回答システム及び糖尿病、肝硬変、胆石等の１０個の疾患を準備した。（表１）

またこの問診システムの診断ロジックに特定の複数個の項目による相互作用に基づいたファジィ推論方式を導入した。自然言語によるこのファジィ問診支援システムをパーソナルコンピュータに搭載し患者の回答がマウス入力またはマークカード方式でファジィ入力できるようにし（図１）、図２に問診結果を「やや糖

尿病の疑いあり」などの言葉で示した（ファジィ問診システムのアウトライン）。この問診支援システムを２００名に適用したところ比較的よい結果を得たのでこのシステムは医療診断支援システムに有効と思われる。

次の質問に答えて下さい。

あなたが「ハイ」と答えられるとき、その度合をマーク（■）でつけて下さい。また「イイエ」のときは「イイエ」の所を黒くぬって下さい。

1．体が疲れやすいですか。　イイエ　めったに　ハイ　ときどき　いつも

その程度は　少し　ひどく

2．タバコをすいますか。　イイエ　ハイ　少し　多い

3．胸やけがしますか。　イイエ　ハイ　少し　ひどく

4．夜トイレの回数は。　0回　1回　2回　3回　たびたび

5．黒い便が出たことがありますか。　イイエ　ハイ

6．関節がむくみますか。　イイエ　ハイ　少し　ひどく

・
・
・
・

表１．問診ファジィシステムの質問項目の一例

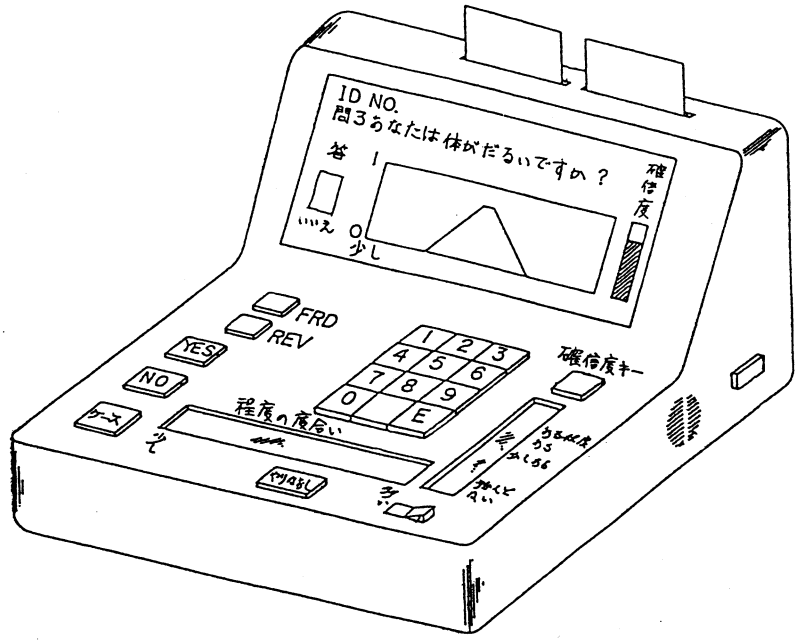


図１．入力機器

人間ドック質問表における問診情報
問診の内容 A　氏名、年齢、性別、職業、等 B　家族歴 C　既往歴 D　生活状況 ①活動状況 ②食生活 ③煙草 ④嗜好品（コーヒー、アルコール） ⑤睡眠 ⑥便通 ⑦体重 E　健康管理の状況（健診の有無、血圧測定等） F　最近の症状 ①呼吸器 ②心臓血管系 ③消化器 ④泌尿生殖器 ⑤糖尿病 ⑥血液 ⑦神経系 ⑧皮膚感覚及び過敏症 ⑨歯 ⑩眼 ⑪耳 ⑫骨、関節、筋肉 G　婦人に関する質問

問診（症状：糖尿病について）の例
①　のどがかわくか ②　お茶や水を多く飲むか ③　尿の量が多いか ④　おなかが異常にすくか ⑤　疲れやすいか ⑥　最近やせたか ⑦　手足のしびれがあるか ⑧　神経痛があるか ⑨　傷がなおりにくかったり、おでき、湿疹ができやすいか ⑩　皮膚、特に陰部がかゆいことがあるか ⑪　性欲が減退したが ⑫　月経異常があるか ⑬　歯がわるくなったか ⑭　最近視力がおとろえたか

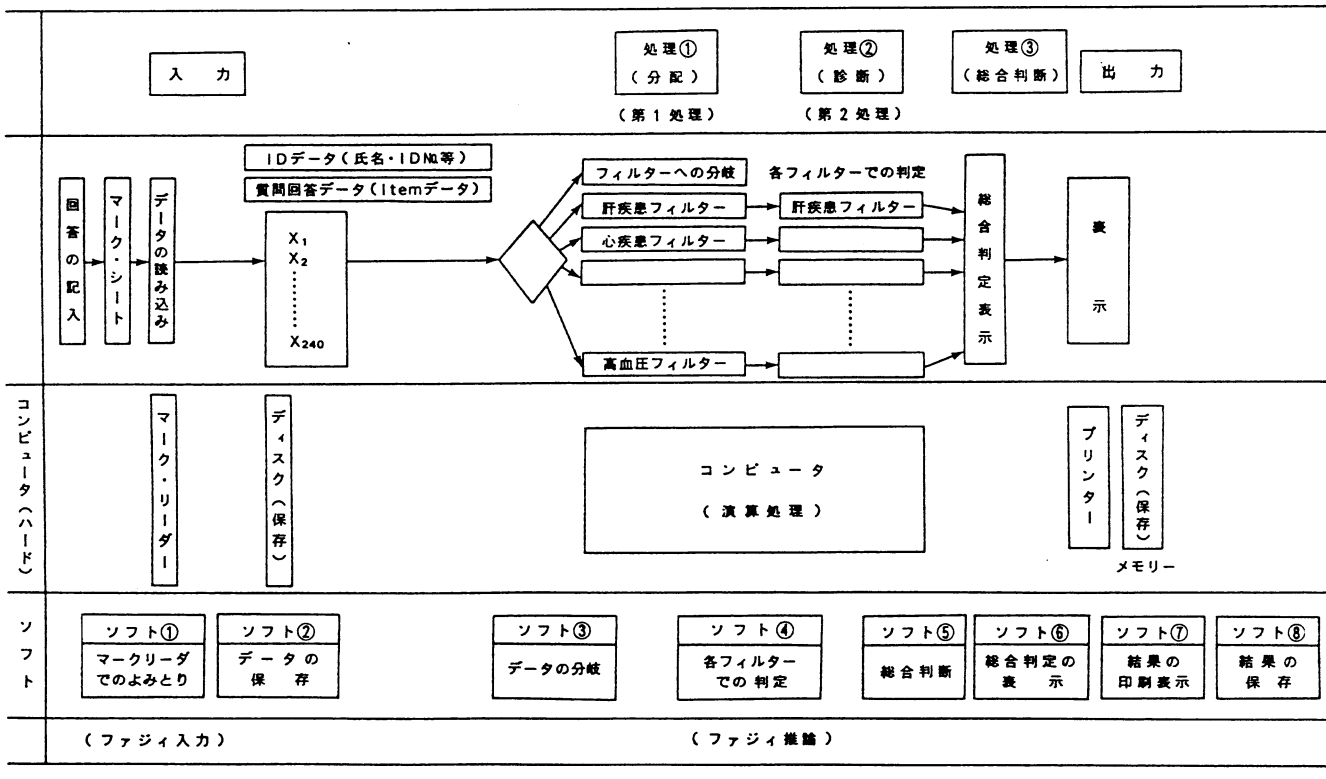


図２．ファジィ問診支援システムのアウトライン

参考文献

1）有田清三郎、米田正也、堀義巳：糖尿病ファジィ診断ロジックの開発、医療情報学連合大会論文集、11, 411-412, 1991

2）高橋泰、有田清三郎、開原成充：ファジィ推論による検査診断、Biomed. Fuzzy Sys. Bull., 1, 23-30, 1990

3）Sanchez, E., Zadeh, L. A.: Approximate reasoning in intelligent systems, in : Decision and Control, Pergamon Press, Oxford, 1987

4）山川烈：ＦＵＺＺＹコンピュータの発想、講談社、1988

5）Zadeh L.A.: Fuzzy sets. Information and Control, 8, 338-353, 1965

問い合わせ先

〒７０１－０１　倉敷市松島５７７

川崎医科大学　数学教室

有田清三郎

ＴＥＬ（０８６４）６２－１１１１（内３１５３）

ＦＡＸ（０８６４）６２－１１９９

感性工学における ファジィエキスパートシステムの構築

Construction of Fuzzy Expert System based on Kansei Engineering

真鍋　浩二　　松原　行宏　　長町　三生
Kouji MANABE　　Yukihiro MATSUBARA　　Mitsuo NAGAMACHI
広島大学　工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

あらまし　顧客のニーズというものは量から質のよいもの、質のよいものから自分にとって本当に価値のあるもの、言い換えると自分の感性に合ったものへと移り変わってきている。このような感性の時代に製品開発を行う場合、この顧客のもつ感性というものがどのようなものであるかを把握し、顧客のニーズに応えるためにこの感性というものを製品開発に考慮しなければならない。このような感性を把握しようとするとき、アプローチの方法として感性工学があげられる。

キーワード　感性工学、合成方法、意味空間、色彩

１．はじめに

感性工学[1]とは、人間がある物理的対象について心の中に抱くイメージやフィーリングなどの心理的要因を、具体的な次元で物理的デザインに翻訳する手法のことである。この人間のもつイメージやフィーリングというものが感性といわれるものであり、この感性を表現する言葉として感性ワードがあげられる。この感性工学手法を用いて入力である感性ワードから具体的なデザインを表示するシステムが感性工学エキスパートシステムである。一般に感性ワードには形容詞を用いるが、「非常に」、「やや」といった程度を表す言語ヘッジを伴った形容詞を用いることにより、感性をよりこまかく表現できるようになる。このような感性を表現する言葉というものは、あいまいでとらえにくいものである。このあいまいさに対しファジィ理論を用いることは有効であるといえる。とくにファジィ集合論を用いることにより感性を定量的に扱うことが可能となると考えられる。また感性は「男性的な かつ 大人っぽい」などといった、いくつかの形容詞の組み合わせで表現されるものもある。従来の感性工学ファジィエキスパートシステムにおいては、「男性的な」と「大人っぽい」をファジィ集合としてとらえ、これらの合成を行うことにより「男性的な かつ 大人っぽい」を推論するようになっている。このような２つの形容詞を組み合わせたものはいろいろ存在する。しかし従来のシステムでは形容詞の組み合わせによってうまく合成されていない場合が生じてきている。これは形容詞の組み合わせはさまざまであるのに、同一の合成方法でしか推論を行っていないため不都合が生じていると考えられる。このことから形容詞の組み合わせとそれに対する最適な合成方法[2]を考える必要が生まれてくる。

そこで本研究では、色彩を例にとり合成される感性ワードの組み合わせによりどのような合成方法を用いて推論を行えばよいのか考察を行い、さらにこの考察に基づいたファジィエキスパートシステムの構築を行った。

２．感性の形成する意味空間

ある対象分野における感性が１つの意味空間を形成する概念の集合体であると仮定する場合、対象分野の感性が形容詞の形で具体的に表現されると、図１のように形容詞は同一の意味空間内に存在する[3]と考えられる。この空間内で２つの形容詞が原点に対して逆の空間に存在しているものならば意味的にも逆となり、近くに存在しているならば意味的にも似ているものとなる。また２点間の距離は意味の違っている程度というものを表している。

また図１のように形容詞は意味空間内においてある点を中心とした段階的な広がりをもち、その中心に近いほど意味が強くなると考えることができる。このことから形容詞をファジィ集合としてとらえることにより、形容詞の合成というものはこのファジィ集合の合成としてとらえることができる。そこで

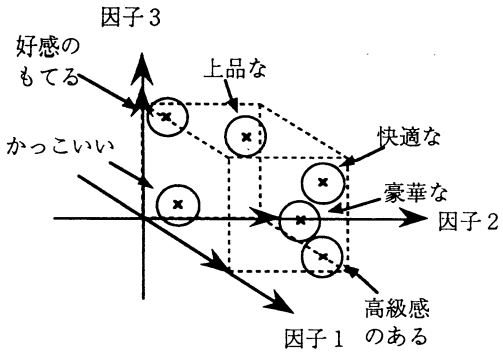


図１.感性の形成する意味空間

３節では色彩を例にとり合成方法の検討を試みた。

３．　色彩に関する合成方法の検討

２つの形容詞の組み合わせと合成方法との関係を調べるために色彩をサンプルとした実験を行った。またここでは合成方法は代表的なmax, min, multiple, average合成の４つをとりあげ、形容詞の組み合わせによりどの合成方法をとればよいか調べた。

３.１　色彩に関する感性評価実験

色彩と感性の関係を定量化するために以下のような感性評価実験を行った。

３.１.１　実験方法

被験者に対してサンプルであるカラーチップを呈示することにより、それから受けるイメージについてＳＤ評価を行ってもらった。このときＳＤ評価は形容詞対に対してではなくて、ある１つのワードに対してのサンプルのあてはまり具合について評価してもらった。

３.１.２　評価サンプル及び用いた感性ワード

サンプルは、JIS Z 8721に準拠した標準色票より、色の３属性（Ｈ：色相、Ｖ：明度、Ｃ：彩度）のうちから色相が全体に対して均等になり、かつ彩度が一番大きなものを20個選び、呈示には選んだ色のマンセルカラーチップ（14×16㎜）を使用した。

評価に用いた感性ワードは10個の形容詞を任意に選んだものを用いた。この10個の形容詞（以後、単一形容詞）に加えて、10個の単一形容詞を２つずつ組み合わせたもの（以後、合成形容詞）45個を用いた。

被験者：男子学生　21～27歳　10名

以上のような方法で実験を行った。

		大　　小
単一形容詞	女性的な	□□□□□
	エレガントな	□□□□□
合成形容詞	女性的な かつ	
	エレガントな	□□□□□

図２　ＳＤ評価に用いた感性ワード

３.２　分析

分析を行う前に色の３属性に対して以下のような表色系の変換を行った。マンセル表色系（明度 色相 彩度）においてサンプルしたものを、均等知覚色空間[4]であるL* a* b*表色系への軸変換を行った。さらにL* a* b*表色系の極座標系であるL* Hab° Cab*表色系を用いることにより、それぞれが明度、色相、彩度に対応しているので扱いが容易になる。図３にL* Hab° Cab*表色系を示す。

３.２.１　色と感性の関係の定量化

分析には数量化理論第Ｉ類を用いて色と感性の関係の定量化を行った。数量化理論第Ｉ類は、複数の説明変数から１つの目的変数を予測する方法である。ここでは先ほど軸変換を行ったL* Hab° Cab*を説明変数とし、ＳＤ評価実験の評価値を目的関数として分析を行った。分析結果の例を図４に示す。図４ではHab°が243.06のとき一番”男性的な”と感じる色であることを示している。

３.２.２　意味空間の把握

次に色彩を対象とした感性が形成する意味空間を把握するために因子分析を行った。因子分析は多数の要因が関係している幾つかの変量をもとに、そこに関係している要因を明らかにしようとする統計的分析方法である。このことから因子分析により感性と感性を構成している要因との関係をも明らかにできる。ここでは、10個の単一形容詞のＳＤ評価実験の評価値をもとに分析を行った。結果を表１に示す。

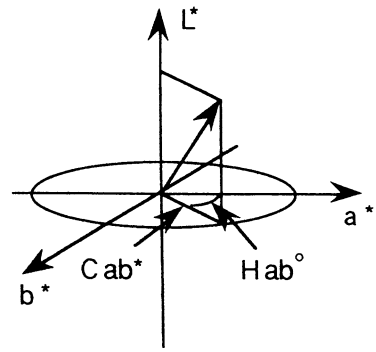


図３　L* Hab° Cab*表色系

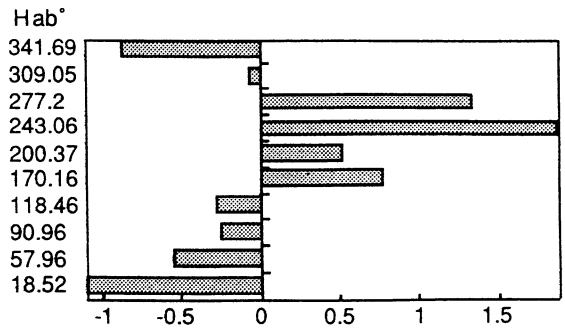


図４　"男性的な"の分析結果

表１　因子分析の結果（数値は因子負荷量）

No	形容詞	因子１	因子２	因子３
1	男性的な	-0.098	-0.517	-0.173
2	かわいらしい	0.160	0.053	0.890
3	エレガントな	0.851	0.045	0.074
4	過激な	-0.124	0.912	0.069
5	おしゃれな	0.706	0.172	0.408
6	エキサイティングな	-0.011	0.920	0.106
7	大人っぽい	0.808	0.012	-0.369
8	ヤングな	-0.193	0.316	0.744
9	上品な	0.811	-0.283	-0.017
１０	女性的な	0.573	0.431	0.460

４．色彩に関する合成方法の検討

４．１　メンバシップ関数の設定

ここでは合成方法の検討に用いる形容詞のメンバシップ関数の設定について述べる。設定には３節において求めた単一及び合成形容詞の数量化第Ｉ類の分析結果であるカテゴリースコアを用いた。まず単一及び合成形容詞それぞれにおいてカテゴリースコアの最大値を１、最小値を０とした規格化したものをグレードとした。ここで検討にはHab°だけ注目するためメンバシップ関数の横軸はHab°であり、それぞれ求めたグレードを同一カテゴリー内にあるサンプルのHab°の値を平均した点上にプロットした。図５に例をあげる。

４．２　合成方法の検討

４．１で設定したメンバシップ関数を使って形容詞の合成方法の検討を行った。まずここで理論値と実測値を以下のように設定する。

理論値…４．１で設定したメンバシップ関数を用いて任意の２つの単一形容詞でmax,min,multiple,average合成を行い、さらにそれぞれを最大値を１、最小値を０に規格化してできたメンバシップ関数(45個×4)

実測値…既に設定されている合成形容詞のメンバシップ関数(45個)

以上の４つの理論値と１つの実測値との誤差二乗和を算出し、同一合成形容詞内において誤差二乗和が最小である合成方法が、ここでの最適な合成方法であるとした。なお、誤差二乗和を算出する場合サンプリング点は10個とって行った。例を図６にあげる。

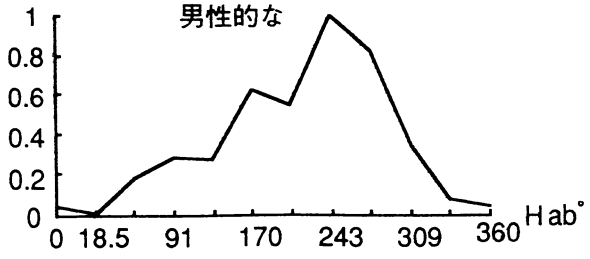


図５　”男性的な”のメンバシップ関数

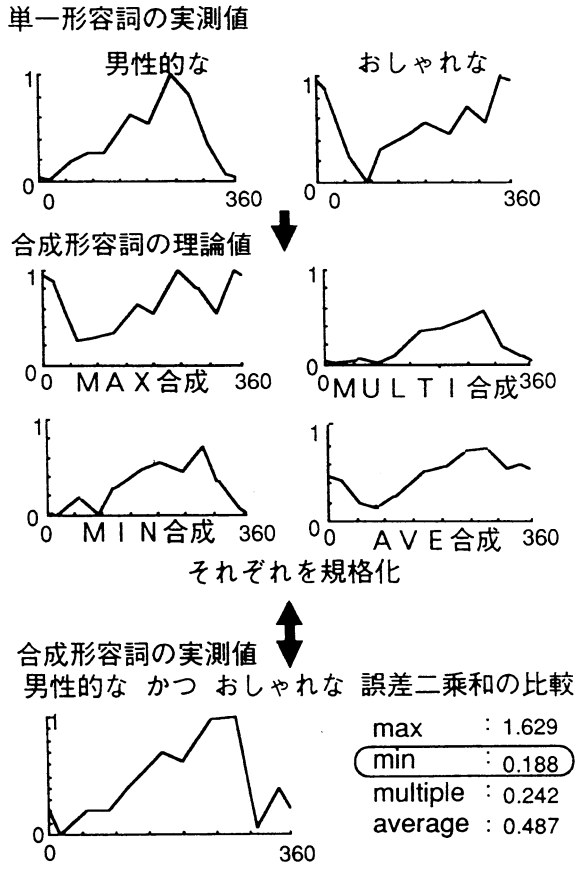


図６　合成方法の比較例

４．３　考察

結果として、形容詞の組み合わせにより最適な合成方法はさまざまであり、単一の合成方法で全てがうまく合成されるということはなかった。

ここで、形容詞の組み合わせを３．２．２で得られた感性の形成する意味空間からとらえることにより、意味空間と最適な合成方法の関係を調べた。表１のように色彩を対象としたここでの意味空間は３軸で構成され、表のそれぞれの形容詞の因子負荷量は３つの因子にどれだけ関係しているかをあらわしているものである。ここで因子分析の結果から同一因子の負荷量の符号が反対になる形容詞の組み合わせの中で、どちらも負荷量の値が大きい組み合わせは取り除いた。また意味空間に対して空間分割を行った。まず各形容詞において因子負荷量の絶対値が最大である因子を１(負荷量が負の時－１)、その他を０とする。次に同一空間内の形容詞で同一因子の負荷量の符号がその他と逆のものに対し－１あるいは１として分割した。表２に形容詞の存在する分割空間を示す。表２の英文字は分割空間を簡単に符号化した

表2　形容詞の存在する分割空間

形容詞	1	2	3		形容詞	1	2	3	
男性的な	0	-1	0	D	エキサイティングな	0	1	0	B
かわいらしい	0	0	1	C	大人っぽい	1	0	-1	E
エレガントな	1	0	0	A	ヤングな	-1	0	1	F
過激な	0	1	0	B	上品な	1	0	0	A
おしゃれな	1	0	0	A	女性的な	1	0	0	A

表3　分割空間と最適な合成方法

組み合わせ	Opt.	組み合わせ	Opt.
A & A	ave	B & C	ave
A & B	ave	B & E	ave
A & C	max	B & F	mul
A & D	min	C & D	min
A & E	ave	C & E	max
A & F	ave	C & F	ave
B & B	max	D & E	ave

ものである。これらの分割空間を用いて形容詞の組み合わせを形容詞の存在する分割空間の組み合わせとしてとらえることにより最適な合成方法との関係をみた。結果を表3に示す。このように分割空間から形容詞の合成をとらえることで最適な合成方法を分類することができると考えられる。

5．感性工学ファジィエキスパートシステムの概要

4節までの考察に基づいたファジィエキスパートシステムの構築を行った。ここでは入力を言語ヘッジを伴った形容詞とするため、3節と同様な実験、分析を「非常に」「まあ」「全く～ない」といった3種類の言語ヘッジを伴った10個の形容詞(3×10個)を用いて行い、メンバシップ関数の設定を行った。システム構成図を図7に示す。ここで実験で用いた言語ヘッジを基本言語ヘッジとする。

このシステムでは、以下の様なファジィｉｆ-ｔｈｅｎルールを用いて推論を行っている。

ｉｆ 基本言語ヘッジai + 形容詞ｂｊ ｔｈｅｎ ｃij
(ai cij：ファジィ集合)

ここで言語ヘッジはあいまいなものであるためファジィ集合としてとらえ、メンバシップ関数はその言語ヘッジが最も表している点及びその範囲についてアンケートを行った結果を用いて設定した。またｃijは基本言語ヘッジを伴った形容詞のファジィ集合であり、メンバシップ関数は先に求めたものである。

次にシステムの流れについて述べる。

(入力部分)

言語ヘッジを伴った形容詞で入力する

(推論部分)

1.入力された言語ヘッジを基本言語ヘッジへの近似を行う

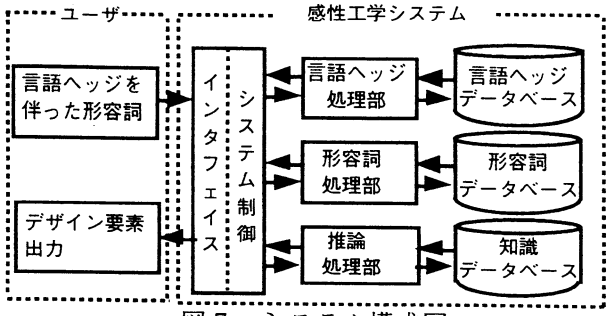


図7　システム構成図

2.近似された基本言語ヘッジと入力された形容詞のメンバシップ関数を用いて、同一形容詞内で合成を行う

3.入力が2入力である場合、各々の入力に対して1.、2.を繰り返す

4.全体で合成を行う

(出力部分)

入力された感性ワードとデザイン要素の関係を示ために推論結果であるメンバシップ関数を出力した。またグレードが最大である点が具体的なデザイン要素とした。

ここでの合成は4節の表3を用いて入力された形容詞により合成方法を変えて合成を行えるようにしてある。このように入力により合成方法を適宜に選び、合成を行うことは有効であると思われる。

6．まとめ

本研究では感性工学ファジィエキスパートシステムにおける複数入力を行う場合の合成方法について感性の形成する意味空間との関係から考察を行い、それに基づいたシステムの構築を試みた。しかしここで着目した合成方法は4方法であって必ずしも最適な合成方法であるとは言えない。このことから今後演算方法に関しての検討が必要となっている。

【参考文献】

1) 長町　三生：感性工学，海文堂，(1989)

2) 山下　利之，山下　清美：合成命題におけるファジィ論理，心理学研究，Vol.60，No.5，312／315，(1989)

3) 菅田　拓児：ファジィ理論を用いた感性工学システムの開発，広島大学工学部卒業論文，(1989)

4) 日本色彩学会：色彩科学ハンドブック，東京大学出版会，83／146，(1980)

【問い合わせ先】

〒724　東広島市鏡山1丁目4-1

広島大学工学部第2類管理工学研究室

真鍋　浩二　　TEL0824(22)7111(内線3481)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジイ理論を用いた商品発注支援システムの開発

Development of Fuzzy Exspert System for Automated Ordering

国狭 亜輝臣 Akiomi KUNISA　松原 行宏 Yukihiro MATSUBARA　土屋 敏夫 Toshio TSUCHIYA　長町 三生 Mitsuo NAGAMACHI

広島大学工学部
Faculty of Engineering, Hiroshima University

あらまし：近年、スーパーマーケットでは様々な作業のシステム化が行われており、今後もさらに高度な作業のシステム化が望まれている[1]。その高度な作業の一つである商品の補充発注作業は、現在の在庫量を把握すると共に売上予測を行うことで発注量を決定する作業である。しかし、現実ではほとんどの場合、正確な売上予測がなされていないために適正量の発注がなされていない。この主な原因としては、商品の売行きが人間のあいまいな購買行動に非常に影響を受けることが挙げられる。したがって、ファジィ理論を用いることにより商品発注支援システムの開発を試みた。本稿では、正確な発注量の決定に大きく影響を及ぼす売上予測に関して開発を進め、売上予測システムのプロトタイプを作成した。

キーワード：売上予測、三段階推論、数量化理論第Ｉ類、ファジィ if-then ルール

１．はじめに

スーパーマーケットにおいては、ＰＯＳ（Point of Sales：販売時点情報管理）システムやＥＯＳ（Electric Ordering System：電子式受発注システム）の導入を柱とするシステム化により、レジ業務の省力化等が行われている。現在は、ＰＯＳシステムにより収集されたデータによる高度なシステム化が望まれており、発注の自動化もその一つである。発注作業は、現場の担当者が自分のノウハウや経験を基に売上予測を行い、さらに、在庫確認を行うことで発注量を決定するという方法がとられている。しかし、現実には売行き予測を行わずに発注することも多い。その理由の一つとして、商品の売上に影響すると考えられる要因が非常に多く、また、売上と要因との関係が非常に複雑であることから、予測困難であることが挙げられる。したがって、これらの関係を明らかにした上でそれをもとに売上予測を行い、しかも、現場の感覚にマッチしたシステムの開発を行うことが重要である。

そこで本研究では、売上予測を中心に商品の補充発注作業のシステム化を試みる。また、売上に影響する要因に関してはあいまいなものが多いためファジィ理論を用いることにより、人間の感覚に近いシステムの実現を目指す。

２．商品発注支援システムの構成

本システムの構成を図１に示す。図１では、収集された要因データから要因が売上予測部に送られ売上予測がなされる。さらに、求められた売上予測量と在庫データからの在庫量を基に発注量が決定されるというプロセスをなす。

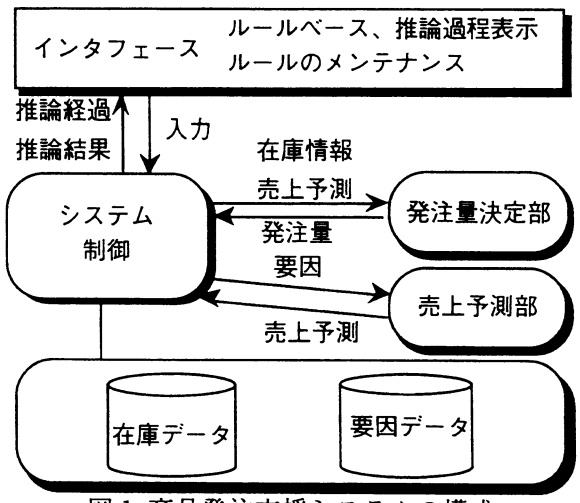


図１ 商品発注支援システムの構成

３．発注作業に関する知識獲得

3.1 発注作業の留意点

ある店舗を対象にして知識獲得のための調査を行った。最初は発注担当者へのインタビューを行い、その結果、発注作業を行うときの留意点は以下の３点にまとめられることが明らかになった。

（１）商品の品切れを減らし、機会損失を削減
（２）正味期限切れによる見切り損失を削減
（３）適正在庫量により管理費用を削減

このことから、適切な売上予測を行うことが重要である。したがって、システム構築の第一歩としては、売上予測に関してシステム化を行う必要がある。

3.2 要因の分類

売上に影響する要因に関して2.1節と同様に調査を行ったところ、要因は表１のように短期間で売上への影響を評価可能である短期的要因とその逆である長期的要因にまとめられることが分かった。

表１ 売上に影響する要因

短期的要因

- 時（曜日、祝祭日、月末、時間帯など）
- 広告（有無、枚数、大きさ、目玉商品掲載など）
- 商品配置（エンド販売、フェイス数、ＰＯＰ表示など）
- 天候（天気、天気変化、気温など）
- 価格（定番価格、特番価格）
- 競合店情報（広告、休業など）

長期的要因

- 暦（季節、歳末、クリスマスなど）
- 給料（給料日、ボーナスなど）
- イベント（店内イベント、競合店イベント、祭など）
- 流行性（コマーシャル、フームなど）

また、要因は影響を及ぼす対象から以下のように分類されることも分かった。

（１）客数に影響する要因
（２）ユニット（同種の商品群）に影響する要因
（３）個別の商品に影響する要因

以上から、図２のような三段階の推論が有効であると思われる。

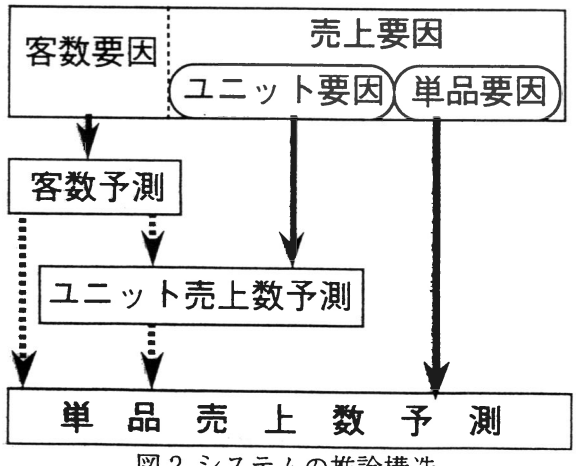


図２ システムの推論構造

この図２では、まず客数要因により客数予測がなされ、次に、予測客数とユニット要因によりユニット売上数が予測され、最終的には予測客数、予測ユニット売上数、単品要因により単品売上が予測される。

４．売上と要因との関係に関する分析

4.1 分析概要

売上と要因の関係を調べるために、季節的な影響を受けやすい商品を中心に21品目を選定し、'90/8/1から'90/12/31までの5か月間のデータを基に数量化理論第Ｉ類[2)]による分析を行った。ただし、ユニット、客数に関する分析も同時に行った。数量化を行う際のデータの区分は1日とし、短期的要因について解析を行った。数量化理論を用いた理由は要因が境界のあいまいなカテゴリーを含んだものや、定性的なものが多いためである。

4.2 分析結果

分析結果を図３から図５に示す。客数に関しては、競合店Ａの影響を最も受け、競合店Ｂ、曜日と影響度が下がっていくことが分かる（図３）。商品Ａの属するユニットＡの売上に関しては、ユニットＡの広告の偏相関が高いことやユニットＡの広告の掲載があったときのカテゴリースコアが非常に大きいことから、ユニット広告の影響が非常に強いことがわかる（図４）。商品Ａに関しては、ユニット売上数に強く影響を受け、ユニット数の売上に比例して商品Ａも売れることが分かる（図５）。

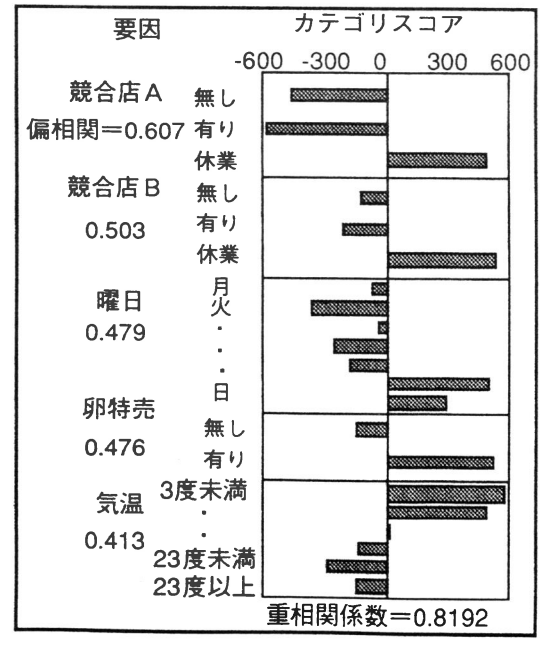


図３ 客数分析

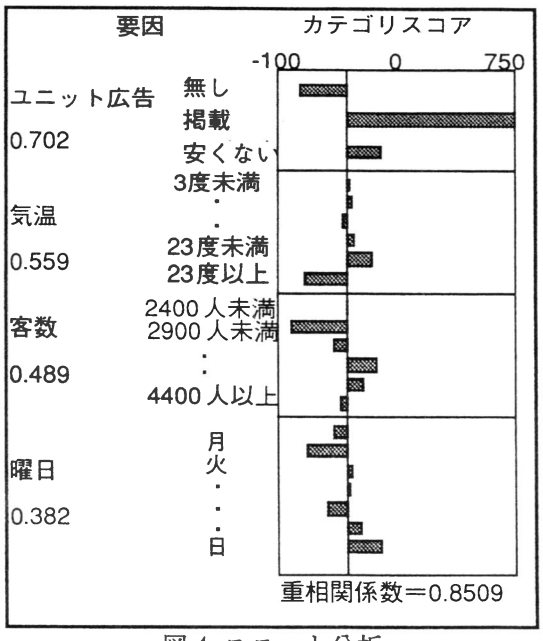


図4 ユニット分析

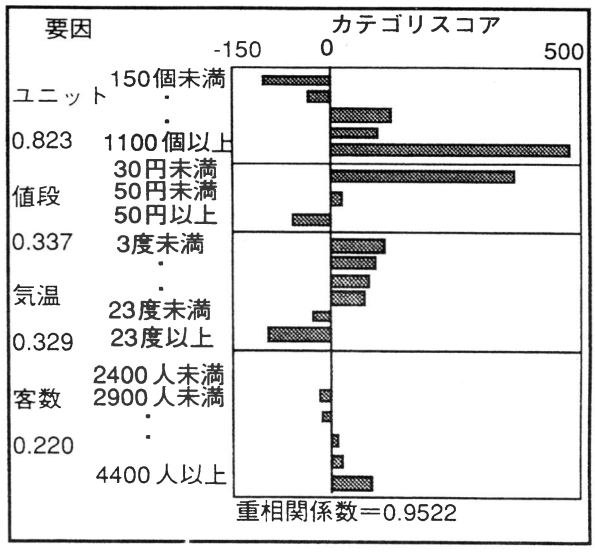


図5 単品分析

5．予測システムについて

5.1 知識データベース

推論に使用するルールはファジィ if-then ルールで表す。このルールは前件部への入力変数のタイプから表2のようにカテゴリータイプ、ファジィカテゴリータイプ、実数値タイプの3種類に分けることができる。

後件部のメンバシップ関数の作成に関しては、図6のように数量化理論の分析結果であるカテゴリースコアによりメンバシップ関数の相対的な位置を決

表2 ルールのタイプ

タイプ	カテゴリー	ファジィカテゴリー	実数値
例	if 曜日＝月曜日 then あまり売れない	if 天気＝雨 then あまり売れない	if 値段＝５０円引き then 良く売れる
前件部の変数定義	カテゴリー	ファジィ集合	ファジィ集合
入力変数	前件部の変数 と同一の変数	ファジィ集合（前件部の変数とは異なる）	実数値
後件部の変数定義	ファジィ集合	ファジィ集合	ファジィ集合
出力変数	ファジィ集合	ファジィ集合	ファジィ集合

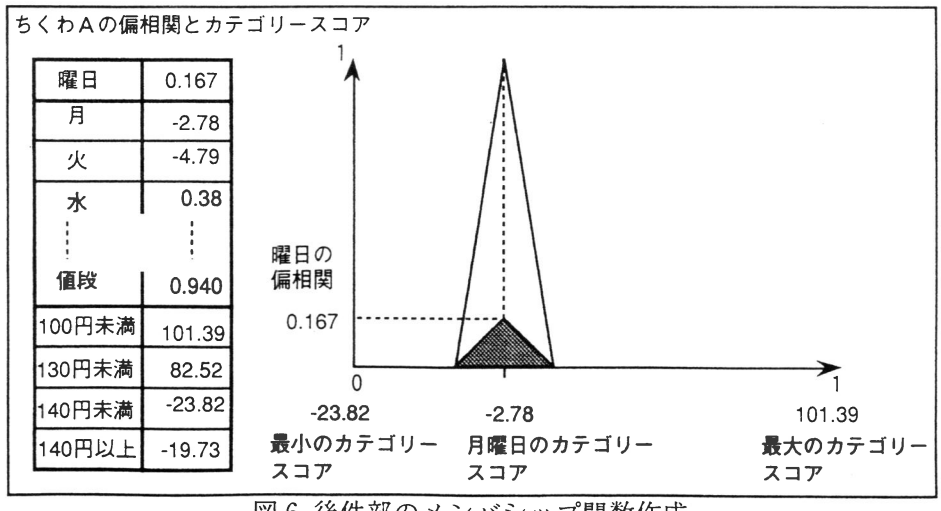


図6 後件部のメンバシップ関数作成

め、偏相関係数によりメンバシップ関数の高さを決める。

5.2 推論部

3種類のタイプ別に推論の方法を述べる。カテゴリー入力に対してはどれも前件部の一致度を1とする。ファジィ入力に対しては入力メンバシップ関数と前件部のメンバシップ関数の重なった面積と入力メンバシップ関数との面積比を一致度とする。また実数値入力に関しても、前件部のメンバシップ関数に実数を入力することで一致度を求める。それぞれの一致度により、後件部のメンバシップ関数をカットすることで一次結論を得る。さらに、それぞれ得られた一次結論に関して、MAX合成を行い統合し重心を求めることで売上予測を行う[3)4)]。具体的な推論例を図7に示す。

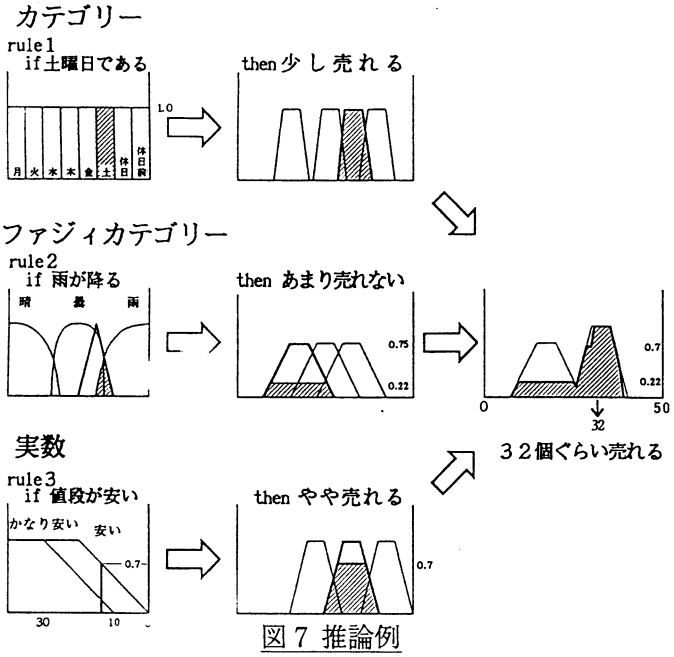


図7 推論例

5.3 予測結果

商品Bに関して本システムの予測値と数量化理論第Ⅰ類による予測値と実測値を比較したグラフを図8に示す。

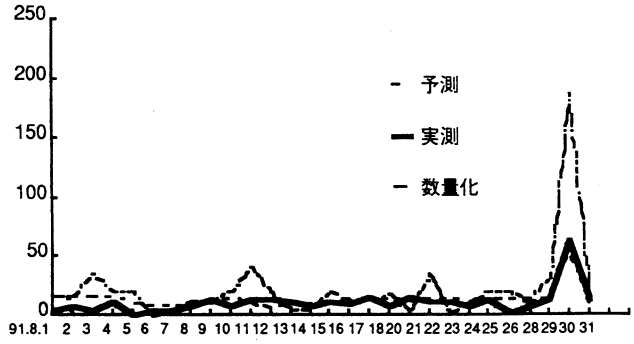


図8 予測値の比較

'91.8.30など数量化の精度が非常に悪くなっている。この原因としては数量化は、連続値や境界のあいまいなものまでカテゴリー分けを行うことが考えられる。そのため、境界付近の値はわずかな差でも全く異なった値として扱われることがある。このようなことを防ぐためにもファジィ理論を用いた解析が有効であるものと思われる。また、本システムの予測値は大まかな売行きには対応していることから、本稿で提案した予測手法は売上予測に有効であることが示されたと言える。

6. おわりに

本稿では、商品の売行きと要因との関係を数量化理論第Ⅰ類により分析し、その解析データを基に3種類のルールの作成を行い、三段階推論を行うことにより売上予測を行った。その結果、売上予測が可能であることが確かめられた。しかし、数量化理論第Ⅰ類による分析で重相関係数が低い商品はこの方法では予測不可能であるが、重相関係数の低い商品を見てみるとほとんどの商品が小さな売行きを示している。このことから、実際に自動発注を行う際には、本システムで売上個数を予測しなくても、ある程度の個数を発注しておけば問題のない商品であるといえる。

今後の課題としては、自動発注を行うためには、5節の予測よりももっと詳細な予測を行う必要がある。このため、さらに精度を上げるための予測手法の開発や売上に影響する要因の調査をさらに詳細に行う必要がある。また、今回の対象商品以外の商品に関しても予測を行っていくためにも同様のことを踏まえる必要がある。

【参考文献】

1）浅野恭右，”最新流通情報システムの実際”，日本実業出版社(1990).

2）駒沢勉，”数量化理論とデータ処理”，浅倉書店(1982).

3）寺野寿郎　他，”ファジィシステム入門”，オーム社(1987).

4）水本雅晴，”ファジィ理論とその応用”，サイエンス社(1988).

【問い合わせ先】

〒724　東広島市鏡山一丁目4-1

広島大学工学部第二類管理工学研究室

国狭　亜輝臣　TEL 0824(22)7111(内線 3481)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ラフ集合によるエキスパートシステムにおけるファジィ推論とその判別問題への応用

Fuzzy Inference of Expert System Based on Rough sets and Its Application to Classification Problem

重永岳雄，石渕久生，田中英夫
Takeo SHIGENAGA, Hisao ISHIBUCHI, Hideo TANAKA

大阪府立大学工学部
University of Osaka Prefecture

あらまし　ラフ集合は，属性による対象の分類とエキスパートによる分類との整合性を検証できる．田中らは，ラフ集合の概念を用い，エキスパートにより与えられた対象の分類に基づき属性数を減らす方法を提案し，医療診断用ファジィエキスパートシステムを構築している．本論文では，田中らが提案したエキスパートシステムのファジィ推論の改良として，検査データと最も適合するファジィルールだけではなく，全てのファジィルールを用いて判別を行う新しいファジィ推論の方法を提案する．さらに本論文では，田中らにより用いられた肝臓病の診断に提案手法を適用することにより，提案手法の有効性を示す．

キーワード　ラフ集合，推論，医療，エキスパートシステム

1．まえがき

Z.Pawlak[1]によって提案されたラフ集合は，属性値による対象の分類とエキスパートによる対象の分類との整合性を検証できる．A.Mrozek[3]は，ラフ集合を用いて，セメントキルンの制御のためのif-then ルールを抽出している．Z.Pawlak[2]は，対象とその属性値に関するデータを情報システムと呼び，ラフ集合の概念に基づき属性数を減らす研究を行っている．田中ら[4]は，エキスパートにより与えられた対象の分類に基づいて属性数を低減化させる方法を提案している．さらに，提案手法によりファジィif-then ルールの構築を行い，肝臓病の医療診断用ファジィエキスパートシステムに応用する研究を行っている．

田中ら[4]によって提案されているファジィif-then ルールは，簡略化された属性の区間をファジィ化し，max-min演算によるファジィ推論により判別用データ（判別を行う未知のデータ）の判別を行っている．この方法では，判別用データと最も適合するルールのみが判別に用いられている．すなわち，分類に関係なく各ルールがそれぞれ独立して取り扱われている．このため，判別用データに欠落値や異常値が存在した場合，間違ったクラスに判別されることが起こりうる．

本論文では，この点を改良するために，新しいファジィ推論方法を提案する．提案手法は，分類を構成するすべてのルールに基づいて判別を行う方法である．この考え方は，属性を減少させる場合に分類を考慮していることと整合性があると考えられる．提案されているファジィ推論方法は，各クラス全体を考慮した適合度を定義し，これによって判別用データの判別を行っている．提案手法による肝臓病の医療診断用ファジィエキスパートシステムは，重複した判別結果を出さないなどの利点があり，また従来のファジィ推論方法と比較して判別用データの判別結果が良いといえる．

2．ラフ集合

Z.Pawlak[1][2]によるラフ集合の概念を説明する．Uを全体集合，RをU×U上の同値関係とする．このとき，A=(U,R) を近似空間という．また，Rの同値類をAの基本集合といい，E_iで表わす．

基本集合E_iを用いて，Uの部分集合Xの上からの近似$A^*(X)$と下からの近似$A_*(X)$を次のように表わす．

$$A^*(X)=\{E_i \mid E_i \cap X \neq \phi\} \quad (2.1)$$

$$A_*(X)=\{E_i \mid E_i \subset X\} \quad (2.2)$$

また，Xに関する近似の精度を次式のように定義する．

$$\alpha_A(X)=Card(A_*(X))/Card(A^*(X)) \quad (2.3)$$

ただし，Card(X)は集合Xの要素の数である．

X_iをUの部分集合とし，$F=\{X_1,\cdots,X_n\}$をUの直和分割とする．このときFをUの分類といい，X_iをFのクラスという．

Uの分類であるFに対する近似の精度を，(2.3)式と同様に次式のように定義する．

$$\beta_A(F)=Card(\bigcup_{i=1}^{n} A_*(X_i))/Card(U) \quad (2.4)$$

3．情報システムとその縮小化

情報システムを$S=(U,Q,V,\phi,F)$で表す．ここで，Uは

対象の集合，Qは属性の集合，Vは属性値の集合，ϕ：$U\times Q\to V$ は記述関数，Fは専門家によって与えられた分類である．情報システムSの例を表1に示す．表1において，

$U=\{x_1,\cdots,x_6\}$，　$Q=\{q_1,\cdots,q_4\}$，　$V=\bigcup_{q\in Q}V_q$；　$V_{q1}=\{1,2\}$

$V_{q2}=\{1,2,3\}$, $V_{q3}=\{1,2\}$, $V_{q4}=\{1,2,3\}$

であり，ϕは表1に示されている．

表1　情報システムSの例

F	U	q_1	q_2	q_3	q_4
X_1	x_1	1	1	1	1
	x_2	1	2	1	3
	x_3	2	2	2	2
X_2	x_4	2	2	2	2
	x_5	1	2	2	3
	x_6	2	3	2	3

属性qに関する同値関係を$\tilde{q}$と表す．$(x_i,x_j)\in\tilde{q}$ は，x_iとx_jとがqに関して識別できないことを表している．

属性の従属性によって情報システムを縮小する方法として，Z.Pawlakが提案した方法がある．この方法は，情報システムの全属性Qにより得られるものと同じ基本集合を導出する最小の集合をQの簡略化としている．表1におけるQの簡略化は，

$$\{q_1,q_2,q_3\},\{q_1,q_3,q_4\},\{q_2,q_3,q_4\} \qquad (3.1)$$

である．

以上述べたものがZ.Pawlakの簡略化の方法であるが，さらにそれを発展させたものが田中らの方法である．田中らの簡略化法[4]は，同値類による基本集合と，エキスパートによって与えられた分類を考慮した方法である．この方法では，分類に関するQの簡略化Pを求めるために，Qから余分な属性q_iをひとつずつ取り除いていく方法が用いられている．このとき，次の1)，2)が成り立てば，PはQの簡略化である．

1)　Qの部分集合Pに関して

$$\beta_P(F)=\beta_Q(F) \qquad (3.2)$$

2)　Pの全ての部分集合P'に関して

$$\beta_{P'}(F)<\beta_P(F) \qquad (3.3)$$

ただし，$\beta_P(F)$は，属性の集合Pによる同値関係を用いた場合での分類Fに対する近似の精度であり，(2.4)式によって定義されている．表1の例では

$$P=\{q_3,q_4\} \qquad (3.4)$$

がQの分類に関する簡略化である．

この方法は，Z.Pawlakの方法よりも属性の数を減らすことができるという点で有効である．

4．ファジィ推論ルールによる判別規則の構成

まずファジィif-thenルールの構成法を説明する．if-thenルールは，下からの近似のみを用いて構成する[4]．すなわち，エキスパートの判断とデータ構造とが一致したデータのみを用いることになる．

属性値は一般に実数で与えられるが，ラフ集合では，これを区間に分割し，各区間に整数値を対応させている．この区間を指数型のファジィ区間に置き換え，このファジィ区間によってファジィif-thenルールを構成する．

ファジィif-thenルールは，結論部がX_iであるルールがN_i個得られているとすれば，

if y_1 is A_{1j}^i and $\cdots$ and y_m is A_{mj}^i

then X_i , $j=1,2,\cdots,N_i$

と書くことができる．また，N_iはクラスX_iに関する下からの近似を表す基本集合の数と一致する．ここで，A_{kj}^iは，結論部がX_iであるj番目のルールにおけるk番目の属性q_kの属性値を表すファジィ区間であり，メンバーシップ関数μ_{kj}^iで定義されているとする．

いま，属性$q_1,\cdots,q_m$に対して，ある対象の属性値ベクトル$y=(y_1,\cdots,y_m)$が与えられたとする．このとき，yのクラスX_iへの適合度を求める方法として，次の二つの方法を考える．

1)　$$\Pi_{x_i}(y)=\bigvee_{j=1}^{N_i}(\mu_{1j}^i(y_1)\wedge\cdots\wedge\mu_{mj}^i(y_m)) \qquad (4.1)$$

2)　$$\Pi_{x_i}(y)=\bigvee_{j=1}^{N_i}(\mu_{1j}^i(y_1)\times\cdots\times\mu_{mj}^i(y_m)) \qquad (4.2)$$

ただし、$\vee$はmax、$\wedge$はmin、$\times$は積をそれぞれ表している．1)を用いた場合はmax-min演算，2)を用いた場合はmax-product演算である．これら二つの場合がファジィ推論ではよく用いられている．分類FをF=$\{X_1,\cdots,X_n\}$とすると，ファジィ推論による判別規則は次のようになる．

if　$\Pi_{x_i}(y)=\Pi_{x_1}(y)\vee\cdots\vee\Pi_{x_n}(y)$　then　$y\in X_i$ 　(4.3)

以上のファジィ推論は次のようにいうことができる．すなわち，(4.1)式あるいは(4.2)式を用いて各クラスへの適合度を求め，適合度が最大となるクラスにyが属すると判別される．このことから，同じクラスを支持するルールが独立して取り扱われていることがわかる．このため，判別用データに異常値が多く含まれている場合や，欠落値が多く含まれている場合において，一つのルールだけに高い適合度が得られることがあり，同じクラスを支持する他のルールに関係なく，そのクラスであると判別される．そのために，判別に誤りが生じることがあると考えられる．

この問題点を解決するために，ここでは，同じクラスを支持する全てのルールに対する適合度を用いて判別を行う方法を提案する．適合度を次のように定義する．

$$\Pi_{x_i}(y)=\frac{\sum_{j=1}^{N_i}(\mu_{1j}^i(y_1)\times\cdots\times\mu_{mj}^i(y_m))}{N_i}$$

$$=\frac{X_i\text{を支持するルールの適合度の総和}}{X_i\text{を支持するルールの数}} \qquad (4.4)$$

この新しい適合度を用いた演算をaverage-product 演算と呼ぶ．提案手法では，この新しい適合度を用いて(4.3)式により判別を行うことになる．

5．判別問題への応用

本研究で用いたデータは，文献4)に示されているものである．すなわち，健康な人と四種類の肝臓病の患者という五つのグループに分類されている．判別用のデータは，医者による診断により次のように分けられている．すなわち，$X_1=\{1,\cdots,20\}$, $X_2=\{21,\cdots,40\}$, $X_3=\{41,\cdots,60\}$, $X_4=\{61,\cdots,80\}$, $X_5=\{81,\cdots,100\}$である．

まず，3．で述べた簡略化法により得られた7個の属性を用いてファジィif-then ルールを構成した．このルールを用いて，average-product 演算により判別用データに対する判別を行なった．この結果を表2に示す．なお，表2における記号は次のように定義されている[4]．

1) ＴＰ（True Positive；真陽性）：
クラスX_iに属する人の中で，ファジィ推論によって正しくX_iに判別された人の数．

2) ＦＮ（False Negative；偽陰性）：
クラスX_iに属する人の中で，ファジィ推論によって誤ってX_i以外に判別された人の数．

3) ＴＮ（True Negative；真陰性）：
クラスX_iに属さない人の中で，ファジィ推論によって正しくX_iでないと判別された人の数．

4) ＦＰ（False Positive；偽陽性）：
クラスX_iに属さない人の中で，ファジィ推論によって誤ってX_iであると判別された人の数．

5) ＤＳＥ（Diagnostic Sensitivity；診断感度）：
ＤＳＥ(%)＝ＴＰ／（ＴＰ＋ＦＮ）×100

6) ＤＳＰ（Diagnostic Specificity；診断特異度）：
ＤＳＰ(%)＝ＴＮ／（ＴＮ＋ＦＰ）×100

7) ＲＩＲ（Retained Inference Results；保留された判別結果）：
クラスX_iに属する人の中で，ファジィ推論によって二つ以上のクラスに判別され，その一つはクラスX_iである人の数．

また，表2において番号1～100は，個々の患者を表しており，行X_iに属する患者が列X_jに判別されたことを示している．また，各欄の右下の数字は，その欄に判別された患者の数を表わしている．なお，()の中の数字は，該当欄に判別された患者を二つ以上のクラスに判別されたものも含めて合計したものである．

ここで，比較のため田中ら[4]で行なわれたmax-min演算を用いた場合での判別用データに対する判別結果を表3に示す．表3における上付き添字*は，複数のクラスに判別された患者を表わしている．表2と表3を比較することにより，次のことがわかる．

1) クラスX_4におけるDSEが表3では61.5%であるのに対して，表2では80.0%とかなり良くなっている．

2) 全体のDSEに関しても表3では72.9%であるの対して，表2では74.0%と向上している．

3) 表3に関して RIRが全体で15人いるのに対して表2では 0人である．その理由として，従来の方法では，判別用データの欠落値や異常値が判別に与える影響が大きかったが，提案手法では，その影響が少なくなっているということが挙げられる．

4) 3)のことを含めて考えた場合，表2のDSEは，表3のDSEよりかなり良いといえる．

次に，20個の属性を用いた場合と簡略化法で得られた7個の属性を用いた場合とを比較する．このために，正解率を次のように定義する．まず，次の評点方法を用いて，個々の判別結果の点数化を行う．

1)正解の場合には，1点．

2)誤答の場合には，0点．

3)二つ以上のクラスを判別し，正解を含む場合には，1/(重複したクラスの数)点．

4)二つ以上のクラスに判別し，正解を含まない場合には，0点．

次に，この評点方法から計算された合計点数と判別用デ

表2　提案手法による判別結果（average-product演算によるファジィ推論，属性7個）

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	ＴＰ	ＦＮ	ＤＳＥ	ＲＩＲ
X_1	1-20 20(20)					20	0	100	0
X_2		21-23, 26, 28, 31 34, 36, 37, 40 10(10)		25, 30, 35, 38, 39 5(5)	24, 27, 29, 32, 33 5(5)	10	10	50.0	0
X_3		50 1(1)	42-47, 49, 51, 52 55-57, 59, 60 14(14)	41, 48, 53 3(3)	54, 58 2(2)	14	6	70.0	0
X_4	71 1(1)	76 1(1)	62, 78 2(2)	61, 63-70, 72-75, 77, 79 16(16)		1	4	80.0	0
X_5	86, 98 2(2)	99 1(1)	85, 90 2(2)	91 1(1)	81-84, 87-89 92-97, 100 14(14)	14	6	70.0	0
ＴＮ	77	77	76	71	73	374＼74	26	74.0	0
ＦＰ	3	3	4	9	7	26			
ＤＳＰ	96.3	96.3	95.0	88.8	91.3	93.5			

表３　田中ら[4]による判別結果（max-min演算によるファジィ推論，属性７個）

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	TP	FN	DSE	RIR
X_1	1-20 20(20)					20	0	100	0
X_2		21-23, 26, 28°, 29, 31 33°, 34°, 35-37, 40 10(13)		25, 30, 33°, 38 3(4)	24, 27, 28°, 32, 34° 39 4(6)	10	7	58.8	3
X_3		50, 54° 1(2)	41°, 42-46, 49 51-53, 55-57, 60 13(14)	41°, 47, 54°, 59 2(4)	41°, 48, 58 2(3)	13	5	72.2	2
X_4	72, 80° 1(2)	76°, 77°, 80° 0(3)	61°, 62, 64°, 66 75°, 78, 80° 3(7)	61°, 63, 64°, 65 67, 68, 70°, 71 73, 74, 75°, 77° 79, 80° 8(14)	69, 70°, 75°, 76° 77°, 80° 1(6)	8	6	61.5	6
X_5	98 1(1)	88°, 89, 92, 97°, 99° 2(5)	85, 90, 97° 2(3)	86 1(1)	81-84, 87, 88°, 91 93-96, 97°, 99°, 100 14(14)	11	6	64.7	3
TN	63	65	62	66	61	317＼62	23	72.9	15
FP	2	3	5	6	7	23			
DSP	96.9	95.6	92.5	91.7	89.7	93.2			

ータ数により，正解率が次のように求められる．

$$\text{正解率}(\%) = \frac{\text{判別結果の総得点数}}{\text{判別用データ数}} \times 100$$

ここで，上述の評点方法を用いた理由は，二つ以上のクラスに判別された場合も正解率に反映させるためである．

max-min演算，max-product演算，average-product演算によるファジィ推論を用いて２０個の属性の場合と７個の属性の場合とを比較し，その結果を表４に示す．ただし，ＭＭはmax-min演算，ＭＰはmax-product演算，ＡＰはaverage-product 演算によるファジィ推論の結果を表わしている．

表４　判別結果

属　性		２０個			７個		
ルール		MM	MP	AP	MM	MP	AP
正答（人）		72	76	80	62	66	74
誤答（人）		19	23	20	25	29	26
重複（人）	2個	7	0	0	8	4	0
	3個	1	0	0	4	0	0
	5個	1	1	0	1	1	0
正解率（%）		76.0	76.2	80.0	67.5	68.2	74.0

表４より，属性が20個の場合においても7個の場合においても，max-product演算を用いた判別（ＭＰ）とmax-min演算を用いた判別（ＭＭ）に関して，正解率はほぼ等しいが，max-product演算の方が重複が少ないことがわかる．また，average-product 演算を用いた判別（ＡＰ）に関して，他の演算を用いた判別と比べて正解率が向上している．これは，重複の判別がなくなり，正しく判別された人が増えているからである．また，誤って判別された人の数はmax-min 演算を用いた判別とほぼ同じであるので，average-product演算を用いた提案手法（ＡＰ）は有効であるといえる．

６．結論

本論文をまとめると，次のように述べることができる．

1) 分類を考慮した簡略化法により得られた属性を用いて，分類を考慮した新しい推論方法を提案した．
2) 肝臓病の患者に関するデータを用いて，従来の推論方法との比較を行い，提案した推論方法の有効性を示した．

参考文献

1) Z. Pawlak : Rough sets, Int. J. of Information and Computer Sciences, 11, 5, 341-356 , 1982
2) Z. Pawlak : Rough classification, Int. J. of Man-Machine Studiues, 20, 469-485, 1984
3) A. Mrozek : Rough sets and dependency analysis among attributes in computer implementation of expert's inference models , Int. J. of Man-Machine Studies , 30, 457-473, 1989
4) 田中，石渕，松田：ラフ集合による情報システムの縮小化とそのファジィ・エキスパート・システムへの応用，計測自動制御学会論文集，27，3，357-364, 1991

問い合わせ先：　〒593　堺市学園町1-1
大阪府立大学工学部経営工学科
第三講座　重永岳雄
TEL　(0722)52-1161 EXT. 2377

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ・プロダクション・システムにおける前向き推論と後向き推論の結合

Connection of Forward and Backward Fuzzy Reasoning in Fuzzy Production System

馬野 元秀
Motohide UMANO

大阪大学 工学部
Faculty of Engineering, Osaka University

江澤 義典
Yoshinori EZAWA

関西大学 工学部
Faculty of Engineering, Kansai University

あらまし ファジィ・プロダクション・システムでは、「if 条件 then 動作」型のファジィ・ルールによる前向き推論と「結論 if 条件」型のファジィ・ルールによる後向き推論の両方をサポートしている。実際の複雑な問題には、前向き推論が適している部分もあり、後向き推論が適している部分もある。したがって、これらの推論法を結合して用いると有効なことが多い。そこで、本論文では、前向きと後向きのファジィ推論の結合について、例を用いて説明する。

キーワード ファジィ・プロダクション・システム、前向きファジィ推論、後向きファジィ推論、両方向ファジィ推論

1. はじめに

ファジィ制御では、条件部の変数と結論部の変数との関係がファジィ集合を含むルールにより書かれており、推論にはすべてのルールが一度に使われるのが普通である。しかし、ファジィ制御の推論は、実質的には、非線形関数を近似する働きしかしていない。一方、診断、設計、スケジューリングなどのエキスパート・システムで用いられる推論では、ルールは一度に使われるわけではなく、どのような順序で使われるかは決まっていない。与えられたデータによって使われる順序が決まる。したがって、推論の経路が前もって分かっていない問題に適用されるのが普通である。このような問題にファジィ制御の推論を適用しようとしても、本来、計算機にまかせるべき部分まで人間が解析する必要があり、ユーザの負担が増えることになる。

そこで、我々は以前から推論経路を探索しながらファジィ推論 (当然、多段である) を行なうことのできるルール型のシステムとして、ファジィ・プロダクション・システムを提案し、その処理系の試作を行なってきた [1, 2] 。このシステムでは、「if 条件 then 動作」型のファジィ・ルールによる前向き推論と「結論 if 条件」型のファジィ・ルールによる後向き推論の両方をサポートしている。実際の複雑な問題には、前向き推論が適している部分もあり、後向き推論が適している部分もある。したがって、これらの推論法を結合して用いると有効なことが多い。本論文では、前向きと後向きのファジィ推論の結合について、例を用いて説明する。

2. ファジィ・プロダクション・システムの概要

ファジィ・プロダクション・システムは、ファジィ・データを蓄えておく作業記憶とファジィ・ルールを蓄えておくルール・ベースからなる。前向き推論用のルールは「if 条件 then 動作」型 [1] で、後向き推論用のルールは「結論 if 条件」型 [2] である。

前向き推論では、作業記憶中のファジィ・データとルールの条件部とのファジィ・パターン・マッチングを行なって、次に実行できるルールの候補を求め、そのうちから最も適切なルールを１個または複数個選択し、その結論部の動作を実行する。これを一致するルールがなくなるか、関数 stop を実行するまで繰り返す。普通、結論部の動作は作業記憶の変更 (追加、削除、更新など) を行なうので、次のパターン・マッチングでは異なるルールが選ばれるのが普通である。

一方、後ろ向き推論では、まず問い合わせを与える。すると、その問い合わせに一致するデータが作業記憶にあるかどうかを調べる。あればそれが問い合わせの答えである。もしなければ、ルールの結論部と一致するものがあるか調べる。あれば、そのルールの条件部が新しい問い合わせとなり、以上を繰り返す。一致するルールがなければ、問い合わせの答えは見つからなかったことになる。

一般に、前向き推論はいくつかの事実から仮説を導き出す推論であり、後向き推論はある仮説が成立するかどうかについて事実を使って検証する推論である。両方の推論機構の特徴をうまく組み合わせて使うことができれば、エキスパート・システムを構築する際に非常に有効である。

3. 前向き推論と後向き推論の結合

前向き推論と後向き推論を組み合わせた推論について、前向き推論ルールで後向き推論を実行する場合、後向き推論ルールで前向き推論を実行する場合、相互に呼び出す場合の３つの場合に分けて述べる。

(1) 前向き推論ルールで後向き推論を実行する場合

前向き推論ルールで後向き推論を実行する場合としては、前向き推論ルールの条件部で実行する場合と動作部で実行する場合が考えられる。

(a) 条件部で後向き推論を実行する場合

前向き推論のルールの条件部は、作業記憶とのマッチングを行なう。このマッチングを後向き推論で行なうと、作業記憶にデータがあればそれとマッチし、なければ後向き推論ルールを使ってくれるので、作業記憶に直接存在しないものでも、マッチしたかのように記述できるようになる。これにより、前向き推論ルールの記述が分かりやすくなる。この機能は、前向き推論の条件部で関数を呼出す機能 (最初に * をつける) を用いて、容易に実現できる。

[例1] いま、かぜの診断に関する簡単なルールについて考える [3]。ただし、文献 [3] のものを少し変更してある。

1. もし、くしゃみがでるか又は鼻づまりがあるか又はのどが痛むか又はせきがでるならば、かぜの症状がある
2. もし、熱が高いか又は頭が痛い かつ かぜの症状があるならば、かぜである
3. もし、関節が痛むか又は胃の調子が悪い かつ かぜの症状があるならば、かぜである
4. もし、4 日以上高熱が続いている かつ かぜであるならば、肺炎の疑いがある

これを本システムで表現すると、例えば、次のようになる。なお、; の後はコメントで、簡単な説明を入れてある。

```
(terms                ; 可能性分布の名前の定義
  (about_37deg
     {0.3/36.7, 0.7/36.8, 0.9/36.9, 1/37,
              0.9/37.1, 0.7/37.2, 0.3/37.3})
  (about_38deg
     {0.3/37.7, 0.7/37.8, 0.9/37.9, 1/38,
              0.9/38.1, 0.7/38.2, 0.3/38.3})
  (about_39deg
     {0.3/38.7, 0.7/38.8, 0.9/38.9, 1/39,
              0.9/39.1, 0.7/39.2, 0.3/39.3})
  (about_3days
     {0.4/2, 0.7/2.5, 1/3, 0.7/3.5, 0.3/3})
  (about_4days
     {0.4/3, 0.7/3.5, 1/4, 0.7/4.5, 0.3/5})
  (about_5days
     {0.4/4, 0.7/4.5, 1/5, 0.7/5.5, 0.3/5}) )

(predicates           ; ファジィ述語の定義
  (netsuga_takai (x) (s x 37 38))
  (ge_4days (x) (s x 3 4)))

(backward-rules    ; 後向き推論ルールの定義
  (b1       熱が高い :-
              (体温 netsuga_takai(=)))
  (b2       4 日以上高熱が続いている :-
              (熱が続いている日数 ge_4days(=)))
  (b3  0.9 かぜの症状がある :- せきがでる)
  (b4  0.8 かぜの症状がある :- くしゃみがでる)
  (b5  0.7 かぜの症状がある :- 鼻づまりがある)
  (b6  0.7 かぜの症状がある :- のどが痛む)
  (b7  0.9 かぜである :-
              熱が高い かぜの症状がある)
  (b8  0.9 かぜである :-
              頭が痛い かぜの症状がある)
  (b9  0.8 かぜである :-
              関節が痛む かぜの症状がある)
  (b10 0.7 かぜである :-
              胃の調子が悪い かぜの症状がある)
  (b11 0.7 肺炎の疑いがある :-
              4 日以上高熱が続いている
              かぜである) )

(forward-rules     ; 前向き推論ルールの定義
  (f0 if end then (stop))
  (f1 if (*absent end)(*bc かぜである)
     then (write =match : かぜである)
          (deposit end 1))
  (f2 if (*absent end)(*bc 肺炎の疑いがある)
     then (write =match : 肺炎の疑いがある)
          (deposit end 1)) )

(working-memory    ; 作業記憶の定義
  {(体温 about_38deg),
   (熱が続いている日数 about_4days),
   せきがでる, 頭が痛い} )
```

predicates における (s x a b) は、いわゆる S 関数で、$x \leq a$ で 0 を、$a \leq x \leq b$ で 0 と 1 の間の値を、$b \leq x$ で 1 を返す関数である。また、backward-rules で、かぜに関する後向き推論ルールを定義しているが、特に、ルール b1 と b2 は predicate で定義したファジィ述語を使っている。例えば、ルール b1 は体温のデータにファジィ述語 netsuga_takai を適用して、「熱が高い」に対する度合いを計算するルールである。記号 (=) がファジィ述語であることを表わしている。また、forward-rules において、ルールの条件部で * が付いているのが関数の呼び出しで、(*absent end) は、作業記憶に end がなければ 1 を、あれば 0 を返す。そして、(*bc x) が問い合わせ x の後向き推論を呼び出す (bc は backward chaining を意味する)。さらに、(deposit end 1) はデータ end を度合い 1 で作業記憶に追加することを表わす。また、=match は特別の変数で、条件部がマッチした度合いを表わす。

これに対して、まず後向き推論機能だけを使って問い合わせを行なうと、

```
> (?- かぜの症状がある)
0.9
> (?- かぜである)
{0.3/0.82, 1/0.9}
> (?- 肺炎の疑いがある)
{0.4/0, 0.7/0.5, 1/0.7}
```

のような結果が得られる。ただし、実行オプションとして、後向き推論では答を 1 つだけ探し、バックトラック用に作業記

憶似の内容はセーブせず、実行結果の出力は少なくするモードに設定してある。また、> はシステムからのプロンプトである。

最初の問い合せでは、まず「かぜの症状がある」が作業記憶にあるかどうかを調べる。すると、作業記憶にはないので、後向き推論ルールが調べられ、ルール b3 がマッチし、その条件部「せきがでる」が 0.9 で新しい問い合せとなる。「せきがでる」は作業記憶にあるので、1 でマッチし、0.9 と 1 の min を計算して (これは関数 $f3$ に対応し、変更可能) 、結果 0.9 が得られる。

2 番目の問い合せでは、結局、ルール b7 により 0.9 で「熱が高い」と「かぜの症状がある」があるが新しい問い合せとなる。そして、「熱が高い」は b1 により (体温 netsuga_takai(=)) となり、これが作業記憶のデータとマッチする度合いは netsuga_takai(about_38deg) となり、これを拡張原理で計算すると {0.3/0.82, 0.7/0.92, 0.9/0.98, 1/1} となる。一方、「かぜの症状がある」は最初の問い合わせと同じなので、マッチする度合いは 0.9 となる。そして、「熱が高い」と「かぜの症状がある」全体のマッチ度は {0.3/0.82, 0.7/0.92, 0.9/0.98, 1/1} と 0.9 の min を拡張原理で計算して (これは関数 $f2$ に対応し、変更可能) 、{0.3/0.82, 1/0.9} となる。さらに、関数 $f3$ を適用して、これと 0.9 との min を計算して、結果 {0.3/0.82, 1/0.9} が得られる。

3 番目の問い合せでは、結局、ルール b11 、b2 、b7 、b1 が使われて、結果が得られる。

ここで、前向き推論ルールを起動すると、

```
> (start)
{0.3/0.82, 1/0.9} : かぜである
{0.4/0, 0.7/0.5, 1/0.7} : 肺炎の疑いがある
t
```

のようになる。ただし、実行オプションとして、条件のマッチする度合いが 0.5 以上のすべてのルールを実行するモードにしてある。この結果は、前向き推論ルールの条件部の *bc によって後向き推論が実行されて、得られたものである。

また、後向き推論で条件に対して作業記憶にマッチするデータが存在しないときにルールを参照するという性質を利用して、対話的な推論が可能となる。

[例 2] 例 1 の後向き推論ルールの代わりに、次のルールを設定する。

```
(backward-rules
  (i1  体温 :- (*input 体温))
  (i2  熱が続いている日数 :-
         (*input 熱が続いている日数))
  (q1  せきがでる :- (*question せきがでる))
  (q2  くしゃみがでる :-
         (*question くしゃみがでる))
  (q3  鼻づまりがある :-
         (*question 鼻づまりがある))
  (q4  のどが痛む :- (*question のどが痛む))
  (q7  頭が痛い :- (*question 頭が痛い))
  (q8  関節が痛む :- (*question 関節が痛む))
  (q9  胃の調子が悪い :-
         (*question 胃の調子が悪い))
  (b1  熱が高い :-
         体温 (体温 netsuga_takai(=)))
  (b2  4 日以上高熱が続いている :-
         熱が続いている日数
         (熱が続いている日数 ge_4days(=)))
  《b3 ～ b11 は例 1 と同じ》
)
```

関数 question は yes/no 型の質問をし、入力された答えを作業記憶に入れる Lisp の関数で、例えば、

```
(defun question (q)
  (princ q)(princ "(y/n)? ")
  (do ((ans (read) (read)))
      ((member ans '(y n))
    (if (eq ans 'y)
      (let () (deposit q 1) 1.0)
      0.0))
    (princ q) (princ "(y/n)? ")) )
```

のように定義する。また、関数 input は、項目 (体温、熱が続いている日数) に対する数値 (ファジィ数も可) の入力を作業記憶に入れる Lisp の関数で、例えば、

```
(defun input (q)
  (princ q)(princ "? ")
  (setq ans (read))
  (deposit q 1)
  (deposit (list q ans) 1)
  1.0)
```

のように定義する。

作業記憶を次のように空にしておいて、推論を実行すると、作業記憶にデータがないときにルールが動くので、ルールの条件部の最初でその項目に関するデータを対話的に入力し、そのまま処理を続けることができる。実行結果は、

```
>(start)
体温? about_38deg
せきがでる (y/n)? y
熱が続いている日数? about_4days
{0.3/0.82, 1/0.9} : かぜである
{0.4/0, 0.7/0.5, 1/0.7} : 肺炎の疑いがある
t
```

となる。

(b) 結論部で後向き推論を実行する場合

前向き推論のルールの結論部で後向き推論を起動することも考えられる。

[例 3] 例 1 の前向き推論ルールの代わりに、かぜの場合にのみ肺炎の診断をする次のようなルールを考える。

```
(forward-rule 診断
  (r1 if (*bc かぜである)
      then (setq @deg (*bc 肺炎の疑いがある))
           (if (*fge @deg 0.5)
               (*write @deg : 肺炎の疑いがある)
               (*write =match : かぜである))
           (stop)) )
```

ここで、@ が付いている記号 @deg は Lisp の変数で、いまは一時的に値を憶えておくのに使っている。

これを使って実行すると、

```
>(start)
{0.4/0, 0.7/0.5, 1/0.7} : 肺炎の疑いがある
t
```

のようになる。このように、前向き推論ルールの結論部で後向き推論を実行すると、むだな探索を防ぐことができる。

(2) 後向き推論のルールの条件部で前向き推論を実行

後向き推論ルールの条件部で前向き推論を実行するとルールをモジュールに分けて記述できるようになる。

[例4] 例1を少し変更した次のようなルールを考える。

```
(backward-rules
  (b1     熱が高い :- (体温 netsuga_takai(=)))
  (b2     4日以上高熱が続いている :-
             (熱が続いている日数 ge_4days(=)))
  (b3 0.9 かぜの症状がある :- 熱が高い)
  (b4     かぜの症状がある :-
             (*fc かぜの症状1))
  (b5     かぜである :-
             (*fc かぜの症状2)
             かぜの症状がある)
  (b6 0.7 肺炎の疑いがある :-
             4日以上高熱が続いている
             かぜである) )

(working-memory
  {(体温 about_38deg),
   (熱が続いている日数 about_4days),
   せきがでる, 頭が痛い} )

(forward-rules かぜの症状1
  (f11 if せきがでる then (fps-return 0.9))
  (f12 if くしゃみがでる
       then (fps-return 0.8))
  (f13 if 鼻づまりがある
       then (fps-return 0.7))
  (f14 if のどが痛む then (fps-return 0.7)) )

(forward-rules かぜの症状2
  (f21 if 頭が痛い then (fps-return 0.9))
  (f22 if 関節が痛む then (fps-return 0.8))
  (f23 if 胃の調子が悪い
       then (fps-return 0.7)) )
```

ここで、ルール b4 と b5 における (*fc *rb*) は、ルール・ブロック *rb* から前向き推論を行なうことを表わす (fc は forward chaining という意味である)。この例では、ルール b4 と b5 は条件部で関数 *fc を使用して前向き推論を実行し、かぜの症状について調べている。また、fps-return は前向き推論を終了する関数で、値としてその引数の値を返す。

これに対して、問い合わせを行なうと、

```
> (?- 肺炎の疑いがある)
{0.4/0, 0.7/0.5, 1/0.7}
```

のような結果が得られる。

(3) 相互に呼び出す場合

これまで前向き推論から後向き推論を呼び出す場合、後向き推論から前向き推論を呼び出す場合について検討したが、実際にエキスパート・システムを作成する時にはこれらを混在して使用するのが一般的であると考えられる。

[例5] 例1の前向き推論ルールに「診断」という名前を付けて、例4につけ加えて起動すると、

```
> (start 診断)
{0.3/0,82, 1/0.9} : かぜである
{0.4/0, 0.7/0.5, 1/0.7} : 肺炎の疑いがある
t
```

のようになる。これは例1と同じ結果である。

4. おわりに

以上、ファジィ・プロダクション・システムおける前向きと後向きのファジィ推論の結合について、例を用いて説明した。実際のエキスパート・システムを構築する場合には、対象となる知識に応じて、前向き推論と後向き推論の役割分担を決めて、エキスパートの知識の記述が行なわれるものと考える。今後は、本格的なファジィ・エキスパート・システムの構築を行ない、それを通してシステムの改善をはかっていきたい。また、開発支援用の環境についても考えていきたい。

参考文献

[1] 馬野 (1990) : 「ファジィ・プロダクション・システムにおけるファジィ・パターン・マッチングについて」、第6回ファジィ システム シンポジウム, pp.251-254

[2] 馬野、江澤、中嶋 (1990) : 「ファジィ・プロダクション・システムにおける後向き推論の実現」、第6回ファジィ システム シンポジウム, pp.255-258

[3] 上野 (1985) : 知識工学入門、オーム社

[問い合わせ先]
〒565 吹田市山田丘2－1
大阪大学 工学部 精密工学教室
馬野 元秀
TEL: 06-877-5111 ext. 4627
FAX: 06-878-3819
JUNET: umano@prec.osaka-u.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィエキスパートシステムを利用したカーナビゲーションシステム

Car Navigation System using Fussy Expert System

熊本　浩　　林　太志
Hiroshi KUMAMOTO　　Motoji HAYASHI

オムロン株式会社
OMRON Corporation

あらまし　ファジィエキスパートシステムを利用したデモシステムとして、カーナビゲーションシステムを開発した。本システムでは、さまざまな混雑具合のある町中を想定し、混雑箇所を避けて始点から終点までの最適な経路の選択を行なう。

本システムで利用したファジィエキスパートシステムは、ファジィチップを載せたボードを利用することで高速な推論速度を得ることができる。最適経路を選択するルールとハードウェアによる高速性を示す。

キーワード　ナビゲーションシステム，エキスパートシステム，経路誘導，知的情報処理

1．はじめに

近年、交通量の増加により交通渋滞が多発している。このような交通渋滞の解消のため、渋滞の時間帯とそれ以外の時間帯で信号機の点灯間隔を変更するなどの方法により渋滞を緩和しようとしている。しかしながら、特定の交差点に流入する自動車の量が多くなり、信号の制御だけでは渋滞を緩和できなくなってきている。

最近では、サービスエリアなどの交通掲示版で、渋滞度や目的地までの到達時間を表示するなどの交通情報サービスが行なわれている。今後、このような交通情報を利用して交通渋滞を解消する方法が必要となる[1]。これは事故情報や渋滞情報などの交通情報をドライバーに知らせることにより渋滞路を迂回させるものである。さらに渋滞を避ける最適な迂回路をコンピュータで求め、それを表示させることも研究されているが、一般に最適路を求めることは計算時間が膨大となり現実的でない。そこで演算量を減らす工夫がされてきている。

以上のことから我々は、ファジィエキスパートシステムの推論エンジンを利用し、簡単なルールにより迂回路を求めるナビゲーションシステムを作成したので報告する。

2．システムの概要

本システムはワークステーション LUNA-88K 上で稼働する。推論はファジィエキスパートシステム SGULE（オムロン（株））[2]の推論エンジンを利用している。また SGULE の推論エンジンをハード化したファジィ推論ボード FB-70L（オムロン（株））を利用することで、推論速度を向上させている。図1に本システムの構成を示す。

本システムでは、交通情報を入力値としてファジィ推論を行い、進むべき方向を決定している。図2に本システムの概要を示す。

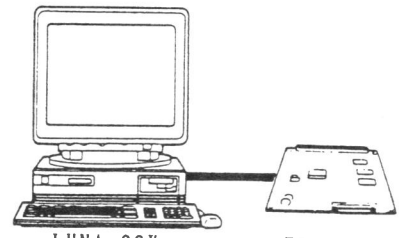


図1　システムの構成

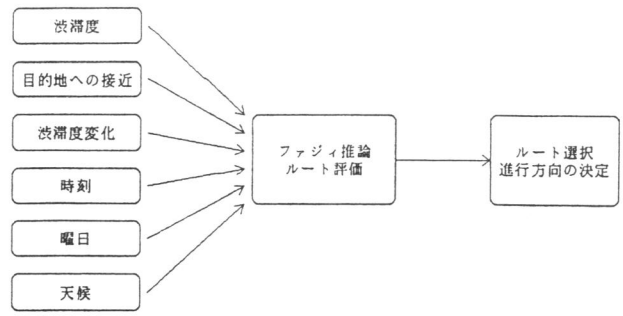


図2　システムの概要

3．ルートの選択方法

3.1 ルート

本システムでは問題を簡単にするために、道路が碁盤の目状に走っている（京都市内）と仮定している。1回の推論で評価するルートは、現在地から進行方向に向かって１８０°の範囲で４つ先の交差点までのルートである。図３にルートを示す。

3.2 入力データ

入力データとして、現在地から４つ先の交差点までの各リンク（本システムでは交差点としている）の渋滞情報および、目的地への接近の度合を用いている。図４に入力データ（渋滞情報）の入力点を示す。

各リンクの渋滞情報は、渋滞度として０～１００までの数値で表現しており、数値が大きくなるほど渋滞度が大きくなることを示している。図５(a)に渋滞度のメンバシップ関数を示す。

目的地への接近度合は、各ルートを通過した場合に目的地にどの程度接近したかを示している。本システムでは、目的地に接近した交差点の数を使用している。たとえば図１においてルート R2 をとった場合、目的地に４交差点だけ近付く。逆にルート R31 をとった場合は、４交差点だけ遠ざかることになる。図５(b)に目的地への接近度合を示すメンバシップ関数を示す。

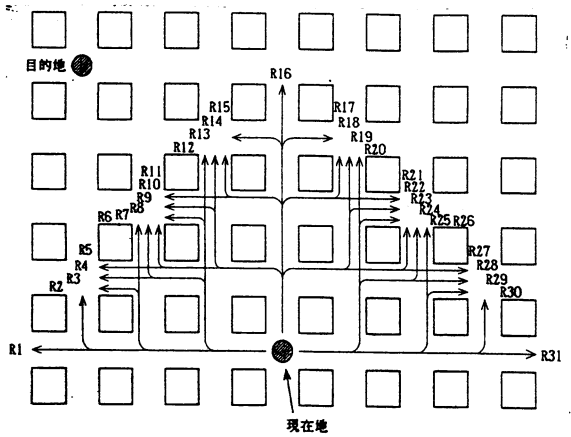


図３　ルートの組み合わせ

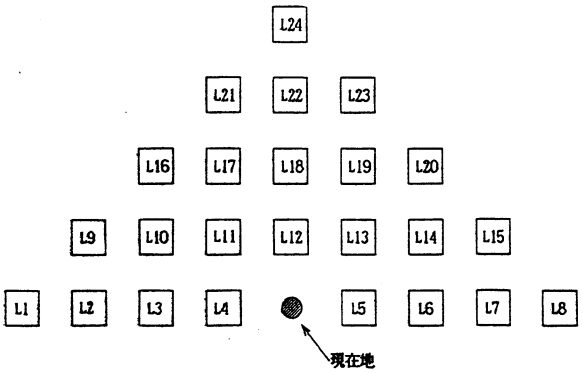
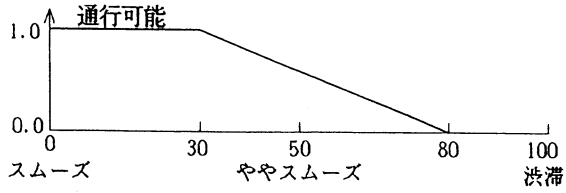
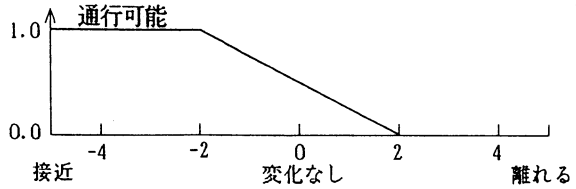


図４　渋滞度の入力点

目的地への接近度合は、ある程度の迂回を許すようにメンバシップ関数を設定している。図５(b)では、１交差点までの迂回までは許しており、２交差点以上の迂回は許さない（適合度が０になる）ように設定している。



(a) 渋滞度



(b) 目的地への接近度合

図５　メンバシップ関数

また補助的なルールとして、時刻や曜日あるいは天候によって道路の込み具合が異なるといった感覚的なデータを追加することができる。たとえば雨が降ると通行が困難になる道路（舗装されていないなど）の場合は図６に示すようなメンバシップ関数を用いる。

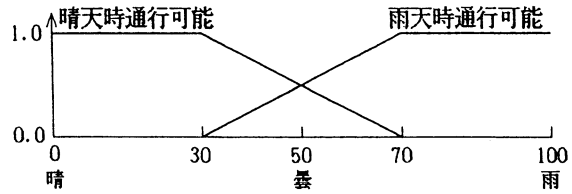


図６　天候データのメンバシップ関数

3.3 ルール

各ルートが通行可能かどうかを判定するルールは以下のようになる。

(1) ルート R1 はリンク（L1, L2, L3, L4）を通過する、このとき各リンクがスムーズであればルート R1 は通行可能である。

(2) ルート R2 はリンク（L2, L3, L4, L9）を通過する、このとき各リンクがスムーズであればルート R2 は通行可能である。

(3) ルート R3 はリンク（L3, L4, L9, L10）を通過する、このとき各リンクがスムーズであればルート R3 は通行可能である。

残りのルートも同様である。

次に目的地の接近度合いを判定するルールは以下のようになる。

(1) ルート R1 を通過した場合、目的地に接近するならばルート R1 は通行可能である。

(2) ルート R2 を通過した場合、目的地に接近するならばルート R2 は通行可能である。
(3) ルート 33 を通過した場合、目的地に接近するならばルート R3 は通行可能である。
残りのルートも同様である。

これらのルールを表1にまとめている。入力側の L1 から L24 は各リンクの渋滞度を示しており、N1 から N31 は目的地の接近度合いを示している。また出力側の R1 から R31 は各ルートを示している。表中の「○」は、入力側と出力側に関係「リンクの渋滞度がスムーズ」があることを示している。また「◎」は、入力側と出力側に関係「目的地に接近する」があることを示している。たとえば、ルート R1 は L1, L2, L3, L4 がスムーズであり、N1 が目的地に接近するなら通行可能であることを表現している。

表1　入力と出力の関係
○：スムーズ　◎：接近

出力 / 入力	R1	R2	R3	R4	・・・	R30	R31
L1	○						
L2	○	○					
L3	○	○	○				
L4	○	○	○	○			
L5						○	○
L6						○	○
L7						○	○
L8							○
L9		○	○	○			
・・・							
N1	◎						
N2		◎					
・・・							
N32							◎

3.4 推論方法

ファジィ推論によりルート R1 からルート R31 までの各ルートの評価値（通行可能性）を出力する。本システムではファジィエキスパートシステム SGULE の推論方法を利用しており、各ルールの適合度の加重平均を結論として出力する。以下にその推論の一例を示す。

ルート R1 が通過するリンク（L1, L2, L3, L4）の渋滞度が各々（70, 60, 40, 20）であった場合、渋滞度のメンバシップ関数との適合度は各々（0.2, 0.4, 0.8, 1.0, 1.0）となる（図7参照）。またルート R1 を取った場合、目的地に2交差点近付くことになるので、目的地への接近度合いを示すメンバシップ関数との適合度は 1.0 となる。したがってルート R1 の評価値は各適合度の加重平均を取って以下のようになる。

$$Poss(R1) = (0.2+0.4+0.8+1.0+1.0+1.0) / 6 = 0.73$$

実際には各適合度に重みをかけているがここでは省略する。

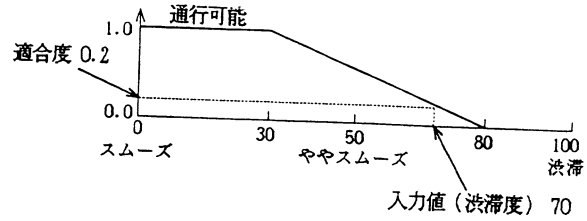


図7　渋滞度 70 の場合の適合度

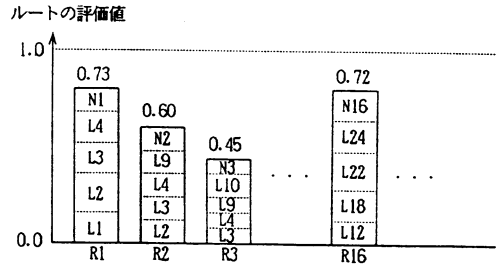


図8　各ルートの推論結果

3.5 ルートの選択

最終的なルートの選択は、各ルートのうち一番大きな評価値を持つものを選択する。もし、評価値に差がなければ直進するようなルートを選択する。たとえば、図8において、ルート R1 と R16 の評価値にあまり差がない。もし進行方向が下から上に向かっていたならルート R16 が選ばれる。また進行方向が右から左に向かっていたならルート R1 が選ばれる。

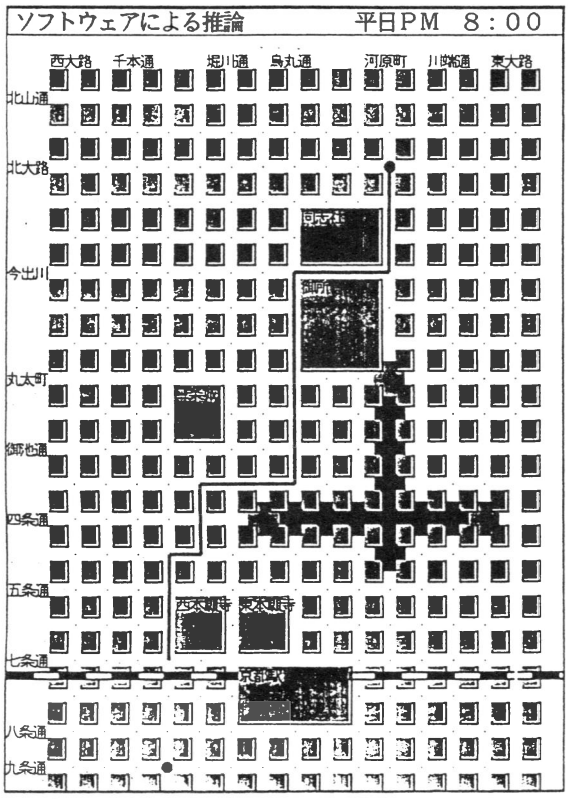
進むべきルートが選択されると、その進行方向に1リンクだけ進み、そこで再推論を行ない次の進む方向を決定する。

4．結果

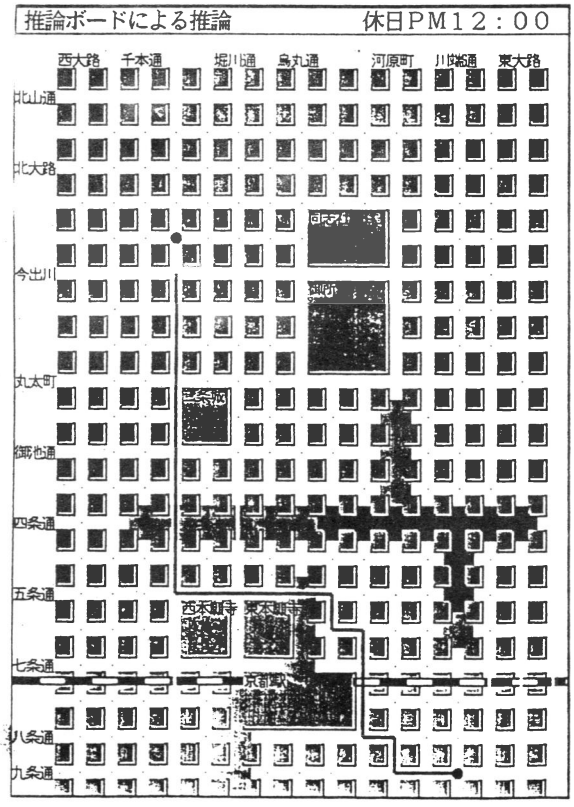
図9に結果を示す。図9は京都市内の地図を碁盤の目のように単純にしたものである。渋滞度は道路の色の濃さで表現しており、濃くなるほど渋滞がひどくなっていることを表している。現在地と目的地は「●」で表しており、現在地から推論によって求めた進行方向に向かってラインを引いている。

図9から混雑した領域を避けて目的地に向かっていることがわかる。

従来の経路探索問題では、数式によりその通過コストを演算することで最適経路を求めていた。このため数式を立てることが困難であった。本システムでは、通過コストをルールとメンバシップ関数で表現することにより、感覚的に理解しやすくルールの修正が容易になった。また天候や時刻の違いによる通過の困難さといった心理的



(a) ソフトウェアによる推論



(b) 推論ボードによる推論

図9 結果表示画面

な情報をルール化することもできるので、数学的な情報に加えて、心理的な情報を同時に扱うことができる。

演算速度に関しては、ファジィ推論ボード FB-70L を利用することで1回の推論が約4msec（推論部分の速度比較で、ソフトウエア推論の約200倍）で終了し、実用上十分な速度が得られている。

5．まとめ

本システムでは、ローカルなデータ（現在地から4つ先の交差点まで）しか扱っていないため、全体で見れば渋滞の多い領域に入り込むことがある。これを回避するためにグローバルなデータ（たとえば図10に示すように領域を複数のリンクからなるブロックに分割し各ブロック内の渋滞度の平均データ）を追加し、全体的に見た場合の進むべき方向を決定するルールを追加することが必要である。

本システムはデモシステムとして開発したものであり、一方通行などの道路条件は一切無視している。今後は、一般的な道路への適応方法と、従来のアルゴリズムと比較しその有効性を調べることが必要である。

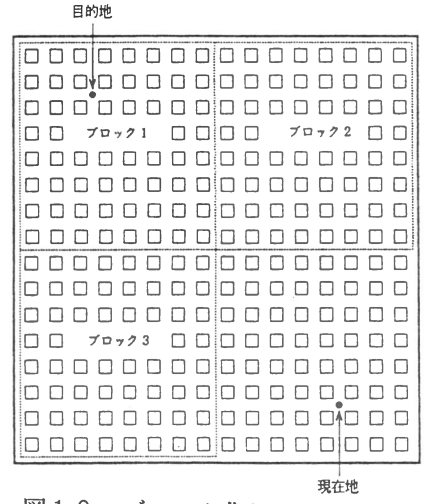


図10 ブロック化した地図情報

参考文献

[1] 木村 小一 他：電子ナビゲーションシステムの設計技術とその展開・例，応用技術出版，1988

[2] 熊本 浩：ファジィエキスパートシステム構築ツール「SGULE」，日本ファジィ学会誌，Vol.3 No.2，1991

問い合わせ先：
〒617 京都府長岡京市下海印寺
オムロン（株）ファジィ推進センタ開発課
熊本 浩（E-mail：kumamoto@zoo.ncl.omron.co.jp）
TEL :(075)951-5111 (ex. 2176)
FAX :(075)952-0411

一　般　講　演　論　文

第３日：５月２８日（木）

第Ｂ室

セッションＹＢ１　[制－安定性１]　司会　山川　烈（九州工業大学）

セッションＹＢ２　[制－安定性２]　司会　田中　一男（金沢大学）

セッションＹＢ３　[制－理論１]　司会　黒須　顕二（九州工業大学）

セッションＹＢ４　[制－理論２]　司会　安信　誠二（筑波大学）

セッションＹＢ５　[制－理論３]　司会　水本　雅晴（大阪電気通信大学）

セッションＹＢ６　[制－学習]　司会　中島　信之（富山大学）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィシステム表現に基づくサーボ系の実用的設計法

A Design Method of Fuzzy Servo Systems

田中　一男、　佐野　学
Kazuo TANAKA　Manabu SANO

金沢大学
Kanazawa Univ.

あらまし　本論文では応用上の有用性を第一に考え、ファジィ制御におけるサーボ系の設計法を提案する。
本論文で提案する設計法の特徴は
(1)非線形な制御対象に対して設計がシンプルである。
(2)従来のファジィ制御では難しかった制御系の安定性を保証する制御器の設計ができる。
(3)種々のタイプの目標入力や外乱に対して定常偏差が残らない。
である。最後に、本設計法をタンク群水位制御へ適用したシミュレーション結果を述べる。

キーワード　安定性、ファジィサーボ系、タンク群水位制御

1　はじめに

本論文では応用上の有用性を第一に考え、ファジィ制御におけるサーボ系の設計法を提案する。モデルに基づくファジィ制御では主にレギュレータ問題が扱われてきたが[1][2]、実際には目標入力に追従させたり、外乱に対応できるサーボ系を考える方が用途が広い。本論文で提案する設計法の特徴は

(1)非線形な制御対象に対して設計がシンプルである。
(2)従来のファジィ制御では難しかった制御系の安定性を保証する制御器の設計ができる。
(3)種々のタイプの目標入力や外乱に対して定常偏差が残らない。

である。

非線形性を持つ制御対象に対しては、一般に動作点近傍で近似的に線形化し、線形制御を行なっていることが多い。このようなアプローチは系の解析や設計がきわめて容易となるため、実際に多くの現場で試みられている。しかし、非線形性が強い制御対象に対してこのようなアプローチを行なうと、線形化を行なった動作点近傍でのきわめて局所的な範囲でしか満足のいく結果を得ることができない。本論文では動作点によって特性が異なるような非線形を有する制御対象をファジィシステム表現で近似し、簡単かつ有効にファジィサーボ系を構成する設計法を提案する。本論文で述べる設計法の考え方は姜や鈴木らによって提案された設計法[3][4]に近い。しかし、これらの設計法は上記の(2)や(3)についての検討がほとんどなされていない。

最後に、本設計法の有効性を示すためにタンク群水位制御へ適用したシミュレーション結果について述べる。

2　ファジィシステム表現

本論文では、1入力1出力の非線形な制御対象を次のような後件部が状態方程式で表現されている高木、菅野のファジィモデル[5][6]で近似する。

Rule i: IF $x_1(t)$ is A_1^i and … and $x_n(t)$ is A_n^i

$$\text{THEN} \quad \dot{x}_i(t) = A_i x(t) + b_i u(t) \qquad (1)$$

ここで、

$$x(t) = [x_1(t),\ x_2(t),\ \cdots,\ x_n(t)]^T$$

である。$i=1,2,\cdots,\ell$、ℓは規則数である。A_j^i($j=1,2,\cdots,n$)はファジィ集合である。、$x(t)$は状態変数、$u(t)$は操作量、$\dot{x}_i(t)$はi番目の規則からの出力であり、A_i、b_iは後件部パラメータの行列である。以後、後件部の状態方程式をサブシステムと呼ぶことにする。

ファジィモデルの推論値は(2)式に示すような重み付き平均で求められる。

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t)\{A_i x(t) + b_i u(t)\} / \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t) \qquad (2)$$

ここで、$w^i(t)$は時刻tにおけるi番目の規則の前件部の適合度であり、次のように求められる。

$$w^i(t) = \prod_{j=1}^{n} A_j^i(x_j(t))$$

$A_j^i(x_j(t))$はファジィ集合A_j^iの$x_j(t)$におけるメンバーシップ値である。出力$y(t)$は$y(t) = cx(t)$で求められる。

次に、サーボ系の構成について述べる。本論文では、ステップ目標入力に追従し、ステップ外乱の影響を抑制する制御系を考える。この系の拡大系は(3)式のように記述できる。

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t)\{\tilde{A}_i \tilde{x}(t) + \tilde{b}_i u(t)\} / \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t) \qquad (3)$$

ここで、$\tilde{x}(t) = [x(t), z(t)]^T$

$$z(t) = \int_0^t (r - y(t))dt$$

であり、rは目標入力である。また、

$$\tilde{A}_i = \begin{bmatrix} A_i & \begin{matrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{matrix} \\ \hline -c & 0 \end{bmatrix} \qquad \tilde{b}_i = \begin{bmatrix} b_i \\ \hline 0 \end{bmatrix}$$

である。

ランプ目標入力やランプ外乱を考慮する場合には、積分器を1つ増やし同様の考え方で拡大系を構成すればよい。

3　安定性と制御系設計

3.1　安定性

ここでは、(3)式の自由系の安定性を考察する。(3)式の自由系は次式で表現できる。

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t)\tilde{A}_i x(t) / \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t) \qquad (4)$$

ここで、適合度$w^i(t)$はすべての時刻で次の条件が成り立っているものとする。

[条件1] $w^i(t) \geq 0$ (5)

[条件2] $\sum_{t=1}^{\ell} w^i(t) > 0$ (6)

(4)式に対する安定性の条件は[定理 1]のように与えることができる。リアプノフの安定定理よりこの結果は簡単に導ける。

[定理 1]

$$\tilde{A}_i^T P + P\tilde{A}_i < 0 \qquad \forall i \in \{1, 2, \cdots, \ell\} \qquad (7)$$

を満足する共通の正定対称行列Pが存在するならば、(4)式のファジィシステムは大域的漸近安定である。

3.2 制御系設計

本設計法では、ファジィ制御器として次のものを用いる。

$$u(t) = \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t) F_i \tilde{x}(t) \Big/ \sum_{i=1}^{\ell} w^i(t) \qquad (8)$$

ここで、$F_i = [f_{1i}, f_{2i}, \cdots, f_{ni}, k_i]$とする。

ファジィ制御器の設計は(8)式のF_iを求める問題である。(8)式を(3)式に代入してまとめると、ファジィ制御系全体の挙動は

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \frac{1}{R}\Big\{\sum_{i=1}^{\ell} w^i(t) w^i(t)\, G\tilde{x}(t) + 2\sum_{i<j}^{\ell} w^i(t) w^j(t)\{G + \Delta G_{ij}\}\tilde{x}(t)\Big\} \qquad (10)$$

となる。ここで、

$$R = \sum_{i,j=1}^{\ell} w^i(t) w^j(t)$$

$$G = \tilde{A}_i + \tilde{B}_i F_i \qquad \forall i$$

$$\Delta G_{ij} = \frac{1}{2}(\tilde{B}_i - \tilde{B}_j)(F_j - F_i) \qquad (11)$$

である。(10)式の第2項のΔG_{ij}は干渉項と考えることができる。Rule iとRule j ($i \neq j$)のB_iとB_jが等しければ$\Delta G_{ij} = 0$となり、(10)式は

$$\dot{\tilde{x}}(t) = G\tilde{x}(t)$$

となる。よって、Gとして望ましい固有値を持つ行列を選べばよい。このGから、

$$\tilde{A}_i + \tilde{B}_i F_i = G \qquad \forall i \qquad (12)$$

となるようなF_iを算出すれば、完全に望ましい挙動が得られる。このように干渉項を無視して、(12)式からコントローラのパラメータF_iを決定できれば、設計は非常に容易となる。しかし、残念ながら一般にはすべての$i<j$に対して干渉項ΔG_{ij}は0にはならないため、干渉項の影響を考えなければならない。文献(4)の方法では(10)式の第二項（干渉項）を無視して設計を行なっている。本設計法は、干渉項の影響を考慮し、以下の2条件を満足するようなGを用いて(12)式よりコントローラのパラメータF_iを求める。

[条件1] Gがなるべく望ましい固有値を持つ。

[条件2] ある正定対称行列Pに対して(13)式と(14)式をともに満足するようなGを設定する。

$\forall i, j \in \{1, 2, \cdots, \ell\}$、

$$G^T P + P G < 0 \qquad i = j \qquad (13)$$

$$(G + \Delta G_{ij})^T P + P(G + \Delta G_{ij}) < 0 \qquad i < j \qquad (14)$$

[条件2]は制御系の安定性の保証を要求したもの、[条件1]は(10)式の干渉項を無視した場合、すなわち(10)式の第2項を0とした場合の制御系の望ましい挙動を要求したものである。

4 タンク群水位制御への応用

本シミュレーション実験では図1のようなタンク群の水位制御を考える。

ここで、$q_1(t)$:タンク1への流入量（m^3/s）, $q_2(t)$:タンク1の流出量、タンク2への流入量（m^3/s）, $q_3(t)$:タンク2の流出量（m^3/s）, $q_d(t)$:タンク2の流出量（m^3/s）, $h_1(t)$:タンク1の水位（m）, $h_2(t)$:タンク2の水位（m）, D_1:タンク1の断面積（m^2）, D_2:タンク2の断面積（m^2）, R_1:タンク1の流量抵抗（s/m^2）, R_2:タンク2の流量抵抗（s/m^2）である。$q_d(t)$は外乱を想定したものである。制御目的はタンク2の水位を20mで一定に保つことである。なお、本実験において次の条件を定める。

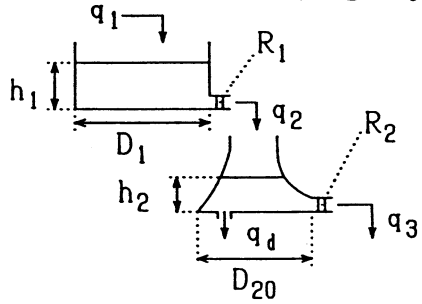


図1 タンク群水位制御

(条件)タンク2の高さと断面積の間には次のような関係があるとする。

$$D_2 = D_{20} / \{0.3\log(h_2(t)+1.0) + 1.0\}$$

ただし、$D_{20} = 1$であり、$h_2(t) > 0$である。D_{20}の値は既知であるが、この定量的な関係は未知とする。ここで、D_{20}はタンクの底の断面積である。

4.1 タンク群のファジィシステム表現

まず、タンク1のモデル化を行なう。タンクの流入量に対する流出量の動特性は次のような式で記述できる。

$$D_1 \dot{h}_1(t) = q_1(t) - q_2(t) \qquad (15)$$

$$q_2(t) = D_1\sqrt{2gh_1(t)} \qquad (16)$$

しかし、(16)式が非線形のため、ある平衡点$h_1^L(t)$近傍で線形化を行なえば、

$$q_2(t) = D_1\sqrt{2gh_1(t)} \fallingdotseq \frac{1}{R_1} h_1(t)$$

が得られる。ここで、

$$R_1 = \frac{1}{D_1}\sqrt{\frac{2h_1^L(t)}{g}} \qquad (17)$$

であり、gは重力加速度である。(17)式よりR_1の値は動作点$h_1^L(t)$に依存することがわかる。この線形化によって、タンク1の動特性は一般に次のような一次遅れ系で近似できる。

$$\frac{Q_2(S)}{Q_1(S)} = \frac{1}{D_1 R_1 s + 1} \qquad (18)$$

(17)式をもとに、$h_1^1(t) = 1$(m)と$h_1^2(t) = 10$(m)のそれぞれの近傍で線形化を行なうと

$$R_1^1 = 0.452/D_1,\quad R_1^2 = 1.429/D_1$$

が得られる。この場合、流量抵抗は3倍以上違うことがわかる。ここでは平衡点として、1mと10mを選んだが、平衡点としてどの値を選ぶかは実プロセスの変数の変動範囲に合わせて決定する必要がある。

次に、タンク2のモデル化を行なう。タンク2の流入量に対するタンク水位の動特性は次のような式で記述できる。

$$D_2(t)\dot{h}_2(t) = q_2(t) - q_3(t) - q_d(t) \qquad (19)$$

$$q_3(t) = D_2\sqrt{2gh_2(t)} \qquad (20)$$

$$D_2(t) = D_{20} / \{0.3\log(h_2(t)+1)+1\} \qquad (21)$$

タンク2は上記の仮定により、物理的なモデル化が困難であるために、ステップ応答法により次のような1時遅れ系で近似する。

$$\frac{H_2(S)}{Q_2(S)} = \frac{K}{Ts+1}$$

表1に各q_2の値のステップ入力に対する応答から求めた時定数、ゲイン定数とそのときのh_2の平衡点を示す。対象が非線形のため、h_2の平衡点によってTとKの値が異なって

いることがわかる。

表1　ステップ応答法によるモデル化

$q_2(t)$	T	K	$h_2(t)$
1	0.4	0.23	0.23
2	1.1	0.63	1.27
3	2.3	1.35	4.06
4	3.6	2.37	9.50
4.5	4.3	2.98	13.39
5	4.9	3.63	18.14

タンク群全体のモデルはタンク1のモデルとタンク2のモデルの直列結合であるから、

$$\frac{H_2(S)}{Q_1(S)} = \frac{K}{(D_1R_1s+1)(Ts+1)}$$

となる。これを微分方程式に書き直せば次式で表現できる。

$$\ddot{h}_2(t) = \frac{1}{D_1R_1T}\{-(D_1R_1+T)\dot{h}_2(t) - h_2(t) + kq_1(t)\} \quad (22)$$

(22)式において、R_1、T、Kは動作点によって異なる値であることに注意する。それぞれの値は、各動作点において

$h_1(t)=1$(m)のとき、　$R_1 = 0.452/D_1$　(23)

$h_1(t)=10$(m)のとき、　$R_1 = 1.429/D_1$　(24)

$h_2(t)=0.23$(m)のとき、　$T=0.4$、$K=0.23$　(25)

$h_2(t)=18.14$(m)のとき、$T=4.9$、$K=3.63$　(26)

となっているので、次のような4つの規則かなるファジィシステムによってモデル化を行なうことができる。ただし、状態ベクトルは

$$\tilde{x}(t) = [\dot{h}_2(t),\ h_2(t),\ z(t)]^T$$

である。

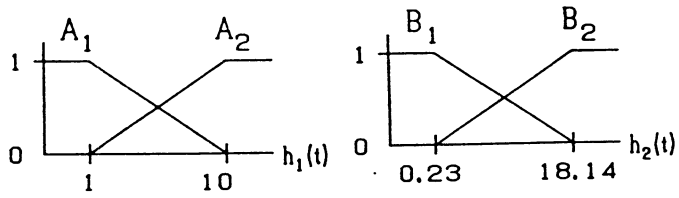


図2　ファジィ集合

Rule 1:IF $h_1(t)$ is A_1 and $h_2(t)$ is B_1

　　THEN　$\dot{x}_1(t) = A_1x(t) + b_1u(t)$

Rule 2:IF $h_1(t)$ is A_1 and $h_2(t)$ is B_2

　　THEN　$\dot{x}_2(t) = A_2x(t) + b_2u(t)$

Rule 3:IF $h_1(t)$ is A_2 and $h_2(t)$ is B_1

　　THEN　$\dot{x}_3(t) = A_3x(t) + b_3u(t)$

Rule 4:IF $h_1(t)$ is A_2 and $h_2(t)$ is B_2

　　THEN　$\dot{x}_4(t) = A_4x(t) + b_4u(t)$

ここで、

$$\tilde{A}_1 = \begin{bmatrix} -4.71 & -5.53 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \tilde{b}_1 = \begin{bmatrix} 1.27 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{A}_2 = \begin{bmatrix} -2.42 & -0.45 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \tilde{b}_2 = \begin{bmatrix} 1.64 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{A}_3 = \begin{bmatrix} -3.20 & -1.75 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \tilde{b}_3 = \begin{bmatrix} 0.40 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{A}_4 = \begin{bmatrix} -0.90 & -0.14 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \tilde{b}_4 = \begin{bmatrix} 0.52 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

である。

また、(23)～(26)式に示した線形化を行なった動作点の値を考慮し、前件部のファジィ集合を図2のように定める。

4.2　ファジィサーボ系の設計

4.2では、2章で示したサーボ系の構成と3.2で示した制御系の設計法を用いてファジィサーボ系を図3のように構成する。シミュレーションでは制御対象としてファジィシステム表現で近似する前の(15)、(16)、(19)、(20)、(21)式を用いる。

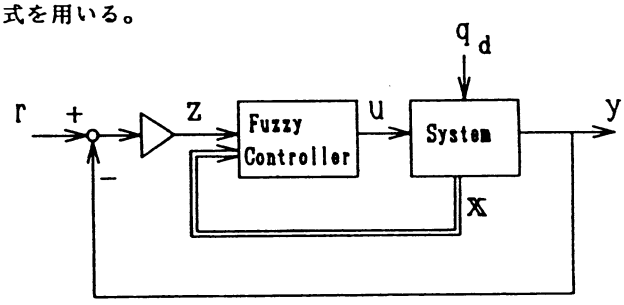


図3　ファジィサーボ系

まず、3.2で示した[条件1]を考慮してフィードバックゲインを求める。本論文では、Butterworthの多項式を参考に、(12)式のGの特性方程式が

$$S^3 + 4S^2 + 8S + 8 \quad (27)$$

となるように極配置を行なった。この結果、ファジィ制御器の各規則のパラメータ$\mathbb{F}_i$は次のように得られた。

$f_{11}=0.556$　$f_{21}=-1.947$　$k_1=6.294$

$f_{12}=-0.967$　$f_{22}=-4.608$　$k_2=4.884$

$f_{13}=-1.995$　$f_{23}=-15.552$　$k_3=19.900$

$f_{14}=-5.977$　$f_{24}=-15.168$　$k_4=15.444$

次に、上記のフィードバックゲインが[条件2]を満足することを確認する。正定対称行列$\mathbb{P}$として

$$\mathbb{P} = \begin{bmatrix} 0.20 & 0.29 & -0.15 \\ 0.29 & 2.69 & -1.83 \\ -0.15 & -1.83 & 2.83 \end{bmatrix}$$

を選べば、$\mathbb{P}$はリアプノフ行列となる。すなわち、$\mathbb{P}$は(13)式と(14)式を満たす正定対称行列となる。換言すれば、この制御対象を上記のフィードバックゲインで制御すれば、制御系全体の安定性は保証される。なお、この$\mathbb{P}$は文献(7)の方法を用いて見つけだした。

D_1の値を変化させてシミュレーションを行なった場合のファジィ制御と線形制御による制御結果を図5～8に示す。ここでは、$q_d=0$としている。なお、線形制御器としては次の2つのものを用いている。制御器1のフィードバックゲインは$f_1=-0.967$：$f_2=-4.608$：$k=4.884$である。一方、制御器2のフィードバックゲインは$f_1=-5.977$：$f_2=-15.168$：$k=15.444$である。前者は$h_1(t)=1$(m)、$h_2(t)=20$(m)近傍で線形化を行なった制御対象に対して、制御系全体の固有値が(27)式の根と一致するようにフィードバックゲインを求めたもの、後者は$h_1(t)=10$(m)、$h_2(t)=20$(m)近傍で線形化を行なった制御対象に対して、制御系全体の固有値が(27)式の根と一致するようにフィードバックゲインを求めたものである。

線形制御の場合、タンク1のモデルを求めるときに線形化を行なった水位近傍に$h_1(t)$が収束すれば、ファジィ制御との差はほとんど認められない。しかし、図5、図7のように線形化を行なった水位近傍から離れたところで$h_1(t)$が収束してしまった場合には線形制御の結果は著しく劣っていることがわかる。非線形を有する制御対象では動作点によってその特性が異なるので、線形化を行なった動作点近傍でしか満足のいく結果が望めない。

また、q_i＝４０のステップ外乱を加えた場合の制御結果を図９、図１０に示す。ここでは、D_1＝４に設定されている。ファジィ制御器は外乱に対しても有効に働いていることがわかる。

5　まとめ

本論文は非線形性を有する制御対象に対するファジィサーボ系の簡易設計法を提案した。この方法の特徴は、

(1)非線形な制御対象に対して設計がシンプルである。
(2)従来のファジィ制御では難しかった制御系の安定性を保証する制御器の設計ができる。
(3)種々のタイプの目標入力や外乱に対して定常偏差が残らない。

であり、応用上から考えると実用的な設計法といえる。

参考文献

(1)田中、菅野：ファジィ制御系の解析と設計に関する一考察、第５回ファジィシステムシンポジウム、127/132 (1989)

(2)K.Tanaka, M.Sugeno:Stability Analysis and Design of Fuzzy Control Systems, FUZZY SETS AND SYSTEMS, vol.46, no.1 135/156 (1992)

(3)M. Sugeno, G.T. Kang:Fuzzy Modelling and Control of Maltilayer Incinerator,Fuzzy Sets and Systems, 18, 329/346 (1986)

(4)K.Suzuki, Y.Naka and K.Bito:Fuzzy Multi-Model Control of a High-purity Distillation System, Proceeding of IFES'91, vol.2, pp.684-693 (1991)

(5)T. Takagi and M. Sugeno:Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modelling and Control, IEEE Trans. SMC-15-1, 116/132 (1985)

(6)M.Sugeno and K.Tanaka: Successive identification of a fuzzy model and its applications to prediction of a complex system, FUZZY SETS AND SYSTEMS, vol.42, no.3 15/334 (1991)

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

[問い合わせ先]
金沢大学工学部機械システム工学科　　田中　一男
〒920　金沢市小立野2-40-20
TEL 0762-61-2101　内405　　FAX 0762-63-3849

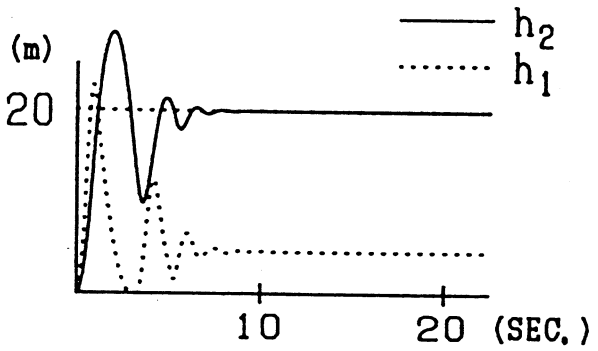


図７　線形制御器１の制御結果（D_1＝１．５）

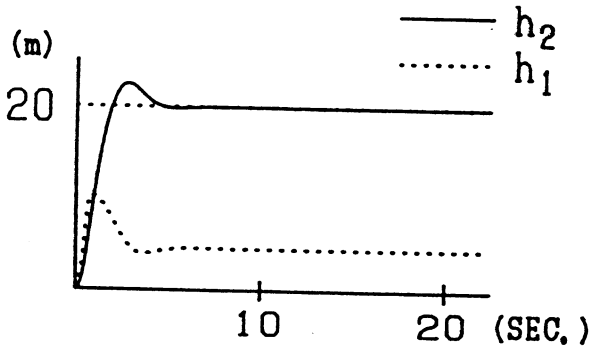


図８　ファジィ制御器の制御結果（D_1＝１．５）

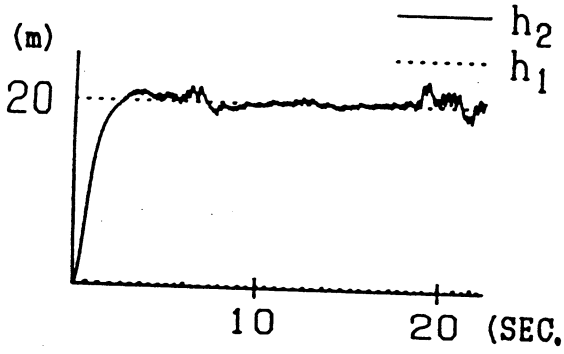


図５　線形制御器２の制御結果（D_1＝１０）

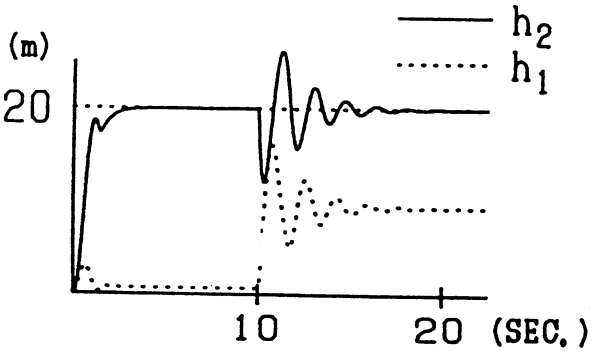


図９　線形制御器１の制御結果

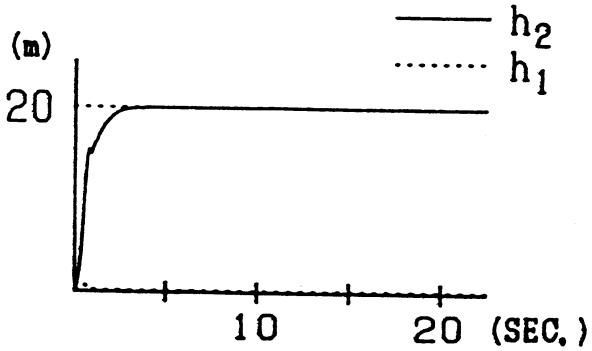


図６　ファジィ制御器の制御結果（D_1＝１０）

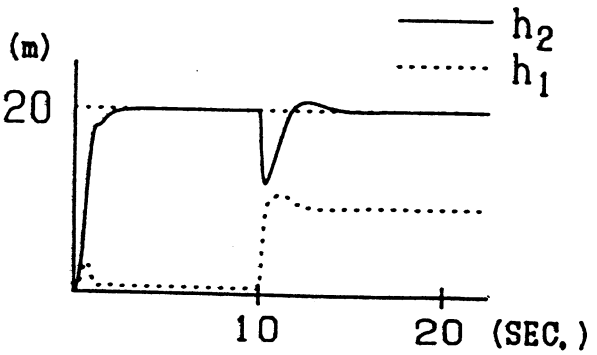


図１０　ファジィ制御器の制御結果

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

不安定点近傍におけるファジィ制御系の安定性
A Stability of Fuzzy Control System near Unstable Point.

山口秀樹
Hideki YAMAGUCHI

株式会社ニコン　開発本部　研究所　ソフトウェアセンター
SOFTWARE CENTER, RESEARCH LABOLATORY, NIKON CORPORATION

Abstracts:我々は理想的な倒立振子の不安定点近傍の振る舞いに対して、ファジィ制御による安定化を試みた。ここで、系の安定性の評価としてリアプノフ指数を用いた。数値実験の結果、ファジィ制御による系の安定化によって、不安定点近傍の軌道の振る舞いがカオスになっている事を得た。

KEYWORDS: Fuzzy control,Chaos,Lyapunov exponent.

§1. はじめに

制御系の安定性の問題は工学上の現実的な要請のみならず、天体力学などの一般の力学系として見たときにおいても重要な問題である。このような力学系の安定性を評価する方法として位相面解析、ナイキストの方法、Lyapunov関数の方法、記述関数の方法などが多く存在する[1]。今までファジィ制御系の安定性に関する議論として位相面解析の方法[2][3]などがなされている。

しかしながら、位相面解析による方法では定量的な評価ができず、Lyapunov関数による方法は系が発散系である事と原理的に平衡点近傍で標準形を求めるなどの制御系の平衡点近傍の詳細な解析の後に関数を具体的に構成しなければならないという問題があり、多くの入出力変数を持つような高次元系に適用する事は難しい。

非線形力学系の安定性はLyapunov指数によって定量的に評価できる。我々はこのLyapunov指数による安定性の評価を用いて、摩擦のない理想的な倒立振子をファジィ制御する制御系の安定性を論ずる。

§2. 考察するモデル

我々の目的は、ファジィ制御関数の適用によって双曲型の不安定点近傍の軌道の安定性を定量的に調べることにある。被制御系として図1のような理想的な倒立振子を考察する。このときの運動方程式は簡単に

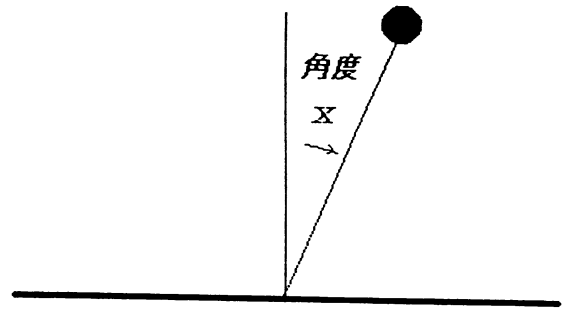


図 1: 被制御系の模式図

$$\ddot{x} = a\sin(x) \tag{1}$$

と表される。ここで、xは角度、aは振幅である。この運動方程式(1)は角度xと角速度$\dot{x}$によって記述される$(x,\dot{x})$空間上での摩擦の無い物理振子の運動方程式を角度方向にπだけずらしたものに他ならない。したがって、式(1)の相図は図2となる。

簡単のために式(1)を不安定点近傍で線形化したモデルを考える。

$$\frac{d}{dt}\begin{pmatrix} x \\ \dot{x} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{x} \\ ax \end{pmatrix} \tag{2}$$

さらに、式(2)の時間微分をオイラー差分Δtで近似する。時刻nにおいて$\Delta x = x_{n+1} - x_n$, $\Delta\dot{x} =$

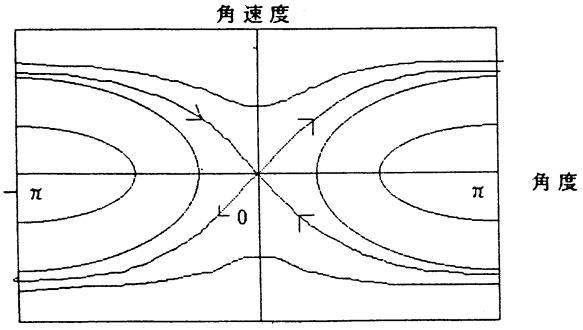


図 2: 被制御系の相図

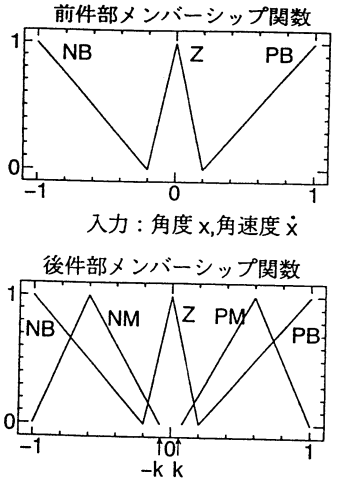


図 3: メンバーシップ関数

$\dot{x}_{n+1} - \dot{x}_n$ とすると、式 (2) は

$$\begin{pmatrix} x_{n+1} \\ \dot{x}_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ a \cdot \Delta t & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_n \\ \dot{x}_n \end{pmatrix} \quad (3)$$

この双曲型の不安定性を持つ系 (3) の振る舞いをファジィ制御関数 $U(k; x, \dot{x})$ で安定化させる事を試みた。

$$\begin{pmatrix} x_{n+1} \\ \dot{x}_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_n + \Delta t \cdot \dot{x}_n \\ a \cdot \Delta t \cdot x_n + \dot{x}_n + U(k; x_n, \dot{x}_n) \end{pmatrix} \quad (4)$$

ここで、ファジィ制御関数は三角型メンバーシップ関数を用い、Max・積合成をもちいてルール化し、重心法で制御値を得ている。(表 1参照) ただし、Uにおけるパラメータ kは三角形メンバーシップ関数の傾きに対応し、その傾きの変化に対する系の安定性の変化を調べるために、各メンバーシップ関数は図 3のようにした。

表 1: 制御ルール

		x		
		NB	Z	PB
$\dot{x}$	NB	PB	PM	Z
	Z	PM	Z	NM
	PB	Z	NM	NB

§3. リアプノフ指数による安定性の評価

我々が考察すべき系とは差分化したモデル (4) である。すなわち、差分化によって得られた (4) 式は系の状態の振る舞いを記述する時間発展の写像である事を意味する。我々の考察するファジィ制御系において、その被制御系はなめらかであり、ファジィ制御関数 $U(k; x, \dot{x})$ は測度 0 の集合を除いてなめらかであるから、我々のモデル (4) はほとんどいたるところでなめらかであると仮定できる。

系の安定性を調べるためには、差分による写像 (4) によって写される $(x, \dot{x})$ 空間の各軌道点の安定性を調べればよい。ここである軌道が安定であるとは、その軌道に沿って隣接軌道間の距離の伸び率が負になることであり、不安定であるとはその伸び率が正となることである。

リアプノフ指数について

時刻 n で系の点 $(x_n, \dot{x}_n)$ は写像 (4) を Tと表すとき、

$$T : (x_n, \dot{x}_n) \mapsto (x_{n+1}, \dot{x}_{n+1}) \quad (5)$$

によって $(x_{n+1}, \dot{x}_{n+1})$ に逐次写される。ある初期点を $\mathbf{x}_0 = (x_0, \dot{x}_0)$ とし、隣接軌道の初期点を $\mathbf{x'}_0 = (x'_0, \dot{x}'_0)$ とする。n 回目の隣接軌道との距離 $d\mathbf{x}_n = |T^n(\mathbf{x}_0) - T^n(\mathbf{x'}_0)|$ は、初期のその差 $d\mathbf{x}_n = |\mathbf{x}_0 - \mathbf{x'}_0|$ が十分小さいとすると

$$d\mathbf{x}_n = \left|\frac{dT^n(\mathbf{x}_0)}{d\mathbf{x}_0}\right| d\mathbf{x}_0$$

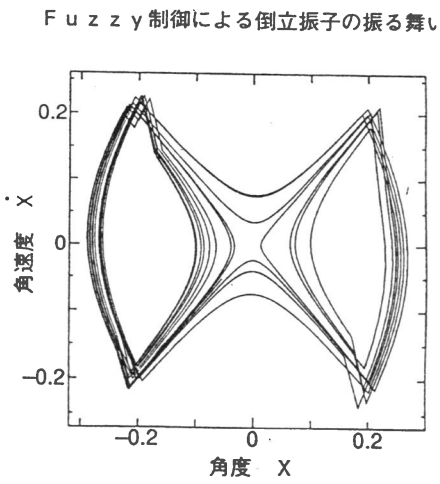


図 4: ファジィ制御された倒立振子の相図

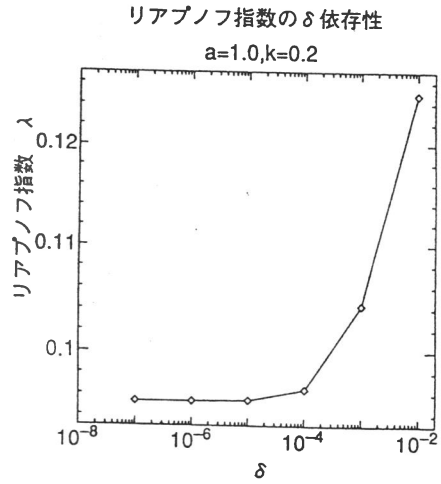


図 5: Lyapunov 指数の隣接軌道間距離依存性

$$= \prod_{i=1}^{n} |\frac{dx_i}{dx_{i-1}}| dx_0 \qquad (6)$$

であるから、結局伸び率Λ_nは

$$|\frac{dx_n}{dx_0}| \propto e^{\Lambda_n n}$$

として

$$\begin{aligned} \Lambda_n &= \frac{1}{n} \ln |\frac{dx_n}{dx_0}| \\ &= \frac{1}{n} \ln \prod_{i=1}^{n} |\frac{dx_i}{dx_{i-1}}| dx_0 \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \ln |\frac{dx_i}{dx_{i-1}}| dx_0 \qquad (7) \end{aligned}$$

のように得られる。$n \to \infty$ かつ $dx_0 \to 0$ として定義される伸び率Λは Lyapunov 指数 (1 次元 Lyapunov 指数) [4][5] と呼ばれている。この Lyapunov 指数を用いて制御系の安定性を評価する。

安定性の評価結果

ファジィ制御された倒立振子の相図を図 4に示す。ただし、初期点 $x_0 = (0.1, 0.1)$、差分$\Delta t = 0.1$ とした。

この図では、双曲型の不安定点である原点のまわりで写像 (4) によるアトラクタは ∞ のような形をしているのがわかる。このとき、系のパラメータ k,a(振幅) の変化に対する式 (7) による Lyapunov 指数の評価であるが、kの変化に対してアトラクタの形状、範囲などに変化がなかった。

図 6、7、8 において、Lyapunov 指数の a 依存性を示す。ただし、それぞれ 10^4回のエイジングを行った後のデータである。ここで、隣接軌道とのずれδの大きさに対する Lyapunov 指数の依存性を図 5に示す。これによれば隣接軌道間距離が 10^{-5} 以下であれば、Lyapunov 指数は収束している事がわかる。また、図 4 から軌道は有限領域にとどまっている事と、図 7 によって、1 次元 Lyapunov 指数が正で 2 次元 Lyapunov 指数が負である事により、この軌道の振る舞いはカオスであることがわかった。さらに、図 8 より、このカオスアトラクターが 1.9 次元程度の大きさを持つ事がわかる。

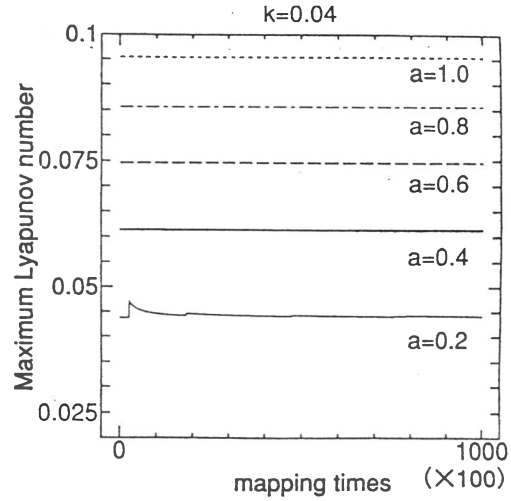


図 6: 1 次元 Lyapunov 指数のパラメータ依存性

§4. まとめ

我々は制御系の安定性を Lyapunov 指数を用いる事により定量的に評価した。双曲型の不安定点近傍のファジィ制御関数による安定化によって、系がカオスになることを明らかにした。

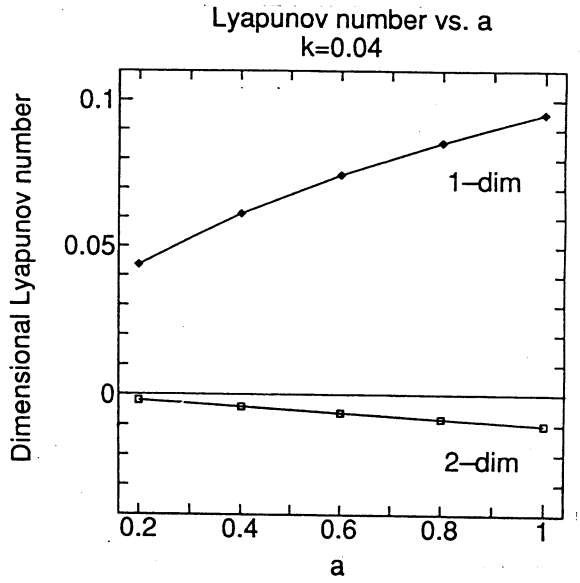


図 7: Lyapunov 指数 (1 次元及び 2 次元) のパラメータ依存性

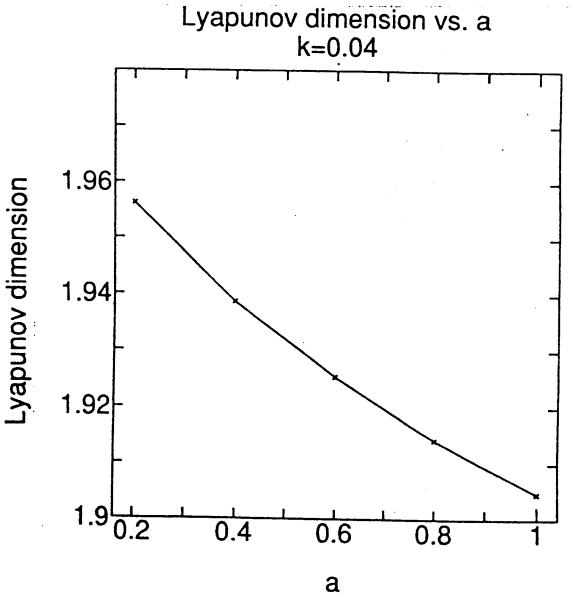


図 8: Lyapunov 次元のパラメータ依存性

このカオスアトラクタはメンバーシップ関数の傾き具合を表すパラメータ $k(=0 \rightarrow 2.0)$ の変化範囲においてロバストで、ほとんど、そのアトラクタの形状は変化しない。このことから「ファジィ制御系における最適なメンバーシップ関数とルールの構築」は被制御系の安定性の種類に依存すると思われる。

また、Lyapunov 指数による安定性評価は高次元系についても適用できるので、安定性を評価する方法として非常に有効であると思われる。

参考文献

[1] J. E. Gibson:Nonlinear Automatic Control. (McGraw-Hill,1963); 堀井武夫 訳, 非線形自動制御 (コロナ社, 1968).

[2] 寺野、増井、森:ファジィ制御の安定問題、第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.103-108(1988)

[3] 前田、村上:位相面を用いたファジィ制御系の安定性の解析、 日本ファジィ学会誌、Vol3、No.2、pp.329-338(1991); 前田、村上、稲毛:ファジィ制御系の安定性、 第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.493-498(1989)

[4] A. J. Lichtenberg and M. A. Lieberman: Regular and Stochastic Motion. (Springer, 1983).

[5] I. Shimada and T. Nagashima:"*A Numerical Approach to Ergodic Problem of Dissipative Dynamical Systems*", Prog. Theor. Phys., **61**,pp.1605-1615,(1979).

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ制御系のマクロ安定化

Macloscopic Stability of Fuzzy Control Systems

北條達也
Tatsuya Hojo
山武ハネウエル（株）
Yamatake-Honeywell Co.

寺野寿郎
Toshiro Terano
法政大学
Hosei University

増井重弘
Shigehiro Masui
法政大学
Hosei University

あらまし：ファジィ制御系の安定性については、従来、漸近安定の立場で議論したものが多くみられるが、その強い非線形性のために漸近安定の条件では制御系は過度に安定になり、実用的ではない。そこで、本研究はファジィ制御系の安定性を数学的に厳密な漸近安定条件として議論するのではなく、実用的な観点でファジィ制御系の安定性をとらえ、記述関数法と位相面解析に基づき、安定性・リミットサイクルの存在を定性的に推定する方法を提案する。

キーワード：ファジィ制御、安定判別、非線形制御、記述関数、位相面解析、リミットサイクル

１．はじめに

ファジィ制御系の安定問題については、非線形系としてその漸近安定を解析的に検討を行っているもの[2]や、ファジィルールを領域分割し、各領域に対して数理モデルを導出して検討を行う方法[5]、リアプノフ関数による解析[3]、円板条件の拡張による方法[1]などが提案されているが、その多くはファジィ制御系の安定性を漸近安定として議論している。しかし、実際のプロセス制御の現場では、再現性、ノイズの影響、非線形性などの問題により、正確な数学モデルを求めることはできない。また、非線形性によるリミットサイクルが生じてもある許容範囲であるならば実用上差し支えはない。もし、強いて漸近安定の条件を求めようとすると、系は過度に安定になり、実際のシステム設計には利用できない。

やや実用的な研究として位相面解析による方法[6]があるが、本研究でも上記の理由により数学的に厳密な安定条件を議論するのではなく、実用的な観点でファジィ制御系の安定性をとらえ、記述関数法と位相面解析により、ファジィ制御系の安定性を定性的に推定する。

２．ファジィコントローラの性質

２入力１出力のファジィコントローラの場合、その多くは図１に示すように、

領域Ⅰ：（原点から離れた部分）
　コントローラの２つの入力に対する出力がその入力の１つ、あるいは、両方の入力の変化に対して一定値となる部分

領域Ⅱ：（原点近傍）
　コントローラの２つの入力に対して出力が大きく変化する部分

の２つの部分に分けられる。

領域Ⅰでは、コントローラに対する入力が大きく、入力のＮＢまたはＰＢのメンバーシップ値が１．０で一定値になっている。したがって、この領域では、ファジィルールを表１で示すルールテーブルの”外周部分”のルールによって出力が決まる。

領域Ⅱは、コントローラに対する入力がともに小さく、入力の変化に対して各ファジィラベルのメンバーシップ値が変化する領域で、ルールテーブルの”内部”のルールによってコントローラ出力が決まり、入力の変化に対してファジィルールが有効にはたらき、出力が柔軟に変化する。

一般に、ファジィコントローラは上述のような飽和特性を持っている。そこで、ファジィコントローラの安定性を位相面の原点から離れた領域Ⅰと原点近傍の領域Ⅱに分けて考える。

表１　Rutherford のファジィルール[6]

		e						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
Δe	PB	ZO	PS	PM	PB	PB	PB	PB
	PM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB	PB
	PS	NM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB
	ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
	NS	NB	NB	NM	NS	ZO	PS	PM
	NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZO	PS
	NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZO

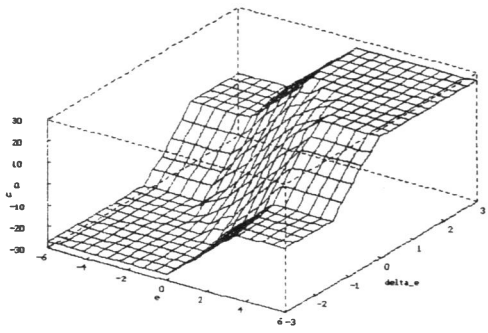


図１　コントロールマップ(Rutherfordのﾌｧｼﾞｲﾙｰﾙ)

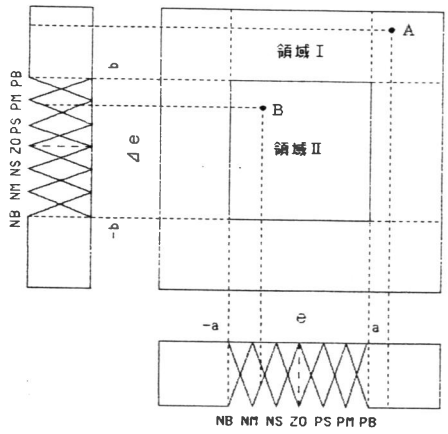


図2　位相面領域分割

3．モデル

ファジィ制御系は全体として非線形であってもよいが、問題を簡単化するために、ここでは制御対象の動特性は線形で既知であるとし、1次遅れ＋むだ時間で表されるものを例として用いる。しかし、ここで述べる大局的な安定性についての議論は、どのような制御対象であっても適用可能である。

ファジィコントローラは、2入力1出力とし、制御ルールは非線形であるが実行には遅れがないものとする。

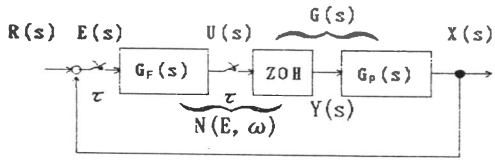


図3　ファジィ制御系

図3において、τはファジィコントローラのサンプリング時間、$G_P(s)$は制御対象の伝達関数、$G_F(s)$はファジィコントローラの伝達関数である。
また、$N(E,\omega)$および$G(s)$は、それぞれ0次ホールドを含んだファジィコントローラと制御対象の伝達関数である。

4．　原点から離れた領域（領域Ⅰ）の安定解析[10]

ファジィコントローラは位相面原点から離れた領域では、前述のように飽和特性を示すことが多い。このような場合、非線形要素の周波数応答を禁じ的に求める手法として記述関数法がよく知られている。

図3の制御系を線形である制御対象$G_P(s)$と0次ホールドを含み非線形であるファジィコントローラとに分けて考える。
特性方程式、

$$1+N(E,\omega)\cdot G_P(j\omega)=0 \qquad (1)$$

より、

$$G_P(j\omega)=\frac{1}{-N(E,\omega)} \qquad (2)$$

ただし、Eおよびωは入力の振幅および周波数である。

(2)式の右辺の軌跡は振幅軌跡と呼ばれ、左辺で表される制御対象のベクトル軌跡との相対的な位置関係により制御対象の安定性を判別することができる。

いま、ファジィコントローラに対して正弦波を入力すると、

$$e_n=E\sin\omega t_n \qquad (3)$$

$$\Delta e_n=E\omega\cos\omega t_n \qquad (4)$$

ファジィコントローラが位置型の場合、この入力に対するファジィコントローラの出力をフーリエ級数の基本成分のみ考えると、記述関数は、

$$N(E,\omega)=\frac{f_1+jh_1}{E} \qquad (5)$$

ここで、

$$\theta=\omega t_n \qquad (6)$$

$$f_1=\frac{1}{\pi}\int_0^{2\pi} y(\theta)\sin\theta\,d\theta \qquad (7)$$

$$h_1=\frac{1}{\pi}\int_0^{2\pi} y(\theta)\cos\theta\,d\theta \qquad (8)$$

図2に示すように、ファジィコントローラに対する入力が、

$$|e_n|\geqq a \vee |\Delta e_n|\geqq b \qquad (9)$$

の領域でファジィコントローラの記述関数を考える。ここで、aおよびbは各入力の”ＰＢ”のメンバーシップ関数のピーク値である。
ファジィコントローラの出力がコントロールマップ上で傾斜を持つ部分は平面で近似する。

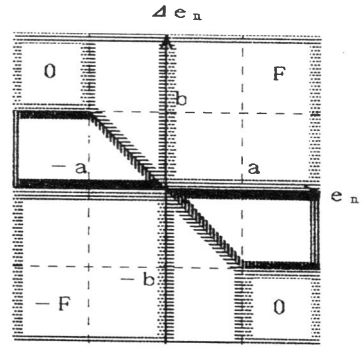


図4 ファジィコントローラ出力近似

安定判別は、任意の入力周波数ωに対し、入力振幅Eを変化させて複素平面上に(2)式右辺の振幅軌跡を描き、(2)式左辺の制御対象のベクトル軌跡との相対位置により行う。ベクトル軌跡$G_P(j\omega)$が振幅軌跡を常に左にみるときはシステムは漸近安定であり、逆に常に右にみるときにはシステムは不安定である。
ベクトル軌跡と振幅軌跡が交わる場合は、その交点にお

いて$G_P(j\omega)$のωの値と$-1/N(E,\omega)$のパラメータωが一致する場合のみ、その交点で定まる周波数と振幅でリミットサイクルを生じることが予想される。

速度型ファジィコントローラの場合では、ファジィルールの後件部変数がコントローラ出力の変化分であるため、制御対象の伝達関数G_Pに積分を付加して考えればよい。

5. 原点近傍の領域（領域Ⅱ）の安定解析[4),7)]

原点から離れた領域での安定解析により制御系が大局的に安定であることがわかれば、次に原点近傍で漸近安定であるか否かを位相面解析により分析する。

図3の制御系の特性方程式は離散時間において、

$$1+G_F(z)\cdot G(z)=0 \tag{10}$$

制御系の安定解析は、(10)式で表された特性方程式を用いて行うことができる。しかし、ファジィコントローラの特性$G_F(z)$は、一般に非線形になるため、ファジィコントローラを線形差分方程式で近似する。

位相面上の領域、

$$|e_n|<a \ \wedge \ |\Delta e_n|<b \tag{11}$$

の各点においてファジィコントローラの出力を差分方程式で近似する。ここでは位相面原点に対する安定性を議論するためコントローラを原点を通る平面として近似を行う。

位置型ファジィコントローラの場合、サンプリング時刻nのときのコントローラの入力を偏差e_nおよび偏差の変化分Δe_n、出力をu_nとするとき、入出力関係が、

$$e_n, \Delta e_n \rightarrow u_n \tag{12}$$

で表される。したがって、コントローラの特性を次式により線形近似する。

$$u_n = g^T e \tag{13}$$

ここで、

$$g^T=[g_1, g_2],\ e=[e_n, \Delta e_n]^T \tag{14}$$

g_1およびg_2は、通常の離散型PDコントローラの各々比例ゲインと微分ゲインに対応する。

ファジィコントローラの実際の入出力関係を

$$u_n = f(e) \tag{15}$$

とする。

入力が$e^0=[e_n^0 \ \ \Delta e_n^0]$のとき出力を$u_n^0$とすると、この時のコントローラ出力の gradient は、

$$\nabla_{e0}u=\left[\left.\frac{\partial f}{\partial e_n}\right|_{e_0} \ \ \left.\frac{\partial f}{\partial \Delta e_n}\right|_{e_0}\right]^T$$

$$=[k_1 \ \ k_2]^T=k^T \tag{16}$$

(16)式は、コントロールマップの最大傾斜方向を示すベクトルである。一方、近似式に対しては、

$$\nabla_{e0}u=[g_1 \ \ g_2]^T=g^T \tag{17}$$

この2つのベクトルの方向を一致させる。

$$g=\alpha k \tag{18}$$

$$u_n^0=g^T e^0 \tag{19}$$

よりαを求めることにより、ゲインベクトルは、

$$g=\frac{u_n^0}{k_1 e_n^0+k_2\Delta e_n^0}\ k \tag{20}$$

速度型ファジィコントローラの場合は、コントローラの入出力関係が、$(e, \Delta e) \rightarrow \Delta u$ で表されるので、(15)式においてu_nをΔu_nとして考えればよい。

安定解析は、以上によって得られた近似コントローラにより特性方程式(10)を用いて、位相面上の各格子点においてJuryの安定判別法[8)]により安定判別を行い、位相面を安定な領域と不安定な領域に分ける。多くのシミュレーションより、位相面の安定領域・不安定領域の分布により位相面原点付近のファジィ制御系の安定性は、

(1) 位相面の原点付近に不安定領域が存在しない、あるいは、存在しても周囲の安定領域と比較して小さい場合は漸近安定になる。

(2) 位相面原点付近に安定領域が存在し、その周囲を不安定領域が取り囲んでいる場合、不安定なリミットサイクルを生じる。

(3) 位相面原点付近に不安定領域が存在し、その周囲を安定領域が取り囲んでいる場合、不安定領域と安定領域の境界付近で安定なリミットサイクルを生じる。

(4) 位相面上に安定領域が存在しない、あるいは、存在しても周囲の不安定領域と比較して小さい場合は不安定になる。

上記(2)および(4)の場合、原点から離れた領域が前章の議論で大局的に安定であるならば、その境界付近でリミットサイクルを生じる。

6. シミュレーション例

制御対象の例として時定数 T＝10、むだ時間L＝3の1次遅れ＋むだ時間モデルとし、コントローラのサンプリング時間 τ＝0.5 としてシミュレーションを行った。また、コントローラは位置型で、表1に示した

Rutherford のファジィルールおよび図５に示すメンバーシップ関数を用いる。

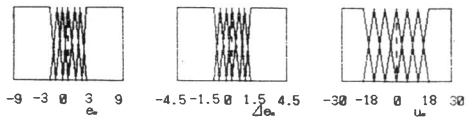


図５　メンバーシップ関数（位置型）

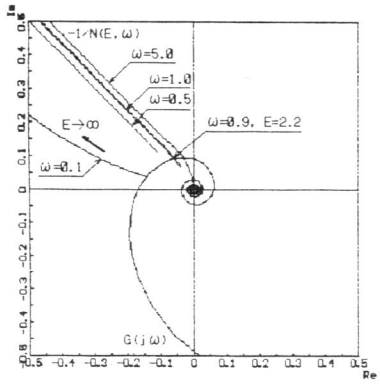


図６　振幅軌跡とベクトル軌跡

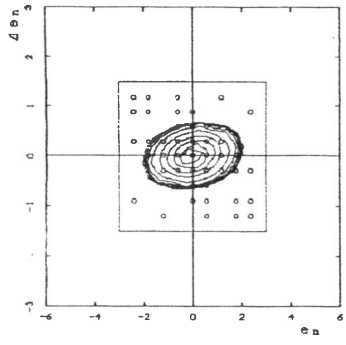


図７　位相面解析および制御系の応答

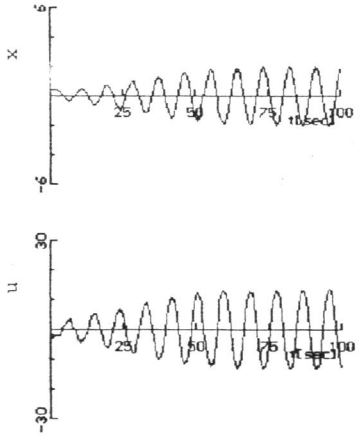


図８　制御系の応答

この場合、図６に示されるように、この制御系では振幅約２．２、周波数０．９のリミットサイクルを生じると推定することができる。しかし、得られたリミットサイクルは、（$|e_n|<3.0 \wedge |\Delta e_n|<1.5$）の領域に入っているため、位相面原点から離れた領域ではこの制御系は安定であると考えられる。位相面原点付近の領域では、図７に示すように原点の周辺は不安定（○印）と判定されているが、その周りの部分では安定な領域が取り囲んでいる。従って、この２つの領域の境界付近でリミットサイクルが生じると推定することができる。

７．　おわりに

本研究は実際のファジィ制御系の設計に役立てる目的で、ファジィ制御系の非線形な特性を扱うために厳密な理論解析よりも、制御系の安定性をマクロ的にとらえることを目標にした。本論文は近似理論であるが、多くのシミュレーションを行い、その結論を確認した。ここでは、制御対象として１次遅れ＋むだ時間で表されるモデルを例としてあげたが、制御対象の特性が既知であるならば不安定な制御対象であっても本方法で制御系の安定性を判断することができる。また、メンバーシップ関数の形式やファジィルールに依存することなく、多様なファジィ制御系の安定解析ができると考える。

参考文献

1) 北村：ファジィルール制御系の絶対安定条件：円板定理の拡張、5TH FUZZY SYSTEM SYMPOSIUM, 505/508, 1989

2) 川瀬、柳原：ファジィ制御の安定性について（その２）第12回 Dynamical System Theoryシンポジウム、229/232, 1989

3) 田中、菅野：リアプノフの直接法を用いたファジィシステムの安定解析とリアプノフ関数の構成について、6TH FUZZY SYSTEM SYMPOSIUM, 353/356, 1990

4) 北條、寺野、増井：ファジィ制御系の安定問題、6TH FUZZY SYSTEM SYMPOSIUM, 357/360,1990

5) 張、荒木：ファジィ制御系の数理的解析と産業応用の可能性について、計測自動制御学会論文集、Vol.26, No.11,1267/1274,1990

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

7) T. Hojo,T. Terano,S. Masui : Stability analysis of fuzzy control systems based on phase plane analysis,4th IFAC World Congress,ENGINEERING 45/48, 1991

8) M. Braae, D. A. Rutherford : Theoretical and Linguistic Aspect of the Fuzzy Controller, Automatica, 15 533/577, 1979

9) C. H. Houpis, G. B. Lamont : DIGITAL CONTROL SYSTEMS Theory, Hardware, Software, McGrow-Hill, 1985

10)平井、池田：非線形制御システムの解析、オーム社、1986

問い合わせ先：〒144　東京都大田区西六郷４－２８－１
山武ハネウエル（株）ISD 開発統括部技術２部
北條　達也
TEL 03-730-2141
FAX 03-730-2144

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

非線形ダイナミカルシステムにおけるファジィ情報の変遷
Transitions of Fuzzy Information through Nonlinear Dynamical Systems

山川 烈　内野 英治　神酒 勤　中村 友一
Takeshi YAMAKAWA　Eiji UCHINO　Tsutomu MIKI　Tomokazu NAKAMURA

九州工業大学 情報工学部
Faculty of Computer Science and Systems Engineering,
Kyushu Institute of Technology

あらまし：本論文では、拡張原理を用いた多段ファジィ推論を念頭におき、非線形ダイナミカルシステムにおけるファジィ情報の変遷の定性的な分析を試みた。

クリスプな情報の変遷の拡張としてファジィ情報の変遷を分類したところ、(1) シングルトン、(2) unknown もしくは区間、(3) 階段状、(4) 振動、の四つの基本的な挙動に分けられることが分かった。全体の変遷はそれらの組合せになる。ここではコンピュータ・シミュレーションによる具体例を示すとともに、これらのファジィ情報の変遷について議論した。

キーワード：多段ファジィ推論、拡張原理、非線形ダイナミカルシステム、折れ線関数

1　はじめに

非線形ダイナミカルシステムに入力されたファジィ情報がどのように変遷するか、コンピュータ・シミュレーションを通して具体的な挙動を観察し、いくつかの基本的なパターンに分類することができたのでここに報告する。

2　クリスプ情報の変遷

まず、一次元非線形差分方程式で記述される一次元非線形ダイナミカルシステムに入力されたクリスプ情報がどのように変遷するか、その基本的な挙動を述べる。

2.1　一次元ダイナミカルシステム

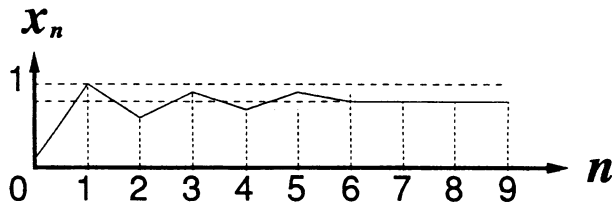
非線形のダイナミカルシステムとして、次式で記述される一次元のシステムを考える。

$$x_{n+1} = f(x_n) \ , \ n = 0, 1, 2, \ldots \qquad (1)$$

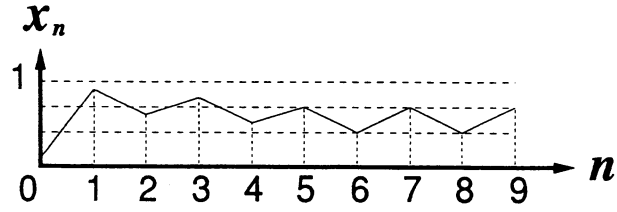
ここで、$f(x)$ は非線形関数で、$f : x \rightarrow [0,1]$ とする。

2.2　基本的な挙動

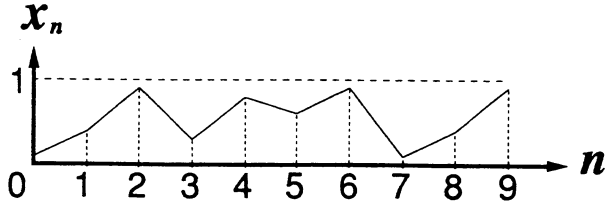
一次元ダイナミカルシステムの基本的な挙動はその軌道が落ち着く最終状態により、図1(1) のように一点へ収束する場合 (固定点)、図1(2) のように複数の周期点の振動になる場合 (周期振動)、図1(3) のように (決定論的に生成される) 無秩序状態になる場合 (カオス的挙動)、の三つに分類できる。



(1) 固定点



(2) 周期振動



(3) カオス的挙動

図1. クリスプ情報変遷の基本的挙動

3 ファジィ情報の変遷

非線形ダイナミカルシステムに入力されたファジィ情報がどのように変遷するかを、その基本的な挙動に分類して述べる。

3.1 シミュレーションモデル

非線形システムの入力の初期値として、次式で表される π 型メンバーシップ関数 $\mu(x)$ を持つファジィ情報を考える。

$$\mu(x;a,W,k)=\frac{1}{1+\left|\frac{2(x-a)}{W}\right|^k} \tag{2}$$

ここで、a、W、k はメンバーシップ関数 $\mu(x)$ の形を決定するパラメータで、例えば $a=0.5$、$W=0.3$、$k=4$ の場合には図 2 のようになる。

さて、非線形システム (1) 式の具体例として、次式で定義されるような折れ線関数 $f(x)$ を考えよう (図 3)。

$$f(x)=\begin{cases} 2x & \left(0<x\le\frac{3}{25}\right) \\ \frac{1}{2}x+\frac{3}{10} & \left(\frac{3}{25}<x\le\frac{7}{25}\right) \\ 2x-\frac{2}{5} & \left(\frac{7}{25}<x\le\frac{19}{40}\right) \\ -2x+\frac{2}{3} & \left(\frac{19}{40}<x\le\frac{21}{40}\right) \\ 2x-\frac{3}{5} & \left(\frac{21}{40}<x\le\frac{2}{3}\right) \\ \frac{1}{2}x+\frac{2}{5} & \left(\frac{2}{3}<x\le\frac{14}{15}\right) \\ 2x-1 & \left(\frac{14}{15}<x\le 1\right) \end{cases} \tag{3}$$

この (3) 式 (および (1) 式) を一次元ダイナミカルシステムと考えた場合、このシステムは次の三つのベイスィン (basin)[1] を持っている。

$$\left(0,\frac{2}{5}\right),\ \left(\frac{2}{5},\frac{3}{5}\right),\ \left(\frac{3}{5},1\right)\ . \tag{4}$$

ここでは、次のようなシミュレーションを行なう。まず、(2) 式で記述されるメンバーシップ関数を持つファジィ情報 x_0(初期値) の像 $x_1(=f(x_0))$ を、拡張原理 [2] により求める。次に、この x_1 に再度 f を作用させて x_2 を求める。この操作を順次繰り返す。この操作の概念図を図 3 に示す。

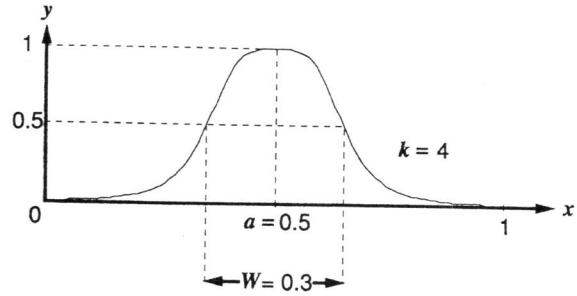


図 2. π 型メンバーシップ関数

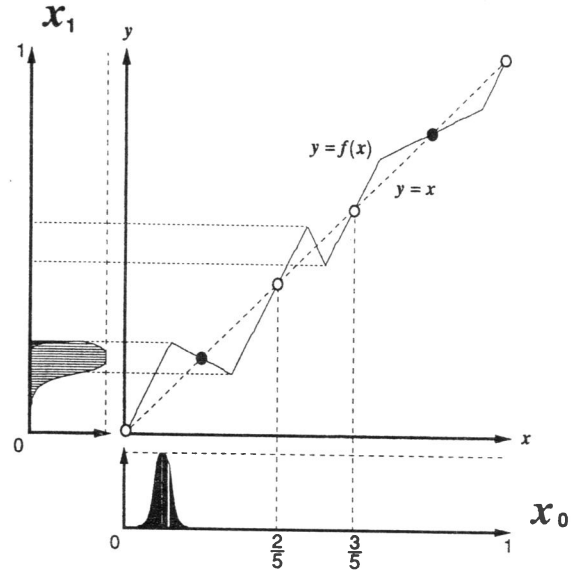


図 3. 折れ線関数による (非線形システムの) モデル。初期値 x_0 は図の下側のメンバーシップ関数 ($\mu(x_0;a=0.10,W=0.05,k=4)$) を持つファジィ情報である。これを図中央の関数 $y=f(x)$ で写像することにより、図の左側のメンバーシップ関数を持つファジィ情報 x_1 となる。黒点、白点はそれぞれシステムのアトラクターとセパラトリクス [1] である。

3.2 基本的な挙動

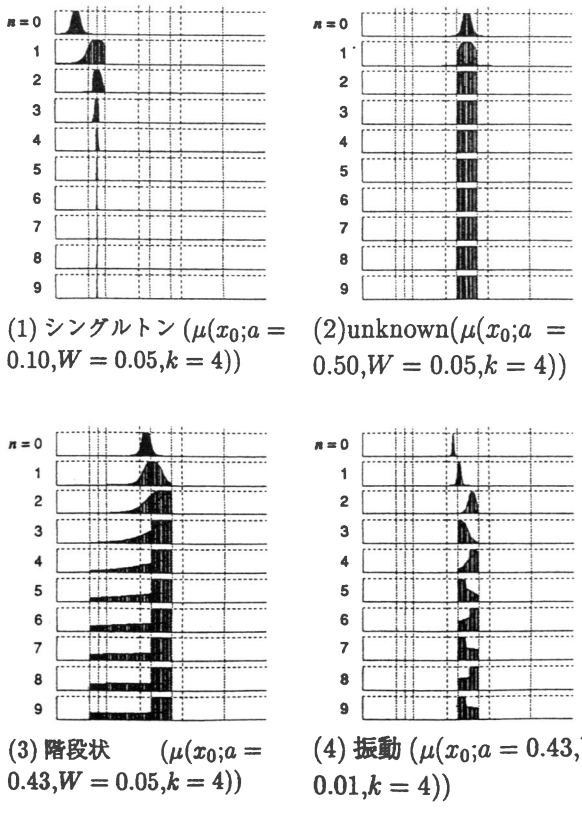
コンピュータ・シミュレーションにより、ファジィ情報変遷の次の四つの基本的な挙動が確認された。

(1) シングルトン 固定点に落ち着くベイスィンに、ファジィ初期値 (ファジィ情報の初期値) があると、図 4(1) のように、その固定点におけるシングルトンに変遷していく。そのシングルトンのグレードは、ファジィ初期値の最大グレードである。

(2)unknown もしくは区間 クリスプ情報が周期振動 (またはカオス的挙動) に落ち着くベイスィンにファジィ初期値があると、図 4(2) のように、その周期振動またはカオス的挙動の範囲内 (peak to peak) で unknown もしくは区間になる。ただし、そのファジィ初期値の最大グレードがリペラー [1] にある場合に限る。その unknown もしくは区間のグレードは、ファジィ初期値の最大グレードである。

(3) 階段状 ファジィ初期値がセパラトリクスにかかり複数のベイスィンに分布すると、図 4(3) のように、階段状になる。

(4) 振動 周期振動に落ち着くベイスィンにファジィ初期値があると、図 4(4) のように、振動する。ただし、そのファジィ初期値の最大グレードがリペラーになく、変遷の初期で最大グレードがリペラーにかかることがない場合に限る。



(1) シングルトン ($\mu(x_0;a = 0.10, W = 0.05, k = 4)$)　(2)unknown($\mu(x_0;a = 0.50, W = 0.05, k = 4)$)

(3) 階段状 ($\mu(x_0;a = 0.43, W = 0.05, k = 4)$)　(4) 振動 ($\mu(x_0;a = 0.43, W = 0.01, k = 4)$)

図 4. ファジィ情報変遷の基本的挙動

3.3 挙動の組合せの例

実際のシミュレーションを通して見られるのは基本的な挙動だけでなく、それらの組合せである。例としてシングルトンと unknown の場合を図 5 に示す。与えられたシステムのクリスプ情報入力に対するその挙動が分かっていれば、ファジィ情報が入力された場合の大まかな変遷についても、上記の四つの基本的な挙動の組合せで予測可能と思われる。

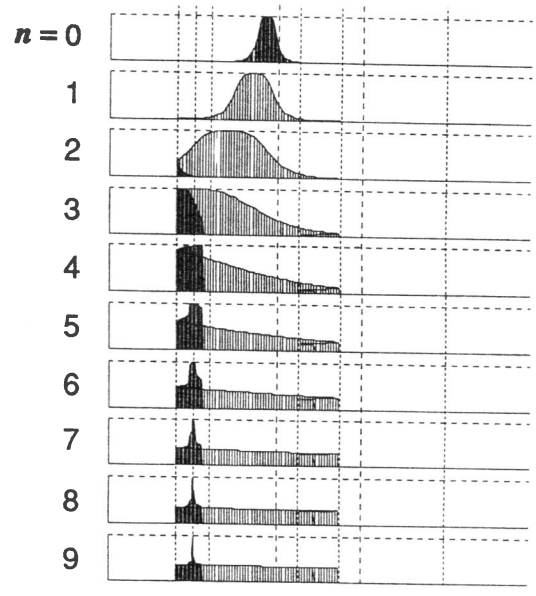


図 5. シングルトンと unknown の組合せの例 ($\mu(x_0;a = 0.37, W = 0.05, k = 4)$)

4 写像関数自身もファジィである場合

非線形写像 f そのものがファジィである場合の挙動について考察する。

4.1 シミュレーションモデル

シミュレーションモデルは前述のものと同じ条件のものを用いる (図 6)。ただし、非線形写像 f はファジィになっている。

4.2 基本的な挙動

基本的な挙動は写像がファジィでない場合 (図 4) に依存するが、境界が曖昧になり、同じ初期値でも異なる変遷をたどる。比較対照のために図 4 と同じ条件でシミュレーションをした結果を図 7 に示した。例えば、セパラトリクス付近の境界から初期値が『漏れ』だして階段状になったり (図 7(2))、グレードの値が大きくなったり (図 7(3))、振動するはずの区間が unknown で埋もれてしまう (図 7(4)) といった違いが観察できる。

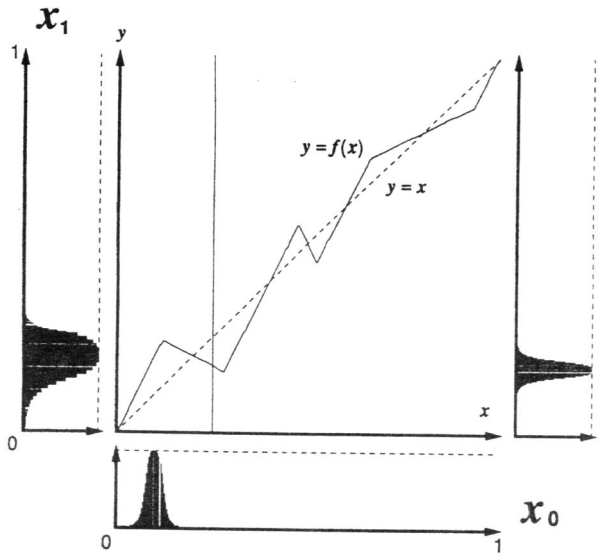
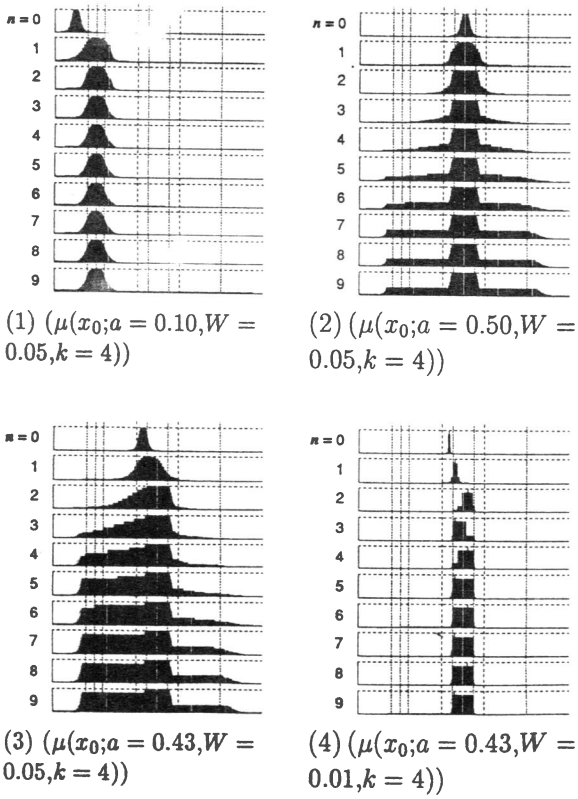


図6. 写像関数もファジィの場合のモデル。図3の条件(写像関数 f と $\mu(x_0; a = 0.10, W = 0.05, k = 4)$) と合わせてある。違うのは写像関数がファジィになっていることである。縦の実線におけるグレード断面は図の右端に示すようになる (このメンバーシップ関数は金太郎飴のようにどこの x 断面をみても同じ)。以下のシミュレーションでは、グレード断面のメンバーシップ関数としてそれぞれのファジィ初期値 x_0 と同じものを採用してある。



(1) ($\mu(x_0; a = 0.10, W = 0.05, k = 4)$)

(2) ($\mu(x_0; a = 0.50, W = 0.05, k = 4)$)

(3) ($\mu(x_0; a = 0.43, W = 0.05, k = 4)$)

(4) ($\mu(x_0; a = 0.43, W = 0.01, k = 4)$)

図7. 写像関数自身もファジィである場合のファジィ情報の変遷

4.3 挙動の組合せの例

挙動の組合せの例について、写像がファジィでない図5と同じ初期値で対照したものを図8に示す。

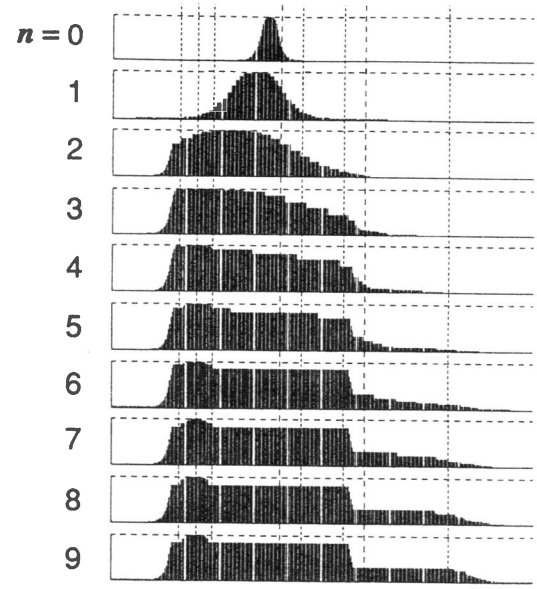


図8. シングルトンと unknown の組合せの例 ($\mu(x_0; a = 0.37, W = 0.05, k = 4)$)

5 おわりに

非線形ダイナミカルシステムに入力されたファジィ情報の変遷は、四つの基本的な挙動、すなわち (1) シングルトン、(2) unknown、(3) 階段状、(4) 振動、に分類され、システム全体の変遷はそれらの組合せになる。

今回の研究では、多段ファジィ推論を念頭においてファジィ情報の変遷について考察した。ここでの論議はファジィ数の反復演算や、媒質を透過するスポット光などへ適用できる。

本研究は、まだ初期的段階であることから、今後多くの課題が残されている。特に、数学的に厳密な考察を行なうこと、多次元の非線形ダイナミカルシステムでの議論などが重要であろう。

参考文献

[1] 合原 一幸 編著 :『カオス』(サイエンス社、1990)

[2] 水本 雅晴 :『ファジィ理論とその応用』(サイエンス社、1988)

問い合わせ先: 〒820 飯塚市 大字川津 680 – 4
九州工業大学 情報工学部
制御システム工学教室　山川 烈
TEL (0948)29-7712
FAX (0948)29-7742

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

非線形システムの厳密なファジィシステム構成と安定性解析
Construction of Exact Fuzzy System for Nonlinear System and Its Stability Analysis

川本俊治　多田憲正　尾上典央　石亀篤司　谷口經雄
Shunji KAWAMOTO　Kensho TADA　Norio ONOE　Atsushi ISHIGAME　Tsuneo TANIGUCHI
大阪府立大学　電気工学科
University of Osaka Prefecture　Department of Electrical Engineering

あらまし：非線形システムにファジィ制御を導入する場合のファジィシステム構成およびその安定性解析について考察する。まず、微分方程式で記述される非線形システムの厳密なファジィシステム構成に必要なメンバーシップ関数決定法を提案する。次に、田中・菅野のファジィシステム安定定理における共通リアプノフ方程式の正定対称行列Ｐを求める問題に、筆者らのＰ－領域計算法を適用する。そして、制御器を含まない一機無限大母線電力系統の動揺方程式を例題に、メンバーシップ関数決定法およびＰ－領域計算法に基づいてその安定性を解析している。

キーワード：　非線形システム，ファジィ，メンバーシップ関数，安定性解析，電力系統

1．はじめに

ファジィ制御が工学の分野で注目を集めている。しかしながら、電力系統の安定化制御への導入においては、その安定性解析に関する理論的体系の確立が重要な課題である。

本研究では、与えられた非線形システムの厳密なファジィシステムに必要なメンバーシップ関数決定法を提案している。そして高木・菅野のファジィシステム[1]を構成し、田中・菅野の安定定理[2],[3]に必要な正定対称行列Ｐを求めるための筆者らのＰ－領域計算法[4]を適用する。最後に、非線形制動項を持つ一機無限大母線電力系統の動揺方程式を例題として、その安定性解析を具体的に検討している。

2．メンバーシップ関数構成法

まず、非線形システムにおける非線形関数

$$y = g(x) \tag{2.1}$$

を考える。図１のx-y平面に示すように、y=g(x)のm個の線形サブシステムを

$$\begin{aligned} S_1(x) &= k_1 x + l_1 \\ &\vdots \\ S_m(x) &= k_m x + l_m \end{aligned} \tag{2.2}$$

とする。ただし{ki,li}，(i=1,2,…,m)は定数である。そして求めるメンバーシップ関数の適合度をWi(x)として、g(x)がSi(x)およびWi(x)により厳密に与えられるとすると

$$g(x) = \frac{\sum w_i(x) S_i(x)}{\sum w_i} \tag{2.3}$$

と表せる。式(2.2)を式(2.3)に代入し、両辺に∑WiをかけてWiで割ると次式が得られる。

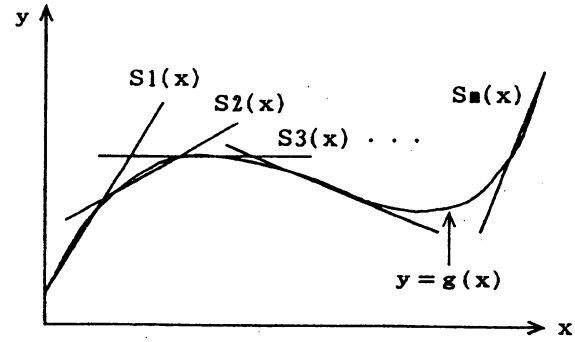


図１　g(x)の線形サブシステム

$$
\begin{aligned}
&g(x)\{1+w_2/w_1+\cdots+w_m/w_1\}\\
&=(k_1x+l_1)+(w_2/w_1)(k_2x+l_2)+\cdot\cdot\\
&\quad\cdot\cdot+(w_m/w_1)(k_mx+l_m)
\end{aligned}
\tag{2.4}
$$

これを(W2/W1)についてまとめると

$$
\begin{aligned}
&\{g(x)-(k_2x+l_2)\}(w_2/w_1)\\
&=(k_1x+l_1)-g(x)\\
&\quad+(w_3/w_1)(k_3x+l_3)+\cdot\cdot\\
&\quad\cdot\cdot+(w_m/w_1)(k_mx+l_m)\\
&\quad-g(x)\{w_2/w_1+\cdots+w_m/w_1\}
\end{aligned}
\tag{2.5}
$$

と書き直せる。ここで

$$
\begin{aligned}
w_1&=g(x)-(k_2x+l_2)\\
w_2&=(k_1x+l_1)-g(x)
\end{aligned}
\tag{2.6}
$$

に選び、式(2.6)を式(2.5)に代入し、両辺を(W3/W1)で割れば

$$
\begin{aligned}
&g(x)\{1+w_4/w_3+\cdots+w_m/w_3\}\\
&=(k_3x+l_3)+(w_4/w_3)(k_4x+l_4)+\cdot\cdot\\
&\quad\cdot\cdot+(w_m/w_3)(k_mx+l_m)
\end{aligned}
\tag{2.7}
$$

となる。式(2.7)は式(2.4)と同じ形式であることに注意して繰り返し計算すると

$$
\begin{aligned}
w_1&=g(x)-(k_2x+l_2)\\
w_2&=(k_1x+l_1)-g(x)\\
w_3&=g(x)-(k_4x+l_4)\\
w_4&=(k_3x+l_3)-g(x)\\
&\vdots\\
w_{m-1}&=g(x)-(k_mx+l_m)\\
w_m&=(k_{m-1}x+l_{m-1})-g(x)
\end{aligned}
\tag{2.8}
$$

が得られる。したがって、線形サブシステムを偶数個選び、式(2.8)のメンバーシップ関数を採用することによって、非線形関数(2.1)を(2.3)で表現することができる。換言すれば、従来の試行錯誤によるメンバーシップ関数とは異なる立場から、非線形システムを記述する非線形微分方程式に含まれる非線形関数g(x)は、式(2.8)のメンバーシップ関数により構成することができる。すなわち、非線形システムの"非線形性"(nonlinearity)がここではメンバーシップ関数(2.8)による"あいまい性"(fuzziness)に書き直されている、とみなすことができる。

非線形システムが離散系である場合、図1の連続系ファジィモデルに対して離散系ファジィモデル[5]においても、式(2.8)でx→xnとすることによってメンバーシップ関数構成が可能となる。そして非線形関数(2.1)の代わりに線形サブシステム(2.2)を非線形システムに代入して得られる線形システムは

$$
\mathbf{x}i(k+1)=Ai\mathbf{x}i(k) \tag{2.9}
$$

により表すことができ、高木・菅野のファジィシステムは

$$
\mathbf{X}(k+1)=\frac{\sum w_iA_i}{\sum w_i}\mathbf{X}(k) \tag{2.10}
$$

で与えられる。ただし、$\mathbf{x}\in R^r$：ファジィシステムの状態変数，$\mathbf{x}i\in R^r$：線形システムiの状態変数，$Ai\in R^{r\times r}$：線形システムiの状態遷移行列　である。

3．ファジィシステムの安定性解析

田中・菅野のファジィシステム安定定理[2],[3]によれば、線形システム(2.9)が安定で、しかもリアプノフ方程式

$$
\begin{aligned}
&A_1^TPA_1-P\triangleq-Q_1<0\\
&A_2^TPA_2-P\triangleq-Q_2<0\\
&\qquad\vdots\\
&A_m^TPA_m-P\triangleq-Q_m<0
\end{aligned}
\tag{3.1}
$$

を満たす共通な正定対称行列Pが存在するならば、リアプノフ関数$V=\mathbf{x}^T(k)P\mathbf{x}(k)$に基づいて、ファジィシステム(2.10)は大域的漸近安定である。ただし{Q1,Q2,$\cdots$,Qm}は正定対称行列である。

さて、Pを求める手法[4]により、$P\in R^{2\times2}$の場合

$$
P=\begin{pmatrix}p_{11}&p_{12}\\p_{12}&p_{22}\end{pmatrix}>0 \tag{3.2}
$$

と表現し、一般性を失うことなく

$$
P=\begin{pmatrix}p_1&\pm1\\\pm1&p_2\end{pmatrix} \tag{3.3$\pm$}
$$

$p_1\triangleq p_{11}/|p_{12}|$, $p_2\triangleq p_{22}/|p_{12}|$

と書き直す。式(3.1)のA1およびQ1すなわち

$$A_i = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{pmatrix}, \quad Q_i = \begin{pmatrix} q_1 & q_2 \\ q_3 & q_3 \end{pmatrix} \qquad (3.4)$$

とおくと、式(3.1)の第1式に式(3.3±)および式(3.4)を代入してまとめると不等式

$$p_1 > 0 \qquad (3.5)$$

$$p_1 p_2 > 1 \qquad (3.6)$$

$$(a_1^2 - 1)p_1 + a_3^2 p_2 \pm 2a_1 a_3 < 0 \qquad (3.7)$$

$$a_3^2 p_1^2 + a_3^2 p_2^2 - \{(a_1 a_4 - a_2 a_3)^2 - (a_1^2 + a_4^2) + 1\} p_1 p_2 \pm 2a_3(a_4 - a_1)p_1 \pm 2a_3(a_1 - a_4)p_2 + \{(a_1 a_4 - a_2 a_3)^2 - 2(a_1 a_4 + a_2 a_3) + 1\} < 0 \qquad (3.8)$$

が得られる。ここで不等式(3.5)～(3.8)を満たすp1-p2平面での領域をP－領域と定義する。たとえば、式(3.1)の第1式により得られる$P^{(1)}$- 領域を図2に示す。第2式についても同様に繰り返して

$$\{P^{(1)}, P^{(2)}, \cdots, P^{(m)}\} \qquad (3.9)$$

が求められ、共通なP－領域は

$$P^{(1)} \cap P^{(2)} \cap \cdots \cap P^{(m)} \qquad (3.10)$$

により決定される。ゆえに、P－領域に含まれる任意の点(p1,p2)によって、求める行列Pは

$$P = |p_{12}| \begin{pmatrix} p_1 & \pm 1 \\ \pm 1 & p_2 \end{pmatrix}, \quad (p_{12} \gtrless 0) \qquad (3.11)$$

として構成できる。

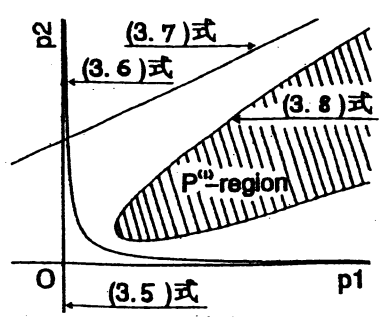


図2　$P^{(1)}$－領域

4．電力系統への応用

非線形システムとして非線形制動項を持つ一機無限大母線系統を取り扱う。その動揺方程式は

$$\ddot{x} + D(x)\dot{x} + g(x) = 0 \qquad (4.1)$$

で与えられる。ただし

$x = \delta - \delta_s$ (rad)

δ：発電機過渡リアクタンス背後電圧の位相角 (rad)
（無限大母線電圧位相基準）

δ_s：安定平衡状態のδ (rad)

$D(x) = a + b\cos 2(x + \delta_s) > 0$
$a > b > 0$：一般化制動係数

$g(x) = k_1\{\sin(x + \delta_s) - \sin\delta_s\} - k_2\{\sin 2(x + \delta_s) - \sin 2\delta_s\}$
$k_1 > 2k_2 > 0$：発電機入出力特性

a, b, k1, k2：定数

である。式(4.1)において$\dot{r}(x) \triangleq D(x)\dot{x}$とおくとr(x)は

$$r(x) = ax + \frac{b}{2}\{\sin 2(x + \delta_s) - \sin 2\delta_s\} \qquad (4.2)$$

となり、式(4.1)は

$$\ddot{x} + \dot{r}(x) + g(x) = 0 \qquad (4.3)$$

に書き直せる。式(4.3)のファジィシステムを構成するために、まず非線形関数r(x)およびg(x)の線形サブシステムをSys r1,Sys r2,Sys g1およびSys g2とする。図3に示すようにSys r1とSys r2はr(x)と点aおよび点bでそれぞれ接するようにとると、r(x)はSys r1とSys r2によって挟まれた領域に含まれ、式(2.8)によりメンバーシップ関数Wr1およびWr2が求められる。この場合のSys r1およびr2の傾きは、

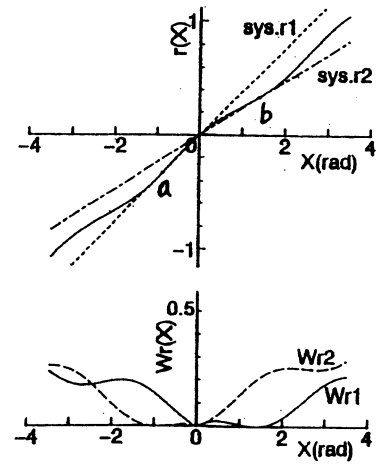


図3　r(x)の線形サブシステムとメンバーシップ関数

それぞれkr1=0.381, kr2=0.237そしてδ0=0.6325, a=0.3, b=0.1, k1=1.0, k2=0.2 である。g(x)については図４のとうりとなり、Sys g1はg(x)と点cで接し、Sys g2はg(x)と点dおよび点eで交わっている。したがって、Sys g1とSys g2によって挟まれる点d,e間のg(x)、すなわち図中に示すxの区間Lにおいて式(2.8)によるメンバーシップ関数はWg1, Wg2≧0として構成できる。ただし、Sys g1の傾きはkg1=0.705である。ゆえに動揺方程式(4.3)においてr(x)および

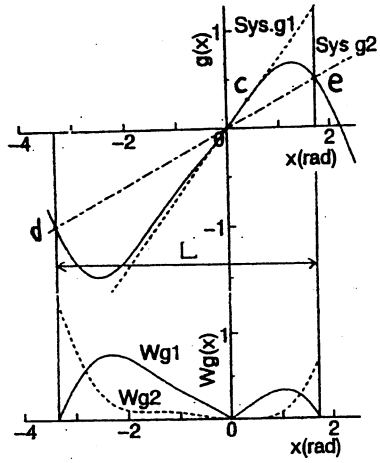


図４　g(x)の線形サブシステムとメンバーシップ関数

g(x)をSys r1およびSys g1に置き換えて線形システムSys1：$\dot{x}1=\tilde{A}1x1$ が構成される。同様にSys r2およびSys g2（傾きkg2は未知パラメータ）による線形システムSys2：$\dot{x}2=\tilde{A}2x2$ が得られる。ただし行列A2の要素に傾きのパラメータkg2が含まれている。このkg2を変化させる、すなわちSys g2の傾きを変えることにより、Sys1とSys2に共通な行列Pの存在がP－領域の計算で検討できる。ここではSys1とSys2をT=0.01で離散系(2.9)に変換し、高木・菅野のファジィシステム(2.10)を扱っている。もちろん連続系のままで同様の議論が可能である。離散化して得られた行列A1は

$$A1=\begin{bmatrix} 0.9999 & 9.981\ 10^{-3} \\ -7.309 & 0.9962 \end{bmatrix}$$

およびA2はSys g2の傾きパラメータkg2によって変化し、例えばkg2=0.400の時

$$A2=\begin{bmatrix} 0.9999 & 9.988\ 10^{-3} \\ -0.3995\ 10^{-3} & 0.9976 \end{bmatrix}$$

の場合のP－領域を図５に示す。P－領域が１点で構成される臨界の場合において、ファジィシステム(2.10)の安定性が保証されるxの区間Lは図４に示すとうりとなる。

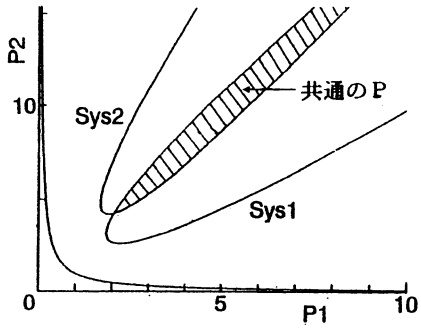


図５　P－領域

５．むすび

ファジィ制御を電力系統などの非線形システムの安定化制御へ導入する場合、その安定性解析が不可欠となる。本研究では、問題とする非線形システムのファジィシステムを構成するために必要なメンバーシップ関数決定法を提案した。そして構成されたファジィシステムに田中・菅野の安定定理を適用し、安定性の保証をP－領域計算法に基づいて考察した。すなわち、微分方程式で記述される非線形システムを高木・菅野のファジィシステムに変換し、田中・菅野の安定定理によるファジィシステムの安定性解析を、電力系統の動揺方程式を例題に検討した。

非線形システムである動揺方程式において、非線形関数g(x)を線形近似できない非線形領域にわたってシステムの安定性を解析できることがわかる。連続系ファジィシステム構成およびその安定性解析などの問題は、興味ある今後の課題と考えられる。

参考文献

[1] T. Takagi and M. Sugeno: IEEE SMC-15, 116/132 (1985)

[2] 田中, 菅野：第５回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ, 127/132 (1989)

[3] 田中・菅野：第６回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ, 353/356 (1990)

[4] S. Kawamoto, K. Tada, A. Ishigame and T. Taniguchi: FUZZ-IEEE '92, 1427/1434(1992)

[5] 菅野道夫：「ﾌｧｼﾞｨ制御」、日刊工業新聞社（昭63）

問い合わせ先：

〒593 堺市学園町１－１

大阪府立大学工学部電気工学科

川本俊治

TEL (0722)52-1161 内線2266

FAX (0722)59-3340

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

超電導アクチュエータのファジイ制御系の安定性解析

Stability Analysis of A Fuzzy Control System of A Superconducting Actuator

喜多村　直、　小森望充
Tadashi Kitamura, Mochimitsu Komori

あらまし　高温超電導アクチュエータは、駆動力と変位の間にヒステリシスを持つため非線形な特性を有する。さらに、低温環境下での機械的振舞いは不確かでモデル化が困難である。そこで筆者らは、高温超電導アクチュエータの位置制御にファジイＰＤ制御法を用い、良好な結果を得ている。円盤条件を用いてこの制御系の安定性解析を行い、系が絶対安定である十分条件を求めた。また、このとき適当なＰＤ制御（普通の意味の）を用いても系は漸近的安定となることが示される。

キーワード　超電導アクチュエータ、ファジイ制御、安定性、円盤条件

１．はじめに

近年、高純度で安定した高温超電導材料が開発されるようになり、それらのメカトロニクスへの応用も盛んになってきている[1),2)]。

超電導性材料は一般にマイスナー効果のために、材料の外部から内部に向う磁束の侵入を許さない性質（磁束の遮蔽効果）を持つ。実際の高温超電導材料では外部磁束の侵入を許しながら磁束の遮蔽効果が起こる。これは、材料の不純物によるピン効果と呼ばれる現象によって支配的に起こる。いずれにせよ、こうした磁束の遮蔽効果によって超電導体は、外部磁束からその極性に関わらず反発力を受ける。こうした反発力を非接触浮上機構や駆動力としてアクチュエータに用いることが可能である。しかし反発力と磁石-超電導体間の距離との間にはヒステリシスが存在する。

高温超電導アクチュエータは、このように常電導アクチュエータでは見られない電気・機械的に非線形な特性を有する上に、低温環境下での機械的振舞いは不確かでモデル化が困難である。従って、超電導アクチュエータの制御に、従来の制御技術（例えば、対象の確定的な数学モデルに基づく制御技術）を応用することは困難に思われる。

そこで筆者らは、高温超電導材料を用いたリニアアクチュエータの位置制御にファジイ制御技術を用い、良好な結果を得ている[1)]。この制御系設計に関連して、ファジイコントローラの持つ非線形性ばかりでなく、高温超電導体の力-変位関係のヒステリシス特性を考慮した安定性解析が必要となる。

ファジイ制御系の安定性解析には第１近似を用いた記述関数法[3)]や位相面における図式解析[4)]等が用いられている。しかしこれらの技法は何れも、一般的な解析的条件を求めるのが困難である。最近、北村により１入力１出力のファジイＰＤ制御系のあるクラスに対して、円盤条件を拡張して一般的な十分条件が導出された[5)]。本論文では、筆者らが試作した超電導リニアアクチュエータのファジイ制御系に北村の条件を応用し、絶対安定性の解析を行なった。

２．超電導アクチュエータと数学モデル

図1に、試作したアクチュエータの構成を示す。セラミックス高温超電導体(YBCO)でできたピストンの両側にソレノイドが置かれ、左右のソレノイドを適切なタイミングで交互に通電すると、ソレノイドと超電導ピストンとの間の反発力（ソレノイド電流の向きに依らない）によってピストンの位置制御を行なうことができる。ピストンの非接触浮上のために、永久磁石がピストン側壁に対向するようにシリンダーの内壁に取り付けらている。この永久磁石によってピストンの運動方向が案内される。ピストンの位置検出は、ピストンの側壁に取り付けられた永久磁石の磁界をホールセンサーで検出することによって行なう。

超電導ピストンの運動方程式は、

$$m\ddot{x} + c\dot{x} = f \qquad (1)$$

ただし、xはピストンの変位、mはピストンの質量、cは液体窒素の粘性摩擦に依存する比例定数、fはソレノイドの駆動力である。以下ではf,x共に右向きを正とする。

ソレノイドの一方の電流をゼロにして他方を一定電流で励磁した時、それぞれのソレノイドに対し、fとxの間には図2のようなdx/dtの向きに依存するヒステリシスが存在する。また図3に示すように、fはxを固定した時ソレノイドに通ずる電流の単調増加関数となるが電流の向きによるヒステリシスを持つ。こうして、左右の推力はそれぞれ、

$$f_L = f_L(x, d/dt, i_L, di_L/dt) \qquad (2)$$

$$f_R = f_R(x, d/dt, i_R, di_R/dt) \qquad (3)$$

ここで、f_L, i_L, f_R, i_Rをそれぞれ左右の推力、電流とする。ただし、ソレノイドのインダクタンスに起因する印加電

圧と電流の間の時間遅れは無視できるものとする。

ここで簡単のために、左右の推力と左右の電流を一つにまとめて、

$$f = f_L - f_R \tag{4}$$

$$\begin{aligned} i = \quad & i_L>0 \quad \text{かつ} \quad i_R=0, \quad (f>0\text{のとき}) \\ & -i_R<0 \quad \text{かつ} \quad i_L=0 \quad (f<0\text{のとき}) \end{aligned} \tag{5}$$

とし、fを操作量とする。もしfが設計できたとすれば、i_L, i_Rをlinguisticに設計することができる。こうして常に図4に示すようにfはiの関数として第1・第3象限のセクター内に存在する。

3．ファジイ制御系の絶対安定性

制御対象G(s)が線形1型の時、菅野[6]やBraseら[3]のルール表を用いたファジイ制御系に対して、北村[5]によって示された絶対安定性の十分条件は以下の2条件のように書ける。

(i)ファジイ論理部を加え合わせ点に変更したとき、閉ループ系は漸近的に安定となり、かつ、

(ii)ファジイ論理部の最大勾配n_2と最小勾配n_1に対し、

$$\mathrm{Re}\left[\frac{AG(s)G_m^{-1}(s)}{1 + n_1 AG(s)G_m^{-1}(s)} \right]_{s=j\omega} + \frac{1}{n_2 - n_1} > 0 \tag{6}$$

が成り立つこと。ただし、

$$G_m(s) = \frac{A}{A_1x_1+A_2x_2} \qquad (A = A_1^2+A_2^2) \tag{7}$$

また、ファジイ論理部の非線形特性を$i=N(x_1,x_2)$とすると、n_1, n_2は

$$n_1 = \inf_{x_1,x_2} \frac{AN(x_1,x_2)}{A_1x_1+A_2x_2} > 0 \tag{8}$$

$$n_2 = \sup_{x_1,x_2} \frac{AN(x_1,x_2)}{A_1x_1+A_2x_2} > 0 \tag{9}$$

によって与えられる。ここでA_1, A_2の比は$N(x_1,x_2)=0$より求められる。

4．安定性解析

アクチュエータの位置制御に、PDファジイ制御則を用い、ファジイ論理部は図5に示すBraseのルール表を用いた。制御対象の伝達関数は(1)より、

$$G(s) = \frac{1}{s(ms+c)} \tag{10}$$

このファジイ制御系のブロック線図を図6に示す。前節の安定判別の十分条件を用いるために、ブロック線図内のファジイ論理部と超電導体の力・位置関係のヒステリシスに起因する非線形要素とを一体化して一つの非線形要素$FN(x_1,x_2)$と見なす。こうして以下の漸近安定性の十分条件が得られる。

$$\mathrm{Re}\left[\frac{\dfrac{A_1+A_2s}{s(ms+c)}}{1 + h_1 \dfrac{A_1+A_2s}{s(ms+c)}} \right]_{s=j\omega} + \frac{1}{h_2 - h_1} > 0 \tag{11}$$

ここで、h_1, h_2 は、

$$h_1 = \inf_{x_1,x_2} \frac{A\cdot FN(x_1,x_2)}{A_1x_1+A_2x_2} = \frac{f_{min}}{i_m} = -n_1 \tag{12}$$

$$h_2 = \sup_{x_1,x_2} \frac{A\cdot FN(x_1,x_2)}{A_1x_1+A_2x_2} = \frac{f_{max}}{i_m} = -n_2 \tag{13}$$

によって与えられる。なぜなら、

$$\frac{A\cdot FN(x_1,x_2)}{A_1x_1+A_2x_2} = \frac{FN(x_1,x_2)}{i} - \frac{A\cdot i}{A_1x_1+A_2x_2} \tag{14}$$

となるので、図4のfに対するセクター条件と(8)(9)より、

$$\frac{f_{min}}{i_m} - n1 < \frac{A\cdot FN(x_1,x_2)}{A_1x_1+A_2x_2} < \frac{f_{max}}{i_m} - n_2 \tag{15}$$

で与えられる。

ここで、$FN(x_1,x_2)$を加え合わせ点で置き替えた場合、閉ループ系は明らかに安定になるので、前節の条件(i)は

無条件で成り立っていることが解る。

ここで、システムの定数(m=0.1Kg, c=0.068Ns/m,h_2=5N/A,h_1=0N/A)を式(11)の右辺に代入した結果、系が漸近的安定であるためのＰＤゲインA_1,A_2に対する十分条件として、

$$0.68A_2 - A_1 + 2 > 0 \qquad (16)$$

を得る。

６．考察

ファジイ制御を用いた理由は、制御対象の特性（ピストンの位置と駆動力との間のヒステリシス、低温におけるスライダーの抵抗、窒素ガスの泡による擾乱等）を定量的にモデル化するのが困難だからである。またこの場合、従来のＰＩＤ制御のチューニングよりファジイ制御における言語的なチューニングの方が容易に思われる。

しかし、上のファジイ制御系に対し漸近安定性の十分条件が成立しているとき、ゲインA_1,A_2を適当に調節すれば、ファジイＰＤ制御装置を従来のＰＤ制御装置に置き換えても、閉ループ系は漸近的安定性を有することが示される。実際、PD(s)=A_1+A_2s, k_1=f_{min}/i_m, k2=f_{max}/i_mとして、

$$\mathrm{Re}\left[\left.\frac{PD(s)G(s)}{1+h_1PD(s)G(s)}\right|_{s=j\omega}\right]+\frac{1}{h_2-h_1} \qquad (17)$$

$$=\mathrm{Re}\left[\left.\frac{PD(s)G(s)}{1+k_1n_1PD(s)G(s)}\right|_{s=j\omega}\right]+\frac{1}{n_2k_2-n_1k_1} \qquad (18)$$

$$=-\frac{1}{n_1}\mathrm{Re}\left[\left.\frac{n_1PD(s)G(s)}{1+k_1n_1PD(s)G(s)}\right|_{s=j\omega}\right]+\frac{1}{n_2k_2-n_1k_1}>0 \qquad (19)$$

故に、

$$\mathrm{Re}\left[\left.\frac{n_1PD(s)G(s)}{1+k_1n_1PD(s)G(s)}\right|_{s=j\omega}\right]+\frac{1}{\frac{n_2k_2}{n_1}-k_1}>0 \qquad (20)$$

よって、n_2/n_1>1に注意すると直ちに、

$$\mathrm{Re}\left[\left.\frac{n_1PD(s)G(s)}{1+k_1n_1PD(s)G(s)}\right|_{s=j\omega}\right]+\frac{1}{k_2-k_1}>0 \qquad (21)$$

これは、上のアクチュエータに対し、n_1A_1, n_1A_2なるゲインを有する普通の意味のＰＤ制御系が漸近的に安定であることを示している。

参考文献

[1] M.Komori and T.Kitamura: Superconducting Actuator Design, Int.J.Appl.Electmag.in Materials, pp. 243/252,1991.

[2] Y.K.Kim, M.Katsurai, and H.Fujita: A Superconducting Actuaror Using the Meissner Effect, Sensors and Actuators, vol.20, pp.33/40, 1989.

[3] M.Brase and D.A.Rutherford: Theoretical and Linguistic Aspect of the Fuzzy Logic Controller, vol.15, pp.553/577, 1979.

[4] 寺野、増井、森：ファジイ制御の安定問題、第四回ファジイシステムシンポジウム講演論文集、pp.103/108,1988.

[5]北村： ファジイルール制御系の安定条件－円盤条件の拡張－, 計測自動制御学会論文集, vol.27,no.5, pp. 532/537,1991

[6]菅野道夫：ファジイ制御、日刊工業新聞社(1988)

問い合わせ先：〒820福岡県飯塚市川津、九州工業大学・情報工学部・機械システム工学科、
喜多村直＝TEL(0948)29-7765(直通),FAX(0948)29-7751

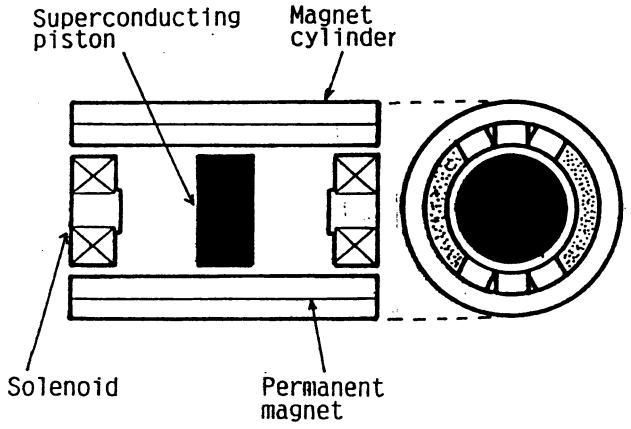


図１　ピストン型超電導アクチュエータの構造

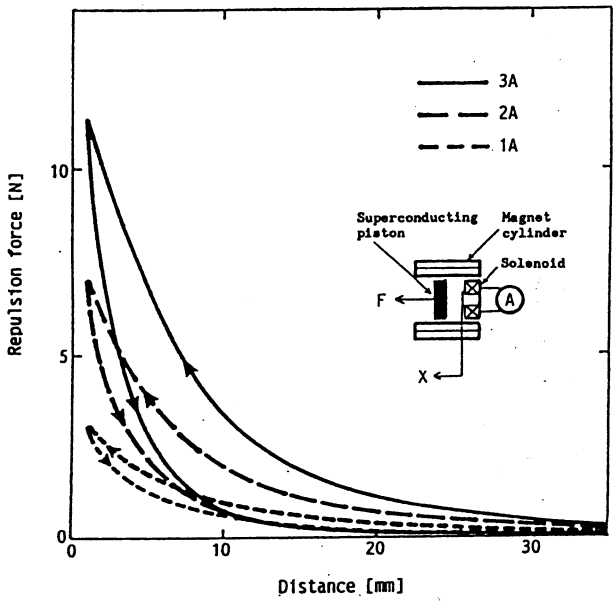


図2　ピストンとソレノイド間の反発力と距離の関係

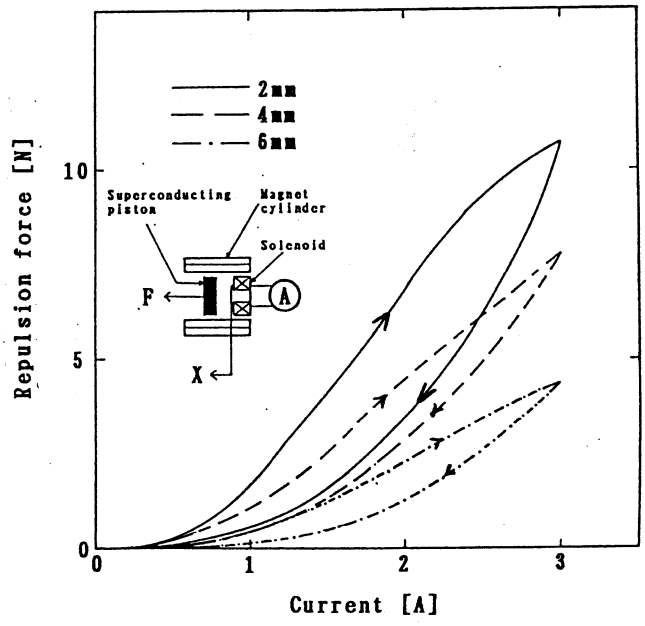


図3　ピストンとソレノイド間の反発力と電流の関係

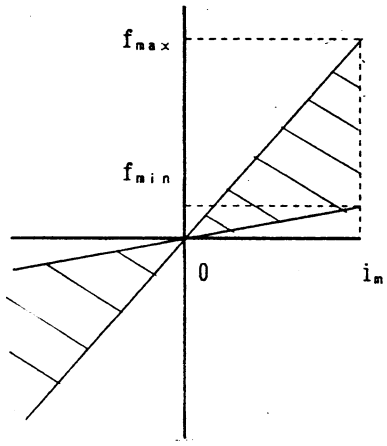


図4　ソレノイドの推力(f)－電流(i)関係の含まれるセクター

e	ė						
	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZO
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZO	PS
NS	NB	NB	NM	NS	ZO	PS	PM
ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB
PM	NS	ZO	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZO	PS	PM	PB	PB	PB	PB

図5　ファジイルール
ZO:Zero, B:Big, M:Middle, S:Small,
P:Positive, N:Negative.

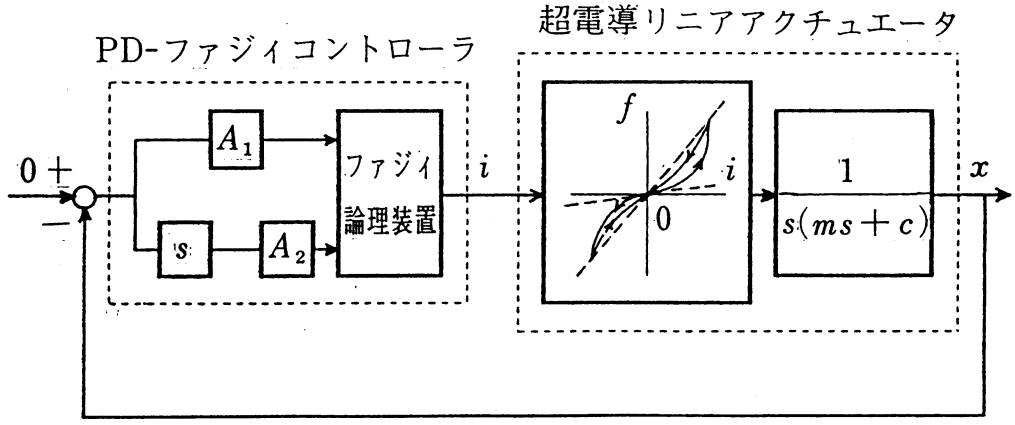


図6　ピストン型超電導アクチュエータのファジイ制御系のブロック線図

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

周波数特性に着目したファジィ制御器の構成とその自己調整

Design of Fuzzy Controllers Based on Freguency Characteristics and Its Self-Tuning

田中 一男、　佐野 学、　竹間 丈浩
Kazuo Tanaka　Manabu Sano　Takehiro Takema

金沢大学
Kanazawa Univ.

あらまし　本論文は周波数応答に着目してファジィ制御器を構成するとともに、制御器のパラメータを調整するために、反復調整とニューラルネットワークによる実時間調整の学習規則を提案する．また、これら2つ学習規則を併用した自己調整ファジィ制御器を構成し、いく種類かの制御対象について制御シミュレーションを行い、2つの学習規則が有効であること、これらを併用して構成した自己調整ファジィ制御器がより効果的であることを示す．

キーワード　周波数特性、ファジィ制御、ニューラルネットワーク、自己調整

1．はじめに

ファジィ制御は多くの対象に適用されその有効性が報告[1,2,3]されている．実際に多く用いられているファジィＰＩ制御器の場合、前件部変数ｅとｅ̇のスケーリングファクタの比を調整すると、位相特性の改善が実現できることは容易に推測される．しかしながら、前件部のスケーリングファクタは規則表の適用範囲に関係しているため、この適用範囲も考えながら調整する必要がある．この両者の項目を考慮しながら前件部のスケーリングファクタを調整しなければならないため、通常のＰＩ制御器は位相を操作する構造に向いていない．著者らは、周波数応答に着目した位相特性の操作に便利なファジィＰＩ制御器の構成を行った[4]．これによって周波数特性とファジィ制御器のパラメータとの関係が明らかになった．しかし、制御対象が非線形の場合や未知の場合、この設計法は適用できない．本論文は、制御対象が未知の場合に対してファジィＰＩ制御器のパラメータを自己調整する手法を述べる．

2．周波数応答に着目したファジィ制御器の構成

制御対象が線形の伝達関数で与えられた場合、周波数応答に着目したファジィ位相進み補償が提案されている[4]．この方法の特徴は線形の位相進み補償器よりも直接的で容易な設計が可能なことである．以下に、本手法の設計法について簡単に述べる．

2.1　周波数応答と過渡特性

ゲイン交差角周波数を ω_{cG}で、位相余有をθ_mで表す．ω_{cG}は応答の速応性、θ_m は応答の減衰性と密接な関係がある．高次の遅れ要素をもつフィードバック制御系の一巡周波数応答において位相余有がθ_m，ゲイン交差角周波数がω_{cG}であるとき、この制御系の過渡特性は、これと等しいθ_m，ω_{cG}を持つ2次系の一巡周波数応答で近似的に求めることができる。この2次系の応答の行き過ぎ量をE_p，行き過ぎ時間をT_pとすると、θ_m，ω_{cG}，とE_p，T_p と減衰係数ζ，固有角周波数ω_nとの関係は次のようになる。

$$\theta_m=90^\circ-\tan^{-1}\sqrt{(1/4)\cdot\sqrt{4+1/\zeta^4}-(1/2)} \quad (1)$$

$$\omega_{cG}=\sqrt{\sqrt{(4\zeta^4+1)}-2\zeta^2}\cdot\omega_n \quad (2)$$

$$\zeta=\frac{(-1/\pi)\cdot\ln(E_p/100)}{\sqrt{1+((-1/\pi)\cdot\ln(E_p/100))^2}} \quad (3)$$

$$\omega_n=\pi/(T_p\cdot\sqrt{1-\zeta^2}) \quad (4)$$

2.2　ファジィ位相進み補償

次の変換行列$\mathbf{T}(\theta_c,\omega_{cG})$をフィードバックゲイン行列に乗じると制御系のゲイン交差角周波数ω_{cG}を変えずに位相を θ_cだけ進めることができることがわかっている[4]．

$$\mathbf{T}(\theta_c,\omega)=\begin{bmatrix}\cos(-\theta_c) & -(1/\omega)\cdot\sin(-\theta_c)\\ \omega\cdot\sin(-\theta_c) & \cos(-\theta_c)\end{bmatrix} \quad (5)$$

例えば、$\dot{u}=K(T\cdot e+\dot{e})=K[T,1]\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$のような線形ＰＩ制御器の場合、ゲイン交差角周波数$\omega_{cG}$を変えずに位相を θ_cだけ進ませるためには変換行列を次のように挿入すれば良い．

$$\dot{u}=K[T,1]\ \mathbf{T}(\theta_c,\omega_{cG})\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix} \quad (6)$$

なお$\omega_{cG}=1$の場合、行列$\mathbf{T}(\theta_c,1)$は$e-\dot{e}$位相平面上の原点を中心とした回転移動行列になる．逆に言えば、回転行列は$\omega_{cG}=1$の場合にのみ、位相を正確にθ_cだけ進ませることができる．

位相進み補償のねらいは、ゲイン交差角周波数をなるべく大きな値に設定して速応性を増し、そのゲイン交差角周波数での位相を進ませることで、振動を抑制することである．これによって、速応性と減衰性をともに満足する制御系を設計できる．これをファジィ制御で実現するために次の2つの規則を用いる．規則1は速応性に関連した規則、規則2は減衰性に関連した規則である．

規則1　if　ϕ is about "$-\pi$ or 0 or π"

then　$\dot{u}_1=K[T,1]\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$

規則2　if　ϕ is about "$-\pi/2$ or $\pi/2$"

then　$\dot{u}_2=K[T,1]\ \mathbf{T}(\theta_c,\omega_{cG})\begin{bmatrix}e\\ \dot{e}\end{bmatrix}$

ただし$\phi=\tan^{-1}(e/\dot{e})$. (7)

最終的な操作量$\dot{u}$は次のような重み付き平均で求める.

$$\dot{u}=\frac{g_1\cdot\dot{u}_1+g_2\cdot\dot{u}_2}{g_1+g_2} \quad (8)$$

ここで、g_1, g_2はそれぞれ、ファジィ集合about "$-\pi$ or 0 or π"とabout "$-\pi/2$ or $\pi/2$"のメンバーシップ値である. ファジィ集合about "$-\pi$ or 0 or π"とabout "$-\pi/2$ or $\pi/2$"のメンバーシップ関数はそれぞれ

$$\{\cos(2\cdot\phi)+1\}/2,$$
$$1-\{\cos(2\cdot\phi)+1\}/2$$

で表現されている.

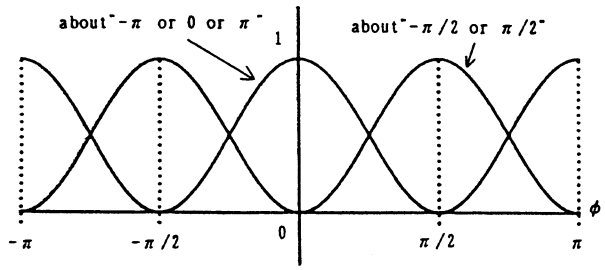


図1 ファジィ集合

制御対象が完全な線形システムで与えられた場合のファジィ位相進み補償法の設計手法を以下に簡潔に述べる.

設計仕様から式(1)(2)(3)(4)により希望するゲイン交差角周波数$\omega_{\theta cG}$と位相余有$\theta_{\theta m}$を算出する. $\omega_{\theta cG}$満たすように速応性のパラメータK, Tを決定する. 次に、希望する量θ_cだけ位相を進ませるために変換行列$T(\theta_c, \omega_{cG})$を用いる. 制御規則(7)(8)を用いてファジィ位相進み補償を行う.

従来の線形制御理論では、位相進み補償を$(1+T_1\cdot s)/(1+T_2\cdot s)$の伝達関数をもつ進み補償要素を用いることで行っている。この場合、希望する進相角と制御器のパラメータT_1, T_2との直接的な対応がつきにくいため、試行錯誤的な設計が必要となる. これに対して本手法では、進相角と周波数に関して厳密な変換行列$T(\theta_c, \omega_{cG})$を用いることで、正確にそして簡単に希望する位相余有を得ることが可能となる. したがって本手法による位相進み補償法は、従来の手法よりも直感的で容易な方法といえる.

3. 自己調整ファジィ制御器の構成

制御対象が未知の場合や非線形性を有する場合は、2章のように周波数応答法を利用して制御器を設計することはできない. 本論文ではこのような場合を想定して、制御対象の入出力情報を利用した学習によって制御器のパラメータを決定する. 本論文で提案する学習法の特徴は、反復調整と実時間調整を併用することによって効率の良いパラメータ調整を実現していることである. このような試みはすでに文献[5]で行われている. 文献[5]の方法では、反復調整, 実時間調整ともに経験的知識を基にしたファジィ推論で実現されているが、本論文では、ニューラルネットワークによる実時間調整と、周波数応答に着目した反復調整を行っており、それぞれの調整方法が文献[5]の方法とは根本的に異なっている.

制御器のパラメータの学習をファジィ推論によって実現した研究は多い. しかし、これらは学習の収束性の面に問題がある. また、ニューラルネットワークを用いてファジィ制御器のパラメータを調整する研究[6,7,8,9]がある. これらの研究の多くは、熟練者の制御動作のデータを教師信号として用いている. 熟練者の制御モデルを作成する目的に対してはこのようなアプローチは有効ではあるが、目標入力に制御対象の出力を一致させるような問題に適しているかどうかは疑問である. 本研究では目標入力と系の制御応答を一致させるようにニューラルネットワークの学習を働かせる. 一方で、ニューラルネットワークを直接制御器として用いることも考えられるが、ニューラルネットワークで表現された制御器の中身はブラックボックスとなるため、制御系の解析を行うことは困難である. ファジィ制御器では現在どのような制御が行われているかがわかりやすいうえに、安定性などの解析も行うことができる.

3.1 ニューラルネットワークによる実時間調整則

制御応答が目標応答に一致するように制御器のパラメータを各サンプル時点で調整する. 調整則としてニューラルネットワークの学習則の基礎であるδルールを使用する. 評価関数Jを次のように設定する.

$$J=\frac{1}{2}(Re-y)^2 \quad (9)$$

ただし、Reは目標応答, yはサンプル時点での制御応答である.

ファジィPI制御器の操作量は(7)(8)式より次のように表現できる.

$$\dot{u}=K\cdot[\{g_1\cdot T+g_2\cdot[T\cdot\cos(-\theta_c)+\sin(-\theta_c)]\}\cdot e+\{g_1+g_2\cdot[\cos(-\theta_c)-T\cdot\sin(-\theta_c)]\}\cdot\dot{e}] \quad (10)$$

ただし、制御対象は未知であるからω_{cG}を求めることができない. ここでは、$\omega_{cG}=1$で固定する. (10)式をファジィPI制御器の各パラメータで偏微分すると次式が導ける.

$$\frac{\partial J}{\partial K}=\frac{\partial J}{\partial y}\cdot\frac{\partial y}{\partial\dot{u}}\cdot\frac{\partial\dot{u}}{\partial K}$$
$$=-(Re-y)\cdot\frac{\partial y}{\partial\dot{u}}\cdot[\{g_1\cdot T+g_2\cdot[T\cdot\cos(-\theta_c)+\sin(-\theta_c)]\}\cdot e+\{g_1+g_2\cdot[\cos(-\theta_c)-T\cdot\sin(-\theta_c)]\}\cdot\dot{e}]$$

$$\frac{\partial J}{\partial T}=\frac{\partial J}{\partial y}\cdot\frac{\partial y}{\partial\dot{u}}\cdot\frac{\partial\dot{u}}{\partial T}$$
$$=-(Re-y)\cdot\frac{\partial y}{\partial\dot{u}}\cdot K\cdot[\{g_1+g_2\cdot\cos(-\theta_c)\}\cdot e-\{g_2\cdot\sin(-\theta_c)\}\cdot\dot{e}]$$

$$\frac{\partial J}{\partial\theta_c}=\frac{\partial J}{\partial y}\cdot\frac{\partial y}{\partial\dot{u}}\cdot\frac{\partial\dot{u}}{\partial\theta_c}$$
$$=-(Re-y)\cdot\frac{\partial y}{\partial\dot{u}}\cdot K\cdot[g_2\cdot\{-T\cdot\sin(\theta_c)-\cos(\theta_c)\}\cdot e+g_2\cdot\{-\sin(\theta_c)+T\cdot\cos(\theta_c)\}\cdot\dot{e}]$$

ここで、$e=Re-y$とおけば、学習則は以下のように定義できる.

$$K^{NEW}=K^{OLD}+\varepsilon_1\cdot e\cdot [\{g_1\cdot T^{OLD} +g_2\cdot[T^{OLD}\cdot\cos(-\theta_c{}^{OLD})+\sin(-\theta_c{}^{OLD})]\}\cdot e +\{g_1+g_2\cdot[\cos(-\theta_c{}^{OLD})-T^{OLD}\cdot\sin(-\theta_c{}^{OLD})\}\cdot\dot{e}]$$

$$T^{NEW}=T^{OLD}+\varepsilon_2\cdot e\cdot K^{OLD}\cdot[\{g_1+g_2\cdot\cos(-\theta_c{}^{OLD})\}\cdot e -\{g_2\cdot\sin(-\theta_c{}^{OLD})\}\cdot\dot{e}]$$

$$\theta_c{}^{NEW}=\theta_c{}^{OLD}+\varepsilon_3\cdot e\cdot K^{OLD}\cdot[g_2\cdot\{-T^{OLD}\cdot\sin(\theta_c{}^{OLD})-\cos(\theta_c{}^{OLD})\}\cdot e +g_2\cdot\{-\sin(\theta_c{}^{OLD})+T\cdot\cos(\theta_c{}^{OLD})\}\cdot\dot{e}]$$

K^{OLD}, T^{OLD}, $\theta_c{}^{OLD}$は1サンプル前のパラメータ、K^{NEW}, T^{NEW}, $\theta_c{}^{NEW}$は学習によって修正された新しいパラメータ．$\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$はそれぞれK，T，$\theta_c$の学習係数であり、学習量が制御に与える影響と収束速度とを考慮して決定する．ここで、

$(\partial y/\partial u)>0$のとき$\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3>0$

$(\partial y/\partial u)<0$のとき$\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3<0$

とする．ただし、あらかじめ$(\partial y/\partial u)$の符号傾向だけはわかっているものとする．なお、本論文ではK^{OLD}，T^{OLD}，$\theta_c{}^{OLD}$の初期値は$K^{OLD}=1$，$T^{OLD}=1$，$\theta_c{}^{OLD}=0$に設定されている．

3.2 制御結果の評価による反復調整則

反復調整は制御終了(本論文では8sec.)後に制御応答を評価し、行き過ぎ時間T_pと行き過ぎ量E_pを計算しこれらの値をもとにパラメータを調整することで実現される．以下に調整則を簡単に示す．詳細については省略する．

(1) $E_p>E_{\theta P}$，$T_p>T_{\theta P}$のとき
速応性と減衰性の条件をともに満たしていない．速応性を高めるためにゲインを大きくするとこの状況では系が不安定になりかねない．よってTを小さくする

(2) $E_p<E_{\theta P}$，$T_p>T_{\theta P}$のとき
速応性の条件を満たしていないので、ゲインを高める必要がある．よってKを大きくする

(3) $E_p>E_{\theta P}$，$T_p\leqq T_{\theta P}$のとき
減衰性の条件を満たしていないので、位相を進める必要がある．よって進相角θ_cを大きくする

(4) $T_p\leqq T_{\theta P}$，$E_p\leqq E_{\theta P}$のとき
調整を終了

3.3 シミュレーション結果

3種類の制御対象について、それぞれ(case1)実時間調整則を用いた場合，(case2)反復調整則を用いた場合，(case3)実時間調整則と反復調整則の2つを併用した場合，の制御結果を示す．(case3)の2つの方法を併用するのはパラメータを速やかに適切な値に収束させるためである．

3.3.1制御対象が2次遅れ系の場合

制御対象 $G(s)=\dfrac{16}{(s+2)(s+8)}$

設計仕様$E_{\theta P}=5$[%]，$T_{\theta P}=1$[sec.]

(case1)(case3)における実時間調整の学習係数を$\varepsilon_1=0.001$, $\varepsilon_2=0.001$, $\varepsilon_3=0.00001$とする．

(case1)(case2)(case3)について、評価関数値Jの学習回数に関する収束状況を図2に示す．(case1)を点線，(case2)を破線，(case3)を実線で表す．(case3)の場合の制御結果を図3に示す．図中の数字は学習回数を示している．

3.3.2制御対象が2次振動系の場合

制御対象 $G(s)=\dfrac{16}{s^2+5.6s+16}$

設計仕様$E_{\theta P}=5$[%]，$T_{\theta P}=1$[sec.]

(case1)(case3)における実時間調整の学習係数を$\varepsilon_1=0.001$, $\varepsilon_2=0.01$, $\varepsilon_3=0.00001$とする．

(case1)(case2)(case3)について、評価関数値Jの学習回数に関する収束状況を図4に示す．(case1)を点線，(case2)を破線，(case3)を実線で表す．(case3)の場合の制御結果を図5に示す．図中の数字は学習回数を示している．

3.3.3制御対象が逆応答系の場合

制御対象 $G(s)=\dfrac{4-s}{(s+2)(s+8)}$

ニューラルネットワークを直接制御器として用いる場合、逆応答系の制御は難しいとされている[10]が、本手法では制御可能であった．

設計仕様$E_{\theta P}=6$[%]，$T_{\theta P}=2$[sec.]

(case1)(case3)における実時間調整の学習係数を$\varepsilon_1=0.001$, $\varepsilon_2=0.001$, $\varepsilon_3=0.00001$とする．

(case1)(case2)(case3)について、評価関数値Jの学習回数に関する収束状況を図6に示す．(case1)を点線，(case2)を破線，(case3)を実線で表す．(case3)の場合の制御結果を図7に示す．図中の数字は学習回数を示している．

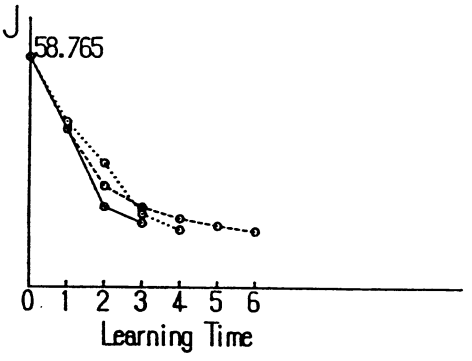


図2 評価関数の収束状況

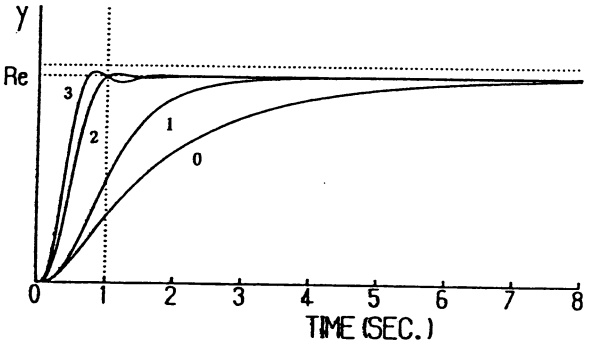


図3 制御結果

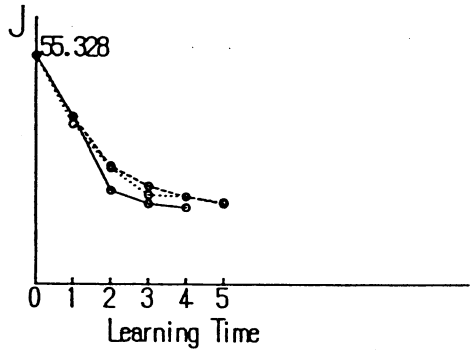


図4　評価関数の収束状況

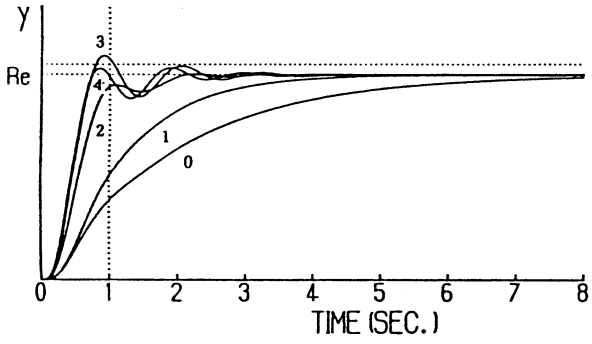


図5　制御結果

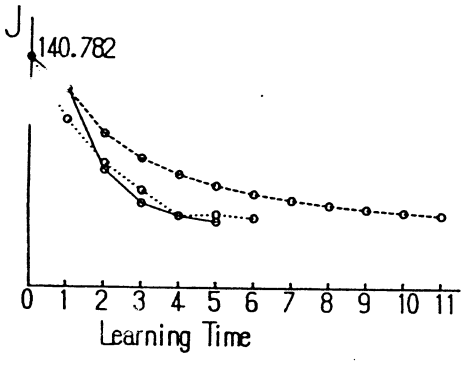


図6　評価関数の収束状況

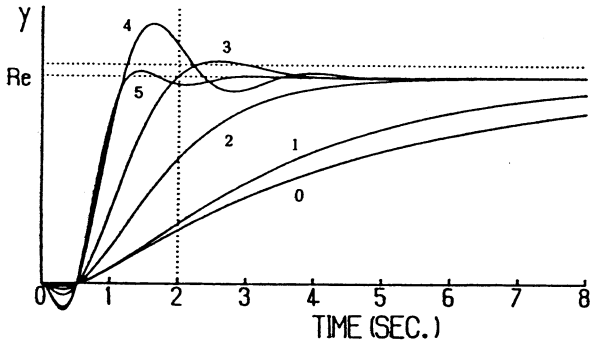


図7　制御結果

制御対象がどの場合でも、実時間調整，反復調整によって設計仕様を満たす制御系を構成することができた．また、２つの調整則を併用すると、評価関数の収束性および設計仕様を満足させるための学習回数に関してより効果的であることが確認できた．

４．おわりに

周波数応答に着目してファジィ制御器を構成するとともに、制御器のパラメータを調整するために、反復調整とニューラルネットワークによる実時間調整の学習規則を提案した．また、これら２つ学習規則を併用した自己調整ファジィ制御器を構成し、いく種類かの制御対象について制御シミュレーションを行い、２つの学習規則が有効であること、これらを併用して構成した自己調整ファジィ制御器がより効果的であることを示した．今回は制御対象の伝達関数が未知であることを想定して、いく種かの線形の制御対象について自己調整を行った．同様に、本手法によって非線形な制御対象についても自己調整が可能であることが予想される．これについては今後の課題としたい．

参考文献

[1]L.P.Holmblad and J.J.Ostergaard:Control of a Cement Kiln by Fuzzy Logic, Fuzzy Information and Decision Processes,389/399 North-Holland (1982)

[2]安信、宮本、Fuzzy制御の列車自動運転システムへの応用、電気学会誌、vol.104、No.10、867/87

[3]柳下、伊藤、菅野、ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用、システムと制御、vol.28、No10、 597/604、(1984)

[4]田中、佐野、竹間、ファジィ制御系における位相進み補償の実現、日本ファジィ学会、(To appear)

[5]前田、村上、自己調整ファジィコントローラ、計測自動制御学会論文集、vol.24、No.2、(1988)

[6]山岡、向殿、ニューラルネットワークを用いたファジィ推論ルールの学習法、第７回ファジィシステムシンポジウム、489/492、(1991)

[7]堀川他、ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器、計測自動制御学会、vol.27、no.2、208/215、(1991)

[8]H.Nomura,I.Hayashi and N.Wakami、A Self-Tuning Method of Fuzzy Control by Descent Method、Proceedings of IFSA'91、155/158、(1991)

[9]H.Ichihashi、It rative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network 、Proceedings of IFSA'91、49/52、(1991)

[10]北村、ニューラルネットワーク応用の現状と将来、システム制御情報学会、vol.35、No.1、2/10、(1991)

[問い合せ先]
〒920　金沢市小立野2-40-20
金沢大学 工学部 機械システム工学科
田中 一男
TEL 0762-61-2101　EXT.405
FAX 0762-63-3849

ファジィ制御の改善法（Ⅵ）
（シングルトン型ファジィ推論法による場合）

IMPROVEMENT OF FUZZY CONTROLS (Ⅵ)
- CASE BY FUZZY REASONING METHOD OF SINGLETON TYPE -

水本雅晴
Masaharu MIZUMOTO

大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University

簡略化推論法のファジィ規則の後件部を実数でなくシングルトン（実数に重みを付加したもの）にした「シングルトン型ファジィ推論法」を提案する。これによりファジィ規則に強調効果をもたらすことができる。このファジィ推論法をファジィ制御法として使用した場合、制御結果の改善が見られることを示す。また、ファジィ規則のチューニングに使用した場合、簡略化推論法の場合に比べて少ないファジィ規則でチューニングできることを示す。

キーワード：シングルトン型ファジィ推論法、重み付き簡略化推論法、ファジィ制御、チューニング

1．はじめに

Mamdani のファジィ制御法「min-max-重心法」において、min のところを代数積に、max のところを加算に置き換えた「代数積-加算-重心法」によって、最も実用的な制御法である PID 制御を実現できることを示した[1]。また、代数積-加算-重心法では、同じファジィ規則を何回でも使用できることから、ファジィ規則による「強調効果」をねらうことができ、制御結果の改善が見られることを示した[2]。

ここでは、代数積-加算-重心法の特別の場合である簡略化推論法において、後件部をシングルトンにした「シングルトン型推論法」（別名：重み付き簡略化推論法）を提案し、ファジィ制御法として使用した場合、制御結果の改善が見られることを示した。また、この推論法をファジィ規則のチューニングに使用した場合、簡略化推論法に比べて少ないファジィ規則でチューニングできることが示された。

2．シングルトン型推論法

まず、簡略化推論法についてみてみよう。

後件部がファジィ集合でなく実数 zi であるようなファジィ推論形式

規則1: A1 and B1 => z1
……
規則n: An and Bn => zn　　(1)
事 実: x。and y。
結 論:　　z。

に対するファジィ推論法が簡略化推論法であり、結論 z。は次のようにして求められる。

事実「x。and y。」が与えられた時の各ファジィ規則の前件部「Ai and Bi」との適合度は

$$hi = \mu_{Ai}(x_0) \cdot \mu_{Bi}(y_0) \qquad (2)$$

と与えられる。最終的な結論 z。はこれら z1,…,zn を適合度 h1,…,hn で荷重平均することにより得られる。

$$z_0 = \frac{h1z1 + h2z2 + \cdots + hnzn}{h1 + h2 + \cdots + hn} \qquad (3)$$

この簡略化推論法は処理速度が速く、計算が簡単であることから、ファジィ規則の学習[3-5]などに利用されており、今後のファジィ制御法の主流になるものと思える。

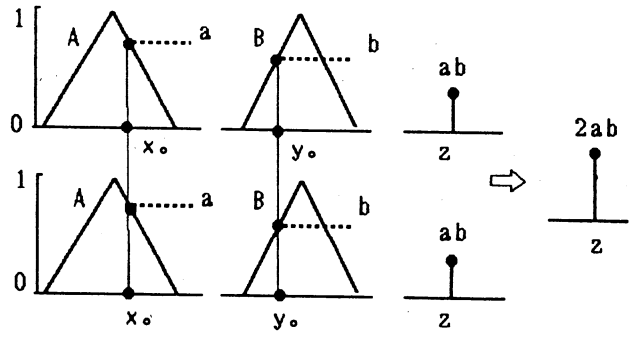


図１　同じファジィ規則を使用することによる強調効果

簡略化推論法においては、代数積-加算-重心法の場合[2]と同じように、同じファジィ規則を同時に何度でも使用可能なことから、ファジィ規則に強調効果をもたらすことができる。たとえば、ファジィ規則「A and B => z」を２度使用したとすると、すなわち

規則１：A and B => z
規則２：A and B => z　　(4)

としたとすると、図１からわかるように、同じ推論結果が加算されて２倍の高さ(2ab)の推論結果が得られ、“強調効果”をねらうことができる。同様に、同じファジィ規則を３回使用すると３倍の強調効果を得ることができる。このように、強調したいファジィ規則を何度でも使用することにより、そのファジィ規則の役割を一層強くすることができるのである。

このようにすると n 倍の強調効果をねらうには同じファジィ規則を n 回使用しなければならないが、これをさけるためには、後件部 z の高さを１でなく最初から n にしておけばよい。より一般的に、w (>0) 倍の強調効果を得るためには後件部 z の高さをあらかじめ w 倍に設定しておけばよいことになる。すなわち、

規則：A and B => w/z　　(5)

のようにする。ここで、記法 w/z は z の高さ（重み）が w である、すなわち後件部がシングルトンであることを表している。明らかに、w＝1 の場合は通常のファジィ規則になる。以後の議論では、w は 0 以上の任意の実数としている。

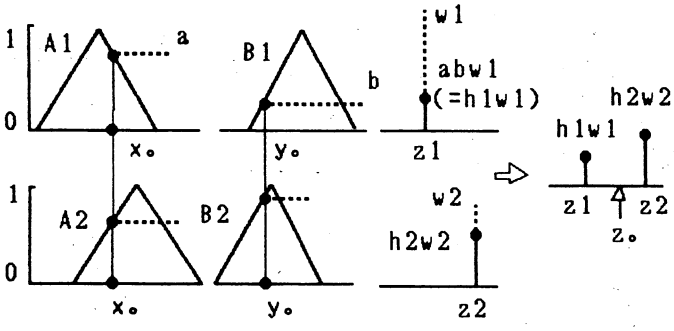


図2 シングルトン型推論法の説明図

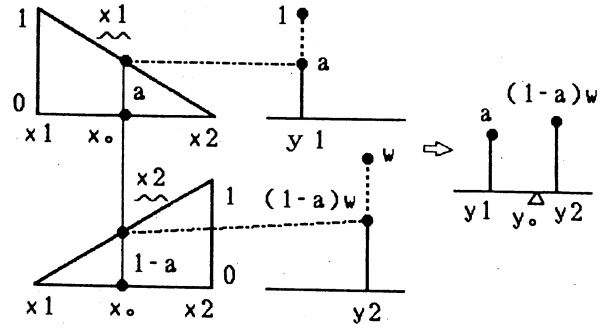


図3 式(10)に対するシングルトン型推論

以上のことより、後件部がシングルトンであるファジィ推論形式

規則1: A1 and B1 => w1/z1
……
規則n: An and Bn => wn/zn (6)
事 実: x。 and y。
結 論: z。

を考えてみよう。ただし、wi は 0 以上の実数であり、wi≧1 のときはファジィ規則を「強調」することを表し、0≦wi≦1 のときは「抑制」することを表す。

このような推論形式に対するファジィ推論法をシングルトン型推論法（別名：重み付き簡略化推論法）と名づけ、次のようにして結論 z。が求められる（図2参照）。

事実「x。and y。」が与えられた時の各ファジィ規則の前件部「Ai and Bi」との適合度 hi は式(2)のように与えられ、この適合度 hi と後件部 zi の高さ wi を掛けたもの（hiwi）が、zi の得られる度合であるとみなすことができる。よって、最終的な結論 z。は、式(3)と同様にして、次のように与えられる。

$$z_{\circ} = \frac{h1w1z1 + h2w2z2 + \cdots + hnwnzn}{h1w1 + h2w2 + \cdots + hnwn} \qquad (7)$$

【例】次のような簡単な1次元のシングルトン型推論法において、重み wi がどのように推論結果 y。に影響を及ぼすかをみてみよう。

規則1: x1 => w1/y1
規則2: x2 => w2/y2 (8)
事 実: x。
結 論: y。

ここで、x1 は「x1ぐらい」を表す三角型のファジィ集合で、点 x。でのグレードを a とすると、式(7)より

$$y_{\circ} = \frac{aw1y1 + (1-a)w2y2}{aw1 + (1-a)w2} \qquad (9)$$

と与えられる。分母子を w1 で割り、w = w2/w1 と置くと、式(9)はつぎのようになる（図3参照）。

$$y_{\circ} = \frac{ay1 + (1-a)wy2}{a + (1-a)w}, \quad a = \mu_{x1}(x_{\circ}) \qquad (10)$$

図4は式(10)に対して w (= w2/w1) を変化させた場合の図であるが、w = 1（すなわち、w1 = w2）の場合は線形になり（通常の簡略化推論法の場合に対応する）、w ≠ 1 の場合は非線形になる。このように w（すなわち、w1, w2）の値により非線形な推論結果が得られ、線形な結果が得られる簡略化推論法に比べ、適用範囲が広いことがわかる。

次に、シングルトン型推論法によるファジィ制御結果を示してみよう。

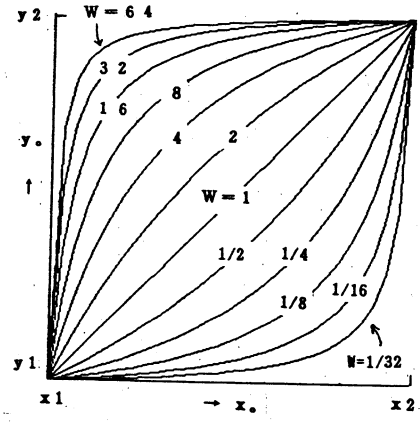


図4 式(10)の w を変化させた場合の推論結果の図示

3. ファジィ制御

対象とするプラントモデルは時間遅れを有する一次遅れの系で T dh/dt + h = q、具体的には、G(s) = e^{-2s}/(1+20s) であるとする。

この一次遅れの系に対するファジィ制御規則は図5の表で示されたようなものである。この 25 個のファジィ制御規則は、e（偏差）と △e（偏差の変化分）より △q（操作量の変化分）を評価するもので、

e is NB and △e is NB => △q is 6
…… (11)
e is PB and △e is PB => △q is -6

を意味している。ここで、NB, …, PB は区間 [-6, 6] を5分割する三角型のファジィ集合である。

なお、設定条件は以下のようである。

設定値 = 40、時定数 = 20、時間遅れ = 2
△e の倍率 = 1.2、△q = 2.5

設定値 40 付近での強調効果をねらうために

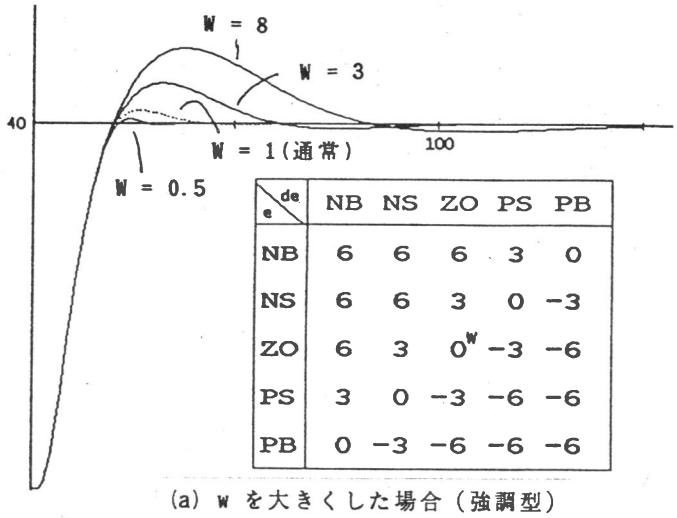
e is ZO and △e is ZO => △q is 0 (12)

なるファジィ規則の後件部の値 0 に対して重み w を付加した

e is ZO and △e is ZO => △q is w/0 (13)

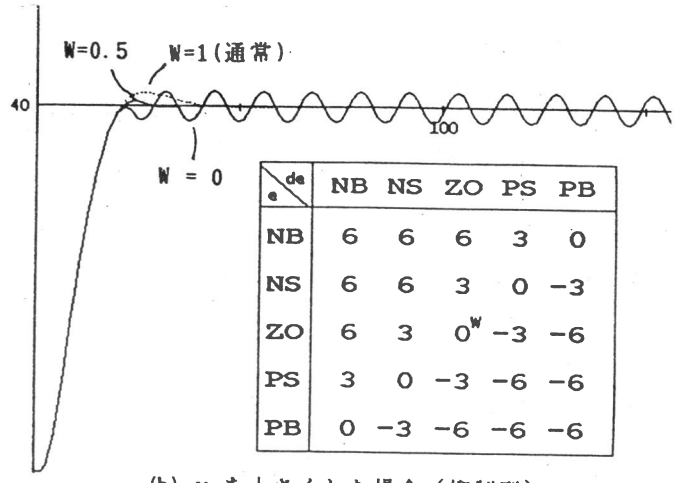
なるシングルトン型のファジィ規則を考える。図5の表中、「0^{w}」はこのファジィ規則を表している。

設定値付近での強調効果の影響を見るために、式(13)のファジィ規則の重み w を変化させた場合の制御結果をみてみよう（図5参照）。



de / e	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	6	6	6	3	0
NS	6	6	3	0	-3
ZO	6	3	0^W	-3	-6
PS	3	0	-3	-6	-6
PB	0	-3	-6	-6	-6

(a) w を大きくした場合（強調型）



de / e	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	6	6	6	3	0
NS	6	6	3	0	-3
ZO	6	3	0^W	-3	-6
PS	3	0	-3	-6	-6
PB	0	-3	-6	-6	-6

(b) w を小さくした場合（抑制型）

図5 式(13)の w を変化させた場合の制御結果

まず、設定値付近での強調効果を強くするために、重み w を 3, 8 のように大きくしていくと、△q を 0 にするように強調していく（すなわち、操作量 q を変化させないようにする）ことに相当しているため、図5(a)に見られるように反応が鈍くなり、オーバシュートが大きくなってくる。なお、w = 1 の場合は通常の場合である。

一方、w を小さくしていくと抑制効果が働いて、w = 0.5 付近で最良の制御結果を得ている。さらに w を小さくしていき、w = 0 とするとハンチングを起こすようになる。なお、w = 0 の場合は、後件部が空集合であることを表し、式(12)のファジィ規則が存在しないことになる。したがって、図5の制御表の真中（0^W のところ）が穴空きの状態になり、周りの制御規則により操作量の変化分 △q が決定されるため、ハンチングが起こるものと考えられる。

最良の制御結果を得ている w=0.5 の場合の e, △e に対する △q を図示すると図6のようになり、中央付近が線形でなくわずかに変化していることがうなずける。

以上のことから、設定値付近での規則(13)は強調しすぎるとオーバシュートが大きくなり、小さすぎるとハンチングをおこすようになり、適当に抑制を行えばいい制御結果が得られることがわかった。同様なことが他の制御規則を強調した場合にも見受けられる。

このように、適当に wi を変化させることによりきめの細かい制御を行えることがうなずける。

4．シングルトン型推論法の自動チューニング

通常、ファジィ規則を作成する場合、専門家の経験や知識をもとに試行錯誤的に作られるのが普通であるが、最近では、実測された入出力データからファジィ規則をチューニングする研究が盛んに行われている[3-5]。この場合、使用されているファジィ推論法は簡略化推論法であり、最急降下法に基づいて後件部の実数[3]や前件部のファジィ集合の中心や幅を調整する手法[4]などが提案されている。

ここでは、シングルトン型推論法により、後件部の実数だけでなくその重みをチューニングする手法を最急降下法に基づいて与える。

今、実測された2入力1出力のデータ対 (x,y,z) が複数個与えられているものとする。まず、入力データ x の範囲をファジィ的に m 分割し、このファジィ分割を行う三角型のファジィ集合を A1,A2,…,Am とする。同様に、

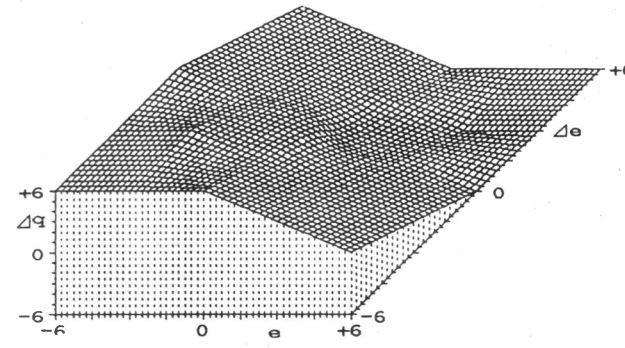


図6 w = 0.5 の場合の e, △e→△q の図示

入力 y の範囲を n 分割するファジィ集合を B1,B2,…, Bn とする。

これらのファジィ集合 Ai, Bj を組み合わせることにより m x n 個のファジィ規則を想定することができる。

以下では、簡単のため、m = n = 2 の場合について議論を進めていく。この場合、次のように4個のファジィ規則を設定することができる。

規則1: A1 and B1 => w1/z1
規則2: A1 and B2 => w2/z2 (14)
規則3: A2 and B1 => w3/z3
規則4: A2 and B2 => w4/z4

問題は、複数個の入出力データ対 (x,y,z) からどのようにして後件部のシングルトン wi/zi を決定していくかということである。

入力データ x, y に対する式(14)の推論結果 z' は式(7)より次のように与えられる。

$$z' = \frac{h1w1z1 + h2w2z2 + h3w3z3 + h4w4z4}{h1w1 + h2w2 + h3w3 + h4w4} \quad (15)$$

ここで、h1, h2, h3, h4 は図7より

$$h1 = \mu_{A1}(x)\,\mu_{B1}(y) = ab$$
$$h2 = \mu_{A1}(x)\,\mu_{B2}(y) = a(1-b) \quad (16)$$
$$h3 = (1-a)b, \quad h4 = (1-a)(1-b)$$

のように与えられる。

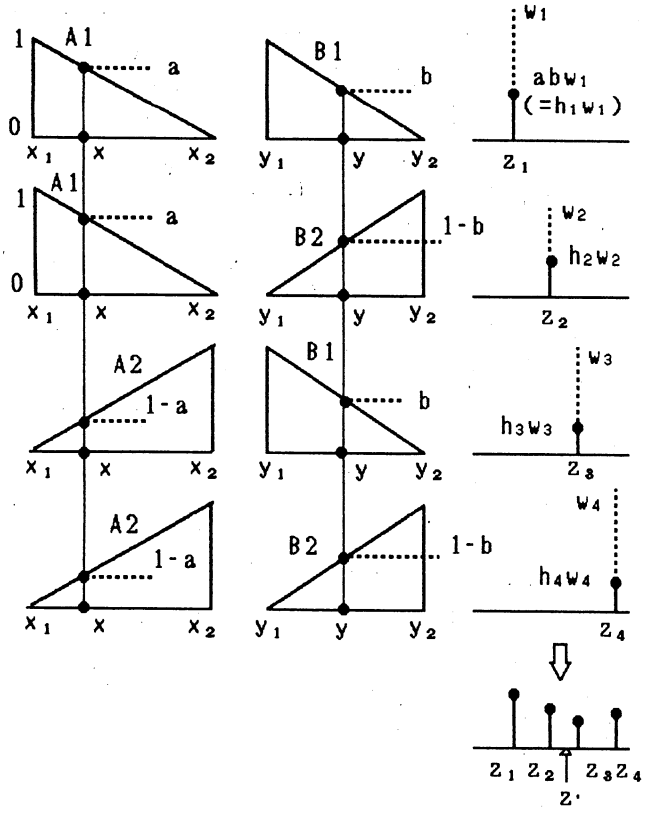


図7 式(14)に対する推論結果 z' の求め方

1番目の入力データ x, y に対する理想の出力データは z であるが、推論結果が z' であるので、その差 z-z' に基づいて、各規則の後件部の位置 zi と高さ wi を、各 i=1,…,4 に対して

$$zi \leftarrow zi + \alpha (z-z') \frac{hiwi}{\sum_{i=1}^{4} hiwi} \qquad (17)$$

$$wi \leftarrow wi + \beta (z-z') \frac{hi(zi-z')}{\sum_{i=1}^{4} hiwi} \qquad (18)$$

のように修正する。ここで、α、β は学習係数である。同様なことを残りの入出力データに対しても行い、誤差 z-z' が最小になるように zi, wi を修正していく。このようにして求められた後件部をもつファジィ規則(14)が所望のファジィ規則になる。

以上は2分割の場合についてであったが多分割の場合にも同様に行え、また、多入力多出力データに対しても同様である。

次に、1入力1出力のデータに対するチューニング例を示そう。

【例】

$$y = \begin{cases} -x & \cdots\ -1 \leq x \leq 0 \\ x^2 & \cdots\ 0 \leq x \leq 1 \end{cases} \qquad (19)$$

なる非線形関数に対して、荒木ら[5]のファジィ規則の自動生成手法を適用した結果、表1のように簡略化推論法の場合では5個のファジィ規則で、シングルトン型推論法では4個の規則で同程度の精度（誤差 0.01 以内）でチューニングが行うことができた。

また、$y = \sin(\pi x+1)$ $(-1 \leq x \leq 1)$ に対しては、簡略化推論法では13個、シングルトン型推論法では10個の規則でチューニングが行えた。

表1 式(19)に対するチューニング結果

簡略化法	前件部（中心）	-1	0	0.25	0.5	1
	後件部（位置）	1.005	-0.007	0.073	0.209	0.965
シングルトン法	前件部（中心）	-1	0	0.5	1	
	後件部（位置）	0.993	-0.024	0.248	1.03	
	（高さ）	1.472	1.360	0.894	0.571	

5. むすび

ファジィ規則の後件部がシングルトンであるシングルトン型推論法（重み付き簡略化推論法）は簡略化推論法と同じく計算が高速に行え、後件部の位置だけでなく高さも取り扱えることから、簡略化推論法よりも用途が広く、究極のファジィ制御法であると思われる。

通常、ファジィ規則は均一的に取り扱われているが、後件部をシングルトン型にすることにより、ファジィ規則に強調効果を持たせることができ、ファジィ規則に重要度や重視度といった概念を導入することが可能となる。

ファジィ制御法としていえば、後件部の位置の変化が制御結果に影響を与えることは確かであるが、図5の制御結果からもわかるように、後件部の位置は固定しておいて高さだけを変えても制御結果に大きく影響することがわかった。したがって、ファジィ規則を調整する場合、後件部の位置だけでなく高さも重要なファクターであることがわかる。

参考文献

1. 水本、ファジィ制御法によるＰＩＤ制御の実現、第7回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、pp.245-250、1991
2. 水本、ファジィ制御の改善法(V)－強調型および抑制型のファジィ制御規則を使用した場合－、第7回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、pp.269-274、1991
3. 市橋・渡辺、簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御、日本ファジィ学会誌、2、3、429-437、1990.
4. 野村・林・若見、最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用、第6回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、pp.423-426、1990.
5. 荒木・野村・林・若見、ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と移動ロボットの障害物回避ルールの獲得、第7回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集、pp.623-626、1991

問い合わせ先：〒572 寝屋川市初町18-8
大阪電気通信大学 経営工学科
水本 雅晴
Tel: 0720-24-1131 ext 2361
Fax: 0720-24-0014
E-mail: mizumoto@mzlab.osakac.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

システムモデルに基づく定性的制御ルールの設計

A Model Based Design of Qualitative Control Rules

安川隆廣　菅野道夫
Takahiro YASUKAWA　Michio SUGENO
東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

要旨：本論文では、システムの入出力数値データからシステムのファジィモデルを同定し、そのモデルに基づいてシステムの定性的制御ルールを設計する手法を提案する。モデルの同定および制御ルールの設計には後件部データのファジィクラスタリングによる手法を用いている。数値例を示し、本手法の有効性を確認する。

キーワード：Fuzzy Modeling, Model-Based-Controller, Qualitative Controller

1　序論

ファジィモデルの特徴は、人間が定性的にモデルを理解できる点にある。さらにルールが、言語を用いて表現されている場合、その理解は一層容易なものとなる。この言語を用いた、より定性的なモデルをファジィナンバーを用いたファジィモデルと区別するため、定性的モデルと呼ぶ。制御問題においても、人間に制御方策を容易に理解させるため、定性的な制御ルールは有効である。

ファジィ制御器の設計では、そのほとんどが熟練オペレータの知識、あるいはシステムの特性に関する知識に基づく手法か、熟練オペレータの操作をモデリングする手法である。一方、熟練オペレータの存在しない場合、または社会システムのように制御のための知識が取り込みにくい場合は、そのモデルに基づいてファジィ制御器を設計しなければならない（例えば、[1,2,3]）。しかし従来の手法は、モデルに基づく制御ルールを設計するのではなく、モデル式を用いて制御量を計算するものである。よって、自動制御には適するが、その計算プロセスを人間が定性的に理解するのは困難である。

本論文では、システムモデルに基づきファジィ制御ルールを設計し、ルールに記述されているファジィナンバーを言語近似して定性的制御ルールとする手法を提案する。

設計法は４つの段階に分かれている。１つはシステムの入出力データからシステムモデルを同定する部分。モデルの前件部変数から制御ルールの前件部変数を決定する部分。システムの入出力データに基づき制御ルールのルール数、およびパラメータを決定する部分。最後に制御ルールのファジィナンバーを言語近似する部分である。

本手法の１、３段階には後件部データファジィクラスタリングによるモデリング法[4]を用いている。

数値例を示し、本設計法の有効性を確認する。

2　制御ルールの設計法

2．1　設計の基本方針

モデリングによってシステム変数の入出力関係が同定される。以下説明を簡単にするため具体的なデータを用いる。

$$y(t-1)=1,\ u(t-1)=2 \rightarrow y(t)=3 \qquad (1)$$

この入出力関係は因果関係を表わしている。

（１）から $y(t-1)=1$ のとき $y(t)=3$ にするための $u(t-1)$ の十分条件は $=2$ といえる。

ここで、$y(t), y(t-1)$を前件部、$u(t-1)$ の十分条件を後件部とし、$t \Rightarrow t+1$ とすると、次のような制御ルールが構成される。

$$y(t+1)=3,\ y(t)=1 \rightarrow u(t)=2 \qquad (2)$$

ここで、$y(t+1)$ は目標値、$y(t)$ は現在の出力、そして $u(t)$ は操作量である。

システムモデリングではデータに基づき、（１）を次のような複数のファジィルールで表わした。

Rmi: if y(t-1) is Ai and u(t-1) is Bi
　　then y(t) is Ci.　(1')

これから（２）も同様に

Rci: if y(t) is Ci and y(t-1) is Ai
　　then u(t-1) is Bi.　(2')

というファジィルールで表わされるが、（１'）と同じファジィ集合のままではデータとの誤差が大きなものになってしまう。

このため、前・後件部変数を（２'）のものとするルールをデータセットに基づき構成し、それを制御ルールとする。

2．2　制御ルールの前・後件部変数構成法

システムの入出力関係は一般的に次のように書ける。

Rm: y(t-d11), y(t-d12), ...
　　u(t-d21), u(t-d22), ...　→ y(t)　(3)
　　g(t-d31), g(t-d32), ...

ここで、y(t):出力、u(t):入力（操作量）、
g(t):入力（操作できない入力）、
d11<d12<...,d21<d22<...,d31<d32<...
設計する制御ルールは、後件部が u(t) のルールである。（３）から

y(t-d11+d21),y(t-d12+d21),...
R'm: u(t),u(t-d22+d21),... → y(t+d21)
g(t-d31+d21),g(t-d32+d21),... （３'）

（３'）から、次の制御のための関係が構成される。

y(t+d21),
RC: y(t-d11+d21),y(t-d12+d21),...→ u(t)（４）
u(t-d22+d21),...
g(t-d31+d21),g(t-d32+d21),...

ここで、y(t+d21)は目標値変数となる。

（４）において

① -d31+d21>0 すなわち d31<d21 のとき

（３）のシステムは不可制御である。

これは、（３'）の y(t+d21) が、u(t) とt時刻以降の非操作入力 g(t-d31+d21) によって決定されることから明らかである。

② -d11+d21>0 すなわち d11<d21 のとき

u(t) の値を推論するためには、y(t-d11+d21) の値が必要であるが、t-d11+d21>t からこの値は未知である。この場合は、モデルの因果関係（３）を繰り返し用いて、制御ルール（４）の前件部変数集合を値が全て既知の変数集合に置換する。

（４）の前件部変数集合をPc1、（３）の後件部を y(t-d11+d21) とした場合の前件部変数集合をPm1とすると、（４）は

(Pc1-{ y(t-d11+d21) })∪Pm1 → u(t) （４'）

となる。さらに（４'）の前件部に値が未知の変数がある場合は、同様にして前件部変数を置換する。

（４）の前件部変数集合に y(t) が含まれる場合、y(t+d21) をe(t)=y(t+d21)-y(t) に置換し、目標値変数にかえ誤差を前件部変数に用いることができる。本論文では、目標値を用いる場合と、誤差を用いる場合の２通りの制御ルールを構成し、入出力データに対して誤差の少ない制御ルールを選択した。

多入力多出力系の場合は、上の場合において y(t) を出力ベクトル Y(t)=(y1(t),y2(t),...)、u(t) を入力ベクトル U(t)=(u1(t),u2(t),...) とする。ただし、入力のむだ時間が各入力ごとに異なる場合は、U(t) を次のような入力ベクトルにする。

いま、u1,u2,u3,...のむだ時間をdu1,du2,du3,...とし、du1≧du2≧du3≧...とすると、

U(t)=(u1(t),u2(t-du2+du1),u3(t-du3+du1),...)
（５）

として（４）の関係を導く。つまり、UのYに対するむだ時間は、各入力の内の最大むだ時間 du1 となり、制御ルールから、現在入力するu1、-du2+du1後に入力するu2、-du3+du1後に入力するu3、...の値が決定される。

２．３　制御ルールの設計法

設計法は次の手順による。

(1) システムの入出力データに基づきモデルを同定する。
(2) 制御ルールの前・後件部変数を構成する。
(3) システムの入出力データを用い、(2)で構成された前・後件部をもつ制御ルールのルール数およびパラメータを設計する。
(4) 制御ルールのファジィナンバーを言語近似し、定性的制御ルールを設計する。

手順(1)および(3)では、後件部データファジィクラスタリングによるモデリング法[4]を用いる。

後件部データファジィクラスタリングによるモデリング法を簡単に説明する。

(a) 後件部データを最適分割数でファジィクラスタリングする。
(b) データを２つのグループに分割する。
(c) それぞれのグループのデータと(i)のクラスタリング結果の射影を用いてメンバーシップ関数を構成する。
(d) 前件部変数をi個とする。
(e) ＲＣを用いて、前件部変数を候補から１つ選択する。
(f) 前件部変数候補が存在する場合 i=i+1 とし、(d)にもどる。
(g) 全データを用いて、メンバーシップ関数を再構成し、パラメータをチューニングする。

ここで、ＲＣとはＧＭＤＨ法で用いられる変数選択のための規範で、データを２分割することでモデルを２つ同定し、それぞれモデリングに用いない方のデータで誤差評価したものの平均値を規範とするものである。

本論文では、ファジィクラスタリングに Fuzzy-c-Means法を用いた。

手順(4)では、あらかじめ単語を登録した辞書を検索し、ファジィ修飾語と論理結合子を用いて言語近似を行なった。近似度を測る評価関数として、ファジィ集合間の相似度と包含度、ファジィ修飾語として{とても、だいたい、少し、多少、～でない、～以上、～以下}、論理結合子として{かつ、または}を用いた。また、本論文では登録する単語として、{大、中の大、中、中の小、小}または{正の大、正の中、ゼロ、負の中、負の大}を用いた。

3　適用例

3．1　2入力むだ時間非線形系

（6）式の2入力むだ時間非線形システムの制御ルール設計を行なった。

$$y(t)=-0.5y(t-1)-u1(t-2)^2/5.0 +10.0u2(t-3)^{-2}-1.5 \qquad (6)$$

図1のように、このシステムに正弦波入力を加えて取得したデータ100個に基づきモデリングを行ない、（7）式の前・後件部からなる6ルールの制御ルールを設計した。

e(t), y(t),
u1(t), u1(t-1), → u1(t+1), u2(t)　　（7）
u2(t-1), u2(t-2)

目標値 0.0、y(0)=3.0, u1(0)=u2(-1)=4.0, u2(0)=u2(-1)=u2(-2)=2.0 とした場合のシミュレーション結果を図2に、定性的制御ルールを表1に示す。

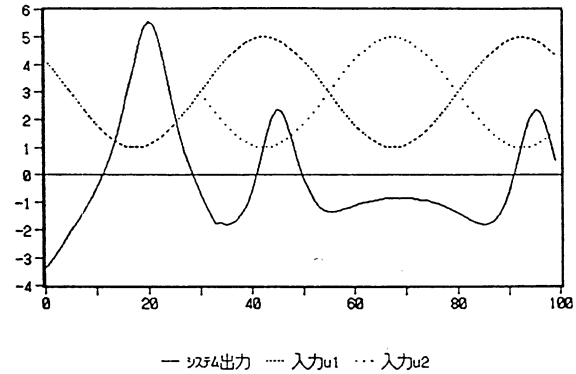


図1　入出力データ

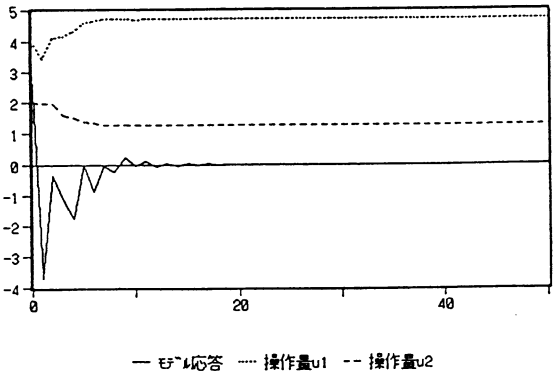


図2　非線形システムのシミュレーション結果

表1　非線形システムの定性的制御ルール

1　もしも、誤差がだいたい負の小またはゼロ、出力が多少負の大、u1(t)が多少小さいか中の小、u1(t-1)が大でなく、u2(t-1)がだいたい中の大か多少大きく、u2(t-2)が中の小以上ならば、u1(t+1)を多少小さく、u2(t)をだいたい大きくせよ。

2　もしも、誤差がだいたい負の大または負の小、出力が負の小で、u1(t)がだいたい中の小、u1(t-1)が多少小さいかまたは中、u2(t-1)が中以上ならば、u2(t-2)にかかわらず、u1(t+1)を中以下、u2(t)をだいたい中の大にせよ。

3　もしも、誤差がゼロ以上、出力が負の大でなく、u1(t)だいたい中の小または中、u1(t-1)がだいたい中くらい、u2(t-1)がだいたい中の小、u2(t-2)が中の小または中ならば、u1(t+1)を多少小さく、u2(t)を多少小さくせよ。

4　もしも、誤差がだいたい負の小かつゼロ、出力がだいたいゼロ、u1(t)が中の小または中、u1(t-1)が中の小または中の大、u2(t-1)が中以下、u2(t-2)が中の大以下ならば、u1(t+1)をだいたい中、u2(t)をだいたい中にせよ。

5　もしも、誤差が負の小、出力が負の小以上かつ正の小以下、u1(t)が中の大、u1(t-1)が小さくなく、u2(t-1)がだいたい中または多少小さく、u2(t-2)が中の大以下ならば、u1(t+1)をだいたい中の大、u2(t)をだいたい中の小にせよ。

6　もしも、誤差がだいたいゼロ、出力がだいたい負の小、u1(t)がだいたい大きく、u1(t-1)がだいたい中の大または多少大きく、u2(t-1)が中以下、u2(t-2)が中の大以下ならば、u1(t+1)をだいたい大きく、u2(t)をだいたい小さくせよ。

3．2　経済システム

図3に示す1965年～1990年の日本のマネーサプライとGNPデフレータのデータ[5]に基づき、入力をマネーサプライ変化率（M2CD）、出力をGNPデフレータ変化率（P）として、マクロ経済モデルを同定し、操作量をM2CD、制御量をPとする制御ルールを設計した。

データから5ルールのモデルが同定された。その出力結果を図3に、定性的モデルを表2に示す。

制御ルールを設計した結果、5ルールの制御ルールが設計された。Pの目標値を1.5%、初期値を P(0)=15.0%, M2CD(0)=10.0% とした場合のシミュレーション結果を図4に、定性的制御ルールを表3に示す。

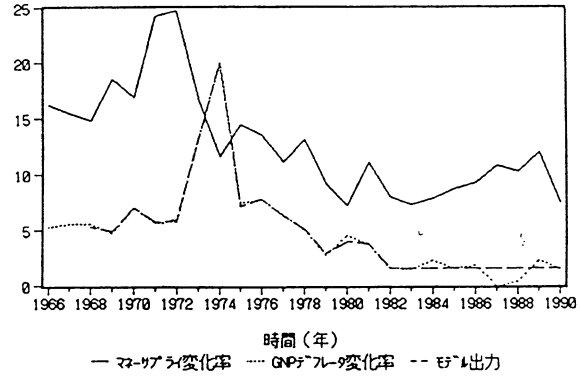


図3　経済システムデータとモデル出力

表２　経済システムの定性的モデル

1　もしも、昨年のGNPデフレータ変化率が多少小さく、昨年のマネーサプライ変化率がだいたい中の小または中で、一昨年のマネーサプライ変化率が大きくないならば、今年のGNPデフレータ変化率はだいたい小である。

2　もしも、昨年のGNPデフレータ変化率が中以上で、昨年のマネーサプライ変化率がだいたい中または中の大で、一昨年のマネーサプライ変化率が中の小または中ならば、今年のGNPデフレータ変化率はだいたい中である。

3　もしも、昨年のGNPデフレータ変化率が中の小で、一昨年のマネーサプライ変化率が中の小または中の大ならば、昨年のマネーサプライ変化率にかかわらず、今年のGNPデフレータ変化率は中の小である。

4　もしも、昨年のGNPデフレータ変化率が中の小で、昨年のマネーサプライ変化率が中以上で、一昨年のマネーサプライ変化率が中以上ならば、今年のGNPデフレータ変化率はだいたい中または中の大である。

5　もしも、昨年のGNPデフレータ変化率がだいたい中で、昨年のマネーサプライ変化率がだいたい中の小または中で、一昨年のマネーサプライ変化率が中の小以上ならば、今年のGNPデフレータ変化率はだいたい中の大または大である。

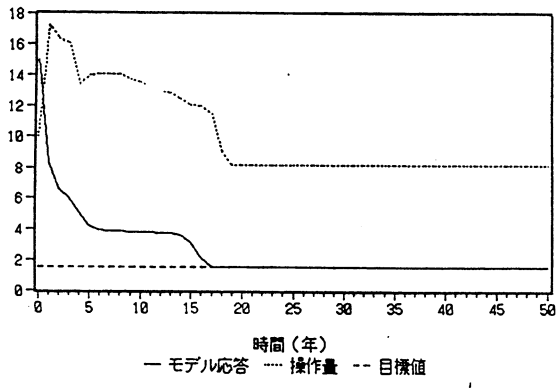


図４　経済システムのシミュレーション結果

表３　経済システムの定性的制御ルール

1　もしも、来年のGNPデフレータ変化率の目標が多少小さく、今年のGNPデフレータ変化率が中以下で、昨年のマネーサプライ変化率が中の小以下ならば、今年のマネーサプライ変化率をだいたい小さくせよ。

2　もしも、来年のGNPデフレータ変化率の目標がだいたい小さく、昨年のマネーサプライ変化率が中以下ならば、今年のGNPデフレータ変化率にかかわらず、今年のマネーサプライ変化率を中の小にせよ。

3　もしも、来年のGNPデフレータ変化率の目標がだいたい小さく、今年のGNPデフレータ変化率が中の小で、昨年のマネーサプライ変化率が中の小か中くらいならば、今年のマネーサプライ変化率をだいたい中くらいにせよ。

4　もしも、来年のGNPデフレータ変化率の目標が中以上で、今年のGNPデフレータ変化率が中くらいまたは中の大で、昨年のマネーサプライ変化率が小さくないならば、今年のマネーサプライ変化率を中くらいか中の大にせよ。

5　もしも、来年のGNPデフレータ変化率の目標が中の小または中の大で、今年のGNPデフレータ変化率が中の小で、昨年のマネーサプライ変化率がだいたい中の大または多少大きいならば、今年のマネーサプライ変化率を中の大か多少大きくせよ。

4　結論

システムモデルに基づく制御ルールの設計法を提案した。この設計法は、モデルの因果関係から制御ルールの前件部を構成し、モデリングと同じ手法を用いてルール数とパラメータを決定する。

今後の課題として、制御ルールとモデルの相互関係を調べ、制御ルールのパラメータ設計にもモデルを積極的に活用すること、および言語近似法をより人間の感覚にマッチするよう改善することなどが挙げられる。

参考文献

[1]E.Czogala,W.Pedrycz:On identification in fuzzy systems and its applications in control problem,Fuzzy Stes and Systems,vol.6,73/83,1981.

[2]T.Takagi,M.Sugeno:Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control,IEEE Trans. Syst.,Man,And Cybern.,vol.SMC-15,116/132,1985.

[3]鈴木一如他：ファジィモデルによるモデル予測制御系の設計,第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,9/12,1991.

[4]安川隆廣,菅野道夫：数値データに基づく言語モデリング,第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,83/86,1991.

[5]経済新語辞典92,日本経済新聞社,1991.

問い合わせ先：〒227
横浜市緑区長津田町4259
東京工業大学　大学院総合理工学研究科
システム科学専攻　菅野研究室
安　川　隆　廣
TEL 045-922-1111　EXT 2645

分布定系数系におけるファジィ制御の応用
The Application of Fuzzy Control to Distributed Parameter Systems

高　倫　山
Lun Shan.GAO
富士通ビー・エス・シー
FUJITSU Basic Software Corporation

システム状態の変動を時間のみならず、その場所にも依存するシステムの制御は分布系制御である。分布系制御の問題において、多数の目標値を同時に達成するには、本来の制御方法で不可能か、または不完全である。ここで、ファジィ制御の柔軟性を考え、分布定系数系にファジィ制御方法を応用した。コンピュータのシミュレーションにより、境界値制御及び熱源制御の結果を示す。
キーワード：ファジィ制御、分布定系数系、境界値問題、拡散問題

1.序

時間領域での現代制御理論は制御対象は常微分方程式で記述される集中定系数系（LPS:Lumped Parameter Systems）に関する研究から始まり、雑音を含む確率システム制御論及び制御対象が偏微分方程式で記述される分布定系数系（DPS: Distrubited Parameter Systems）に関する研究へと発展してきた。代表的分布定系数系の状態方程式は次の三つである。

(1)（斉次）放物型－熱伝導問題

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \Delta u + f(x,t)$$

(2)（斉次）双曲型－振動、波動問題

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = \Delta u + f(x,t)$$

(3)（斉次）楕円型－定常系問題

$$\Delta u = 0$$

ファジィ制御の応用は様様な分野へ広がっている現在、数式モデルが表現できないシステムの制御問題にファジィ制御の有効性を強調してきたが、完全な数式モデルを持つシステムに対してファジィ制御が有効であることを説明されている。

2. 分布定系数系のファジィ制御

分布定系数系の制御には、最適制御方法を使うことが多い。特に、偏差及び制御入力の２次評価を最小にする最適制御方法を広く使われている。本研究では、ファジィ理論と偏微分方程式の数値解法を融合させ、ファジィ制御方法を用いて、制御目標を逐次的に達成する。ここで、楕円型と放物型の偏微分方程式で支配されている分布定系数系について考える。

(1).楕円型偏微分方程式で支配されている定常系の境界値制御

ａ)数式モデル

２次元の有界領域Ωにおいて、熱拡散が大きい時の温度制御を考える、境界上では、その一部のΓを除いて温度は定まっているとする。今観測点を領域の内部曲線γ上とり、観測点上で、与えられた温度を達成するように、境界Γ上での温度分布を決定する問題を考える。（図2-1）

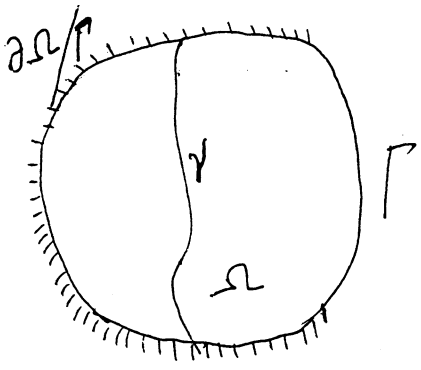


図2-1境界値制御

問題の数式モデルは次のようになる。

$$\begin{cases} \Delta u = 0 & \text{in } \Omega \\ u = g(x,y) & \text{on } \partial\Omega / \Gamma \\ u = \phi(x,y) & \text{on } r \end{cases}$$

b)制御ルール

システムにおいて、観測点を次のように取る。

$u^{r}(x_1,y)=u^{r}{}_1(y)$、$u^{r}(x_2,y)=u^{r}{}_2(y)$

$\cdots\cdots u^{r}(x_n,y)=u^{r}{}_n(y)$

これらの観測点に対応して、境界Γ上でコントロール点を

$u^{\Gamma}(x_1,y)=u^{\Gamma}{}_1(y)$、$u^{\Gamma}(x_2,y)=u^{\Gamma}{}_2(y)$

$\cdots\cdots u^{\Gamma}(x_n,y)=u^{\Gamma}{}_n(y)$

のように取る。$u^{r}{}_i(y)$とγ上の目標温度$\phi(x_i,y)$に比較して、制御ルールを次のようにする。

if $u^{r}{}_i(y)$ is very low then quick heat up $u^{\Gamma}{}_i(y)$
if $u^{r}{}_i(y)$ is low then heat up $u^{\Gamma}{}_i(y)$
if $u^{r}{}_i(y)$ is overheat then cool down $u^{\Gamma}{}_i(y)$
if $u^{r}{}_i(y)$ is very overheat then quick cool down $u^{\Gamma}{}_i(y)$
(i=1,2,...n)

この制御ルールに従って、内部曲線γ上の温度を境界Γ上の温度制御により一定値に保つことができる。

c)例

ここで、Ωを[0,1]∪[0,1]、γをy=0.5 x∈(0,1)とする、$\phi(x,y)=\sinh(1/2\pi)\sin(\pi x)$と設定する。制御した結果を図2-2で示す。

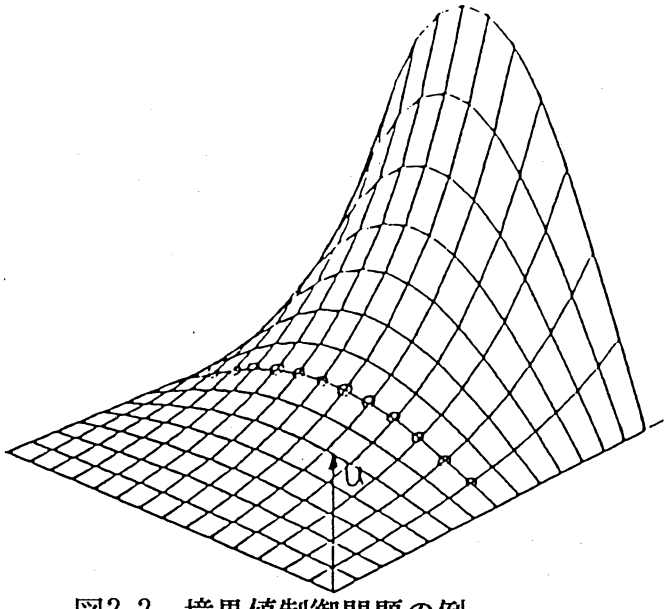


図2-2　境界値制御問題の例

(2) 放物型偏微分方程式で支配されている非定常系の制御

a) 数式モデル

非定常系において、数式モデルは偏微分方程式とその初期条件、境界条件によって与えられる。分布定係数系の非定常制御問題では、状態変数は時間tに依存すると同時に空間座標xにも依存する特徴がある。例えば、ある容器の底に熱源を与えて、その温度分布u(x,t)を状態変数にとると、図2-3のようになる。

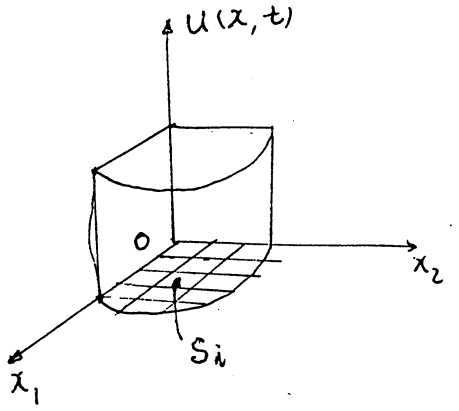


図2-3　非定常分布定系数系

xは2次元 Euclid 空間$E^{(2)}$における座標である。
問題の数式モデルは次のようになる。

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \alpha^2 \Delta u + f(x,t) \quad \text{in } \Omega$$
$$u(x,t) = g(x,t) \quad \text{on } \partial\Omega$$
$$u(x,0) = u_0(x) \quad \text{in } \Omega$$

b)制御ルール

このu(x,t)をLPSの状態変数のように表現すると、ある固定された時間tで、底を有限次元分割した部分領域s_iにおける温度

$u(s_1,t)=u_{s1}(t)$, $u(s_2,t)=u_{s2}(t)$
……$u(s_n,t)=u_{sn}(t)$

を近似的にシステムの状態変数となる。
これらの状態変数に対応して制御入力f(x,t)を次のようにする。

$f(s_1,t)=f_{s1}(t)$, $f(s_2,t)=f_{s2}(t)$、
……$f(s_n,t)=f_{sn}(t)$.

境界条件と与えられた温度分布$\phi(x,t)$を満たすために、熱源f(x,t)をコントロールする問題を考える。

c)例

ここで、一次元棒の場合の例を示す。
$u_0=0$　$\Omega=(0,1)$、$f(0,t)=0$
$f(1,t)=0$、$\alpha=0.01$とする。設定温度は3つのパターンに対して、制御した結果はそれぞれ図2-4、図2-5、図2-6で示している。

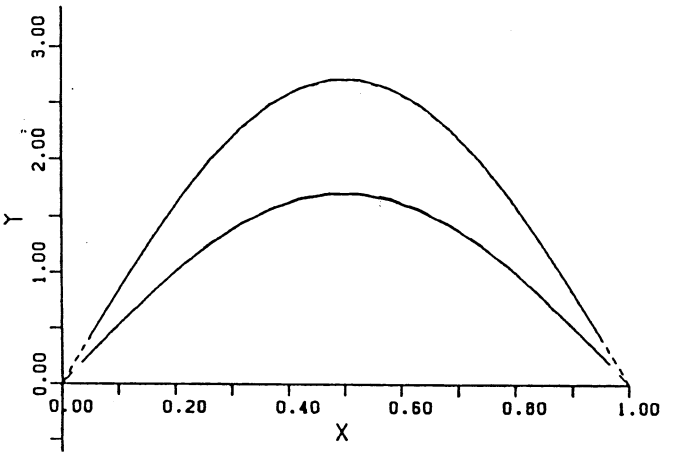


図2-4　$u(x,1)=(e^1-e^{-1})\sin(\pi x)/(1+(\pi\alpha)^2)$

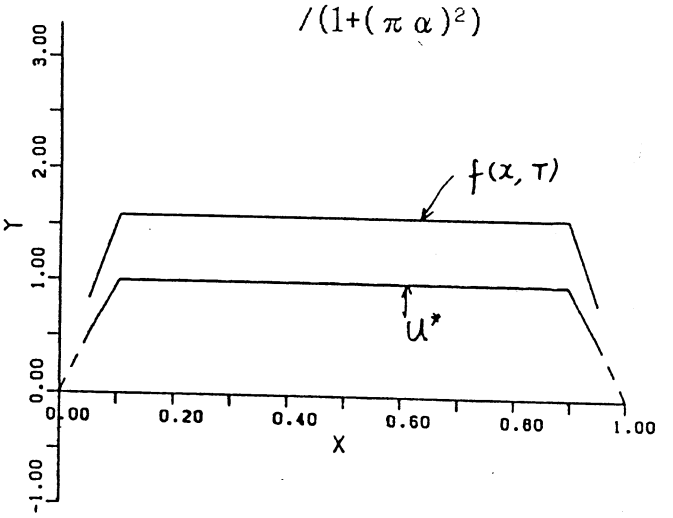
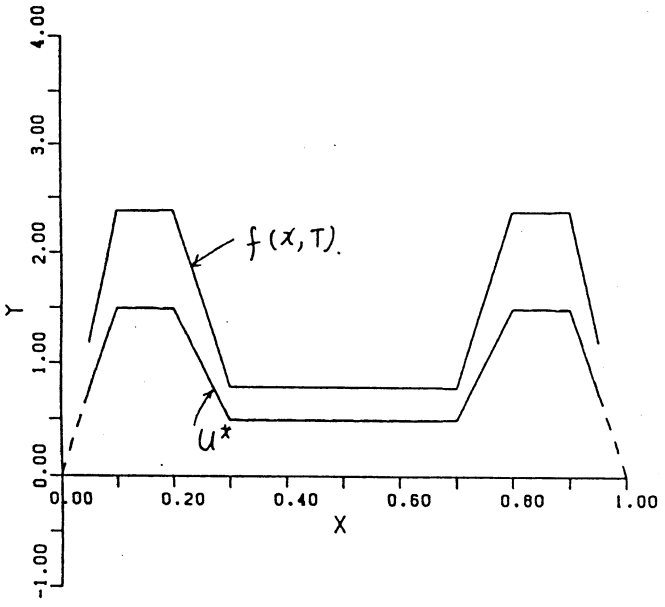


図2-5　$u(x,1)=\begin{cases}10x & x\in[0,0.1]\\ 1 & x\in[0.1,0.9]\\ -10x+10 & x\in[0.9,1]\end{cases}$

if $u_{s_i}(t)$ is very low then quick heat up $f_{s_i}(t)$
if $u_{s_i}(t)$ is low then heat up $f_{s_i}(t)$
if $u_{s_i}(t)$ is overheat then cool down $f_{s_i}(t)$
if $u_{s_i}(t)$ is very overheat then quick cool down $f_{s_i}(t)$

$i=1.2.3\cdots n$



$$u(x,1)=\begin{cases}15x\\1.5\\-10x+3.5\\0.5\\10x-6.5\\1.5\\-15x+15\end{cases}$$

図2-6

3.まとめと展望

偏微分方程式で支配されている分布定系数系の制御問題にはファジィ制御方法を応用した。

分布定系数系のファジィ制御の有効性をコンピュータのシミュレーションによって証明された。

分布定系数系において有限次元の制御器を用いて従来の方法で制御する場合、スプルオーバという悪影響が生じる[5][6]、しかし、ファジィ制御法を用いると、スプルオーバが生じないことがシミュレーションによって判った。

他の方法を検討して、ファジィ制御法と比較することがこれからの課題である。

7.参考文献

[1] L.S.GAO, H.KAWARADA,et al,
「Fuzzy Control of System Governed by Elliptic Partial Differential Equations」
Tech. Report of Math. Sci. Chiba Univ. 5(8).1989

[2] 田辺. 「発展方程式」
岩波書店

[3] L.A.Zadeh
「Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision processes]
IEEE Trans.syst.man,cybern. vol. smc-3 no.1 1973

[4] 菅野 「ファジィ制御」
日刊工業新聞社 1988.5

[5] M.J.Balas:
「Trend in Large Space Structure Control Theory」
IEEE Trans. Automatic Control. AC-27 522 (1982)

[6] M.J.Balas:
「Feedback Control of Flexible System」
ibid.. AC-23 673 (1978)

問い合わせ先：〒108
東京都港区芝浦4-15-33
芝浦清水ビル7F
富士通ビー・エス・シー
第２ソフトウェア部
高 侖 山
TEL (03)5476-2851

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ＬＭＳ適応制御における ファジィの応用

LMS Adaptive Control with Fuzzy Rule

柴山　秀雄

Hideo Shibayama

芝浦工業大学

Shibaura Institute of Technoloy

概要

物理的パラメータが時々刻々と変化し、それに応じて測定している伝達特性が変化するような場合、できるだけ迅速に伝達系のパラメータを推定できる測定システムが望ましい。タップ付遅延線フィルタを用いて、変化した環境に応じてそのタップの係数ベクトルを適応的に逐次推定を行う最小２乗平均（Least-mean-square:ＬＭＳ）アルゴリズムはその一つであり、勾配法を用いた LMS適応アルゴリズムは広く使用されている。そのアルゴリズムの中の減速係数は適応システムの安定性、迅速性に与えるパラメータとして重要な要素である。本論文はファジィ推論を用いて減速係数の最適値を逐次推定するＬＭＳアルゴリズムを提案し、その有効性を実験で明らかにした。

キーワード

ＬＭＳアルゴリズム／　減速係数　／　タップ付遅延線フィルタ／
最急降下法　／　ＤＳＰ　／　ＦＩＲ　／　伝達関数推定

１．はじめに

ウィナーフィルタやカルマンフィルタは、確率的な意味での最適フィルタであるが、これらを適用するためには、信号、雑音に関する先験的な情報が必要であり、システムの状態方程式が既知であることも必要である。

適応ディジタルフィルタは、これらの情報がなくても、フィルタのパラメータを自動的に設定できる利点がある。ＤＳＰの発展と共に、実時間処理できる適応ディジタルフィルタを用いた雑音除去、適応エコーキャンセラ、適応等化器等のシステムが実現されている。

パラメータを抽出するアルゴリズムは数多く提案されているが、その１つに平均２乗誤差の最小化に着目したＬＭＳ（Least-mean-square)アルゴリズムがある。フィルタの係数ベクトルを推定する方法に最急降下法がある。最急降下法では、減速係数は非負数であり、Gerschgorin の定理から得られる範囲内に係数値を選べる自由度を持っている。しかし、減速係数は、系の推定に対しての「繰り返し演算の安定性」や「目的信号とフィルタの出力値の誤

差が収束する速度」を変える重要なパラメータである。

本論文は、従来は未知伝達関数を推定するＬＭＳ適応アルゴリズムの中の減速係数は固定値で行われていたが、２乗誤差が最小になる様に減速係数をフィルタのパラメータ推定中も変化させたシステムを述べる。このシステムでは、ファジイ推論を用いて減速係数値を決定している。その結果、従来の減速係数を固定値とした方法に比べ、提案する方法の方がより早い時間にフィルタの出力信号を目的信号に達する結果を示した。

2．ＬＭＳアルゴリズム

ＬＭＳアルゴリズムを用いたモデル化システムを図1 に示す。

$$y[k] = \Sigma bn[k]\, x[k-n], \quad (1)$$

x［k］は、量子化された入力信号であり、y［k］は、ＬＭＳアルゴリズムによって修正された出力信号である。ＬＭＳアルゴリズムで用いるＦＩＲのフィルタ係数ベクトルをＢ［k］とすると、

$$B[k] = B[k-1] - \mu \nabla[k], \quad (2)$$

と表せる。ここで、∇[k]はＢについてのＭＳＥの勾配である。ＬＭＳアルゴリズムにおいて、

$$\nabla_{[k]} = 2\varepsilon_{[k]} \frac{\partial (d_{[k]} - y_{[k]})}{\partial B_{[k]}}, \quad (3)$$

とする。係数Ｂ［k］は最急降下法を用いれば、

$$B_{[k+1]} = B_{[k]} + 2\mu \varepsilon_{[k]} x_{[k]}, \quad (4)$$

と表すことができる。入力信号パワー σ^2 を用いて式(4) を書き直せば、

$$B_{[k+1]} = B_{[k]} + \frac{2\mu \varepsilon_{[k]} x_{[k]}}{(L+1)\sigma^2}, \quad (5)$$

となる。式 (5)においては、フィルタ次数Ｌと減速係数 μ が未知数である。アルゴリズム中の減速係数 μ は(L+1) σ^2 で正規化した値であり、$0<\mu<1$の範囲内で適応アルゴリズムが安定する任意の値を選択することができる。従って、式(5) は未知数が２個ある。フィルタ次数ＬはＡＩＣを用いて決定することができる。3 節でＡＩＣを用いた次数の決定結果について述べる。

3．モデルの伝達関数

3．1　系の設定

この実験では、任意の系として、

$$\begin{aligned} b0 &= 0.815 \\ b1 &= -0.034 \\ b2 &= 0.128 \\ b3 &= 0.509 \\ b4 &= -0.684 \end{aligned} \quad (6)$$

の係数をもつ、ＡＲモデルのＦＩＲフィルタを用いた。

3．1　系の次数推定

最尤法で求められるモデルの悪さを測る尺度として

ＡＩＣ＝－２ｌｎ（最大尤度）＋２（パラメータ数）、　(7)

がある。ＡＩＣは、種々のモデルのパラメータを最尤法で推定したとき、そのモデルの適切さの基準となるものである。そして、種々のモデルの中でＡＩＣを最小にするモデルが最良のモデルとして選ばれる。ＡＩＣは、モデルの適合

の悪さとパラメータの推定値を用いることによる悪さの両方を含んでいるため、データ数に応じてちょうどバランスのとれた次数が選択される様になる。

3．2　ＡＩＣによる次数推定の結果

本実験では、減速係数μ　＝　０．０１としてＡＩＣの計算を表１に示す。ＦＩＲフィルタの次数が４のときが、ＡＩＣの値が最小であり、最良のモデルであることを示しており、これはモデルに用いたフィルタ次数と一致している。

表１　ＦＩＲフィルタの次数とＡＩＣ

次数	ＡＩＣ	次数	ＡＩＣ
0	-535	5	-18686
1	-525	6	-16476
2	-550	7	-14758
3	-1019	8	-13209
4	-22025	9	-12078

3．3　推定結果

入力信号として、振幅　１．０，周波数２０の正弦波に、平均値　０．０，標準偏差１．０のホワイトノイズを加えた重畳信号を用いた結果を図２．１に示す。

また、ＦＩＲフィルタの次数は、ＡＩＣ（赤池情報量基準）から４を用いることにする。

μ　＝　０．０１　とした場合のＦＩＲフィルタの値と誤差εの図を図２．２、図２．３に示す。

4．減速係数μの適応制御

減速係数μの値によって、ＦＩＲフィルタ係数ベクトルＢの推定値への精度、および定常状態に達する時間が変化する。そのため、減速係数μの値の選択は重要なものである。

時刻ｎにおける出力Ｙ［ｎ］と目標値Ｒの偏差Ｅ［ｎ］

$$E[n]=R-Y[n]、\qquad (8)$$

と偏差Ｅ［ｎ］の変化分ΔＥｎ

$$\Delta E[n]=E[n]-E[n-1]、\qquad (9)$$

を用いて、時刻ｎにおける減速係数の更新分μ［ｎ］を表2 に示す様な２入力（ＥとΔＥ）の規則より出力（Δμ）を推定する。時刻ｎでの減速係数μ［ｎ］は

$$\Delta\mu[n]=\mu[n-1]+\Delta\mu[n]、\qquad (10)$$

なり、μの値を逐次推定し、ＬＭＳ適応制御を行った。

5．減速係数μを適応制御したときの伝達関数の推定結果

３節で用いた系と同一の系でＦＩＲフィルタの係数の変化、および、誤差εの変化を測定した結果を示す。減速係数の初期値を０．０１としたときの、ＦＩＲフィルタの変化と誤差εの変化を図３．１、図３．２にそれぞれ示す。

図４は、目的信号と適応フィルタで推定した出力信号とファジィ推論した減速係数μの時間

推移を示す。図２．４と比較すれば、より短時間で目的信号を推定していることがわかる。

６．　結び

ＤＳＰの進歩と共に、適応制御を実時間で用いることが可能になってきた。安定に、迅速に動作するアルゴリズムの必要性がますます高まっており、数多くのアルゴリズムが提案されている。本論文はその内の１つであるＬＭＳ適応アルゴリズムを用いて、伝達フィルタ係数を推定した結果について報告した。

フィルタの次数をＡＩＣで決定した後、この次数をＬＭＳ適応アルゴリズムに用いて、伝達特性推定を行った。このとき、ＬＭＳ適応アルゴリズムと同時に減速係数の適応制御も行う。この減速係数の推論法として、目的信号と適応フィルタの出力信号との誤差値、および、誤差の変化分を入力変数とする速度型ファジィ推論を採用した。

これら２つの適応制御を用いて、推定時間の短縮化を行った。その結果、フィルタ次数４のパラメータを推定した結果、誤差の絶対値が0.001 になるくり返し回数は固定した場合は2500回程度であり、提案した方法では210 回であった。

問い合わせ先

〒１０８　東京都港区芝浦３－９－１４

芝浦工業大学　通信工学科

柴山　秀雄

TEL　(03) 5476 2482

FAX　(03) 5476 3164

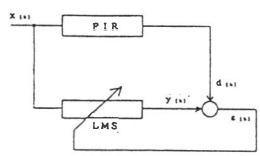


図１　LMS アルゴリズム

図 2.1　信号波形

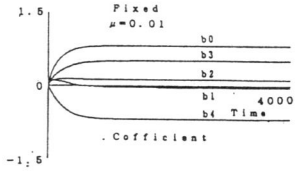


図 2.2　係数推定経過特性

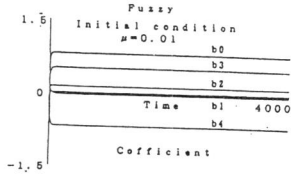


図 3.1　係数推定経過特性

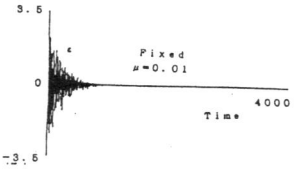


図 2.3　誤差変化

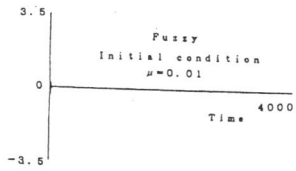


図 3.2　誤差変化

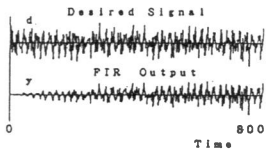


図 2.4　目的信号と推定信号

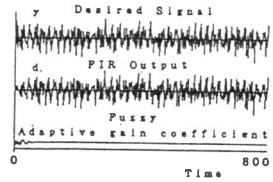


図４　目的信号、推定信号と収束係数の経移

表２　速度型ファジィ推論の言語規則

		E						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
	PB	ZO	PS	PM	PB	PB	PB	PB
	PM	NS	ZO	PS	PM	PM	PM	PB
	PS	NM	NS	ZO	PS	PS	PM	PB
ΔE	ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
	NS	NB	NM	NS	NS	ZO	PS	PM
	NM	NB	NM	NM	NM	NS	ZO	PS
	NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZO

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

個体群のダイナミクスとファジィ制御
Dynamics and Fuzzy Control of a group

宇都宮　浩　　中村　雅紀　　黒須　顕二
Hiroshi UTSUNOMIYA　Masaki NAKAMURA　Kenji KUROSU
旭化成工業（株）　東陶機器（株）　九州工業大学
Asahi Chemical Co.　TOTO Co.　Kyusyu Institute of Technology

あらまし　パニック時の群衆や魚群など、群れを形成して行動する個体は一般的に、相互に影響を及ぼしあって群を形成している。そこでこれを考慮して個体のモデリングを行い、群れの動きのシミュレーションを行った。さらに、この群れを誘導しうるリーダーのモデルを、簡単な行動ルールを基に、ファジィ推論をつかって作成し、リーダーが群れを通路に沿って誘導するシミュレーションを行った。

キーワード　ファジィ制御、個体群、ダイナミクス

1.はじめに

相互に影響を及ぼすような個体からなる群の動きについては、群の動きの数式モデル化が困難であるため、研究事例は極めて少ない。しかし、歩行者の流動状態[1]やパニック時の群衆の行動[2]や魚群の行動[3]など、一種の自律分散システムとして考えることによって、モデル化やシミュレーションを行った事例がある。

筆者らは、これらを参考にした個体のモデルを作成し群の動きのシミュレーションを行なった。さらに、簡単な行動ルールをもとに行動するリーダーのモデルを、ファジィコントローラを用いて作成し、リーダーの存在する個体群の動きのシミュレーションを行った。

なお、個体のモデルは、文献[2]を参考に作成した。

2.個体のモデル

2.1　個体の運動方程式

個体数Ｎからなる個体群中の個体iの動きは次式で求められる。

$$m_i\ddot{x}_i + \nu_i\dot{x}_i = F_i \qquad (1)$$

ここで、

m_i：個体iの質量
ν_i：運動に対する抵抗係数
x_i：個体iの位置ベクトル
F_i：個体iに働く力

とする。

2.2　個体に作用する各種の力

（１）式のF_iは線形な関数ではなく、以下に示されるような各種の力の合成である。

(a)群を形成し前方に進む力
　(a-1)常に前方へ進もうとする力
　(a-2)他の個体に引き付けられる力
　(a-3)他の個体に向きをそろえる力
　(a-4)ぶつからないように他の個体を避ける力
(b)環境から受ける力
　(b-1)壁からの反発力
　(b-2)リーダー位置の記憶による力
(c)外乱による力

これらのうち、(a-1)は個体それ自身に依存し、その大きさは自分自身の速度に依存する。また(a-2)から(a-4)までは、群の他の個体に依存し、向きと大きさはその個体までの距離と方向に依存する。

(b-1)は壁との距離に依存する。(b-2)は特別にリーダーの位置の記憶に依存する。ただし、この記憶はリーダーを見失ったときにのみ発動し、見失ってから時間がたつとその効果は減少するという、短期記憶の形をとっている。

また(c)は外乱として、ランダムな方向の力を与えている。

各種パラメータは、文献[2]のものを使用した。

3.リーダーのモデル

3.1 モデルの構造

リーダーの動きも、他の個体と同じく（1）式から求められるが、リーダーに作用する力Fは2.2節のような形の力ではなく、図1に示すようなファジィコントローラからの操作量である。

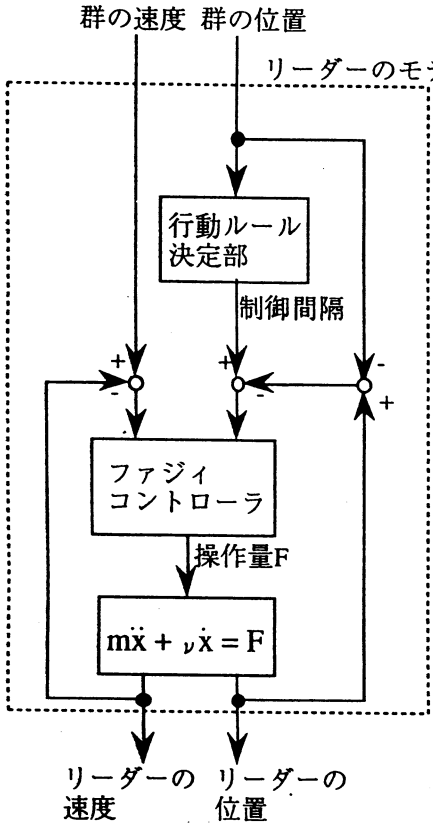


図1　リーダーのモデルの構造

このリーダーのモデルは、リーダーが実際に行なっているであろう知覚、判断、行動をシミュレートするためのものである。つまり、群の位置や動きを感知し、群を誘導するために自分がとらなくてはならない行動を判断して、その行動をとるためにださなくてはならない力をファジィコントローラで推論して出力しているわけである。

3.2 リーダーの行動ルール

行動ルール決定部では、群の位置や動きから、リーダー（つまり自分自身）のとる行動の目標値を決定する。ただしリーダーのとり得る行動としては、ルールの簡素化のため、群を誘導したい方向に進むか、反対方向に戻るかの2種類に限定している。したがって、直感的にはリーダーは一直線上を移動することになる。(この直線をリーダーの経路と呼ぶ。)

リーダーが群を誘導するためにとるべき行動を、定性的に記述すると以下のようになる。

[定性的な行動ルール]

(1)リーダーは群の前方に位置しなくてはならない。

(2)リーダーは群から離れすぎては行けない。

このルールは容易に推測できるであろう。しかし、このルールをアルゴリズム化するためには、ルールを定量的に扱わなくてはならないので、そのための指標を決定しなくてはならない。そこでその指標の一つとして、制御間隔という指標を導入する。

制御間隔とは図2に示すように、リーダーが群との間におかなくてはならない間隔のことで、この間隔の値を正の値にすれば、ルール(1)を実現できる。

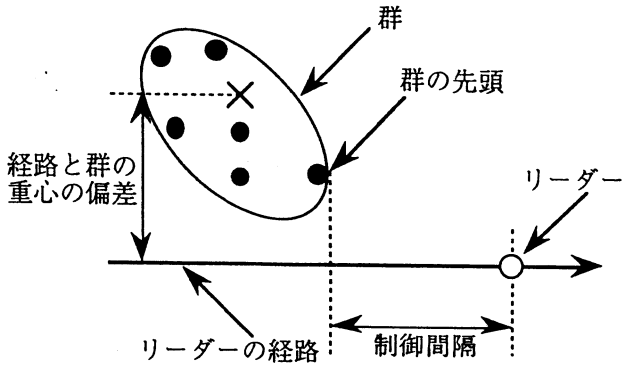


図2　制御間隔

またルール(2)を実現するための指標としては、群とリーダーのそれぞれの速度を使う。つまり、リーダーの速度を群の速度に一致させれば、リーダーは群との間に一定の間隔を開けて行動することになる。

この場合の一定の間隔が、先に述べた制御間隔になるようにすれば、定性的なルールの両方を満足するようになる。以上のことから、定性的なルールは、次のように書き換えられる。

[行動ルール]

(1)リーダーと群の間隔を、制御間隔と一致させる。

(2)リーダーと群の速度を一致させる。

この行動ルールを実現するための操作量を、ファジィコントローラで推論して決定することになる。

実際の制御間隔の値は、群の重心とリーダーの経路の偏差から、次式のように決定する。

$$D_{cont} = \begin{cases} 3.5 & (0.0 < E \leq 1.5) \\ 3.0 & (1.5 < E \leq 9.0) \\ -1.5 & (9.0 < E \leq 20.0) \end{cases} \qquad (2)$$

ただし、

D_{cont} : 制御間隔

E:リーダーの経路と群の重心位置の偏差の絶対値とする。これは、群をなるべくリーダーの経路上を進行させるように考えられたもので、偏差が大きいときには制御間隔を小さくして、リーダーの経路に近づく力が増加するようになっている。

3.3 ファジィコントローラ

ファジィコントローラは、ファジィ推論を用いて、行動ルール決定部で決定された行動ルールを実現するようリーダーを制御する。その際に用いられる制御量と目標値は、

[制御量]

(1)リーダーと群の先頭との実際の間隔

(2)リーダーの速度

[目標値]

(1)制御間隔

(2)群の速度

となる。したがって制御偏差は、

[制御偏差]

(1)制御間隔と実際の間隔の誤差

(2)リーダーの速度と群の速度の誤差

となるので、この2つの制御偏差を図3のような三角型+台形型のメンバーシップ関数でファジィ値化し、表1のファジィルールを用いて操作量の推論を行なった。

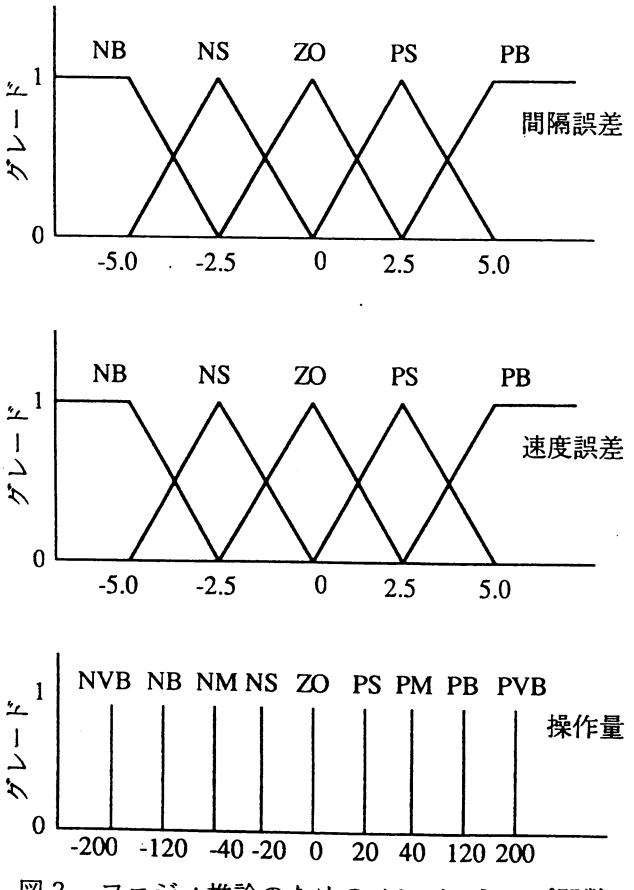


図3　ファジィ推論のためのメンバーシップ関数

表1　ファジィルール

		間隔誤差				
		NB	NS	ZO	PS	PB
速度誤差	NB	PVB	PB	PM	PS	ZO
	NS	PB	PM	PS	ZO	NS
	ZO	PM	PS	ZO	NS	NM
	PS	PS	ZO	NS	NM	NB
	PB	ZO	NS	NM	NB	NVB

その際のファジィ推論法としては、一般的な重心法などではなく、文献[4]に示されている菅野の3つの推論法の内の、推論法3を応用したものを採用した。

具体的には、菅野の推論法3の各制御規則の後件部を、菅野の推論法3のような線形式ではなくて、図3の操作量のメンバーシップ関数のように、定数値で与えている。このことによってディジタルコンピュータ上でファジィ演算ををする際の演算量を低減している。

4.シミュレーション例

シミュレーションは、パーソナルコンピュータ上で行ない、直線路、途中に斜めの曲り角のある通路（斜行路）、途中に直角の曲り角が2ヶ所ある通路（クランク路）の3種の形状の通路において行なった。

どの通路の場合も、通路の左端のランダムな位置に10個体を配置し、個体群の前方にリーダーを配置した状態から、通路の右方へ群を誘導する形で行なった。ただしシミュレーションは、個体群が通路の右端に達するまでではなく、同一時間（サンプリングタイム0.02secで1500ステップ =30sec）シミュレーションを行なって、どこまで誘導できるかを観察した。

また、それぞれの通路について、初期状態を変更して10例ずつシミュレーションを行ない、誘導に成功する率についても観察を行なった。図4から図6に、それぞれのシミュレーション例を示す。

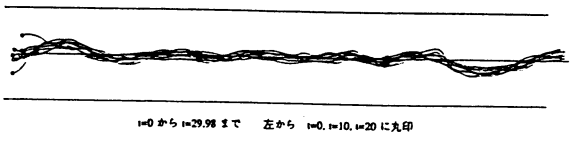


図4　直線路でのシミュレーション例

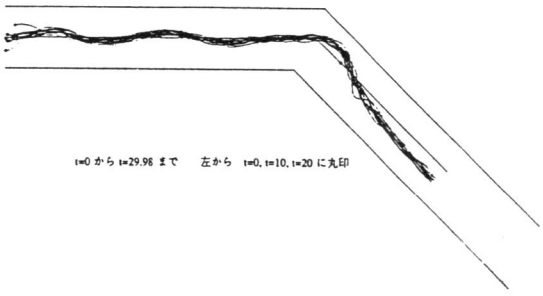


図５　斜行路でのシミュレーション例

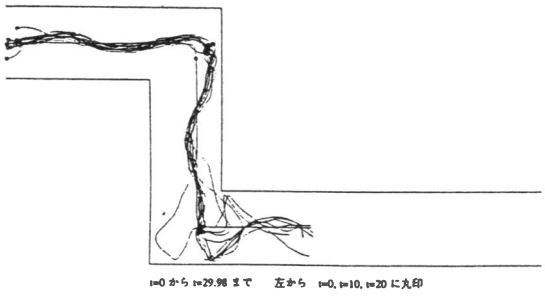


図６　クランク路でのシミュレーション例(1)

それぞれの場合の誘導成功率を以下に示す。

[誘導成功率]

直線路　…　70.0%
斜行路　…　70.0%
クランク路　…　30.0%

この場合の誘導成功とは、シミュレーション終了時点で、全ての個体がリーダーの近傍に存在した場合を指す。これからわかるように、クランク路の場合に極端に誘導成功率が低下している。これは、リーダーの経路のとり方に原因があると考えられる。

図６でのリーダーの経路は、曲り角の真中で進行方向を急激に90度変更すると言うもので、軌跡は図６中で直線状になっているものである。リーダーが急激にその進行方向を変更することで、他の個体がリーダーを見失うことが考えられるので、リーダーの経路を、曲り角で45度づつ２度に分けて変更するようにした結果、誘導成功率は60.0%に向上した。この場合のシミュレーション例を図７に示す。さらに、進行方向を45度変更するタイミングを前後に試行錯誤で移動することによって、直線路と同じ誘導成功率70%にすることができた。

各通路の残りの30%については、通路の中央であったリーダーの初期位置を、初期状態の群の形状を考慮して左右にシフトしたところ、すべて群を誘導することができた。

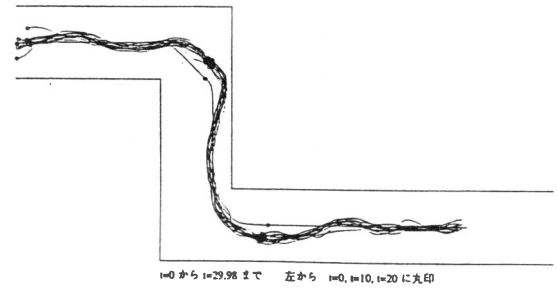


図７　クランク路でのシミュレーション例(2)

５.おわりに

本報告では、相互に影響しあう個体のモデルを作成し、さらにこの群を誘導するリーダーのモデルを、定性的に考えられる行動ルールを基に、ファジィ推論を使うことで作成しシミュレーションを行なった。その結果、作成したリーダーのモデルが、実際の個体のリーダーに近い動作をすることが観察された。

このように比較的簡単なルールからリーダーのモデルが作成できたが、これは通路形状による影響が大きいと考えられる。つまり通路が比較的狭いことによる壁の影響や、通路に分岐がないなどの条件が、モデルの簡略化に有利に働いていると考えられるのである。したがって、より一般的なリーダーのモデルを作成するためには、実際の個体（例えば人間）が行なっているさまざまなルールをモデルに実装する必要がある。またその際の問題点として、そういったさまざまなルールの使い分けの問題が生じる。これらの諸問題については、今後の課題としたい。

参考文献

[1]中村,吉岡,稗田：歩行者流動モデルとそのシミュレーション, 人間工学, Vol.10, No.3, pp93-102, (1974)

[2]平井,樽井：パニック時の群衆の行動とそのシミュレーション, システムと制御, Vol.21, No.6, pp.331- 338, (1977)

[3]三宮,松田：魚群の行動のモデリング, 計測と制御, Vol.19, No.7, pp.704-707, (1980)

[4]菅野：ファジィ制御, 日刊工業新聞社, pp.88-89, (1988)

[5]中村,宇都宮,黒須：個体群のダイナミクスとファジィ制御, 機械学会ファジィとニューラルネットの制御への応用シンポジウム, (1991)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

非線形スケーリングファクタとそのファジィ制御への応用

Nonlinear Scaling Factors and Its Application to Fuzzy Control

前田　幹夫　　○福宮　英二　　坪根　昌弘
Mikio MAEDA　　Eiji FUKUMIYA　　Masahiro TUBONE

九州工業大学工学部
Kyusyu Institute of technology

あらまし　ファジィ制御は，ルールベース制御といわれているように，ファジィ制御ルールの構成が重要となる．ロバストな制御を行おうとする場合，制御ルールは，対象を十分制御できるものでなければならない．そのとき，問題となるのは，制御ルールで用いる対象変数の選択とそのラベル化である．そこで，我々は，ファジイ制御装置の入出力変数に対するスケーリングファクタを非線形にすることを提案する．そして，最良のファジイ制御装置を設計するために，やや試行錯誤的に行っていた対象変数のラベル数の増加，あるいは，ラベルの非均一分割などを行う事なく，本稿で提案する非線形スケーリングファクタを用いることによって，良好な制御結果が得られる事を示す．

キーワード　　ファジィ制御，ファジィ分割，言語ヘッジ演算，ＮＳＦ

１．はじめに

ファジイ制御では，入出力値としてＳＦ（スケーリングファクタ）で正規化された値を取り扱う．よって制御装置の特性はこのＳＦの値とルールの構成に大きく依存する．また書き下ろした制御ルールによって制御装置の非線形特性が決まる．現在，制御ルールの対象変数のファジィラベルの数は，３～７までが使用されている．ラベル数が少なくなると，組み合わせが減ることになり，規則数が少なくなることから，全体として大ざっぱな制御アルゴリズムになる．入力変数の数と，このファジィラベルの数の間には密接な関係があるので複雑な制御を行うためには，入力変数，ファジィラベルも共にある程度多くしなければならないが，冗長な変数や規則の存在は制御を妨げる要因にもなりかねない．そこで，ファジイラベルの数や入出力変数のパラメータについて最適調整を行わなければならないが，今のところそれらについて詳しい解析がなされておらず，試行錯誤，経験法則によって決められているのが現状である．そのため最適なＳＦや制御ルールの構成を得るための手法が求められている．本稿では，ＳＦを非線形化することによって制御ルールの数を増やすことなく制御装置の非線形特性を変化させる方法に注目し，ファジイ制御装置の入出力値を累乗することによってＳＦを非線形にする方法を提案する．このＳＦの非線形化は，ルール分割数を増やす，ラベルの分割を非均一にする，等の方法と同様に良好な制御を行うための方法であり，それらを組み合わせれば，さらによい制御を行うことができると思われる．

２．制御系の構成

２．１一般的な制御装置の構成

一般的にファジィ制御装置は，図１の点線内のように構成されている．このファジィ制御で用いられるファジィ制御装置は，入力値（前件部変数）変換部，言語的制御ルール，ファジィ推論と非ファジィ化（解釈）部，出力値（後件部変数）変換部から構成されている．

図において，ＬＣＲはファジィ制御ルール，ＦＲＥはファジィ推論部のことであり，また，Ａ，Ｂ，Ｃはスケーリングファクタ（ＳＦ，規格化定数）である．ファジィ推論部では，Ｍａｍｄａｎｉ推論法，簡略推論法が広く使用されており，ルールのファジィラベルは三角型かシングルトンが多い．解釈部では，重心法などが使われている．簡略推論法の場合はこの解釈部は必要としない．また，制御装置では入出力値として，ＳＦで変換（制御装置内部の値と外部の値の変換）された名目の値を取り扱う．従って一般に制御装置の特性は，このＳＦの値とルール構成に大きく依存する．

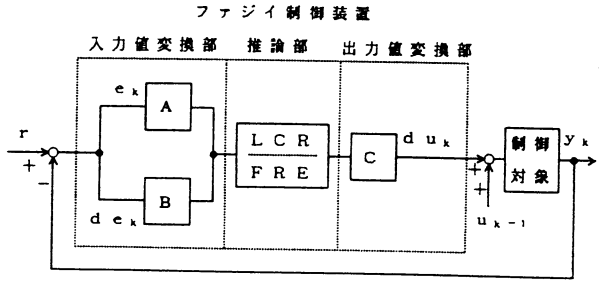


図１　一般的な制御系

2．2　ＮＳＦ（非線形スケーリングファクタ）を用いた制御装置の構成

一般にファジイ制御装置は，入力変換部において前件部ＳＦを用い，入力変数のファジイ集合の台集合を区間［－１，１］に規格化する．推論部においては，その規格化された［－１，１］の値を推論部入力値として推論を行い，［－１，１］の範囲の値を出力する．そして，その出力された値は後件部ＳＦによって，速度型制御装置の場合，操作量の一階差分値に変換される．

このように，ＳＦは制御装置内部と外部の値の変換であると共に，制御装置の静的ゲインを決定するものである．

そこで本研究ではＳＦを非線形にすることによって制御系がどのような影響を受けるかを調べた．以下にその方法を説明する．ここでは例として後件部ＳＦの非線形化について説明する．一般のファジイ制御装置の出力値変換法は，［－１，１］で得られる推論部出力値と後件部ＳＦを式（１）のように線形にかけあわせて操作量の一階差分du_k（速度型の場合）を求めるものである．

$$du_k = C \cdot (\text{推論部出力値}) \qquad (1)$$

本稿では，推論部出力値du_kをｒ乗（ｒ：正の有理数）し，その値を後件部スケーリングファクタＣにかけあわせ操作量を求めるようにすることによりＳＦを非線形化した．

$$du_k = C \cdot Sgn(x_3)\,|x_3|^r \qquad (2)$$
$$= C \cdot f_3(x_3) \quad (r：正の有理数)$$

以上説明したのは後件部ＳＦについてであるが，本研究では，前件部ＳＦについても同様の処理を行う．

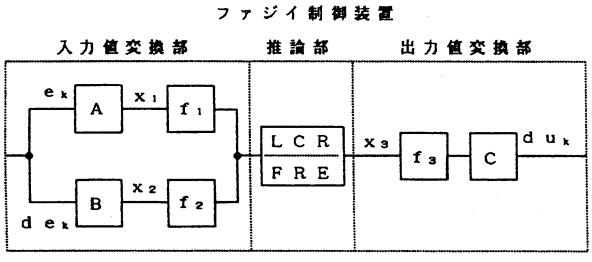


図２　本稿の方法による制御装置

$$f_i(x_i) = Sgn(x_i) \cdot |x_i|^r \qquad (3)$$
（ｒ：正の有理数，i=1,2,3）

本稿では，ｒ＝１／２，２／３，１，３／２，２等としたときの制御装置について考えた．これらはそれぞれ，言語ヘッジ演算の more or less, normal, very 等に相当し，これによって入出力変数の強調，緩和等の演算を行い入出力を変化させることができる．

3．ＮＳＦの調整とコントロールマップ

表１と図３に速度型制御ルールとそのメンバーシップ関数を示し，図４にコントロールマップを示す．図３，図４の目盛りは規格化した値を書いてある．図４(a)は，ＳＦが線形の場合，つまり図１のファジイ制御装置のコントロールマップを示したものである．このファジイ制御装置の後件部ＳＦを非線形（例として２乗）に変化させた制御装置（図２）のコントロールマップを描くと，図４(c)のようになる．

コントロールマップは，制御対象には関係なく制御装置の特性を示すので，コントロールマップを見るだけで制御系の大まかな振る舞いをある程度予想することができる．つまり，図４(c)のコントロールマップを持つ制御装置では目標値近傍で制御装置の出力である操作量の一階差分が小さくなるので，目標値にある程度近づくまでは応答が速いが，その後は細かい制御を出すようなコントロールを行える．

このことは，結果的に目標値到達までの時間が遅くなる可能性がある．そこで，累乗数を”２乗”にこだわらず”１．５乗”を用いたりすることも考えられ，コントロールマップを見ながら再調整を行うとよい．また，全体の傾向として応答はよいが振動を残す制御系，振動消失時間の大きな制御系での制御装置に，本稿の手法を取り入れることにより，容易により良い制御結果が得られるのではないかと思われる．更に，リーチングタイムを良く（短く）するためにゲインを高くしたいが，ゲインを高くしすぎると制御値が目標値近傍で振動するので余りゲインを高くできなかった場合でも，本稿で提案した方法を応用すれば，振動を抑えながらトータルゲインを高くすることができると思われる．

4．　シミュレーション

本章では前章で説明した，ＮＳＦの調整によって制御結果がどのような影響を受けるかをシミュレーションによって検討する．

制御装置として

①ルール分割数３，線形スケーリングファクタ
②ルール分割数５，線形スケーリングファクタ，
　後件部非均一ラベル分割
③ルール分割数３，非線形スケーリングファクタ
　（前件部ＳＦ１乗，後件部ＳＦ２乗）
④ルール分割数３，非線形スケーリングファクタ
　（前件部ＳＦ１／２乗，後件部ＳＦ２乗）

を用い，前件部変数が偏差ｅ，偏差の一階差分ｄｅで，後件部変数はｄｕとし，オーバーシュートを０，整定時間をできるだけ短くするという条件のもとでシンプレックス法を用いてパラメータ（図２中のＡ，Ｂ，Ｃの値）を最適調整してある．

$$e_k = r - x_k \quad , \quad r：目標値 \qquad (4)$$

$$de_k = e_k - e_{k-1} \qquad (5)$$

$$G(s) = \frac{K e^{-Ls}}{Ts + 1} \qquad (6)$$

制御対象として式（6）においてゲインK＝1．0，むだ時間L＝2（秒），時定数T＝5（秒）の一次遅れ＋むだ時間系を用いた．

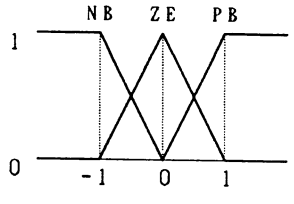
表1　ファジイ制御ルールテーブル

（a）3分割ルール

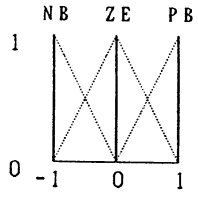
de	e: NB	e: ZE	e: PB
NB	NB	NB	ZE
ZE	NB	ZE	PB
PB	ZE	PB	PB

（b）5分割ルール

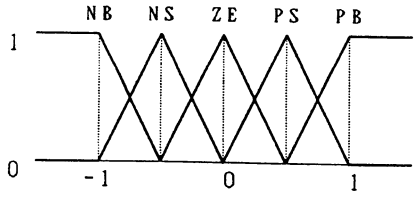
de	e: NB	e: NS	e: ZE	e: PS	e: PB
NB	NB	NB	NB	ZE	ZE
NS	NB	NS	NS	ZE	ZE
ZE	NB	NS	ZE	PS	PB
PS	ZE	ZE	PS	PS	PB
PB	ZE	ZE	PB	PB	PB



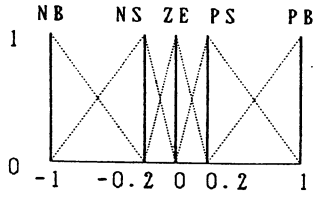
（a）前件部3分割



（b）後件部3分割

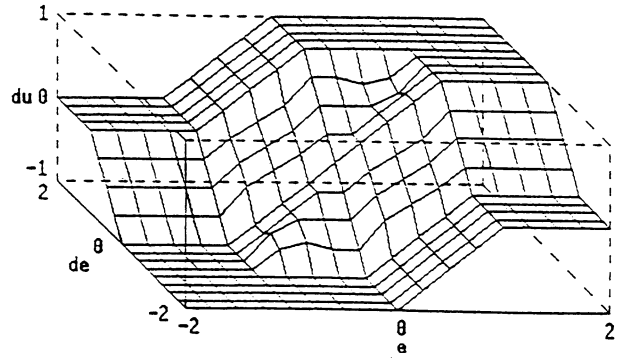


（c）前件部5分割

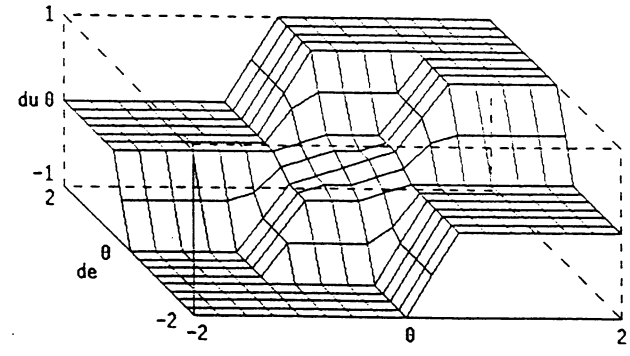


（d）後件部5分割

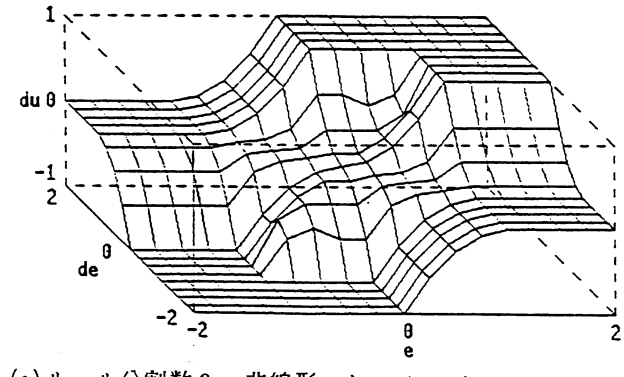
図3　前件部変数／後件部変数のメンバーシップ関数



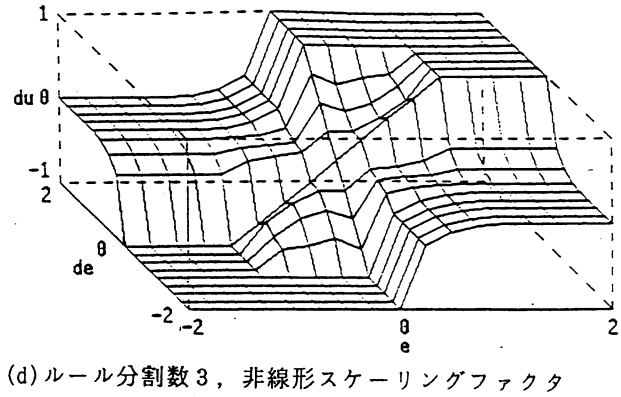
(a)ルール分割数3，線形スケーリングファクタ



(b)ルール分割数5，線形スケーリングファクタ，後件部非均一ラベル分割

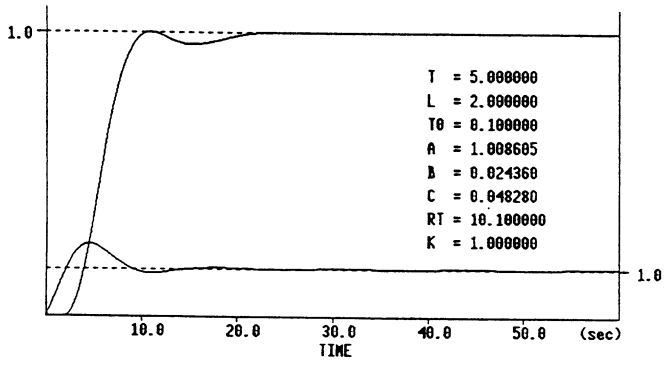


(c)ルール分割数3，非線形スケーリングファクタ（前件部ＳＦ1乗，後件部ＳＦ2乗）

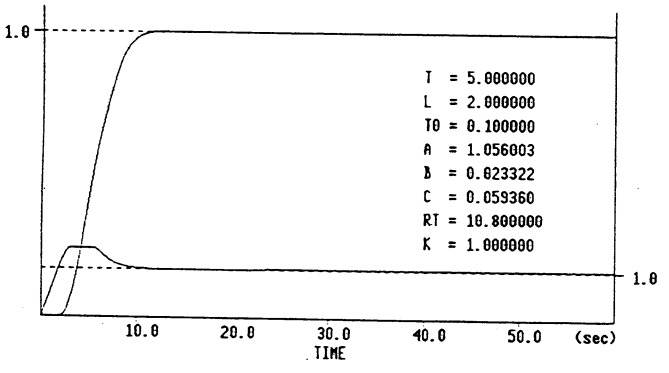


(d)ルール分割数3，非線形スケーリングファクタ（前件部ＳＦ1／2乗，後件部ＳＦ2乗）

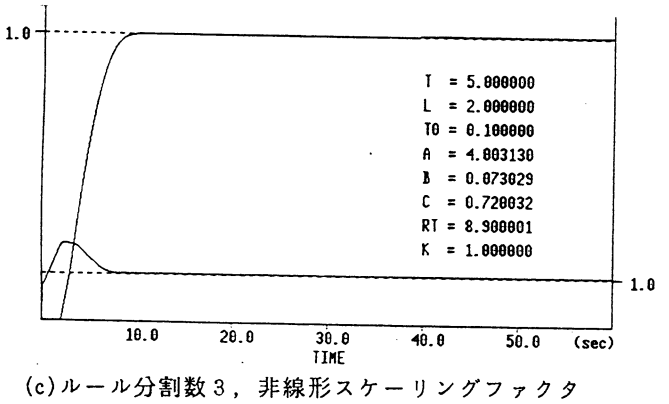
図4　コントロールマップ



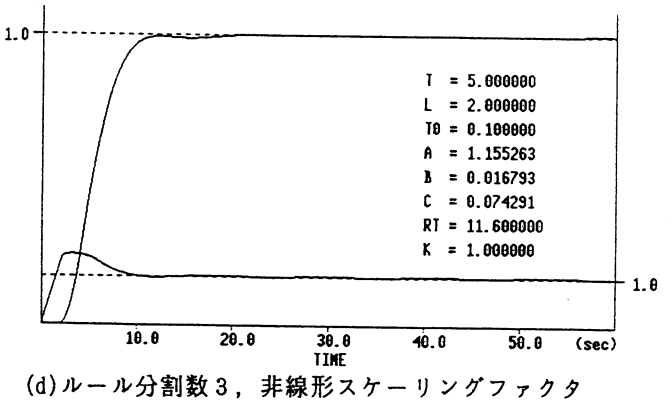
(a)ルール分割数３，線形スケーリングファクタ



(b)ルール分割数５，線形スケーリングファクタ，
後件部非均一ラベル分割



(c)ルール分割数３，非線形スケーリングファクタ
（前件部ＳＦ１乗，後件部ＳＦ２乗）



(d)ルール分割数３，非線形スケーリングファクタ
（前件部ＳＦ１／２乗，後件部ＳＦ２乗）

図５　時間応答図

応答図を見てもわかるように，ＮＳＦを用いたルールを使う事によってＮＳＦを使わない場合よりも有効であることがわかった．非均一５分割のルールを使うと，分割数が多い上に，非均一分割であるので，複雑な推論を行う必要がある．しかし３分割非線形スケーリングファクタを用いる場合，最良な制御結果を得るためにスケーリングファクタを非線形にしなければならないが，分割数を少なくした前件部ＳＦ１／２乗，後件部ＳＦ２乗の場合，非均一５分割ルールとほぼ同等，前件部ＳＦ１乗，後件部ＳＦ２乗の場合さらによい応答結果が得られた．この事は，それぞれの前件部変数の絶対値が大きいときは，コントロールも大きく，小さいときはその値に対して十分に細かい制御を行えるような特性を持った制御装置を実現する際に，いままで，ルール分割数を増やす，ラベルの分割を非均一にする，などの方法を用いていたが，それらと違う方法を用いて容易に，十分に良好な制御を行える制御装置を実現した．

５．おわりに

本稿では，ＮＳＦを用いた制御装置による制御を一次遅れ＋むだ時間系に対してシミュレーションし，効果検証を行った．その結果，整定するまではかなり有効な方法である事が確認され，良好な応答が得られた．
外乱に対しての影響についてもある程度良い結果が得られた．今後の課題として累乗数の調整について考えたい．学習等を利用したセルフチューニングを行う場合，従来のＳＦ調整と同時に非線形の度合い（累乗数）を変化させていくことは，現在多用されているＳＦ調整方法とは異なる．そこで新たな調整方法を考えなければならない．

参考文献

1)前田，他：自己調整ファジイ制御装置の設計，
5th SOFT Symp., pp.89-94,1989
2)菅野：ファジイ制御，日刊工業新聞社，1988
3)北条，他：ファジイ制御系の安定問題，
6th SOFT Symp., pp.357-360,1990
4)福宮，他：ファジイ制御系の安定性解析，
日本機械学会Symp.[No.910-39(I)],pp108-112,1991
5)福宮，他：制御系の安定性からみたＦＬＣのスケーリングファクタの調整，第１０回計測自動制御学会九州支部学術講演会予稿集，pp.187-190,1991
6)藤本，他：ファジィ制御におけるファジィ分割数と制御性能について，7th SOFT Symp., pp.55-58,1991

問い合わせ先

〒８０４　北九州市戸畑区仙水町１－１
九州工業大学工学部電気工学科情報工学教室
前田　幹夫　　TEL 093-871-1931（内線 436）
FAX 093-871-5835

ファジィ制御系（一時遅れ＋無駄時間系，積分系）におけるスケーリングファクタの最適調整

Optimal Tuning of Scaling Factors in Fuzzy Control System

○藤本　浩二　　村上　周太
Kouji FUJIMOTO　　Shuta MURAKAMI

九州工業大学　工学部
Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology

あらまし：ファジィ制御の性能はファジィ推論の構成要素である制御ルール，メンバーシップ関数，スケーリングファクタなどに大きく依存している．その中でも特にスケーリングファクタの調整が重要な問題となる．そこで，前件部，後件部ともに３分割，５分割，７分割においてＩ．Ｔ．Ａ．Ｅ法の評価関数における制御性能を比較し，前件部，後件部ともに３分割における一時遅れ＋無駄時間系と積分系におけるスケーリングファクタの調整則を導く．また，一時遅れ＋無駄時間系におけるスケーリングファクタの変化に対する応答の変化についても検討する．

キーワード：ファジィ制御，スケーリングファクタ，最適，一時遅れ＋無駄時間系，積分系

１．はじめに

現在，ファジィ制御の性能はファジィ推論の構成要素である制御ルール，メンバーシップ関数，スケーリングファクタなどに大きく依存しているため，これらの調整が重要な問題となる．そこで，本論文では制御対象として一次遅れ＋無駄時間系と積分系のファジィ制御において，前件部を３，５，７分割（三角形のメンバーシップ関数），後件部を３，５，７分割（シングルトンのメンバーシップ関数）にして，それぞれの系において目標値変化に対して，”オーバーシュート量０％に確保し，Ｉ．Ｔ．Ａ．Ｅ法による評価関数を最小にする”という評価基準のもとで最適なスケーリングファクタ（ただし，Ａは目標値に固定）を求め，その中で最も良い制御性能を示した前件部３分割，後件部３分割におけるＰＩ型ファジィ制御のスケーリングファクタＢ，Ｃとゲイン定数，無駄時間，時定数，目標値などの制御要素との関係式を求める．また，スケーリングファクタＢ，Ｃの変化に対する応答の変化についても検討する．

２．ファジィ制御装置

本論文で使用するＰＩ型ファジィコントローラの基本構成[1]を以下に示す．

前件部変数は制御偏差e_kと制御偏差の一階差分Δe_k（１サンプリング時間間隔における制御偏差の変化分）とし，後件部変数は操作量の一階差分Δu_kとする．また，ファジィ制御の制御規則は次のように記述される．

LCR 1 : if e_k is N, and Δe_k is N, then Δu_k is N
LCR 2 : if e_k is N, and Δe_k is Z, then Δu_k is N
．　．　．　．
．　．　．　．
．　．　．　．
LCR 9 : if e_k is P, and Δe_k is P, then Δu_k is P

ただし，ｋサンプリング時点に対して

$e_k = R - y_k$　$\Delta e_k = e_k - e_{k-1}$　$\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$

次に，ファジィ制御装置を図１に，前件部のメンバーシップ関数を図２に，後件部メンバーシップ関数とファジィ制御ルールテーブルを図３に示す．

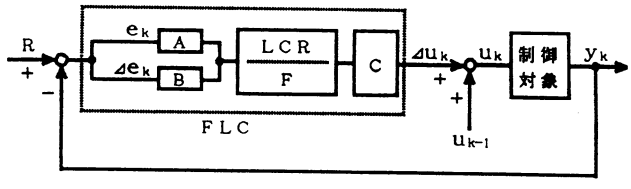


図１　ファジィ制御装置

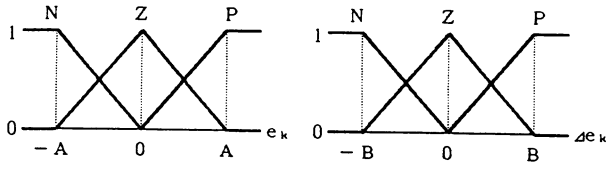
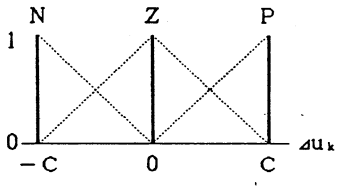


図２　前件部３分割のメンバーシップ関数



前件部3　後件部3

e_k \ Δe_k	N	Z	P
N	N	N	Z
Z	N	Z	P
P	Z	P	P

図3 後件部3分割のメンバーシップ関数とルールテーブル
ただし，N：negative　Z：zero　P：positive を意味する．

ここで，ファジィ制御装置の入力として，非ファジィ値e_k^*，Δe_k^*が与えられると，出力の非ファジィ値Δu_k^*は次の重み付き最大平均法で推論される．

$$\Delta u_k^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i \cdot c_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \qquad n：後件部分割数 \qquad (1)$$

ただし，$w_i = \mu_{Ai}(e_k^*) \wedge \mu_{Bi}(\Delta e_k^*)$であり，前件部適合度を表している．

3．一時遅れ＋無駄時間系と積分系における各分割数に対する応答比較．

それぞれの系において目標値変化に対して，”オーバーシュート量を0％に確保し，I．T．A．E法による評価関数を最小にする”という評価基準のもとで最適なスケーリングファクタ（ただし，Aを目標値に固定）B，Cをシンプレックス法を用いて求め最適調整する．

一時遅れ＋無駄時間系と積分系の各分割数において，最適調整されたスケーリングファクタB，Cの値，制御面積，リーチングタイムを表3．1，表3．2示す．

表3．1　一時遅れ＋無駄時間系 制御面積（時定数5秒）

分割数	L(sec)	B	C	制御面積	RT(sec)
3	2	0.024148	0.047305	235.5	10.1
	10	0.013911	0.006487	3072.4	38.5
5	2	0.024535	0.037809	262.1	18.9
	10	0.012771	0.005894	3467.7	68.4
7	2	0.024394	0.037036	266.5	19.4
	10	0.014148	0.005864	3225.2	41.5

表3．2　積分系 制御面積

分割数	L(sec)	B	C	制御面積	RT(sec)
3	0.5	0.047591	0.060728	24.2	3.5
	1.0	0.024491	0.016871	92.5	6.6
5	0.5	0.045864	0.051870	26.4	6.3
	1.0	0.023652	0.014396	100.4	12.3
7	0.5	0.045707	0.051400	26.8	6.4
	1.0	0.023606	0.014176	101.9	12.4

以上の結果から分割数については，前件部3分割，後件3分割が他の分割数に比べて制御面積が小さく，リーチングタイムも早いことがわかる．

4．一次遅れ＋無駄時間系における最適スケーリングファクタ調整則．

オーバーシュート0％のときの制御面積を最小にするスケーリングファクタB，Cとゲイン定数，無駄時間，時定数，目標値との間に次の関係があることが解った．その関係をまとめると次の式で表せる．

（ただし，【1】については$1 \leqq L \leqq 10$かつ$L/T \leqq 1$の範囲内のデータを使って式を導いた）

【1】

$$A = R \qquad (2)$$

$$B = R \times \left\{ \frac{b_1}{T + b_2} + b_3 \right\} \qquad (3)$$

$$b_1 = \frac{0.011011}{L - 0.201058} + 0.045008 \qquad (4)$$

$$b_2 = \frac{101.853264}{L + 19.594732} - 4.89914 \qquad (5)$$

$$b_3 = \frac{0.029538}{L + 0.14279} - 0.000074 \qquad (6)$$

$$C = \frac{R}{K} \times \left\{ c_1 \times T + c_2 \right\} \qquad (7)$$

$$c_1 = \frac{0.007428}{L - 0.5767} - 0.000769 \qquad (8)$$

$$c_2 = \frac{0.048382}{L - 0.126674} - 0.000206 \qquad (9)$$

5．積分系における最適スケーリングファクタ調整則．

オーバーシュート0％のときの制御面積を最小にするスケーリングファクタB，Cとゲイン定数，無駄時間，目標値との間に次の関係があることが解った．その関係をまとめると次の式で表せる．

（ただし，【2】については$0.1 \leqq L \leqq 5.0$の範囲内のデータを使って式を導いた）

【2】

$$A = R \qquad (10)$$

$$B = R \times \left\{ \frac{0.025504}{L + 0.030729} - 0.000215 \right\} \qquad (11)$$

$$C = \frac{R}{K} \times \left\{ \frac{0.018481}{(L - 0.047756)^2} - 0.000081 \right\} \qquad (12)$$

ただし，
サンプリングタイムは０．１秒で
　A，B：前件部スケーリングファクタ
　C　　：後件部スケーリングファクタ
　R　　：目標値
　L　　：無駄時間
　T　　：時定数
　K　　：ゲイン
を意味する．

６．一次遅れ＋無駄時間系における調整則を用いたシミュレーション．

式（２）～（９）で求めたスケーリングファクタの値を用いてシミュレーションさせた結果を図６．１，図６．２に示す．（ただし，初期値として$e_0=R$，$\Delta e_0=R$を使用している．）

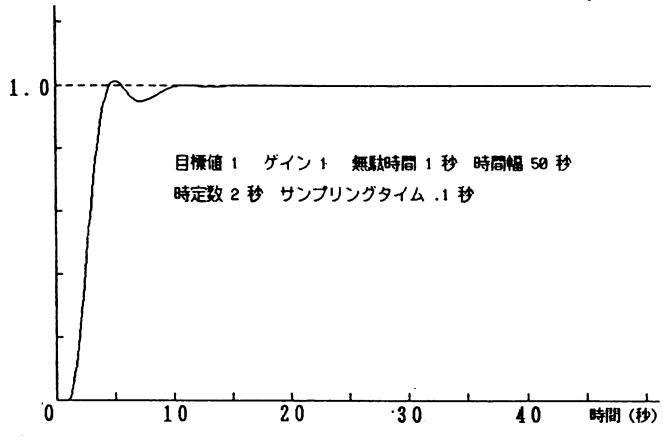


図６．１　T=2.0　K=1.0　L=1.0　R=1.0

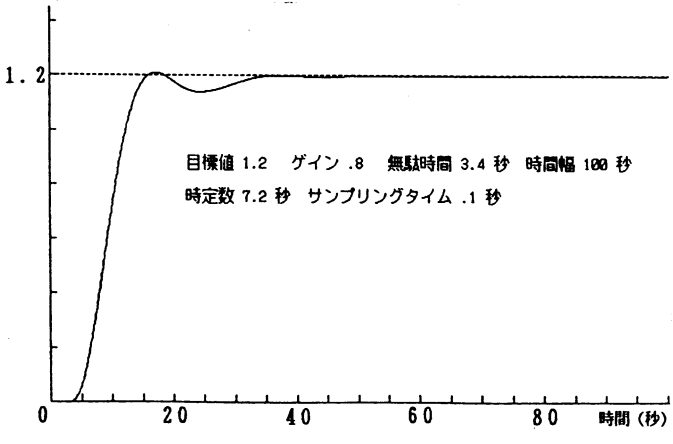


図６．２　T=7.2　K=0.8　L=3.4　R=1.2

７．積分系における調整則を用いたシミュレーション．

式（１０）～（１２）で求められたスケーリングファクタの値を用いてシミュレーションさせた結果を図７．１，図７．２に示す．（ただし，初期値として$e_0=R$，$\Delta e_0=R$を使用している．）

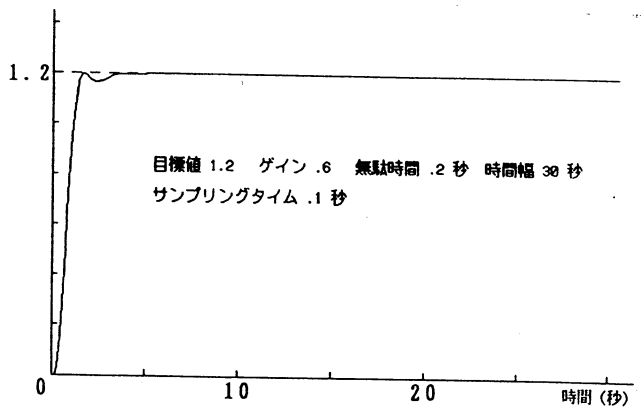


図７．１　R=1.2　K=0.6　L=0.2

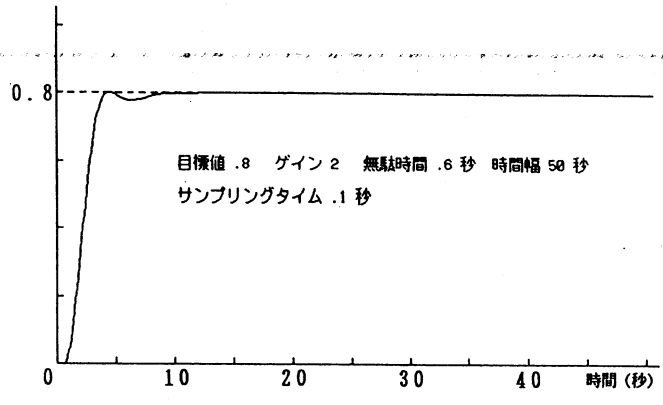


図７．２　R=0.8　K=2.0　L=0.6

８．一次遅れ＋無駄時間系におけるスケーリングファクタB，Cの変化に対する応答の変化の様子．

ファジィ制御のスケーリングファクタ（Aは目標値に固定）B，Cを制御面積を最小にするようにして，そのときのスケーリングファクタを基準にB，Cをそれぞれ－１５％，－１０％，－５％，＋５％，＋１０％，＋１５％変化させたときの応答の変化の様子を調べた．その結果をまとめたものを図８．１に示す．（ただし，ＯＶ：オーバーシュート，ＵＳ：アンダーシュート，ＲＴ：リーチングタイムを意味する．）

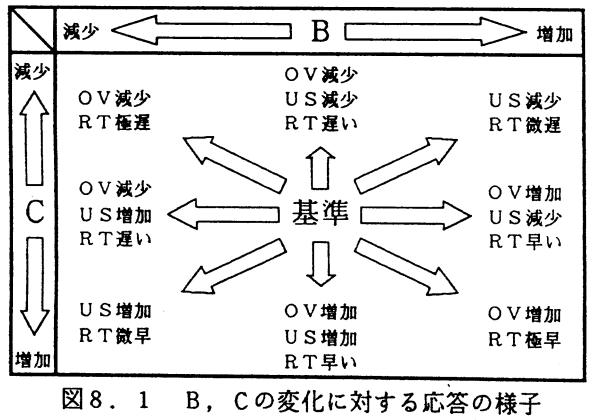


図８．１　B，Cの変化に対する応答の様子

この結果から以下の様な１）～４）の経験則を導くことができる．

１）Ｂを増加させるとオーバーシュートは増加しアンダーシュートは減少する．また，リーチングタイムは早くなる．

２）Ｂを減少させるとオーバーシュートは減少しアンダーシュートは増加する．また，リーチングタイムは遅くなる．

３）Ｃを増加させるとオーバーシュートは増加しアンダーシュートも増加する．また，リーチングタイムは早くなる．

４）Ｃを減少させるとオーバーシュートは減少しアンダーシュートも減少する．また，リーチングタイムは遅くなる．

９．経験則１）～４）を用いたシミュレーション

図９．１の様なオーバーシュートとアンダーシュートがある場合に経験則に従い，まずＣを減少させオーバーシュートを無くした場合の応答を図９．２に，つぎにＢを増加し，Ｃを減少させオーバーシュート，アンダーシュートとも無くした場合を図９．３に示す．

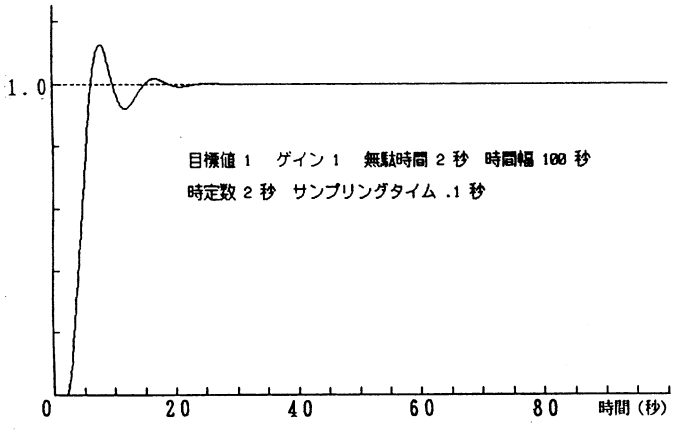


図９．１　ＯＶとＵＳがある場合

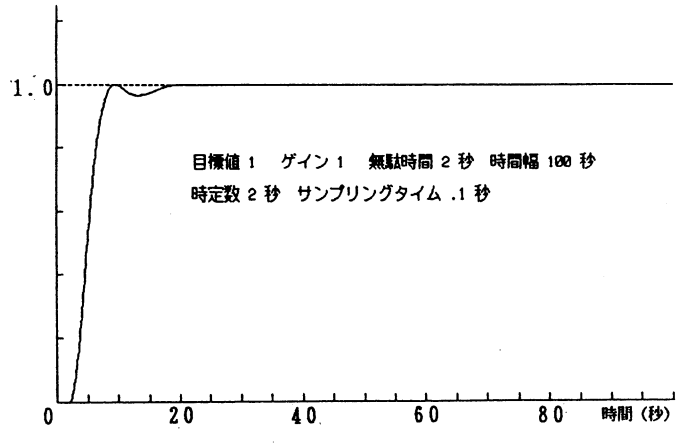


図９．２　Ｃの値を減少させＯＶを無くした場合

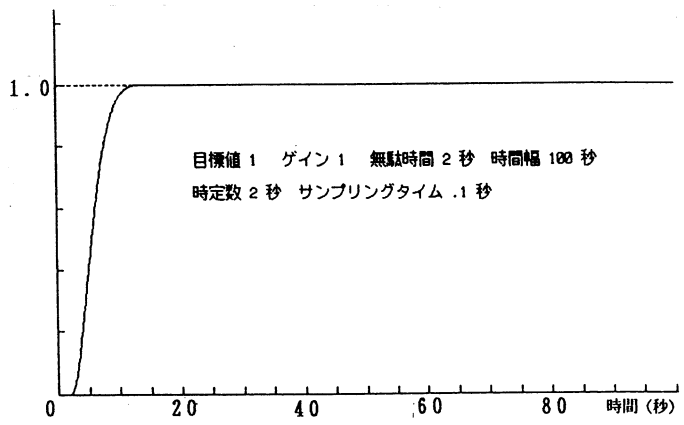


図９．３　Ｂを増加，Ｃを減少させＯＶ，ＵＳを無くした場合

１０．おわりに．

１）一時遅れ＋無駄時間系と積分系においてＡを目標値に固定した場合は前件部３，後件部３分割が制御面積やリーチングタイムにおいて他の分割数よりも優れていることが解った．

２）一次遅れ＋無駄時間系においてオーバーシュート０％の下で制御面積を最小にするスケーリングファクタ（Ａを目標値に固定）Ｂ，Ｃとゲイン定数，無駄時間，時定数，目標値との関係式を求めることが出来た．

３）積分系においてオーバーシュート０％の下で制御面積を最小にするスケーリングファクタ（Ａを目標値に固定）Ｂ，Ｃとゲイン定数，無駄時間，目標値との関係式を求めることが出来た．

４）一次遅れ＋無駄時間系におけるスケーリングファクタ（Ａを目標値に固定）Ｂ，Ｃの変化に対する応答の変化の様子が解った．

今後は，関係式の有効範囲を広げオーバーシュートのある場合のについても検討してみたい．

参考文献

［１］藤本，勘久保，村上：ファジィ制御におけるファジィ分割数と制御性能について；第７回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集　Ｐ５５～Ｐ５８，（１９９１）

問い合わせ先：
〒８０４
福岡県北九州市戸畑区仙水町１－１
九州工業大学 工学部 情報工学教室
村上　周太
☎TEL：093-871-1931（内線 427）
FAX：093-871-5835（情報工学教室共通）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

FUZZY RULES GENERATION METHOD USING PROCESS OPERATION DATA

Gancho VACHKOV
Dept. of Chemical Engineering,
Kyushu University

Abstract.

A simple fuzzy clustering technique for extraction of most representative set of fuzzy rules in a fuzzy rule based model is proposed. The method uses experimental data from a system in order to find out the locations and the trapezium shape of the membership functions, associated to each system input and output. The number and the contents of the rules as well as their thruth values are also automatically generated. The method and respective computer algorithm proposed are illustrated on a numerical example showing the transformation process of real data to their linguistic representation.

Keywords: Fuzzy Modeling, Fuzzy Rules Generation, Fuzzy Cluster Analysis

INTRODUCTION

Industrial processes have usually complex behaviour and their smooth operation requires adequate human operator's process knowledge. The real input-output relationships are strongly nonlinear thus causing certain difficulties in learning the process behaviour. The fuzzy sets approach [1] for analysis of complex systems and especially the concept of fuzzy IF ... THEN rules [5-8] seem to be very convenient tools for representing such complex relationships.

The main goal in many research works [3-7] has been the accurate modeling of real systems by using different fuzzy sets methods. The successful solution of such a task can only be done after dealing in some way with the great dimensionality problem of many system inputs and many fuzzy sets associated to them. Recently some very good solutions under different problem statements and constraints have been reported [4-7]. The modeling results obtained by these methods have been applied successfully for control or optimization purposes.

Unlike the above problem statements, the main goal to be partially solved in this paper is to create a simplified fuzzy rule based model of a real system, by using experimental data . Such a model represents only the main relationships of the system in a human understandable (i.e. fuzzy) way and thus can be successfully used for teaching the human operator about the system behaviour.

The fuzzy rules in such simplified model is proposed to be extracted by using clustering technique on the sets of experimental data.

PROBLEM DEFINITION

Let us denote the set of L collected experiments (measurements) of a system with K inputs X1, X2,...,XK and one output Y as:

$$\{ X1_i, X2_i, \ldots, XK_i ; Y_i \} , \quad i = 1, 2, \ldots, L \qquad (1)$$

The fuzzy reasoning error Q2* is a kind of a measure for the successfull degree of fuzzy modeling by use of the s-th type reasoning format. It has the following form :

$$Q2^* = \{ \sum_{i=1}^{L} (Y_i - Y_i^*)^2 \} / L \qquad (2)$$

The type s of the reasoning format differs in the following way:

1) *Number* C_i, i=1, 2,.., K+1 and the *locations* of the linguisticvariables (fuzzy sets), associated to each input X and the output Y. Since the main goal of the final created fuzzy model here is to keep the physical meaning of the fuzzy rules, usually C_i accept only small discrete numbers, such as 3, 5 or 7.

2) The shape of the membership functions for all the linguistic variables (LV). Usually the triangle or trapezium type of shape is sufficient to represent the human understanding about the increasing/decreasing of a system parameter. Here the trapezium shape has been accepted with the following 4 representative points:
A ($f_a = 0$); B ($f_b = 1$); C($f_c = 1$) and D($f_d = 0$).

3) The number M of rules used in the fuzzy modeling method as well as their contents. The com-

plete set of rules for the system is:

$$M = C_1 \cdot C_2 \ldots C_k, \quad (3)$$

but their contents may vary in huge number CC as follows: $CC = C_{k+1}^{(C1 \cdot C2 \ldots Ck)}$ (4)

It makes it practically impossible to use the natural enumeration (combinatorial) method for more than two or three inputs and more than 3 or 5 linguistic variables.

4) Defuzzification method used in obtaining the calculated system input. Further on we have used the weighted average (Height Method), widely used in many fuzzy modeling works [5-8].

The Rule Generation Method (RGM) further proposed minimizes the above performance index (2) by varying the type of the fuzzy reasoning format:

$$Q^* = \min \{ Q2^s \}, \quad s = 1, 2, \ldots \quad (5)$$

FUZZY RULES GENERATION METHOD (RGM)

Significant reducing of the above exposed combinatorial problem can be attained by performing the following proposed rules generation method:

1. *Fuzzy clustering procedure* for each input and the output of the system *separately*, by preliminary determining the number of clusters (prototypes), corresponding to the assumed linguistic variables. Asa result the central locations of these variables (fuzzy sets) is obtained.

2. *Linear interpolation* procedure for left and right part of each cluster in order to obtain the straight lines, forming the trapezium type of the membeship functions.

3. Calculating the *truth value* h_i of the i-th data by *minimizing* the membership values f_j , $j = 1, 2, \ldots, K$ of their respective inputs $X1, X2, \ldots, XK$:

$$hi = \min \{ f_1, f_2, \ldots, f_k \} \quad (6)$$

4. Calculating the *list* of M possible fuzzy rules. It is done by intersection procedure between the input fuzzy clusters and the system output clusters. The *truth value* (confidence factor CF) of each rule is then calculated by minimizing the truth value from Step 3 with the membership value of the respective output data.

5. Fuzzy reasoning procedure for calculating the fuzzy inference error (performance index) (2).

6. Go to Step 1 for different type of clustering format of the systems inputs and output.

The clustering combination *s* which shows the minimum error (2) is regarded as the most convenient fuzzy model for human representation of the system behaviour.

FUZZY CLUSTERING ALGORITHM

For convenience, here we recall the main steps of the widely used fuzzy clustering algorithm FUZZY C-MEANS [2, 3, 4] reduced to its one-dimensional version.

Let us have a vector X of p elements (i.e. experimental data) :

$$X = \{ x_1, x_2, \ldots, x_p \}, \quad (6)$$

which have to be grouped into *c* clusters (i.e. *c* fuzzy sets represented by respective linguistic variables). The clustering procedure is considered as completed when the minimum of the following performance index Q is attained:

$$Q = \sum_{k=1}^{p} \sum_{i=1}^{c} f_{ij}^2 \cdot (x_j - v_{oi})^2 , \quad (7)$$

where v_{oi} is called centroid (prototype) of the *i*-th cluster and f_{ij} is the membership value of the element x_j according to the i-th cluster. The matrix F with c *x* p dimensions is called *Fuzzy Partition Matrix* and is supposed to satisfy the following conditions:

$$\sum_{i=1}^{c} f_{ij} = 1, \text{ for } j = 1, 2, \ldots, p \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^{p} f_{ij} > 0, \text{ for } i = 1, 2, \ldots, c \quad (9)$$

The algorith consists of the following steps:

1. Fix an initial value of the matrices F, F°;

2. Calculate the fuzzy centroids v_{oi} of fuzzy clusters in F° according to the formula:

$$v_{oi} = \left(\sum_{j=1}^{p} f_{ij}^2 \cdot x_j\right) / \left(\sum_{j=1}^{p} f_{ij}^2\right) , \quad (10)$$

$$i = 1, 2, \ldots, c$$

3. Update the Fuzzy Partition Matrix F^1 by clustering each x_j to the centroid of minimum distance:

$$f_{ij}^1 = \left\{ \sum_{L=1}^{c} (x_j - v_{oi})^2 / (x_j - v_{oL})^2 \right\}^{-1},$$

$$\text{for } i = 1, 2, \ldots, c; \; j = 1, 2, \ldots, p. \quad (11)$$

4. Compare F° to F^1. If they are similar, i.e. if :

$$|f_{ij}^1 - f_{ij}^0| \leq \varepsilon , \quad (12)$$

for i=1, 2, ..., c; j = 1, 2, ..., p,

then Stop; otherwise go to Step 2 updating the centroids v.

ILLUSTRATIVE EXAMPLE

The following numerical example has been created in order to illustrate the above discussed fuzzy rules extraction method. The measurements from of a system with 2 inputs X1 and X2 and one output Y have been simulated by calculating the following equation:

$$Y = 0.01666X_1^2 - 0.06250X_2^2 + 0.100X_1X_2 - 0.05277X_1^2X_2 + 0.09166X_1X_2^2$$

In random way 70 data have been generated with in the intervals: X1 ∈ [2 , 10] and X2 ∈ [5,20] with Y_{min} = 3.971 and Y_{max} = 205.205

Then cluster analysis according to the above described algorthm has been carried out separately for the experimental data of the system parameters X1, X2 and Y. Two types of partitions for the data has been assumed, as follows: 3 and 5 clusters for each system parameter. The results obtained are sh own in Table 1.

Cluster analysis of the data. *Table 1*

Parameter	Clusters	CENTROIDS V01	V02	V03	V04	V05
X1	3	2.88	5.32	8.64		
X1	5	2.77	4.65	6.04	7.79	9.23
X2	3	7.43	11.83	17.52		
X2	5	6.70	9.22	11.79	15.16	18.45
Y	3	23.31	74.08	190.99		
Y	5	16.23	39.97	63.40	111.24	200.71

The following Table 2 shows the final results of the rule generation method(LSM), compared with the fuzzy reasoning results obtained by using Leas t Squares Method (LSM), discussed in [8]. The bold line represents the best partition (**Case 3-5-5**).

Results from the Rules Genaration method. *Table 2*

Case No.	LV X1	LV X2	LV Y	Number of rules	Q2* (RGM)	Q2* (LSM)
1	3	3	3	9	226.269	65.204
2	3	3	5	9	107.055	65.204
3	3	5	3	15	245.704	19.472
4	3	5	5	15	78.497	19.472
5	5	3	3	14	315.976	67.721
6	5	3	5	14	162.424	67.721
7	5	5	3	22	256.288	8.397
8	5	5	5	22	159.789	8.397

The generated rules for each case and their truth values are shown grphically in the following:

Linguistic variables accepted. *Table 3*

3 Clusters		5 Clusters	
Code	Linguistic Variable	Code	Linguistic Variable
1	Small	1	Very Small
2	Medium	2	Small
3	Big	3	Medium
		4	Big
		5	Very Big

CASE 3 - 3 - 3

X2 \ X1	1	2	3
3	2 0.811	2 0.687	3 0.767
2	1 0.874	2 0.699	2 0.805
1	1 0.766	1 0.786	1 0.868

CASE 3 - 3 - 5

X2 \ X1	1	2	3
3	2 0.845	4 0.845	5 0.868
2	1 0.797	2 0.728	3 0.810
1	1 0.757	1 0.826	1 0.766

CASE 3 - 5 - 3

X2 \ X1	1	2	3
5	2 0.794	2 0.657	3 0.798
4	1 0.606	2 0.670	2 0.653
3	1 0.754	1 0.500	2 0.804
2	1 0.829	1 0.739	1 0.743
1	1 0.775	1 0.799	1 0.772

CASE 3 - 5 - 5

X2 \ X1	1	2	3
5	2 0.918	4 0.956	5 0.879
4	2 0.710	4 0.734	4 0.678
3	1 0.727	2 0.705	3 0.805
2	1 0.831	1 0.773	2 0.820
1	1 0.765	1 0.800	1 0.772

C A S E 5 - 3 - 3

X2					
3	1 0.716	2 0.657	2 0.718	3 0.620	3 0.947
2	1 0.920	2 0.699		2 0.717	2 0.775
1	1 0.785	1 0.837	1 0.821	1 0.935	1 0.815
	1	2	3	4	5

X1

C A S E 5 - 3 - 5

X2					
3	2 0.836	4 0.915	4 0.856	5 0.675	5 0.947
2	1 0.797	3 0.699		3 0.812	3 0.693
1	1 0.775	1 0.837	1 0.905	1 0.916	2 0.679
	1	2	3	4	5

X1

C A S E 5 - 5 - 3

5	1 0.711	2 0.657		3 0.608	3 0.947
4	1 0.606	2 0.646	2 0.718	2 0.584	2 0.612
3	1 0.792	1 0.546		2 0.790	2 0.729
2	1 0.807	1 0.738	1 0.606	1 0.648	1 0.754
1	1 0.831	1 0.853	1 0.819	1 0.773	
	1	2	3	4	5

C A S E 5 - 5 - 5

5	2 0.911	4 0.915		5 0.675	5 0.947
4	2 0.710	3 0.646	4 0.846	4 0.577	4 0.612
3	1 0.727	2 0.640		3 0.812	3 0.685
2	1 0.807	1 0.826	2 0.511	2 0.648	2 0.906
1	1 0.818	1 0.853	1 0.823	1 0.773	
	1	2	3	4	5

CONCLUSION

A simple clustering technique for extraction of most representative fuzzy rules for system behaviour has been proposed. The above described approach uses experimental data and automatically generates the number as well as the simplified trapezium type of memberhip functions. The number and the contents of the fuzzy rules is also automatically generated by respective fuzy sets intersection procedure proposed. It evaluates the truth value (confidence factor CF) of each rule, giving an additional measure for the plausibility of thus created fuzzy rules model.

Because of diferent defuzzification methods be ing used in fuzzy modeling, the accuracy of the above proposed method and its respective fuzzy model differs for all of them. In this work Height method for defuzzification was used. As a result the shape of the output linguistic variables has not been utilized, but only their center values.

The fuzzy rules model thus constracted can be used as a human understandable way for teaching the real system behaviour in a complex industrial systems, still keeping enough degree of accuracy.

Acknowledgment. The author gratefully acknowledges the support of ASAHI SHIMBUN FELLOWSHIP'91.

REFERENCES:

1. L.A.Zadeh. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Trans. Systems, Man and Cibernet.* SMC-3, 1973, 28-44.

2. J.C.Bezdek, Numerical Taxonomy with Fuzzy Sets, *J. Math. Biology,* 1, 1974, 57-71.

3. K.Hirota, W.Pedrycz. Analysis and Synthesis of Fuzzy Systems by the Use of Probabilistic Sets, *Fuzzy Sets and Systems,* v.10, No.1, 1983, 1-13.

4. W.Pedrycz. An Identification Algorithm in Fuzzy Relational Systems, *Fuzzy Sets and Systems,* v.13, No.2, 1984, 153-167.

5. T.Takagi and M.Sugeno. Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernet., SMC-15,* 1985, 116-132.

6. M.Sugeno and G.Kang. Structure Identification of Fuzzy Model. *Fuzzy Sets and Systems,* v.28, No.1, 1988, 15-33.

7. M.Sugeno and K.Tanaka. Successive Identification of a Fuzzy Model and its Application to Prediction of a Complex Sysytem, *Fuzzy Sets and Systems,* v.42, No.3, 1991, 315-334.

8. G.Vachkov. Rule Based Fuzzy Modelling of Complex Systems. *Proc. of the Int. Fuzzy Eng. Symp. IFES'91,* 13-15 Nov. 1991, Yokohama, v.2, 853-862.

ADDRESS FOR CORRESPONDENCE:

Assoc.Prof. Gancho Vachkov,
Dept. of Chemical Engineering,
Faculty of Engineering,
KYSHU UNIVERSITY 36,
Hakozaki 6-10-1, Higashi-ku,
812 Fukuoka-Shi,
FAX: (092) 651-8616; Tel: *(092) 641-1101 (ext. 5595)*

ファジィ理論を用いた言語指示による学習

Learning Based on Linguistic Instructions Using Fuzzy Theory

朴桂カク　菅野道夫
Gyei-Kark PARK　Michio SUGENO
東京工業大学大学院 システム科学専攻
Dept. of Systems Science, Tokyo Institute of Technology

あらまし：人間の優れた学習法は言語を用いることにある。言語レベルによる学習は単純な試行錯誤による手足の動きの習熟でなく、指示を受け入れ、手持ちの知識に結び付けて新たな知識を獲得することである。本研究では、マクロで含蓄的な意味を持ち、断片的で不完全な形の間接指示を受け入れ、システムの持つ意味素とその傾向でその指示を解釈し、新たな知識を獲得する言語指示による学習の枠組を提案する。
キーワード：間接指示、意味素、評価ルール

1　はじめに

言語を用いた人間の学習とは、単純な試行錯誤による手足の動きの習熟でなく、予め備わっている知識と言語指示との結び付きによって知識を獲得することである。

言語レベルによる高度な学習の可能性が提案されて来た[1]。著者らはスーパーバイザーからの言語指示を受け入れ、システムの持つ評価項目として解釈し、ファジィ制御器の学習を行なう手法を試みた[4]。

本研究では、ファジィ理論を用いた言語指示による学習の枠組、FULLINS(Fuzzy Learning based on Linguistic Instructions)を提案する。例題として、制御系のトラックトレーラシステム(FULLINS.1)と知的ゲームの五目並べシステム(FULLINS.2)にその枠組を適用して有効性を示す。

2　言語指示による学習の枠組

言語指示による知識獲得ができる学習システムを作る場合に、システムに何を用意して、どういう方法で学習を行なうかが学習の成否を左右する[2]。そのためシステムに言語指示に応じることができる固有の能力を備えなければならない。

指示による学習は、言語指示を対話等によって手持ちの知識で解釈し、指示の意図を満たすパフォーマンスを出力することを目指す。それゆえ、言語と概念の同時学習が必要となる。

以下に、指示からシステムの行動の変化に至るまでの必要なシステムの機能要素を述べる。

2.1　タスクの実行部

ゴールが与えられた時、実際にタスクを実行する機能要素で、予め備わっている実行ルールや運動系で構成される。制御系の場合、制御器とプラントに相当するものである。

2.1.1　実行ルールモジュール

システムの核になるモジュールで、学習対象におけるエキスパートの経験、知識を取り入れた基本ルールの集まりである。スーパーバイザーの言語指示が入力されない時は基本ルールのみによってタスクを実行する。言語指示のある時は、言語指示を解釈して作られた評価ルールの評価値を反映し、自己組織化部で基本ルールが修正されたり、あるいは基本ルールによる推論値に評価ルールの推論値を合わせた形で、最終的なタスク実行知識となる。

FULLINS.1ではトラックトレーラシステムに関するエキスパートの経験知識を取り入れたファジィ制御器をタスク実行知識として用意し、FULLINS.2では五目並べに関する基本的な打ち方を実行知識として用いる。

2.1.2　運動系モジュール

制御系の場合は実行ルールで求めた操作量をプラントに入力し、プラントの制御量を観察するモジュールになる。しかし、知的ゲーム等の非制御系の場合は、物理的な行動を行なう運動系は用いずに実行ルールで求めた推論値がそのまま実現されるとする。

FULLINS.1ではトラックトレーラのシミュレータ、FULLINS.2では基盤シミュレータを使う。

2.2　対話部

対話は、言語指示を受け入れてシステムの持っている意味素に解釈するまでのインタフェースとして大切な役割を果たす。FULLINSは指示に含まれている知識を獲得するシステムなので、スーパーバイザとの対話を通して、指示の意図を的確に解釈しなければならない。

以下に言語指示の仕方と対話の形式を述べる。

2.2.1　言語指示の仕方

指示文の構造と内容によって、間接指示と直接指示に分類できる。直接指示とは、指示そのものが一つのまとまった実行方法や個々のIF-THENルールの様な形であり、すぐ実行ルールに付け加えられる指示である[2]。内容はシステムが知っている言葉の指示である。

間接指示はシステムの挙動を評価し、マクロで断片的な言葉による指示で、形式に依存しない。また指示の内容もシステムのマクロな状態、挙動の質に関する指示である。指示者にとってはあまり手間がかからない反面、指示を解釈するという意味で間接指示による学習は高級で上位レベルの学習である。

FULLINSで用いる具体的な間接指示の入力文は、言語ヘッジ(LH)、原子名辞(AW)、補助辞(AP)で構成される次の様な形になる。

入力文 Li = [LH] [AW] [AP]
例1）FULLINS.1 の指示
L1 = [もっと(LH)] [早めに(AW)] [追従せよ(AP)]
例2）FULLINS.2 の指示
L2 = [防ぎながら攻めるように(AW)] [打ちなさい(AP)]

言語ヘッジや補助辞については予めシステムに用意しておく。原子名辞はシステムの持つ意味素の組合せによって解釈し、その意味の程度については言語ヘッジを加える形で指示を解釈する。

2.2.2 対話モジュール

言語指示が入力される際、スーパーバイザーとの対話によって指示の意味を把握するモジュールである。各意味素と傾向を取り上げてスーパーバイザーに質問するか、あるいは学習用ルールを用いて意味素と傾向を含んだパフォーマンス（FULLINS.1 ではグラフィクスで）を見せ、指示にその意味素が含まれているかどうかを入力するようにする。スーパーバイザーは指示が質問して来た意味素と傾向を含んでいれば「その通り」、逆の傾向を含んでいれば「その逆」、その意味素が含んでいなければ「関係なし」を入力する。

意味素間の因果関係が存在する場合は、因果ネットワークを用いて意味素の探索数を減らすことができる [4]。

2.3 説明部

システムがタスクを実行していく過程を説明し、スーパーバイザーの指示選別の判断を助ける機能要素である。

実行結果の良さを問わずに、どの知識を使ってどのステップを踏みながらタスクを実行したかは、過去の指示の正しさやシステムの欠けている知識を把握でき、将来出すべき指示を決定するのに重要な役割を果たす。

FULLINS.1 ではシステムのタスク実行状態をグラフィクスでスーパーバイザーに見せる。また状態の遷移や発火された知識（ルール）は限られた自然言語（例えば"MID 領域の通過中"）で出力する。初期状態から 1 サイクルが終了するまでの実行過程で使われたルールを表示し、指示の参考になるようにする。

FULLINS.2 では発火された実行知識、また指示がどの意味素に解釈され、どの評価ルールが作成されたかを出力する。

2.4 指示言語の解釈部

本研究で使われる間接指示は断片的な言葉で、不完全で多次元的な属性を持っているので、その意味も含蓄的で内包的である。言語指示を意味素とその傾向の組合せによって解釈する。

2.4.1 意味素集合の構成

意味素集合 M は従属意味素集合 DM と独立意味素集合 IM で構成し、各要素は（+）、（−）、（0）の三つの傾向を持つ [4]。図 1 の場合は意味素集合は次ぎのようになる。

$M = DM \cup IM$

$DM = \{m1, m3, m4, m5, m6\}, IM = \{m2, m7\}$

- 従属意味素集合

2 つ以上の意味素間の因果関係が存在し、1 つの意味素の傾向だけが分かれば因果関係でつながるすべての意味素の傾向が分かるようになる要素である。

例 1）Δ m1（+）→Δ m3（+）→Δ m4（−）

図 1 から言語指示に意味素 m1 とその傾向（+）が分かれば、m3, m4 もその言語指示の意味素になることが分かる。

- 独立意味素集合

他の意味素との因果関係が存在しない意味素である。指示によって意味素を探索する際、各意味素を取り上げてスーパーバイザーに質問し、判断を要求する。

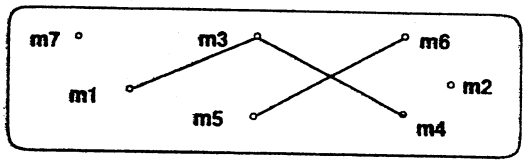


図 1 従属意味素と独立意味素

2.4.2 指示言語の意味素探索

従属意味素のなかの因果ネットの親ノードの意味素と独立意味素で、対話用の意味素集合（MC: Meaning elements set for Conversation）を構成する。例 1）の場合、$MC = \{m1, m5, m2, m7\}$ である。

指示が与えられると、探索木と同じ順序で MC の各要素を取り上げ指示の原子名辞部の意味素になるかどうかの対話を行なう。探索された意味素は原子名辞メモリ（APM: Atomic Phrases Memory）に記憶しておき、同じ指示に対しては、探索せずにすぐ導き出して使うようにする。言語ヘッジが付いた指示に対しては予め用意しておいた言語ヘッジメモリ（LHM: Linguistic Hedges Memory）に照合し重みを導き出す。この重みは、意味素で評価ルールを構成する際、評価ルールの後件部台集合のパラメータ調整の形で反映する。

2.4.3 評価ルールの作成

評価ルールの作成は、指示言語の意味素とその傾向に評価ルール作成用の背景知識（CER: Background Knowledge for Constructing Evaluation Rules）を結び付けて行なわれる。

各意味素と傾向が探索されると、その傾向によって用意されいる各要素と傾向別の評価ルールから（+）のルールか、あるいは（−）のルールかを選択するようにする。

各要素別に用いるメンバーシップ関数は SMALL, MED, BIG で、後件部はそれぞれ前件部に対応する傾向別の 3 つずつのメンバーシップ関数を用意してある。

2.5 背景知識部

背景知識は学習の対象別に異なるが、FULLINS.1 では評価ルール作成用の背景知識やコントローラの後件部修正に関する背景知識を用いる。

FULLINS.2 では評価ルール作成用の背景知識や評価ルール適用に関する背景知識を用いる。

2.6 自己組織化部

実行部にある基本知識に、指示を受け入れて作成された評価ルールの評価値を結び付けることによってシステムの自己組織化が行なわれる。

FULLINS.1 では、背景知識を使い、評価ルールによって求めたコントローラの後件部の修正値を用いてコントローラの後件部を修正する形で、基本実行知識が変化する。

FULLINS.2 では、置かれた石のパターンの優先度重みの形で表現された基本実行知識に、評価ルールによって求めた優先度重みを加える形で自己組織化が行なわれる。

以上の FULLINS の枠組を図 2 に示す。

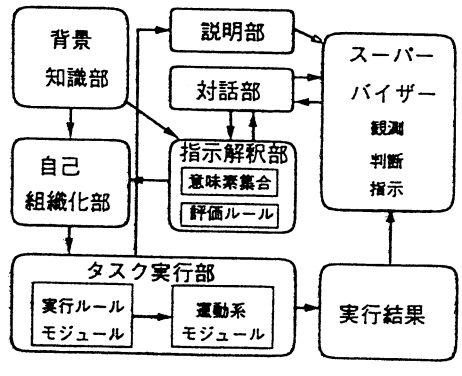


図 2 FULLINS の枠組

3 例題：トラックシステムと五目並べ

トラックトレーラシステム（FULLINS.1）と知的ゲームの五目並べシステム（FULLINS.2）に言語指示による学習法（FULLINS）の枠組を適用して有効性を示す。

3.1 FULLINS.1

本研究で用いるシステムはあらゆる初期状態から後進のみを許容して、トラックの後ろに付いているトレーラを目標地点に入れるシステムである [4]。

3.1.1 タスクの実行部

運動系としては、トラックとトレーラが等速度で動くと仮定して作ったシミュレータを用いる。

基本実行知識としては、シミュレータ上でトラックを運転しトレーラを目標地点に入れる練習の結果習得した経験と知識に基づいて設計したファジィ制御器を用いる [4]。

制御器は3入力1出力で次ぎのようなものである。

$$(Try, Tk\theta, Sd) \Rightarrow \Theta \qquad (1)$$

Try：トレーラ後尾重心のY軸座標、$Tk\theta$：トラックの向き
Sd：トレーラの向き、Θ：ハンドルの操作量

3.1.2 対話部

学習前のパフォーマンスを観察したスーパーバイザーの言語指示が入力されると、対話用の意味素集合の各要素別に用意されている学習用のルールによるパフォーマンスを見せる。スーパーバイザーに「その通り」、「その逆」、「関係なし」の中に一つの入力を要求し、指示を意味素とその傾向の組合せによって解釈する。

FULLINS.1では、スーパーバイザーとの対話のため意味素（「追従の傾き」）の傾向が、（＋）「大きい」の場合のパフォーマンスを実行できる学習用ルール（詳細は省略）を用意する。

言語指示は「(LH)(AW)(AP: 追従せよ)」の形で入力する。

3.1.3 説明部

トラックとトレーラのすべての動きを含め、制御の重要変数となるトレーラ後尾の中心位置や壁にぶつかったり、トラックとトレーラの相対向きが90度になって制御不能になったことを限定された自然言語（例えば"相対角度が90度になり制御不能状態"）で出力する。さらに発火されたルールや作成された評価ルール等を出力し、スーパーバイザーの観察と指示を助ける。

3.1.4 指示言語の解釈部

Y軸方向に七つの領域に分けて領域別に次ぎの四つの意味素で指示を解釈する。

m1 : 次ぎの領域までの到達時間
m2 : 次ぎの領域までの追従の傾き
m3 : ZERO 領域での追従の傾き
m4 : ZERO 領域での目標地点への安定追従の開始時間

各意味素は因果関係を持っているので、独立意味素は存在せず、対話用の意味素集合は MC = {m1, m3} である。

例）指示の意味素による解釈例

Δm1（−）のパフォーマンスを持つ学習用ルールの実行に対して、スーパーバイザーの「その通り」の入力によって次の意味素が探索される。

「早めに追従せよ」＝ Δm1（−） and m2（＋）

探索された意味素は、評価ルール作成用の背景知識を用いて各要素別に三つずつの評価ルールを作成する [4]。評価ルールによってコントローラの後件部の修正値を求める。

3.1.5 背景知識部

評価ルール作成用の背景知識とは、探索された意味素と傾向によって予め作成されているルールから評価ルールを選ぶのに必要な知識である。コントローラ修正用の背景知識とは、システムの特性やコントローラの後件部メンバーシップ関数の制約条件を重みとして反映した知識である。評価ルールで求めた修正値にこの知識を結び付けてコントローラの後件部の修正を行なう。

3.1.6 自己組織化部

評価ルールに基づいてコントローラの後件部を修正する形で自己組織化が行われる。

言語指示を受け入れてからは、スーパーバイザーが満足できるまで1サイクルごとにコントローラの修正 → 実行を繰り返す。

シミュレーション結果を図3に示す。

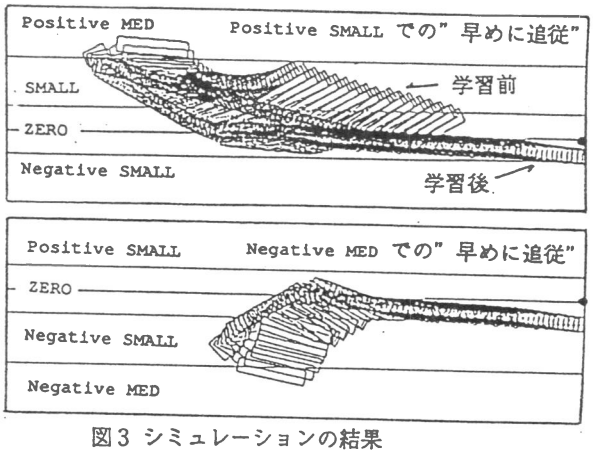


図3 シミュレーションの結果

3.2 FULLINS.2

ゲームは五目並べで、規則としては五つの石が縦、横、斜め、いずれも五個つながれば、勝ちにする。他の禁手を導入せず、同じ所に重ねて打つ手のみを禁手にする。先手は黒（システム）とし、後手は白（被験者）とする。

3.2.1 タスク実行部

タスクの実行知識としてエキスパートの知識、経験に基づいた選択可能な手の優先度の重みを用いる。指示なしの時はこの知識を利用し、黒番の手を決める。優先度の重みを図4に示す。

各黒白について一連から四連まで長さを探索し、黒石と白石別に置かれた石の相互関係によって（2）のように重みと打つ所を見つける。

$$C = \{(PO_1, W_1), .., (PO_i, W_i), ..\} \qquad (2)$$

Cは決め手の候補の集合である。PO_iは盤上のX、Y座標でi = 1,2, .. k である。

$$MW = \bigvee_i W_i \qquad (i = 1, 2, .., k) \qquad (3)$$

候補の中に（3）から求めた最大重みを持つ所を黒番の打つ手として決める。

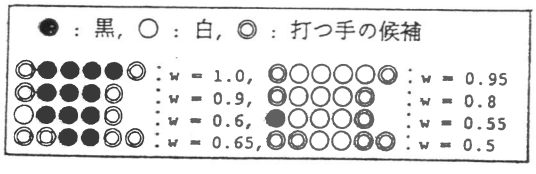


図4 優先度重みの例

3.2.2 対話部

言語指示が与えられると、まず指示が三つの打ちパターン、(呼珠、防ぎ、攻め) の中にどういうパターンに関する指示かをスーパーバイザーにきき、「その通り」、「その逆」、「関係なし」の中に一つを入力するようにする。こういった対話によって指示を意味素とその傾向の組合せによって解釈する。

3.2.3 説明部

一局を通して、システムの一手ごとにどういう実行知識が発火されたかをすべての候補について説明する。また指示が行なった時、指示言語をどんな意味素に解釈して、どういうふうなファジィ評価ルールが作られたかをスーパーバイザーに示す。

3.2.4 指示言語の解釈部

指示言語を評価項目に該当する意味素と傾向の組合せによって解釈し、その意味素による評価ルールで打ち手の候補を評価する。

意味素集合の構成は三つの打ちパターン、「呼珠」、「防ぎ」、「攻め」別に用意する。

「呼珠」とは行き詰まりを打開するために打つ手をいう。意味素としては次の手の攻め数、黒石の数、白石の数、空いている空間の広さ、黒の三剣数等五つを用意する。「攻め」に関する意味素は次の手の攻め数、防ぎ数、白石の数、黒の三剣数、白の三剣数を、「防ぎの」意味素としては次の手の攻め数、防ぎ数、黒石の数、黒の三剣数、白の三剣数を用いる。

言語指示は通常の連珠世界で使われている格言を用いる [3]。しかし、格言は抽象しすぎるものもあるので、そういった格言を分かりやすい言葉で書き換えて指示する。

以下に、各打つパターン別の格言例を示す。

呼珠に関する格言としては"石は斜めに使え"、"構えは大きく"等、防ぎについては"ヒイた方に止めよ"、"眠三連は思わず叩け"、攻めについては"四ノビは勝ちを消す"、"四追いに勝てるものなし"等がある。

スーパーバイザーとの対話によって探索された意味素に基づいて評価ルールを作成する。評価ルールの前件部は各意味素に同じく共通のメンバーシップ関数、SMALL、MED、BIG を用意する。後件部は意味素のプラス、マイナスの傾向によってSMALL、MED、BIG の三つのメンバーシップ関数を用意し、台集合は優先度重みの値で [0, 0.2] の値を取る。

各意味素別のルールの詳細は省略し、以下に意味素と傾向によって選択された評価ルールの例を示す。

例) L 1 = 防ぎながら攻めなさい

L 1 = 「防ぎ数を多くかつ次の手の攻め数も多くする」

R1: 防ぎ数が 少なければ、優先度を小さく

R2: 防ぎ数が中間くらいな、優先度を中間くらいに

R3: 防ぎ数が多ければ、優先度を大きくせよ

3.2.5 背景知識部

用意された背景知識は評価ルールの選択に関する知識、打ちパターン別の評価ルール適用知識を用いる。

評価ルール適用の背景知識とは、局面の状況によって (2)、(3) から MW を求め、各候補について三つの指示パターン、「呼珠」、「防ぎ」、「攻め」の中にどのパターンの評価ルールを適用するかの知識である。LEVEL1、LEVEL2、LEVEL3 別の重みの範囲を決めて評価ルールを適用する。

LEVEL1 は打ち手の選択の余地がない場合で、$0.85 \leq MW \leq 1.0$ の場合である。評価ルールの適用ができない。

LEVEL2 は黒白両方とも何らかの打ち方の選択可能な局面で、$0.45 < MW < 0.85$ の場合である。黒石の候補については「攻め」の評価ルール、白石の候補については「防ぎ」の評価ルールを適用する。

LEVEL3 は初盤の局面あるいは手が詰まった局面で、$0.0 \leq MW \leq 0.45$ の場合である。黒白に問わず「呼珠」の評価ルールを適用する。

3.2.6 自己組織化部

経験、知識によって求めた打つべき優先度の重みという形で表現された知識に、意味素による評価ルールで求めた優先度の重みを加える形式で組織化される。

黒番の際、(2)、(3) から打ち手の候補集合 C と優先度の最大重み値、MW を求める。MW の値によって三つのレベルとどの打ちパターンの評価ルールを適用するかを決める。

決め手の集合 C の要素の中に式 (4) を満足する評価対象の集合 C^* を抽出する。

$$MW \geq W_i \geq MW - \alpha \tag{4}$$

$$C^* = \{(EPO_1, EW_1), .., (EPO_m, EW_m)\}(\mathrm{i} = 1, 2, .., \mathrm{m}) \tag{5}$$

しきい値 α は経験で求めたもので評価ルールの台集合の最大値と同じく $\alpha = 0.2$ で,m は評価ルールが適用される候補の数である。

$$W_i^* = W_i + FW_i \tag{6}$$

FW_i は集合 C^* の各要素について評価ルールを適用して推論した重みである。

$$FMW = \bigvee_i W_i^* \qquad (\mathrm{i} = 1, 2, .., \mathrm{m}) \tag{7}$$

予め備わっている重みに、周りの石関係によってファジィ評価ルールで求めた重みを合わせた W_i^* の中から、式 (7) のような最大値 FMW を持つポイントを打ちの決め手として選ぶ。

シミュレーションの結果、「防ぎながら攻めなさい」の指示による結果を図5に、「攻め数多くするよう打つ」の指示による結果を図6に示す。

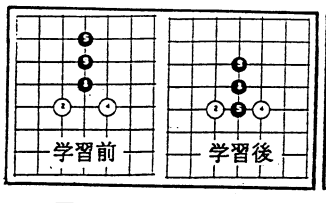


図5 "防ぎながら攻め"

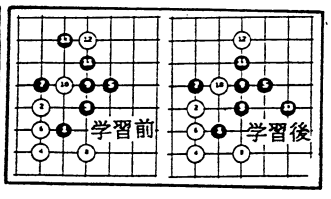


図6 "攻めが続く様に"

4 おわりに

本研究ではファジィ理論を用いて、言語指示による学習の枠組を提案した。

例題として制御系のトラックトレーラシステムと知的ゲームの五目並べシステムにその枠組を適用し、有効性を確認した。

課題として、状況による指示の理解や言語指示によるルールの生成等があげられる。

参考文献

[1] 寺野, 浅居, 菅野共編, 応用ファジィシステム入門, pp.51-56, オーム社 (1989)

[2] R.S.Michalski, 他編, 教示学習と知的 CAI, 電総研人工知能研究グループ訳, 共立出版 (1987)

[3] 坂田吾朗, 早わかり連珠, 日東書院 (1987)

[4] 朴, 菅野: 言語指示によるファジィ学習制御, 第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 619-622 (1991)

問合せ先: 〒227、横浜市緑区長津田4259東京工業大学
システム科学専攻 菅野研究室内 朴 桂 カク
Tel 045-922-1111(ext.2645), park@sys.titech.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ制御のためのメンバーシップ関数の学習方法（第２報）

Learning Method of Menbership Function for Fuzzy Control (Ⅱ)

久保 祐二　山本 和美　和多田 淳三
Yuji KUBO　Kazumi YAMAMOTO　Junzo WATADA

大阪工業大学
Osaka Institute of Technology

あらまし：　ファジィ制御においては、メンバーシップ関数、制御ルール表、および演算の方法などが主要な役割を果たしている。通常、メンバーシップ関数は標準的なものが用いられているが、近年メンバーシップ関数を学習させることによって、最適な関数を構成する方法が研究されている。

本研究において、メンバーシップ関数の全てのパラメータを山登り法を用いて学習することでファジィ制御の最適化をはかるものである。

キーワード：　ファジィ制御，学習

1. はじめに

近年、ファジィ制御の実用化が急速に進展している。運転制御の分野では自動車定速走行運転、列車自動運転等に、プロセス分野ではクリーンルーム恒温恒室制御等にファジィ制御が用いられおり、その有効性が確認されている。その他、各種のシステムでの実用化が報告されており、広範囲への応用が積極的に行われている。

実際のファジィ制御の設計においてはファジィ制御のルールテーブルの決定、制御の柔軟性に関係するメンバーシップ関数の作成は、専門家の経験・知識に基づいて試行錯誤的に行われている。

本研究においては、メンバーシップ関数を学習的に決定する方法を提案する。すなわち、制御対象に適応できるようファジィ制御の全パラメータを学習することによってメンバーシップ関数を最適化する方法を提案する。

ここではその１例として、むだ時間をもつ１次遅れ系システムを例にとり、さらに、得られたメンバーシップ関数の形について検討する。

2. ファジィ制御 [1]

ファジィ制御は、ファジィ理論の応用分野で最初に成功を収めた分野である。人間の判断のあいまいさを含む制御アルゴリズムをif-then形式で表現し、ファジィ推論を用いてコンピュータで実行することが可能である。

制御に必要な制御対象に関する情報をx_1，x_2，制御量をｙとすると、if（前件部）－then（後件部）型のファジィ制御規則は

if x_1 is small and x_2 is big
then y is small

のように言語表現で記述される制御アルゴリズムのことで言語的制御規則とも呼ばれている。すなわち、制御規則の前件部変数x_1，x_2はファジィ制御器入力、後件部変数ｙは出力になる。ファジィ推論部では、実際の入力が与えられたときに適応が可能である制御規則をもちいてファジィ推論を行うことで制御出力を計算する。ファジィ制御器の形式は、if（前件部）－then（後件部）の形式、ファジィ変数の型、推論法の３つの観点から分類できる。これらは、相互に関係があり必ずしも独立ではない。

2．1　ファジィ推論

ファジィ制御に用いられている推論法は、基本形が３種類提案されている。１．ファジィ関係の合成規則に基づくもの。２．多値論理にファジィネスを導入したファジィ論理に基づくもの。３．使われる規則の前件部は１の推論のようにファジィ命題からなり、後件部は普通の

線形式からなるもの。前件部で使われるファジィ変数は台形型のメンバーシップ関数である。

推論法については、間接法、直接法など、さまざまな方法が研究されている。ここでは、マムダニの推論法を用いている。

すなわち

命題１：x is A and y is B then z is C

命題２：x is A' and y is B'

結　論：z is C'

x，y，zは対象を表し、A，A'，B，B'，C，C'はファジィ集合を表す。

この場合、命題１からファジィ関係Rを求めることができる。さらに、入力として命題２のA'，B'が与えられた場合に、これらの入力A'，B'とRを合成することによって結論C'が計算できる。ファジィ制御では、このファジィ合成を用いるものである。

3．制御対象

ここでは、制御対象の例として、単容量の熱プロセスモデルを取り上げている。これは、無駄時間をもつ１時遅れ系のシステムである。そのほかに単容量のプロセスモデルとしては、液面系、タンク内の圧力の制御系などの実用システムに数多くある。１次遅れ系の伝達関数G(s)は

$$G(s) = \frac{K \cdot e^{-Ls}}{1 + Ts}$$

で表記される。

4．学習アルゴリズム

ここでは、２入力１出力の制御を行っている。制御量の目標値からのずれ（制御偏差）eと、その単位時間あたりの変化量Δeを２入力として、これを用いて推論を行い、制御対象への出力（操作量）Δqを決定する。

推論演算には、「Ｍｉｎ－Ｍａｘ－重心法」を用いている。

図１は制御偏差eと、そのときの変化量Δeとから推論して、制御対象の操作量Δqを決定する方法を示している。

いま、規則１に対してe、Δe、Δqのメンバーシップ関数を三角形で近似する。これに、e'、$\Delta e'$をあたえて、それぞれのグレードの値の論理積（Ｍｉｎ）を選び出力のメンバーシップ関数を少し小さく修正する。規則２に対しても同様に行う。そして、出力のそれぞれのメンバーシップ関数の論理和（Ｍａｘ）をとり、その重心の値を出力値$\Delta q'$とするものである。

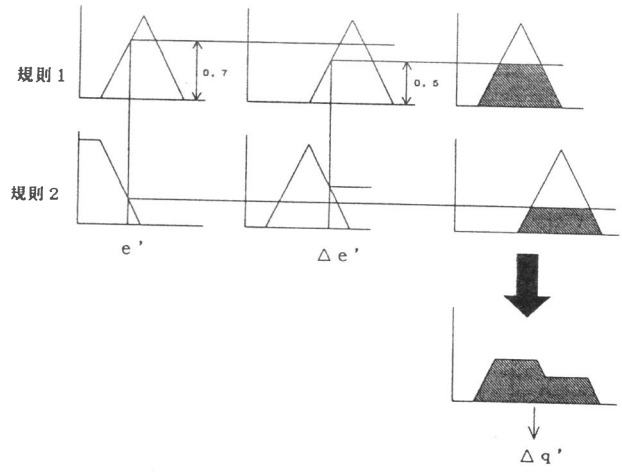


図１　Ｍｉｎ－Ｍａｘ－重心法

１次遅れ系の制御系の良さは、目標値と制御量のなす差、すなわち偏差の大小によって決定するのが自然である。ここでは、振動系にも適応できる制御面積法を採用する。評価関数をＪとし、

$$J = \int_0^{100} |f - f_0| \, dt$$

と定義する。そのときの値をｊ。とする。

これは、現在値fと目標値f_0の斜線部の面積（図２）である。

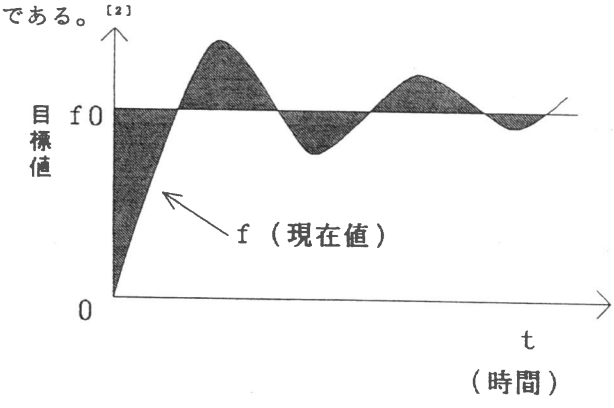


図２　評価関数

次にメンバーシップ関数の学習アルゴリズムについて以下に示す。

［ステップⅠ］　制御ルールーを読み込む。

［ステップⅡ］へ

［ステップⅡ］　乱数を発生させて、制御偏差e、単位時間あたりの変化量Δe、操作量Δqの初期値メンバーシップ関数をつくる。そのときのｊ。を基準値として学習を行う。

［ステップⅢ］へ

［ステップⅢ］　パラメータを正の方向（j_pos）と負の方向（j_neg）に変化させたときのｊ₀を求める。

・j_posまたはj_negがｊ₀より小さいとき
［ステップⅣ］へ

・ｊ₀の方が小さいとき　［ステップⅤ］へ

［ステップⅣ］　j_posが小さいときには正の方向、j_negが小さいときには負の方向へ変化させる。そして、その値をｊ₀とする。
［ステップⅤ］へ

［ステップⅤ］

・途中のパラメータの場合、次のパラメータへ移動して　［ステップⅢ］へ

・最後のパラメータの場合、
［ステップⅥ］

［ステップⅥ］　すべてのパラメータをチェックして

・１回でもパラメータが変化した場合、
［ステップⅢ］へ

・１回でもパラメータが変化しなかった場合、
［ステップⅦ］へ

［ステップⅦ］　パラメータの変化量を1/10にする。さらに、小さくなった変化量での変化の仕方を見ていく。

・そのときの変化量が規定値以上の場合、
［ステップⅢ］へ

・そのときの変化量が規定値以下の場合、
［ステップⅧ］へ

［ステップⅧ］　学習回数をチェックして

・規定回数以下なら　［ステップⅡ］へ

・規定回数ならば　終了する

このような、山登り法を採用しています。山登り法の図を以下に示す。

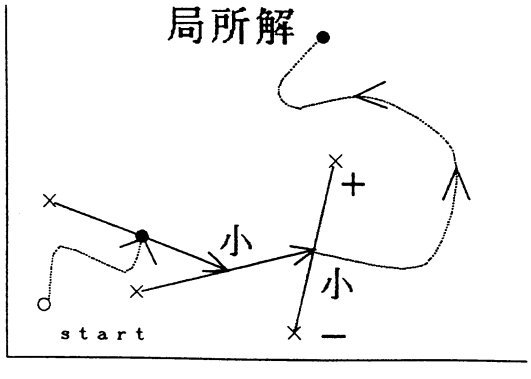


図3　山登り法

制御ルールは表１を用いている。

表1　制御ルール表

		Δe				
		NB	NS	ZO	PS	PB
e	NB			PB		
	NS			PS		
	ZO	PB	PS	ZO	NS	NB
	PS			NS		
	PB			NB		

上述の学習方法と評価法によって、ファジィ制御ルールのメンバーシップ関数の最適化をはかった。

しかしながら、必ずしも本アルゴリズムでは最適化が保証されない。このため、局所解を避けるために乱数で初期値を発生させて学習を行い、それらの解のうち最も良い解をとることにする。

5．シミュレーションの結果と検討

乱数を発生させて最適解を求めたときのメンバーシップ関数の形は図４になる。評価関数値が最も低いものを最適解として記録している。

学習結果からメンバーシップ関数の形にある傾向が確認できた。図４に示されている様に、１次遅れ定置制御では、目標値のそばで細かい制御ができるように、出力のメンバーシップ関数のＰＳ、ＮＳがＺＯに寄ってくることが判った。（最適解では、変化量Δｅのメンバーシップ関数でも同様のことが見られた）。

6．おわりに

本研究では、ファジィ制御の中心的役割をなすファジィメンバーシップ関数の学習方法を提案した。

出力のメンバーシップ関数は学習結果として、１次遅れ系定置制御では目標値での近傍での制御の良さを保証するためにＮＳ、ＰＳのメンバーシップ関数がＺＯによっていく傾向が見られた。

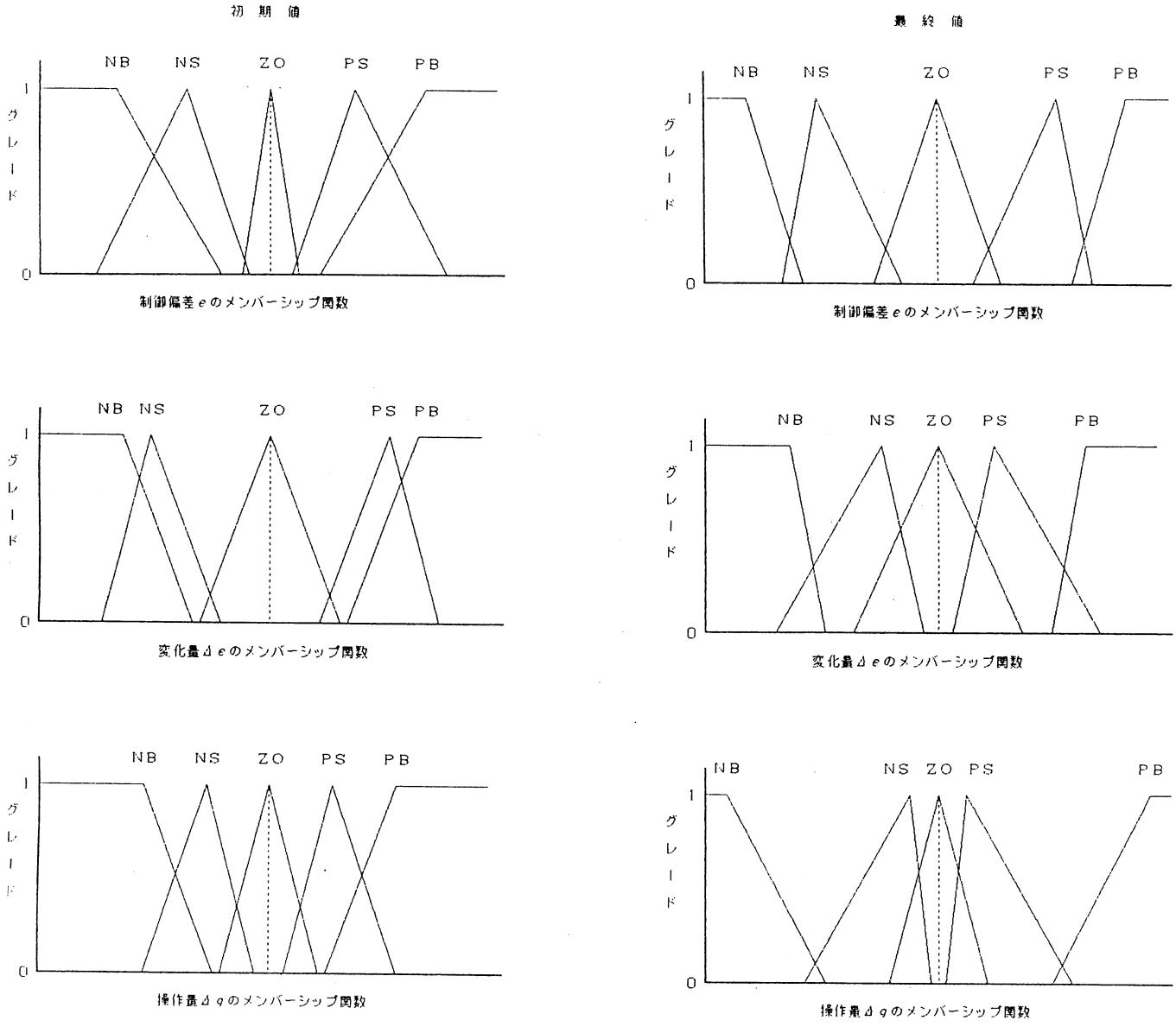


図4　最適解のメンバーシップ関数

[参考文献]

[1]　菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社 (1988)

[2]　和多田、その他：ファジィ制御のためのメンバーシップ関数の自動調整法，第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp627-630，(1991)

[問い合わせ先]：〒535　大阪市旭区大宮5-16-1
大阪工業大学工学部経営工学科
人間情報学研究室
久保　祐二
TEL　(06) 952－3131
EXT　3702
FAX　(06) 952－6197

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

学習型ファジィ知能システム

Fuzzy Artificial Intelligent System with a Learning Function

前田幹夫，　○桑村竜太郎，　村上周太
Mikio MAEDA, Ryutaro KUWAMURA, Shuta MURAKAMI

九州工業大学　工学部
Faculty of Engineering, Kyushu Instisute of Technology

あらまし　本論文では，学習型ファジィ知能システムを提案する．このシステムは，未知の状況において，新しいファジィ知識を獲得する機能を有し，その機能によって獲得した知識を用いてファジィ推論をおこない，一般的な問題を解決する．また，本システムは，未知の状況における知識の獲得，問題解決のための機能がいくつか用意されている．適用事例として，未知な状況下においていくつかの問題をシステムに解決させる．

キーワード　知識獲得，　発見的方法，　教師なし学習，　知能システム

1.　はじめに

学習型ファジィ知能システムとは，学習機能によって知識を獲得し，それを適用して自主的に様々な行動を計画し，行動する人工知能システムである．

我々人間は，環境の変化に適応して生きて行くために，日々発生した問題を解決して，自己に有利な行動を行っている．このような日々発生する問題を認識，理解して，それによって得られる経験や知識を学習し記憶することによって，成長する．このために，新しい事態が発生したときに，蓄積，記憶している過去の経験．知識を基にして推論し，問題を解決することが出来る．

人工知能の研究は，機械にこのようなことを行わせることを目的とする．人間の知能に近い人工知能を実現するためには，

①　学習による知識の蓄積

②　問題（新しい事態）を見きわめる能力

③　蓄積した知識を基にした推論（類推）によって問題を解決する能力

という３つが必要である．

また，人工知能システムの構築において，定式の形式化を計り，知識ベースを具体化することは，たいへん重要である．しかし，システムが要求する幾百もの規則，幾千もの事実を得るには，一般的に言って，応用分野の専門家と話し合わなければならない．専門家の知識を事実や規則として表現することは，大概の場合，冗長で時間のかかる仕事である．この種の知識獲得過程を自動化する手法が有れば，人工知能の技術が大いに進歩するだろうといわれている．

本研究における学習型ファジィ知能システムは，経験によるファジィ知識獲得とその知識の問題解決への適用を行い様々の問題を自動的に学習しながら解決していく．また，本システムが，他の一般的な知能システムと著しく異なる点は，全く未知なことにも対処するために，現実の世界で行動しながら，システムの内部で推論して（つまり仮想的な世界）問題を解決するところである．つまり，知識が貧弱なためにシステム内部で考えてみても，問題解決の方法が発見できず，まだ経験していない事態を実際に起こし，それを知識として獲得し，新しい知識の獲得によって問題解決の糸口を見つけようというものである．

2.　学習型知能システム

2.1　システムの概要

学習型ファジィ知能システムは，図１のように構成される．

情報理解部では，外部からシステムに入ってくる情報をシステムが分かる情報に変換し，またシステム内部から外部への情報をシステム外部が分かる情報に変換する．

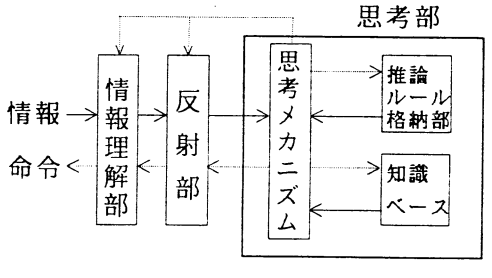


図１　学習型ファジィ知能システム

反射部は，人間の反射と同様で，システムに入ってきた情報が，反射行動を起こすべきものであるときにシス

テム外部に命令を発する．

推論ルール格納部（類推も含む）は，推論ルールまたは，推論アルゴリズムを格納しておく部分である．

知識ベースは，過去に経験した知識を格納しておく部分である．

思考メカニズムでは，推論ルール格納部から推論アルゴリズムを得て，また知識ベースから知識を得たりし，情報の処理を行いシステムの行動を計画し，決定する．

2.2 思考メカニズムの構成

システムに入ってくる情報のほとんどが思考メカニズムにおいて処理される．思考メカニズムは，目標指向型意志決定を行う．目標指向型意志決定とは，システムの状態がある目標状態に近づくように行動を計画，決定することである．思考メカニズムは，図２のように各ユニットで構成され，知識獲得部と，行動決定部とに分けられる．

行動決定部

様々な知的戦略によって，システムが行う行動を決定する．

知識獲得部

行動が行われたときに，動作とシステムの状態推移の関係から知識を獲得する．

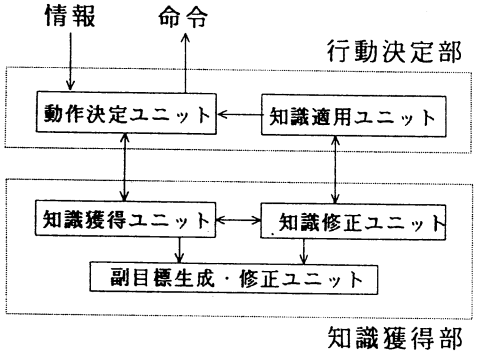


図２　思考メカニズムの構成

以下に，各ユニットの説明を行う．

（1） 動作決定ユニット

システムが目標に到達するために必要な知識がない場合は，新しい知識を獲得し，それによって行動が計画されなければならない．したがって，知識が足りない場合は，まだ知識に含まれていない行動を起こす．（このときに前向き推論が行われる場合もある．）また，知識が十分で，目標に到達する計画がたてられた場合は，その計画にある行動を起こす．

（2） 知識適用ユニット

システムが有する知識を使い，目標に到達するための行動計画を行う．

（3） 知識獲得ユニット

システムが起こした行動をもとに，システムの状態推移から知識を獲得する．

（4） 知識修正ユニット

実際にシステムが起こした状態推移と，知識に記述された状態推移が異なった場合にその知識が修正される．

（5） 副目標生成・修正ユニット

知識を使い，知識に記述されている行動を起こせば，目標状態に推移するであろう新しい目標をつくる．（これが，後ろ向き推論に当たる．）知識が修正されたときにその知識を基に生成された副目標も修正される．

3. 知識

3.1 知識表現

本システムにおいて，知識とは主に次のようなものを指す．システムがある状態にあるときに，動作を行うことにより，新しい状態に推移した．これを

状態∧動作→次の状態　　(1)

というように表す．

知識は，経験知識と仮想知識とに分かれる．

（1） 経験知識

経験知識とは，システムが経験した“体験”から形成される．たとえば，「今，生徒らしき人が私から約５ｍのところにいる．生徒の方に約３ｍ歩いたら，私から生徒までの距離が約２ｍになった」のような体験をシステムがしたとすると，システムは，この事実を以下のような表現として認識する．

AT(STUDENT, 5) ∧MOVE(3)→AT(STUDENT, 2)　　(2)

上のように，経験に基づき生成される知識を経験知識という．

また知識には成功の知識と失敗の知識がある．成功の経験知識とは，動作を行うことにより問題の状態が変化した場合を指す．失敗の経験知識とは，動作を行ったが状態が変化しない場合と，動作を行うことにより，問題においてなってはならない状態（例えば，無限ループなど）になった場合を指す．

（2） 仮想知識

仮想知識とは，経験知識から推論（類推）を用いることによって，拡張された知識のこという．これは，未知の状況を推測し，未知の状況に早くシステムを適応させるために生成される．しかし，仮想知識は推論によって生成されるので，その真偽は定かではない．仮想知識というのは，実際には，どのような物か例を示す．

生徒のフレーム知識が，以下のようだったとしよう．

```
frame: STUDENT
  self: (an_subset_of MAN )
```
(3)

すると，生徒は，人の中の一部だと考えられるので，上記の経験知識を以下のように書き直す．

AT(MAN, x) ∧MOVE(3)→AT(MAN, x-3)　　(4)

このような知識を仮想知識という．

仮想知識は，未知の出来事を予測するために使われるが，その知識の真偽は定かではない．そのため，仮想知識は，その知識の信用度を表す数値を持ち，それを知識の信用度という．知識の信用度は，ｗで表すとする．信用度は，その仮想知識に当てはまる経験をする度にα増える．

また仮想知識にも成功の仮想知識と失敗の仮想知識が

あり，成功の仮想知識は，普通成功の知識から生成されるが，特別の場合として失敗の経験知識から作られることもある．特別な場合とは，状態は変化するが，問題においてなってはならない状態に陥った場合である．失敗の仮想知識は，失敗の経験知識から作られる．

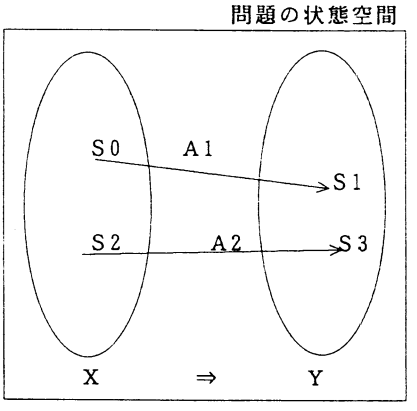


図３　仮想知識と経験知識の関係

経験知識と仮想知識は，図３のように，経験知識は，ある仮想知識の部分集合である．S0→S1は，経験知識を表しており，X⇒Yは，仮想知識を表している．

4．問題解決過程

本システムでは，図４に示すようにシステムが何らかの動作を行ったときに，現状態から，次の状態に推移する．このときシミュレーションではないので，もとの状態に戻れるという保証はない．また，この経験からシステムは，知識を獲得する．その獲得した知識によって，知識に記述されている動作を行えば，目標状態に達するであろう新しい状態を推論する．この状態を副目標といい，この推論は後ろ向き推論である．

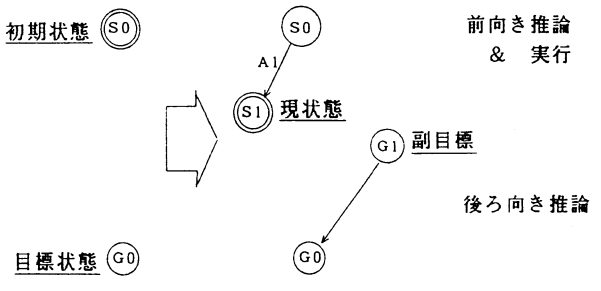


図４　問題解決における状態推移　その１

また，先に述べたような前向き推論，実行，及び後ろ向き推論を繰り返すことによって図５のようなファジィ状態推移のパスが形成される．システムが図５でＳ８の状態に推移したとき，それが，副目標Ｇ７当てはまったとする．このときシステムは，その問題に対して解を得たことになるが，副目標を生成するときに使われた仮想知識は，その真偽が定かではないので；まちがった推論である可能性があるので，解の検証を行う意味とシステムの状態を目標状態に実際に推移させるという意味で，副目標を形成したときに使われた知識に記述されている動作を実際に行う．そして，システムが実際に目標状態に達したときにシステムのこの問題に対する試行が完了したことになる．

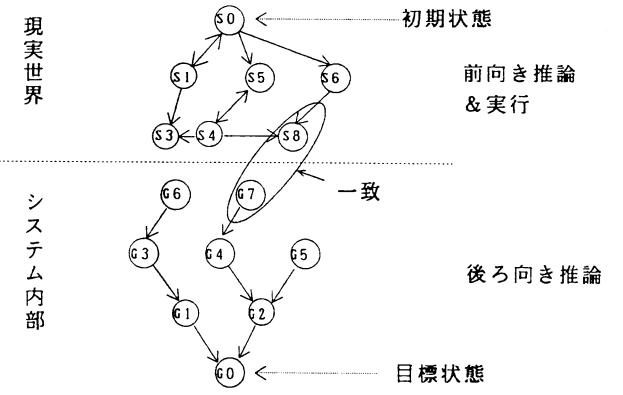


図５　問題解決における状態推移　その２

問題解決における処理の流れは，４つのステップで表せる．

Step 1: 諸条件設定処理

問題の初期状態，目標状態，問題の登場する対象，それが行える動作などが与えられる．

Step 2: 経験による知識作成処理

今解こうとしている問題に似ている問題を過去に解いていたら，その経験をもとに経験知識や，仮想知識を作る．

Step 3: 知識による副目標の作成処理

仮想知識から副目標を作る．副目標とは，問題に対して与えられた目標（副目標）から，仮想知識や経験知識を用いることにより作られたもので，副目標に達すると仮想知識や経験知識を用いることにより目標に到達できるものである．．現状態と副目標が一致したときにStep 4.2を行う．一致しないときはStep 4.1を行う．

Step 4.1: 動作の実行処理

問題解決，知識獲得をするために，動作を行う．目標状態とシステムの現状態がほぼ等しい場合は，試行成功なので，試行を終了する．また，今の状態が何をやっても変わらないときなどには，試行を失敗したとして，試行を終了する．まだ，試していない動作がある場合には，Step3に戻る．

Step 4.2: 推論に用いた知識の適用処理

副目標と，システムの現状態が一致したので，副目標を作成したときの知識を適用して行けば，目標に到達するはずである．そこで，その知識を適用していき，目標にほぼ達すれば，試行成功で，試行を終了する．

5.　経験学習

5.1　経験知識の獲得

経験知識はシステムの経験により形成される．例えば，システムが次のような経験をしたとする．

「本から２ｍ位離れたところにいて，１ｍ位近づくと，

１ｍほど本から離れたところに移動した．」

上の経験において，２ｍ離れたというのは実際には，図６（ａ）でＬ１*，１ｍ位離れたというのは実際には，Ｌ２*とすると，次のような経験知識が獲得される．

AT(BOOK,1.8)∧MOVE(1)→AT(BOOK,0.9)　　(5)

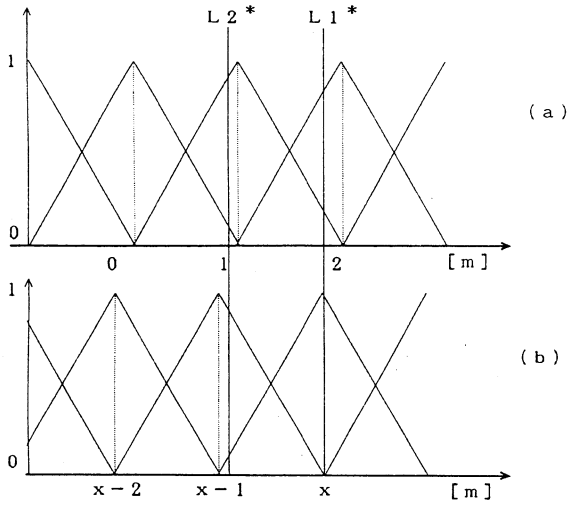


図６　実際の距離ラベル（ａ）と仮想ラベル（ｂ）

5.2 仮想知識の生成

仮想知識の生成は，既存のどの仮想知識にも該当しない経験知識が獲得された場合に行われ，その生成過程は４つのステップで表せる．

step 1: まず経験知識の結論から，状態が変化していない物を消去する．

step 2: 経験知識の条件で，結論に関係のないものを消去する．

step 3: ひとつを中心に一般化する．但し，一般化できなければ仮想知識を生成しない．

step 4: 仮想知識の結論に何か状態がひとつでもあれば成功仮想知識として，何もなければ失敗仮想知識として記憶する．ただし，成功仮想知識において，問題でなってはならない状態のときには，その仮想知識は失敗仮想知識とする．

例えば，図６（ａ）の経験知識が獲得されたとすると，図６（ｂ）のような基準となるメンバーシップから以下のような仮想知識が生成される．

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x)　　(6)
grade:　1　1　1　1　0.1

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x-1)　　(7)
grade:　1　1　1　1　0.9

5.3 仮想知識の修正

仮想知識の修正は２つに分けられる．１つは仮想知識自体は同じで，知識の各要素の度合いが違う場合で次のようになる．(6),(7)に対して，(8),(9)ができたときに，対応するそれぞれの動作を行い(10),(11)のようになる．

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x)　　(8)
grade:　1　1　1　1　0.3

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x-1)　　(9)
grade:　1　1　1　1　0.7

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x)　　(10)
grade:　1　1　1　1　0.2

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x-1)　　(11)
grade:　1　1　1　1　0.8

もう１つは，仮想知識が経験に反する場合に行われ，その過程は４つのステップで表せる．

step 1: 仮想知識に矛盾する経験知識を仮想知識化する．

step 2: ２つの矛盾する仮想知識を比較し，それぞれの条件で，異なる点があれば異なる点の否定をもう一方の仮想知識に加える．しかし，もとの経験知識を否定するようであれば加えない．

step 3: 異なる点がない場合，２つの仮想知識を生成したときに使用した知識を比較し，仮想知識の結果に関係がある物で，経験知識の条件で仮想知識にない条件で異なっている点があれば，仮想知識に加え，また，もう一方の仮想知識にその条件の否定を加える．

step 4: 上のいずれの条件にも該当しなかった場合，互いにもう一方の経験知識の条件の否定を加える．

以下に実際の例を示す．

(10),(11)の仮想知識があり，(12),(13)の仮想知識が新たに獲得されたとする．これが仮想知識が経験に反する場合に当たり，上述のステップに基づいて修正され，それぞれ(14),(15),(16),(17)となる．ただし，度合いは同じであるので省略している．

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x+1)　　(12)
grade:　1　1　1　1　0.2

知識：AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x+2)　　(13)
grade:　1　1　1　1　0.8

DIRECTION(EAST)∧AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x)　　(14)

DIRECTION(EAST)∧AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x-1)　　(15)

DIRECTION(WEST)∧AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x+1)　　(16)

DIRECTION(WEST)∧AT(BOOK,x)∧MOVE(1)→AT(BOOK,x+2)　　(17)

6. おわりに

学習型ファジィ知能システムの開発が一応できたが，システムを実用化するには，憂慮される点が幾つもあるのでそれを改良しようと考えている．特に，知識の統合，消去に力をいれて開発を続ける．

参考文献

[1]A.Barr,他:人工知能ﾊﾝﾄﾞﾌﾞｯｸⅠ,共立出版(1983)
[2]J.Nilsson:人工知能の原理,日本ｺﾝﾋﾟｭｰﾀ協会(1983)
[3]A.Bundy:人工知能入門,近代科学社(1986)
[4]和多田:AIの基礎を知る事典,実務教育出版(1986)
[5]小林:知識工学,昭晃堂(1986)

問い合わせ先

九州工業大学工学部電気工学科情報工学教室
前田幹夫　　☎093-871-1931 内線436

一　般　講　演　論　文

第3日：5月28日（木）

第C室

セッションYC1　[言語1]　　司会　小倉　久和（福井大学）

セッションYC2　[言語2]　　司会　馬野　元秀（大阪大学）

セッションYC3　[評価1]　　司会　但馬　文昭（横浜国立大学）

セッションYC4　[評価2]　　司会　山口　静馬（山口大学）

セッションYC5　[集合]　　司会　和多田　淳三（大阪工業大学）

セッションYC6　[グラフ]　　司会　甲斐沼　美紀子（国立環境研究所）

ファジィ理論に基づく英語質問応答システムの試作

Implementation of English Question-Answering System Based on Fuzzy Set Theory

馬野 元秀 榎本 俊文 鳩野 逸生 田村 坦之
Motohide UMANO Toshifumi ENOMOTO Itsuo HATONO Hiroyuki TAMURA

大阪大学 工学部
Faculty of Engineering, Osaka University

あらまし 自然言語をコンピュータに処理させようとすると, 自然言語の持つあいまいな情報をどのように処理するかということが問題となる. 単語の持つあいまいな意味をファジィ集合で表現し, 処理することにより, あいまいな意味を持つ単語を含む簡単な文を理解し, 簡単な質問に答えることができるような英語質問応答システムの試作を行った. 質問に対する答として, yes, no 以外に一致度に応じて maybe yes, maybe no と答えられるようにした. 構文解析にはチャート法を用い, 質問と事実の照合にはファジィ・プロダクション・システムの後向き推論の機能を用いた. 本論文では, 試作を行ったシステムの概要を例を示しながら説明する.

キーワード 自然言語処理, 質問応答システム, ファジィ推論, ファジィ・プロダクション・システム

1. はじめに

自然言語にはさまざまな形のあいまいさが含まれている. 最近の自然言語の研究においては, 統語的なあいまいさ, 解釈のしかたによるあいまいさ（多義性）についてはよく研究されているが, 単語自体の持つ意味のあいまいさについてはほとんど研究されていない. そこで, 単語の持つあいまいな意味をファジィ集合で表現した簡単な日本語の質問応答システムを以前に作成した [1]. それに対して, 英語によりあいまいな意味を持つ単語を含んだ簡単な質問ができるシステムを試作した. 事実と質問の属性の値として, ファジィ集合を書けるようにし, 質問に対する答を一致の度合いに応じて, yes , maybe yes , maybe no , no とするようにした. 本論文では, 例を用いて, このシステムの概要について説明する. なお, 本システムは, Sun 社製のワークステーション SPARC station 1 上の KCL(Kyoto Common Lisp) を用いて作成した. ただし, 検索の部分はファジィ・プロダクション・システムの後向き推論の機能 [2] を用いた.

2. システムとの会話例

まず, 試作を行った英語質問応答システムとの会話例を示す. -> がシステムからのプロンプトで, その後ろが人間からの入力文, その次の行がシステムからの応答となっている. 入力文の文末は, 最後の単語に続けて . か ? を入力する. また, ; の後ろに簡単な説明文をつけておく.

```
>(run)                          ; システムの起動
** English Question-Answering System **
; 以下, あいまいな意味を持たない単語のみの質問応答例
-> A box is on the desk.        ; 事実の入力
 I understand.                  ; システムの応答
-> Is a box on the desk?        ; 以下, 事実に対する
 yes, it is.                      質問とその応答
-> Is a box on the floor?
 no, it is not.
-> What is on the desk?
 a box is.
-> Where is a box?
 it is on the desk.
-> Tom sees a horse.            ; 事実の入力
 I understand.
-> Does Tom see a horse?        ; 以下, 質問とその応答
 yes, he does.
-> Does Tom see a flower?
 no, he does not.
-> Who sees a horse?
 tom does.
-> What does Tom see?
 he sees a horse.
; 以下, あいまいな意味を持つ単語の入った質問応答例
-> Gene is tall.                ; 事実の入力
 I understand.
-> Is Gene tall?                ; 以下, 質問とその応答
 yes, he is.
-> Is Gene very tall?
 maybe yes, he is.
-> Is Gene more or less tall?
 maybe yes, he is.
-> Is Gene middle?
 maybe no, he is not.
-> Is Gene short?
 no, he is not.
-> Who is tall?
 gene is.
-> Who is very tall?
 maybe, gene is.
-> Who is more or less tall?
 maybe, gene is.
-> Who is middle?
 sorry, I have no matching data.
-> Who is short?
 sorry, I have no matching data.
-> bye.                          ; システムの終了
bye
```

3. システムの構造

システム全体の構造は，図1のようになっている．以下にそれぞれの処理について説明を行う．具体的な処理方法については次節で述べる．

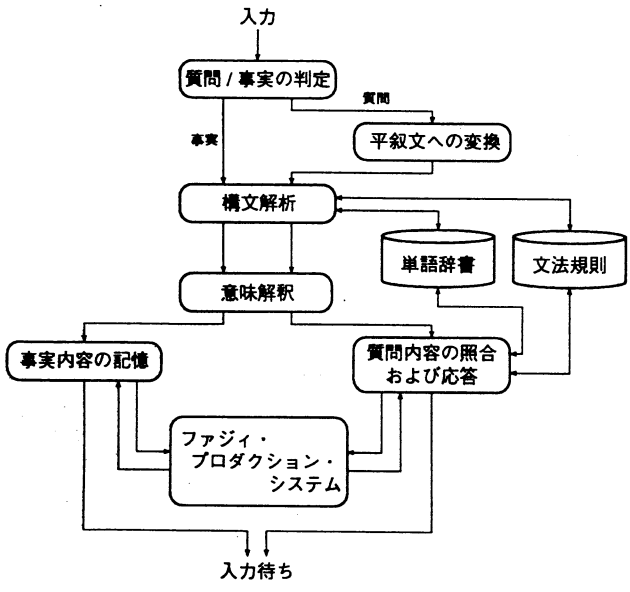


図 1　システムの構造

(1) 質問 / 事実の判定

入力文が，疑問文であれば，文の先頭の語に特徴が現れるため，この判定は入力文の先頭の語によって行う．すなわち，先頭の語が疑問詞，動詞，助動詞のいずれかであれば疑問文であると判定する．疑問文であると判定された入力文は，この後，平叙文への変換に送られる．平叙文であると判定された入力文はそのまま構文解析に送られる．

(2) 平叙文への変換

入力文が疑問文であると判定されると，入力文を平叙文に変換する．元来，疑問文は，質問であるという情報を文中に入れるために倒置を行っている．したがって，文が質問であるとわかると，その文を平叙文の型に戻してもかまわないと考えられる．

この操作により，平叙文・疑問文の両方に対して，まったく同じ構文解析を行うことができるようになる．

(3) 構文解析

あらかじめ登録しておいた単語辞書・文法規則から，送られてきた文が文法的に正しいかどうかを図2のような構文木を作って解析を行う．解析の技法としては，チャート (CHART) 法を使っており，具体的なアルゴリズムは参考文献 [3] に示されているものをほとんどそのまま使っている．

(4) 意味解釈

構文解析により得られた解析結果から，入力文の意味解釈を行う．何をもって意味解釈とするかという問題は非常に難

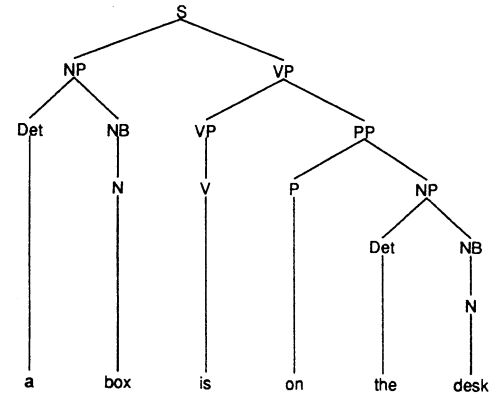


図 2　構文木の例

しいが，今回は動詞を中心として，その属性情報と主語（0番目の引数）および目的語（1番目の引数）という形にして表し，主語と目的語（引数）も名詞とその属性情報という形で表している．これらを組み合せて意味解釈とした．

(5) 単語辞書

システムで扱う単語を登録しておくもので，単語とその属性名および属性値を列挙した形で表す．例えば，

```
(Word (box)
      (cat) = N
      (num) = single
      (sem) = box)
```

は box という単語は，品詞標識が N（名詞）で，single（単数）で，意味が box であるということを表している．

(6) 文法規則

システムで扱う文脈自由型の句構造規則を登録しておくもので，句構造規則とその規則が展開されるために必要な条件を列挙した形で表す．例えば，

```
(Rule (S -> NP VP)
      (S cat) = S
      (NP cat) = NP
      (VP cat) = VP
      (NP num) = (VP arg0 num))
```

は S が NP と VP に展開されるには，それぞれの標識が S は S（文）と NP は NP（名詞句）と VP は VP（動詞句）となっており，NP と VP の 0 番目の引数との単数・複数の分類が一致していることが必要であることを表している．

(7) 事実内容の記憶

構文解析・意味解釈を終えた平叙文の内容を，ファジィ・プロダクション・システムの作業記憶に，その書式に従って記憶させる．

(8) 質問内容の照合および応答

構文解析・意味解釈を終えた質問文の内容を，ファジィ・プロダクション・システムの問い合わせの書式に変換し，これを実行して，返ってきた値から応答文を作成し，出力する．

(9) ファジィ・プロダクション・システム

質問に対応する事実が存在するかどうかの検索のためにファジィ・プロダクション・システムを用いている．ファジィ・プロダクション・システムは，ファジィなデータ（事実）を蓄積するための作業記憶と，ファジィ推論用のルールベースを定義することができ，前向き推論・後向き推論の両方を行うことができる．

本システムでは，事実を作業記憶に蓄積し，その事実への問い合わせを後向き推論により検索し，事実に対する問い合わせの真理値を求めている．現在のところ，ルールは用いていない．

4. 処理の方法

実際にシステムがどのような処理を行っているか，例を用いて示そう．

(1) 事実の処理

いま，次のような入力例を考える．

```
-> Gene is tall.
```

◇ 構文解析と意味解釈

まず，この文は事実であるので，あらかじめ登録しておいた文法規則・単語辞書を使って，このまま構文解析および意味解釈を行う．その結果をそれぞれ次のようになる．

・構文解析
```
(s (np gene) (vp (v is) (adj tall)))
```

・意味解釈
```
((v (sem be) (tense present))
 (arg0 (np (sem males_name)))
 (arg1 (nil ((adj (sem tall))))))
```

ここで，意味解釈の中の arg0, arg1 はそれぞれ動詞の 0 番目の引数，1 番目の引数を表している．また，arg1 の中心の語が nil となっているのは，中心となるべき名詞が arg1 に存在していないことを表している．

◇ 事実の記憶

次に，これらから文法情報である V, arg0, arg1 などを取り除いたものをファジィ・プロダクション・システムの作業記憶に関数 deposit を用いて記憶しておく．

```
(deposit
 (((sem be) (tense present))
 ((np (sem males_name)))
 (nil ((adj (sem tall))))))
```

◇ システムの応答

これらの処理を終えると，システムは入力文を理解したとし，次のように応答する．

```
I understand.
```

これに対して，処理がうまくいかなかったときは，理解できなかったとし，次のように応答する．

```
sorry, I can't understand.
```

(2) 質問の処理

今度は，前に入力した事実に対して質問をしてみる．

```
-> Is Gene very tall?
```

◇ 構文解析と意味解釈

この文は質問であるので，そのことを記憶しておく．そして，平叙文への変換を行い，その後に構文解析および意味解釈を行う．それぞれの結果は次のようになる．

・構文解析
```
(s (np gene) (vp (v is) (adj very-tall)))
```

・意味解釈
```
((v (sem be) (tense present))
 (arg0 (np (sem males_name)))
 (arg1 (nil ((adj (sem very-tall))))))
```

◇ 質問内容の照合

これらから文法要素を取り除いて，ファジィ・プロダクション・システムの後向き推論の問い合わせの形に変換して，関数 ask により問い合わせを行う．

```
(ask
 (((sem be) (tense present))
  ((np (sem males_name)))
  (nil ((adj (sem very-tall(=)))))))
```

ここで，very-tall(=) に (=) がついているのは，問い合わせの際にはあいまいな意味を持つ語はファジィ述語として処理する必要があるためである．

作業記憶中の事実とのマッチングを行うが，あいまいな意味を持つ語については，あらかじめファジィ述語および可能性分布の定義を行っておかなければならない．例えば，次のように定義しておく．

・ファジィ述語の定義
```
(predicate
 (tall (u) (s u 180 190)))
```

・可能性分布の定義
```
(term
 (tall {0.0/170, 0.125/175, 0.5/180,
        0.875/185, 1.0/190}))
```

また，very は修飾する形容詞の真理値または可能性のすべての値を 2 乗するファジィ修飾語である．

ファジィ・プロダクション・システムにおいては，事実中の可能性分布 tall と問い合わせ中のファジィ述語 very-tall(=) 以外の語はすべて文字列としてマッチングが行われ，これらはそれぞれ一致しているので，マッチ度はすべて 1.0 となる．tall と very-tall(=) のマッチ度は，very-tall(tall) が計算される．これには 1 変数関数に対する拡張原理が用いられ，次のようになる．

$$
\begin{aligned}
&\text{very-tall(tall)}\\
&= \text{very-tall}(\{0.0/170,\ 0.125/175,\ 0.5/180,\\
&\qquad 0.875/185,\ 1.0/190\})\\
&= \{0.0/\text{very-tall}(170),\ 0.125/\text{very-tall}(175),\\
&\quad 0.5/\text{very-tall}(180),\ 0.875/\text{very-tall}(185),\\
&\quad 1.0/\text{very-tall}(190)\}\\
&= \{0.0/\text{tall}^2(170),\ 0.125/\text{tall}^2(175),\ 0.5/\text{tall}^2(180),\\
&\quad 0.875/\text{tall}^2(185),\ 1.0/\text{tall}^2(190)\}\\
&= \{0.0/0.0, 0.125/0.016, 0.5/0.25, 0.875/0.766, 1/1\}
\end{aligned}
$$

そして, 全体のマッチ度は, デフォルトではそれぞれのマッチ度の min となっているので, このマッチ度と 1.0 の min が計算され, 結局 {0.0/0.0, 0.125/0.016, 0.5/0.25, 0.875/0.766, 1/1} となる（ファジィ・プロダクション・システムにおけるマッチ度の計算方法の詳細は, 文献 [2] を参照されたい）. これが問い合わせの真理値となる.

◇ 応答文の作成

今のように yes / no を答える場合には, その真理値を図 3 に示すような 6 種類の分類と対応させ, それにより応答文を作成する. それぞれに対する応答文の作成法を次のように定めた.

(a) の場合 … yes, + 代名詞 + 代動詞.
(b) の場合 … yes, + 代名詞 + 代動詞.
(c) の場合 … no, + 代名詞 + 代動詞 + not.
(d) の場合 … maybe yes, + 代名詞 + 代動詞.
(e) の場合 … maybe no, + 代名詞 + 代動詞 + not.
(f) の場合 … maybe yes, + 代名詞 + 代動詞.

なお, (f) の場合には別の応答のしかたも考えられるが, 今回はこのように定義した.

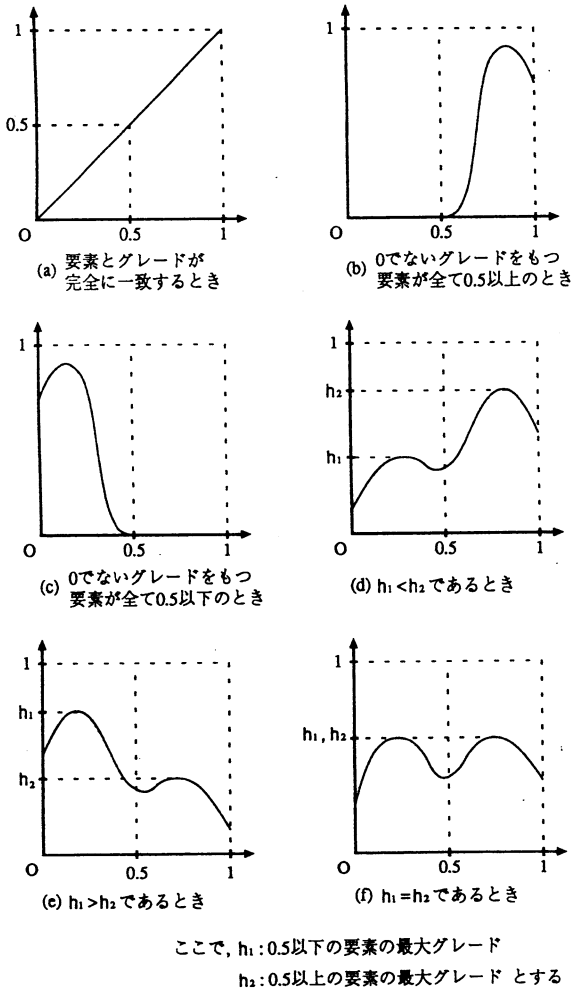


図 3　真理値の分類

したがって, システムの応答は次のようになる.

```
maybe yes, he is.
```

また, 疑問詞の入った質問に答える場合は, 図 3 に示した真理値による分類に加えて, 疑問詞の位置も考慮し, それぞれの組合せによって, 次に示す方法で応答文を作成する.

- (a) または (b) の場合
  arg0 の位置 … 疑問詞の値 + 代動詞.
  arg1 の位置 … 代名詞 + 質問文の動詞 + 疑問詞の値.
- (d) または (f) の場合
  arg0 の位置 … maybe, + 疑問詞の値 + 代動詞.
  arg1 の位置 … maybe, + 代名詞 + 質問文の動詞 + 疑問詞の値.
- (c) または (e) の場合
  質問文に合った事実は記憶されてないとして,
  `sorry, I have no matching data.`
  と応答する.

ここで, 疑問詞の値というのは, 問い合わせにマッチした事実の中の疑問詞の位置に相当する語をさしている.

5. おわりに

本論文では, より柔軟な質問応答を行うことを目的として, 試作したファジィ理論を用いた英語質問応答システムについて述べた. 本システムでは, あいまいな意味を持つ単語をファジィ集合を用いて表現し, ファジィ・プロダクション・システムを用いて処理することにより, あいまいな意味を持つ単語を含む簡単な文を理解し, 簡単な質問に答えることが可能となった.

しかし, 現在のところ, システムで使える単語は少なく, 解析できる文法の範囲も狭い. また意味解釈には, それぞれの単語の持つ意味をどこまで表現し, 利用するかという問題がある. 中でも動詞は非常に重要であると考えられる. 文章の流れすなわち文脈をどのようにして読みとるかも, 非常に大きな課題であると同時に興味深いものでもある. 今後とも検討していきたい.

参考文献

[1] 馬野:「ファジィ集合の概念を用いた日本語質問応答システムの試作」, 情報処理学会 研究報告, Vol.85 , No.36 , pp.81-88 , AI42-1 (1985)

[2] 馬野, 江澤, 中嶋:「ファジィ・プロダクション・システムにおける後向き推論の実現」, 第 6 回 ファジィ システム シンポジウム, pp.255-258(1990)

[3] G.Gazdar and C.Mellish: *Natural Language Processing in LISP*, Addison Wesley (1989)

[問い合わせ先]
〒565　吹田市 山田丘 2-1
大阪大学 工学部 精密工学教室
馬野 元秀
TEL:　06-877-5111　(ext. 4627)
JUNET:　umano@prec.osaka-u.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

言語使用におけるあいまい性の取り扱いに関する考察
Classification and Treatment of Ambiguity in Language Usage

横川　壽彦
Toshihiko YOKOGAWA
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

あらまし　人間とシステムがことばを用いインタフェースを取るためには、自然言語の用法中に含まれるあいまいさを取り扱う必要がある。本稿では、自然言語中にみられるあいまい性を分析し、ファジィ集合による意味表現との関連を考察した。ファジィ集合による意味表現を言語側から見た場合の問題点を指摘し、文脈による規準の転移、表現の性質による意味範囲の違い、操作概念の意味体系への依存を考慮に入れた表現によって、言語的直感により合致することを示した。

キーワード　自然言語、あいまい性、知的情報処理、意味表現

1．はじめに

人間とことばを用いて自然にコミュニケーションができるシステムが求められている。言語を用いたコミュニケーションでは、言語に含まれるあいまいさを取り扱う必要がある。ファジィ理論は言語的なあいまいさを数理的に処理する手段を提供する一つの理論だと主張されている。Zadeh[1][2][3]は、言語的変数や形容詞、修飾概念としてのHedgeの扱いについて言及している。また、菅野[4]は、「不確かさ」自体を表す形容詞を構造化している。さらに、中村[5]では、日常的な会話や文章のコミュニケーション場面に出現する言語表現のあいまいさを分類し、一部についてファジィ論的な解釈を試みている。言語学の立場からは、宮島[7]は、言語のあいまいさについての分類を試みている。また、鈴木[8]は、形容詞の持つ規準について考察している。

本稿では、自然言語の立場からみて、言語に現れる意味的なあいまいさを分類するとともに、ファジィ集合での表現との関連を考察する。

2．自然言語におけるあいまいさ

2．1　あいまいさの分類

自然言語におけるあいまいさを[注1]を分類する。

（1）多対応性に基づくあいまいさ

1個の言語単位（複合的な単位を含む）が、異なるカテゴライズを受けるタイプのあいまいさ。

(a) 同表現異要素：1個の表現形式が2個以上の異なる要素として解釈されるもの。

(a-1) 同音異義

単語レベルでは、1個の読み（発音形式）が2個以上の語形に対応する。「誤解」「碁会」「5回」等のように、音形が同じで意味の異なる。厳密には、アクセント等の違いにより区別されるものが多い。

分節レベルでは、音形は同じだが2個以上の異なる分節が可能なもの。たとえば、「カネオクレタノム」などの場合。分節にしたがって音調上の特徴を入れることによって区別可能であり、書記上は区別される。

(a-2) 同綴異音

1個の表記が、2個以上の語形に対応するもの。書記言語にのみ存在する。単語レベルでは、1個の綴りに2個以上の異なる読みがある場合である。たとえば、「金」（「かね」、「きん」）など。その他正書法上区別が付かなくなったものに、「行った」（「オコナッタ」「イッタ」）等がある。

分節レベルでは、普通の正書法上ではあまり起こらないが、電報文やカナを多用する文では生じる。著名な例として、「ここではきものをぬいでください。」がある。

(b) 多義：1個の表現が2個以上の意味に対応するもの。

(b-1) 多義語

1個の単語が複数の異なる意味を持つもの。

(b-2) 文法役割の多義

1個の文法形式が2個以上の異なる役割を果たしているもの。文法形式を担う語の多義とも考えられる。「先生の本」では、「先生の所有している本」「先生の書いた本」等の解釈が可能である。これは、連体修飾の「の」の担う文法役割の多義と見ることができる。

(b-3) 文法結合の多義

2つ以上のかかりうけの可能性のあるもの。「黒い髪の女」（「黒い」のは、「女」か「髪」か）

(b-4) コンテクストレベルの多義性

「すみません。」（文化的な決まり文句の多義性）

「骨を折った。」（文字通りの意味と比喩的な意味）

(c) 一般性：意味範囲が広すぎる場合。

(c-1) 抽象的な概念

「もの」が何をさしているかはあいまい。ただし、ある対象が「もの」であるかははっきり分かる場合が多い。

(c-2) 指示的な概念

「その場所」「そこ」といっても範囲があいまいであ

[注1] 言語においては、言語表出に伴うあいまいさが存在するが、本稿では取り扱わない。たとえば、書記上のあいまいさ（かすれ、不鮮明、不分明）や発音のあいまいさ（弱さ、弁別的でない発音等）である。

るという場合。
(c-3) 範囲的な概念
「1万円以上」という概念では、ある金額を取ればその範囲かどうかは明らかであるが、含意はあいまい。

（2） 連続性に基づくあいまいさ（不明瞭性）
ある規準にしたがって言語上の質的な変化（つまり呼び方が変わるか）が起こる範囲のあいまいさ。
(2-1) 個体の範囲のあいまいさ
中心部ははっきり「～」であるといえるが、その範囲がどこまでかは不明なもの。
「山」「丘」。
(2-2) 種類としての範囲のあいまいさ
対象をどちらにカテゴライズすればよいのかがはっきりしない場合。
(2-2-1) 規準はあいまいではないが範囲があいまい。
「中年」「長い」などのように、規準自体は決定できるもの。ただし、規準が対象のどの属性を用いるかは文脈に依存する場合も多い。
(2-2-2) 規準自体もあいまいなもの。
「美しい」では、何を規準にしているのかもあいまいであり、何をもって「美しい」と呼ぶかは主観的である。
(2-2-3)属性との対応があいまい。
「3cmの箱」では、規準は「長さ」であるが、箱のどの部分の長さであるかが不明瞭である。

（2）のあいまいさは言語が連続のものを分節する際に必然的に起こるものであり、（1）のあいまいさと重複して実際の表現中に出現する。

2．2 程度を表す表現の分類

本節では、不明瞭性を表す表現の代表として、程度を表す表現を分析する。程度を表す表現は、規準の軸の有無、規準の種類等によって分類できる。
規準とその軸の有無によって、以下のように分類する。
（1）軸内包表現
規準の軸を意味中に内包するもの。規準の軸自体はあいまいである場合があるが、軸自体を自由に入れ換えられないもの。
（1－1）絶対表現
規準の軸のみではなく、規準自体をも内包する。色彩形容詞が代表例である。たとえば「赤い」の場合、対象を限定しなくても、典型規準を内部に持つので、典型的な「赤」かどうかを判定できる。表現自体がファジィ集合を意味として持つと考えることが可能である。「長さ3cmくらい」などという表現も同様である。
（1－2）相対表現
規準の軸は持つが、規準自体は、後述する文脈依存の規準になる形容詞類。程度を表す形容詞類がその典型。「大きい」といっても、どういう規準でということが文脈から明らかにならない限り意味を限定できない。
（2）軸依存表現
規準の軸自体をすべて文脈に依存する形容詞。文脈によって決まる軸自身があいまいである必要はない。軸が違うという意味で多義だが、軸が決まればその中での意味付けは等しい。
（2－1）比較表現
ある対象を決めて、その比較を行う表現。
「等しい」「似ている」等。
（2－2）位置表現
ある対象内での相対的な位置付けを問題とする表現。
「中くらいだ」等。

また、その表現の表す意味の軸上での性質によって以下の分類が可能である。
（1）方向性表現
軸上の方向性を持つもの。普通の程度の表現は、方向性を持つものが多い。方向性を持つ表現の特徴として以下のことがあげられる。
・変化表現（「～になる」等）の場合は方向性を基本的に示す。典型度が増加する必要はない。その方向性を保っている限り変化表現は正しい。
・「とても～になる」、「やや～になる」、といった場合のヘッジは、変化の量を示す場合がありあいまい。
（2）値指示性表現
軸上の範囲を示すものであり、基本的には軸上の1点を指定する。絶対表現、位置表現は値指示性表現となる。
・変化表現では、結果状態表示となる。（典型度が増加する必要がある。）また、ある一定以上は軸上の変化を起こさない。
「赤くなる」→「赤い」の領域内に結果として入る。
「3くらいになる」→「3くらい」の領域内へ入る。
・「とても～になる」、「やや～になる」、といった場合のヘッジは、結果状態に対してのものとなる。
（3）差分性表現
対象となるものと規準となるものの差分を中心的な意味とする。比較表現は、典型的差分性表現となる。差分性表現は、差分を示す軸上の0を中心とする値指示表現と見ることができる。軸は文脈に依存する。

規準の種類は、以下のように分類可能である。
（1）典型性規準
対象となるものの軸に関する属性がその事物に関して話者が「典型」と思っているものを規準とする。どれを典型とするかの知識の成り立ちによって分類できる。
種の規準：対象となるものの平均となるものを規準とする。一般的にものの性質を言及する場合の規準である。
人形の規準：典型として身近なものへ規準を移して表現する。「象は鼻が長い」では、動物の規準として人間を選んでいる。
（2）抽出・選択規準
対象となるものをある全体の中での方向性として捉える場合の規準である。
選択性規準：全体集合として比較的小さな集合を捉え、その中の偏りの方向性を示す択一的な用法の規準。
「（2個の鉛筆を見て）大きいのをとって下さい。」

抽出性規準：全体集合として選択性規準の場合より大きな範囲を取り、そのの中での位置付けを問題とする。
「（１０個の鉛筆を見て）大きいのをとって下さい。」
（３）比較性規準
比較の対象を限定する場合の規準。比較表現では、比較性規準を取る。「あれより大きい」「あれと等しい」
（４）的確性規準
ある目標に対してその要件を充足するかを示す用法である。「（泳ぐのに十分なだけ）力が強い。」
（５）期待規準
対象となるものの自分なりの予想との比較によるものである。時間的、空間的な隔たりを持った自分の予想との比較表現。「(ひさしぶりにあって)大きくなったね。」

３．ファジィ集合により取り扱われる言語のあいまい性

ファジィ理論では、ファジィ集合を用いて以下のような自然言語のあいまいさを表現することができると主張されている。
（１）解釈可能な異なる意味を要素とするファジィ部分集合による多義性の表現[6]
たとえば、先生＝{1.0/教師,1.0/医者,1.0/議員,...}と表す。コンテクストにより、たとえば幼稚園の話題では、先生＝{1.0/教師,0.9/医者,0.0/議員,...}となる。
（２）ファジィ集合による不明瞭性の表現
言語変数として軸となる属性とその区間を全体集合と定め、その上のファジィ集合で用語の意味を定義するもので、アプリオリにファジィ集合を決める[2]。ファジィ集合は、ある属性値を決めた時に、その属性値をもつ対象のその概念への帰属度（典型度）を示す。あるいは、その概念への帰属の真理値を表現する。これらは、典型性規準に基づく不明瞭性の表現と見ることができる[6]。この場合のS型、Z型、π型のメンバシップ関数は、それぞれ、プラス側への方向性、マイナス側への方向性、値指示を表すものと捉えることが可能である。
（３）ファジィ集合による一般性の表現[9]
「バークレイの人口は１００万以上である。」という表現を、「１００万以上であるが、１００万を大きく越えない」ことを意味し、したがってあいまいさを含んだ表現であり、ファジィ集合で表すことによって、いいたい内容を表現できるというものである。これらは、範囲的な概念の含意を表現するものとできる。
（４）ファジィ演算による表現
ファジィ集合を修飾して、集合の形状を変える演算と修飾概念等を結び付ける。Zadeh[9]では、集中、膨張、凸結合、ファジィ化を提示している。また、補集合演算で否定を表現する。これらは、言語ヘッジとしての極化表現、概化表現、否定表現等とその組み合せを扱う１つのモデルとなっている。また、シフト型のヘッジで極化、概化を表現する方法も提案されている。

４．ファジィ集合による意味の表現の問題点

言語の意味の立場から、ファジィ集合による表現の問題点を検討し、必要な処理を明確化する。
（１）方向性程度表現のファジィ集合による解釈
ファジィ集合による表現は、シンボルとファジィセットの対応付けである。対象を限定することにより、その場合の言語の意味を表現できるとする。
ここでは、方向性を持つ「（背が）高い」という表現を例として取り上げ、考察する。
「背の高い人が来る」という表現の(a)送り手の想定する意味、(b)受け手の想定する意味、および、(c)「背の高い人ならば、良い」という表現の場合の命題としての「背の高い」の意味を人間の身長という中で考える。
(c)では、ファジィ述語の意味での「背の高い」という意味になり、どれくらい背が高くてもよい。方向性のある表現の場合では、Z型、S型のファジィ集合で表される。
(b)では典型的な「背の高い人」という身長を中心とするπ型の可能性分布的な意味として捉えられている。したがって、(c)の意味での「背の高い」の意味に含まれているからといって、非常に身長の高い人は想定しない。
(a)は、以上両者の中間的な意味合いを持つ場合がある。基本的には、「背が非常に高い」「背がやや高い」等を選択せず、「背が高い」という表現を選択したという意味で、可能性分布による意味であると考えられる。しかし、言語使用においては、「非常に、かなり、〜やや、少し」といった派生意味体系を常に念頭においているわけではないので、表現の持つ方向側へのずれは許容されることになる。「かなり高い」場合でも単に「高い」と表現してすませる場合がある。推論システムとしての対話の受け手側としては、デフォルト的には、(b)の可能性分布の意味で取り上げていてよいが、矛盾が生じる場合は(a)の意味での方向側への緩和を許容する必要がある。
以上のように、特殊な文脈のない場合の程度の表現の意味は２種類の可能性を持つ。また、緩和操作によって表現される範囲を広げることができる。条件部分や判断部分ではファジィ述語としての典型度のファジィ集合となるのに対し、単純な叙述（表出）では、可能性分布的なファジィ集合となる。ただし、表出側は、持つ方向側へのずれを無視して発話しうる。
ファジィ集合を用いた意味表現では、これらの言語の基本的に持つ意味表現の違いを区別することなく、一意にファジィ集合と言語表現を結び付けており、言語の意味としての表現能力に欠ける。
（２）範囲の表現上の問題点
ファジィ集合による一般性の表現では、（１）と同じように、命題の真偽を問う場合の表現としては不適である。つまり、一般性の表現では、文字通りの意味としての「１００万以上」というクリスプな集合と情報を与える上での適切なあいまい性を前提とする対話公準[7]を守った発話のファジィ集合による表現の２種類の表現を考えておく必要がある。Zadeh[9]の「１００万を大きく越えない」という含意は語用論的な解釈を加えた結果である。
これら２つの表現は、程度のあいまいさにおけるファ

ジィ述語表現と可能性分布的な表現にそれぞれ対応し、言語命題としての意味と語用論的な表出内容および理解内容という位置付けが可能となる。

（3）文脈による規準の転移

ファジィ集合を用いた意味表現では、一意にファジィ集合と言語表現を結び付けるため、文脈や状況の違いによる規準の転移に対処できない。つまり、文脈、場面を固定した非常に狭い使用域での意味のみを表現している。

一般の表現では、典型性規準の下に意味を考えている。しかし、特定の状況下では別の規準に変更するという現象が認められる。規準の変更は、値指示型の表現（絶対表現）と方向指示型の表現（相対表現）では異なる。

たとえば話し手が対象となる集合を見ている場合と見ていない場合（話し手の知識と対象となる状況の矛盾を許す場合と許さない場合）に規準の取り方に違いが生じる。この違いは、許容範囲の違いとして認識される。

言語理解の観点からは、前者の場合は、通常はその許容範囲外のものをも許容できるものと受け取る必要がある。たとえば、絶対表現の「赤い」という表現では、一般には「赤」と呼べないものや、呼べるかどうか微妙なものでも、他に候補となる対象がなければ、もっとも近いものを指示するものとして解釈する必要がある。これは、典型性規準の緩和として捉えることが可能である。相対表現の場合は、典型性規準で許容できるものがない場合は、抽出性規準への転移が起こり、対象の中での相対的な位置付けのみが問題とされる。

表現の種類を知識表現中に持ち、文脈下での規準の転移を解釈時に計算する能力が必要となる。

（4）主特徴と前提特徴の区別

日本語の「若い」は、π型のファジィ集合を取り、英語の"young"のZ型のファジィ集合と区別される[9]。この否定の「若くない」という集合を考えると言語の意味としてはおかしくなる。0～10歳くらいまでは、「若くない」というメンバシップ値が高くなるからである。言語表現の意味としてはこの区間は入らない。これは、言語の前提的特徴と主特徴を区別しないためにおこる現象である。日本語の「若い」の場合も、主特徴としては、英語と同様、Z型のファジィ集合で表されるべきである。ただし、日本語の場合は、前提特徴(この場合は使用域)として、「こどもではない」という特徴を備えている。否定を始めとする言語ヘッジでは、主特徴にのみその処理が及ぼされ、前提特徴は保持されると考えることにより、言語的直感に近い形のファジィ集合が得られる。知識表現ではこの両者を区別して持つ必要がある。

（5）意味的操作の意味体系依存性

たとえば、「若い」、「中年」、「高年」の集合を考える。ここで、「若いまたは中年」を考えると。言語的直感とあわない不自然なくぼみが生じる。仁木[10]ではこれをファジィ集合の問題として上げ、主観確率を用いれば解決できることを示している。しかし、自然言語の立場からいうと、語の意味領域の体系性から説明できる。たとえば、「若年または高年」という集合を考える場合に、「若年」と「高年」が重なりを持つこともある。その場合は、主観確率を用いると逆に言語の側から見ると不自然な山が中間にできることになる。これは、「または」という言語表現を一意に「和」として取り扱うことに起因する。これらの場合の「または」の意味は結ばれるものが体系上で連続をなしているかどうかによってやや意味合いが異なる。「中年」「高年」のように意味の体系の中で連続している場合は、その中間部は含まれると解釈される。逆に「若年」「高年」ののように不連続な場合は、その中間部が含まれるとは解釈されない。

5．結言

本稿では、まず自然言語に見られる意味のあいまいさを分類し、ファジィ集合として扱われる対象はどのようなあいまいさであるかを明らかにした。次に、ファジィ集合で表された表現について、自然言語の意味の立場から、前提特徴と主特徴を分ける必要性、意味の体系性を中でその処理を実行する必要性、語用論的な解釈と命題的な解釈を使い分ける必要性、文脈による規準の転移を折り込む必要性を示した。

本稿で取り扱った問題点は、自然言語のあいまい性のごく一部にすぎない。今後は、文脈的・語用論的側面からの幅広い検討が必要である。

[参考文献]

[1] Zadeh, L. A., A fuzzy-set-theorestic interpretation of linguistic hedges, J. Cyber., Vol. 2, pp.4-34 (1972).
[2] Zadeh, L. A., The concept of a linguistic variable and its applicaion to approximate reasoning. Inf. Sci,. Vol. 8 No. 3, pp.199-249 (1975).
[3] Zadeh, L. A., The role of fuzzy logic in the management of uncedrtainlty in expert systems. Fuzzy Set and Systems, Vol. 11, pp.199-228 (1983).
[4] 菅野道夫, ファジィ理論の展開 -科学における主観性の回復-, サイエンス社 (1989).
[5] 菅野道夫 長谷川洋子, ファジィ・ビジネスのすすめ, 日刊工業新聞社 (1990).
[6] 中村和男, 日常的コミュニケーション場面におけるあいまい表現に関する考察, 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.501-503 (1990).
[7] 宮島達夫, 言語のあいまいさ, 教育国語 1991-1, pp.17-37 (1991).
[8] 鈴木孝夫, ことばと文化, 岩波書店 (1973).
[9] Grice, P., Logic and Conversation, in P. Colde and J. Morgan(eds), Syntax and Semantics. Vol. 3: Speech Acts, Academic Press. pp.41-58 (1975).
[10] 仁木直人, 確率の立場から見たファジィ理論, 日本ファジィ学会誌 Vol. 3, No.4, pp.15-37 (1991).

[問い合わせ先]

〒231
横浜市中区山下町89-1 シイベルヘグナービル 3F.
技術研究組合 国際ファジィ工学研究所 横川壽彦
Tel:045-212-8257 Fax:045-212-8256
junet: yokogawa@fuzzy.or.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ言語真理値の数学的構造について
Algebraic Structure of Fuzzy Linguistic Truth Values

新井雅晴　　高元伸　　向殿政男
Masaharu ARAI, Motonobu KOH, Masao MUKAIDONO
明治大学理工学部情報科学科
Dept. of Computer Science, Meiji University

あらまし　真理値として[0,1]の閉区間の実数値をとるファジィ論理はクリーネ代数系の１モデルである．このファジィ論理の拡張として[0,1]の任意の区間を真理値として取るファジィインターバル論理はドモルガン代数系の１モデルであり，本質的に４値であることがすでに知られている．本論文ではこの２つの論理体系の更なる拡張として[0,1]上のファジィ集合を真理値とするファジィ言語真理値をとる論理とその論理関数について数学的構造を論じる．

キーワード　論理，言語

1. はじめに

{0,1}の値を真理値とする二値論理を命題の真理値が[0,1]の閉区間の実数値をとるように拡張した論理体系をファジィ論理という．そのファジィ論理に更なる拡張をしたファジィインターバル論理も提案されている．本論文ではファジィ論理，ファジィインターバル論理で使われている真理値の上位概念としてL.A.Zadehが定義したようにファジィ真理値を定義して，その真理値が言語に対応可能であるとしてその真理値の代数的性質を明確にして，その真理値をとる論理体系について考察する．

2. ファジィ真理値

本論文では命題の真理値は閉区間 [0,1] 上のファジィ集合で与えられるものとする．

定義 2.1（ファジィ真理値）

メンバーシップ関数μ_Aにより与えられる [0, 1] 上のファジィ集合をファジィ真理値と言う．全てのファジィ真理値の集合をＶとする．

$$A=\int \mu_A(x)/x \qquad (x \in [0,1]) \qquad (2.1)$$

$$\mu_A:[0,1] \rightarrow [0,1]$$

定義 2.2（数値真理値）

以下のファジィ真理値Ａを数値真理値と呼び，その集合をV_Rと表す．

$$A=\int 1/a \qquad (a \in [0,1]) \qquad (2.2)$$

定義 2.3（区間真理値）

メンバーシップ関数が以下のような条件がついたファジィ真理値Ａを区間真理値と呼び，その集合をV_Iと表す．

$$A=\int \mu_A(x)/x \qquad (x \in [0,1])$$

$$\mu_A(x)=\begin{cases} 1 & n \le x \le p \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \qquad (n,p,x \in [0,1]) \qquad (2.3)$$

この関係を図２に示す．さらにこのファジィ集合 μ_A が言語に対応できるときその場合を言語真理値と呼ぶものとする．

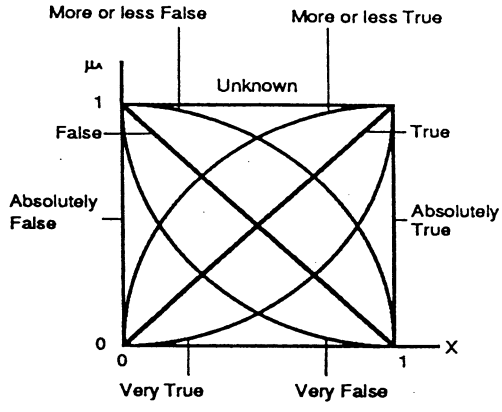


図１ 言語真理値の例

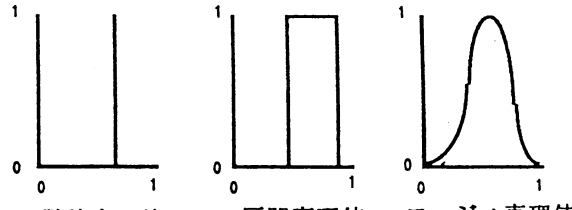


図２ 様々な真理値

定義 2.4（Normal）

ファジィ真理値Ａが以下のような場合，そのファジィ真理値Ａは正規（Normal）であると言い，その集合をV_Nで表す．

$$\bigvee_{x \in [0,1]} \mu_A(x)=1 \qquad (x \in [0,1]) \qquad (2.4)$$

定義 2.5（Convex）

ファジィ真理値Ａが以下のような場合，そのファジィ真理値Ａは凸（Convex）であると言い，その集合をV_Cで表す．

$$\mu_A(x_j) \ge \min(\mu_A(x_i), \mu_A(x_k))$$
$$(x_i \le x_j \le x_k,\ x_i,x_j,x_k \in [0,1]) \qquad (2.5)$$

3. 論理演算

論理演算を拡張原理を用いて拡張定義する.

定義 3.1（論理積）

$$A \wedge B = \int \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) / \min(x, y) \qquad (x, y \in [0, 1]) \tag{3.1}$$

定義 3.2（論理和）

$$A \vee B = \int \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) / \max(x, y) \qquad (x, y \in [0, 1]) \tag{3.2}$$

定義 3.3（論理否定）

$$\neg A = \int \mu_A(1 - x) / x \qquad (x \in [0, 1])$$
$$= \int \mu_A(x) / (1 - x) \tag{3.3}$$

論理演算については拡張原理を使って拡張したものと，分解定理を用いて拡張したものも結果は同じものとなることが証明されている[2].

補題 3.1

真理値集合 V, V_R, V_I, V_N, V_C, $V_N \cap V_C$ は拡張された論理演算 $\wedge$, $\vee$, $\neg$ について閉じている. (証明略)

4. ファジィ真理値をとる代数系の満たす基本公式

従来の数値真理値を真理値とするファジィ論理はクリーネ律を満たし，区間真理値を真理値とするファジィインターバル論理ではドモルガン束をなすことがしられている．ファジィ真理値の集合 V と拡張された論理演算 $\wedge$, $\vee$, $\neg$ からなる代数系はドモルガン束の条件のうちの吸収律，分配律，クリーネ律を満たさない．特に吸収律と分配律が成り立たないために束の公理すら満たさない．そこで，従来のファジィ論理の拡張という立場に戻りすべてのファジィ真理値を考慮するのではなく，吸収律，分配律が成立する部分集合の必要十分な条件について考察していく.

$A \wedge B = B \wedge A$ $A \vee B = B \vee A$	交換律 (the commutative law)
$A \wedge (B \wedge C) = (A \wedge B) \wedge C$ $A \vee (B \vee C) = (A \vee B) \vee C$	結合律 (the associative law)
$A \wedge (A \vee B) = A$ $A \vee (A \wedge B) = A$	吸収律 (the absorption law)
$A \wedge A = A$ $A \vee A = A$	べき等律 (the idempotent law)
$A \wedge (B \vee C) = (A \wedge B) \vee (A \wedge C)$ $A \vee (B \wedge C) = (A \vee B) \wedge (A \vee C)$	分配律 (the distributive law)
$\neg(A \wedge B) = \neg A \vee \neg B$ $\neg(A \vee B) = \neg A \wedge \neg B$	ド・モルガン律 (De Norgan's law)
$\neg\neg A = A$	復帰律 (the double negation law)
$0 \wedge A = 0$ $0 \vee A = A$	最小元 (the least element)
$1 \wedge A = A$ $1 \vee A = 1$	最大元 (the greatest element)
$(A \wedge \neg A) \wedge (B \vee \neg B) = A \wedge \neg A$ $(A \wedge \neg A) \vee (B \vee \neg B) = B \vee \neg B$	クリーネ律 (Kleene's law)

表1 ファジィ論理が満たすべき性質

補題 4.1

ファジィ真理値集合 V の部分集合 V_R と V_I においては吸収律と分配律を満たす．V_Rにおいてはクリーネ律も満たす.

(証明略)

5. ドモルガン束の必要十分条件

ファジィ真理値が吸収律を満たすには

$$\forall a \ \mu_{A \vee (A \wedge B)}(a) = \mu_A(a) \tag{5.1}$$

の式が満たされれば良い．この 5.1 式を成立させる必要十分条件は

$$\forall a \ \bigvee_{a \in [0,1]} \mu_A(a) \leq \bigvee_{b \in [0,1]} \mu_B(b) \tag{5.2}$$

$$\min\left(\bigvee_{\gamma \in [0,a]} \mu_A(\gamma), \bigvee_{\sigma \in [a,1]} \mu_A(\sigma) \right) \geq \mu_B(a) \tag{5.3}$$

の 2 式である.

定理 5.1

数値真理値の集合 V_R を含むファジィ真理値集合 V' において吸収律が成立するためには以下の条件を満たせば良い.

$$V' \subseteq (V_N \cap V_C) \tag{5.4}$$

(証明略)

さらに分配律の条件を考えるためにまず α レベル集合を以下のように表す.

$$\mu_A{}^{\alpha}(x) = \bigcup_m [a_{1m}, a_{2m}] \qquad m = 1,2,3,\ldots$$

同様に,

$$\mu_B{}^{\alpha}(x) = \bigcup_m [b_{1m}, b_{2m}] \qquad m = 1,2,3,\ldots$$

$$\mu_C{}^{\alpha}(x) = \bigcup_m [c_{1m}, c_{2m}] \qquad m = 1,2,3,\ldots$$

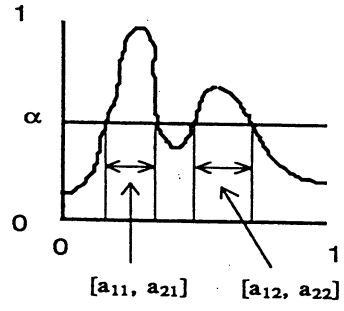


図3 α レベル集合

補題 5.1

分配律を満たすための十分条件は以下の式で表せる.

$$\forall \alpha \ \ \mu_A{}^{\alpha}(x) = [a_{1k}, a_{2k}] \quad (k = 1)$$

すなわち，$x_i \leq x_j \leq x_k$, $x_i, x_j, x_k \in [0, 1]$ なるすべての x_i, x_j, x_k について

$$\mu_A(x_j) \geq \min(\mu_A(x_i), \mu_A(x_k))$$

ここで，数値真理値 V_R を含むことを条件に加えると補題 5.1は必要十分条件となる.

定理 5.2

数値真理値の集合 V_R を含むファジィ真理値の集合 V' が拡張された論理演算 $\wedge$, $\vee$, $\neg$ について閉じているとき，V' において分配律が成立する必要十分条件は以下の式である.

$$V' \subset V_C \tag{5.5}$$

(証明略)

定理 5.1 と 5.2 よりファジィ真理値がドモルガン束をなすためには以下のことが言える.

定理 5.3

数値真理値の集合 V_R を含むファジィ真理値の集合 V' と拡張された論理演算 $\wedge$, $\vee$, $\neg$ からなる代数系がドモルガン束をなすための必要十分条件は以下の式である.

$$V' \subseteq (V_N \cap V_C) \tag{5.6}$$

(証明略)

6. ファジィ言語論理

定義 6.1

$V_L = V_N \cap V_C$ とする真理値集合と拡張定義された演算子 $\wedge$, $\vee$, $\neg$ は 1 つの代数系を成し, これをファジィ言語論理 (Fuzzy Linguistic Valued Logic) と呼ぶ[1].

定義 6.2

論理式の各変数が言語論理の集合 V_L をとり, 拡張された論理演算 $\wedge$, $\vee$, $\neg$ の有限回の結合により構成される論理式が表現する V_L^n から V_L の写像 f をファジィ言語論理関数 (Fuzzy Linguistic Valued Logic Function) と呼ぶ[2].

この場合, 真理値の真偽の半順序関係と最大元 AT (Absolutely True), 最小元 AF (Absolutely False) は以下のように定義される.

定義 6.3 (真偽の半順序関係)

$$A \leq B \Leftrightarrow A \wedge B = A,\ A \vee B = B$$

$$AT = \int \mu_{AT}(x)/x \qquad (x \in [0,1])$$

$$\mu_{AT}(x) = \begin{cases} 1 & x = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6.1}$$

$$AF = \int \mu_{AF}(x)/x \qquad (x \in [0,1])$$

$$\mu_{AF}(x) = \begin{cases} 1 & x = 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6.2}$$

さらに, あいまいさの半順序関係を定義する.

定義 6.4 (あいまいさの半順序関係)

$$A \prec B \quad \text{iff} \quad \forall x\ \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \tag{6.3}$$

この定義により, 最大元 U (Unknown) は

$$U = \int \mu_U(x)/x \qquad (x \in [0,1])$$

$$\mu_U(x) = 1 \tag{6.4}$$

となる. 極小元は無数に存在し, それは数値真理値 V_R に等しい.

7. 量子化定理

$A \in V_L$, $\alpha \in [0,1]$ なる任意の α に対して次のように得られる値 $\overline{A}^{\alpha}$ を α を基準にして A を量子化した値と定義する.

定義 7.1

$$\overline{A}^{\alpha} = \int \mu_{\overline{A}^{\alpha}}(x)/x$$

$$\mu_{\overline{A}^{\alpha}}(x) = \begin{cases} 1 & \mu_A(x) \geq \alpha \\ 0 & \mu_A(x) < \alpha \end{cases} \tag{7.1}$$

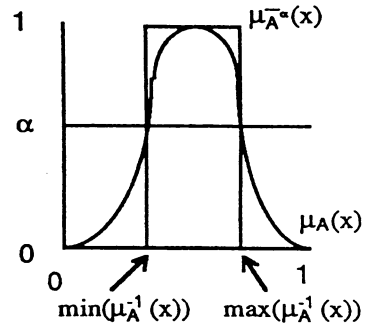


図 4 量子化

補題 7.1

$A \in V_L$, $\alpha \in [0,1]$ なる任意の α に対して

$$\neg(\overline{A}^{\alpha}) = \overline{\neg A}^{\alpha} \tag{7.2}$$

補題 7.2

$A, B \in V_L$, $\alpha \in [0,1]$ なる任意の α に対して

$$\overline{A \wedge B}^{\alpha} = \overline{A}^{\alpha} \wedge \overline{B}^{\alpha} \tag{7.3}$$

補題 7.3

$A, B \in V_L$, $\alpha \in [0,1]$ なる任意の α に対して

$$\overline{A \vee B}^{\alpha} = \overline{A}^{\alpha} \vee \overline{B}^{\alpha} \tag{7.4}$$

定理 7.1

F を FLV 論理関数, $A \in V_L$ とする. $\alpha \in [0,1]$ なる任意の α に対して

$$\overline{F(A)}^{\alpha} = F(\overline{A}^{\alpha}) \tag{7.5}$$

である.

証明

定数および, 任意の変数 A が定理を満たすのは明らか.

あるFLV論理関数Gが定理を満たすと仮定する. すると補題7.1により

$$\overline{\neg G(A)}^{\alpha} = \neg \overline{G(A)}^{\alpha} = \neg G(\overline{A}^{\alpha})$$

より定理を満たす. 次にある論理関数G,Hが定理を満たすと仮定すると補題7.2, 7.3より

$$\overline{G(A) \wedge H(A)}^{\alpha} = \overline{G(A)}^{\alpha} \wedge \overline{H(A)}^{\alpha} = G(\overline{A}^{\alpha}) \wedge H(\overline{A}^{\alpha})$$

$$\overline{G(A) \vee H(A)}^{\alpha} = \overline{G(A)}^{\alpha} \vee \overline{H(A)}^{\alpha} = G(\overline{A}^{\alpha}) \vee H(\overline{A}^{\alpha})$$

以上により, すべての FLV論理関数において定理は成り立つ.

(証明終)

補題 7.4

$A, B \in V_L$, $\alpha \in [0,1]$ なる任意の α に対して $\overline{A}^{\alpha} = \overline{B}^{\alpha}$ なるときおよびその時に限り A=B である.

補題 7.5

$A, B \in V_L$, $\alpha \in [0,1]$ なる任意の α に対して $A \neq B$ なると

[1]以下 FLV 論理と呼ぶ.

[2]以下 FLV 論理関数と呼ぶ.

きおよびその時に限り$\overline{A}^{\alpha} \neq \overline{B}^{\alpha}$なるαが存在する.

定理 7.2

F,G をFLV論理関数とする.

$$\forall A \in V_L \quad F(A)=G(A) \Leftrightarrow \forall A \in V_I \quad F(A)=G(A) \tag{7.6}$$

証明

G,H をFLV論理関数, $\forall A \in V_I$において $G(A)=H(A)$ であると仮定する. このとき$B \in V_L$において$G(B) \neq H(B)$とする. 補題7.5より G(B) と H(B) に対して$\overline{G(B)}^{\alpha} \neq \overline{H(B)}^{\alpha}$なる α が存在する. 定理7.1 (量子化定理) により

$$G(\overline{B}^{\alpha}) = \overline{G(B)}^{\alpha} \neq \overline{H(B)}^{\alpha} = H(\overline{B}^{\alpha})$$

となり, 仮定に反する.

よって

$$\forall A \in V_L \quad F(A)=G(A) \Rightarrow \forall A \in V_I \quad F(A)=G(A)$$

逆は明らか.

(証明終)

定理 7.2により, FLV論理関数は区間真理値で一意に決定されることがわかる. またV_Iの元においては真偽もしくはあいまいさの順序関係が必ず成立する.

さらにはV_Iの元はファジィインターバル論理における区間真理値と完全に対応し, ファジィインターバル論理における演算子もFLV論理の論理演算に対応している. 従ってファジィインターバル論理とFLV論理は同じ代数構造を示し, 本質的に4値で決定される.

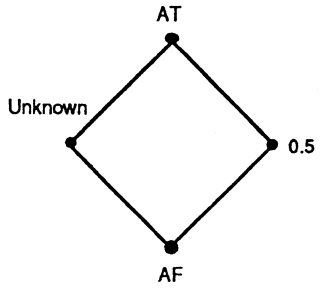


図5 FLV論理のハッセ図

8. クリーネ束となるようなファジィ真理値集合

正規かつ凸であるファジィ真理値の集合 V_L の部分集合として次のような集合V_Pを定義する.

定義 8.1

以下のようなファジィ真理値集合を Possibly Truth Value と呼び, V_Pで表す.

$$A \in V_P \Leftrightarrow \mu_A(1)=1 \text{ or } \mu_A(0)=1 \tag{8.1}$$

補題 8.1

Fを FLV論理関数とするとき以下の式が成立する.

$$A \in V_P^n \Rightarrow F(A) \in V_P \tag{8.2}$$

定理 8.1

$A,B \in V_P$であるとき以下の式 (クリーネ律) を満たす.

$$(A \wedge \neg A) \leq U \leq (B \vee \neg B) \tag{8.3}$$

(証明略)

補題 8.2

ファジィ真理値集合 V' において $V' \subseteq V_P$ で演算子 $\wedge, \vee, \neg$ について閉じているときはクリーネ束をなす.

従来提案されている図1の言語真理値はクリーネ束をなしていることが容易に示される.

9. まとめ

従来の数値真理値と区間真理値を含む上位概念としてファジィ真理値をL.A.Zadehの定義を採用し, ファジィ真理値が正規かつ凸であるような場合はドモルガン束をなし, 従来の区間真理値と同じ性質を満たすことを示した. さらにそのような集合 V_L において量子化定理が成立し, 区間真理値で一意に決定されることを示した.

参考文献

[1] 向殿政男："Fuzzy 論理関数の代数的構造とその最簡形式および規約形式", 信学論 (D), 59-D,12,pp.748-755 (1975)

[2] 高元伸, 向殿政男："ファジィ論理における真理値の数学的構造について", 電子情報通信学会, 多値技法, Vol.MVL-91, No.2(1991)

[3] 菊池浩明, 向殿政男："ファジィインターバル論理の提案", 日本ファジィ学会誌, Vol2, No.2(1990)

[4] 向殿政男："B-3値論理関数について", 信学論, Vol.55-D, No.6(1972)

問い合わせ先

〒214 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1
明治大学理工学部情報科学科システム科学研究室
新井雅晴
TEL：044-934-7450　　FAX：044-6934-7912
E-mail：rudie@cs.meiji.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ論理による量的属性の表現と言語ヘッジ

Fuzzy Linguistic Expression for the Quantitative Characteristics

小倉久和，高濱徹行，加藤直樹
Hisakazu OGURA, Tetsuyuki TAKAHAMA, Naoki KATOH

福井大学
Fukui University

あらまし　自然言語で表現された知識には言葉そのものが本来的に持つあいまいな様相がある。我々は、積木のモデル世界において、大きさなどの量的特徴をあらわすあいまいな様相の言葉をファジィ言語によって表現し、ファジィ推論を言語演算と見立てて処理するシステムを研究してきた。従来ファジィ集合の表現に用いられてきた離散的有界な全体集合は、多段推論を必要とするこのようなシステムでは、さまざまな困難がある。それらを具体的に解析し、その困難を回避するために、連続的非有界認識空間におけるファジィ集合とファジィ推論の提案をおこない、より柔軟なファジィ言語処理の可能性を示した。

キーワード　ファジィ推論、多段推論、ファジィ表現、言語処理、積木の世界

1．はじめに

自然言語で表現された知識は、文構造における解釈のあいまい性に基づく多義性や発話環境や文脈に依存するあいまい性をもつ。ところで、そのようなあいまい性ではなく、「大きい」などといった、言葉そのものが本来的に持つあいまいな性格がある。ここではこれを、あいまいな様相と呼ぶことにする。このような自然言語のあいまいな様相の一部は、必然性・可能性などの様相を扱う様相理論として、記号論理学の枠組みのなかで実現できているが、ここでは、量的な属性を表現する際に用いられる言葉を対象として、ファジィ論理によるあいまいな様相の表現、ファジィ言語表現を試みる。

これまで、我々は積木のモデル世界においてあいまいな様相の言葉で表わされた量的な側面を、対応するファジィ集合により表現し、ファジィ推論を言語演算と見立てて処理することを検討してきた。システムは、積木の大きさや色などの特徴を示す語（あいまいな語）と程度を示す修飾語（言語ヘッジ）を含む日本語教示文を解釈・推論し獲得知識として蓄積する。そして、積木の特徴に関する問い合せに対して蓄積した知識を用いて推論を行ない、結果を日本語文で返答する。

言語処理は従来記号処理的に扱われてきた。記号処理は、原理的には代表的な演繹推論であるモダスポーネンスなどの記号推論の枠組みの中で行われる。記号推論における推論の特徴は恒真性の保存である。したがって、多段の推論に対して安定な結論を得ることができ、かつ後ろ向きの推論をも可能にしている。ところで、ファジィ推論は基本的にはこの記号推論の枠組みを利用して行われるが、一般にファジィ推論では記号推論にみられたような恒真性の保存はない。ファジィ論理における命題のあいまいな真理値をファジネスと呼べば、ファジィ推論によって命題のファジネスは増大する。このため、推論を多段におこなうと、前向き推論も後ろ向き推論もさまざまな困難に直面する。

本講演では、われわれの積木のモデル世界における量的属性に関するあいまいな様相の知識表現と推論について、これまでに得られた結果と問題点を報告する。

2．モデルシステムと自然言語表現

積木の世界では、用いられる語彙や文法、構文がある程度限定できること、ファジィ言語表現の対象とする量的属性を多く合わせ持つ。積木の世界を表現する自然言語は、日本語とし、本研究の目的にあわせて、簡潔でかつ十分な言語表現を用意する。

2.1.単語

モデルシステムで用いる単語の種類は以下の通りである。

(a) <固有名詞>：個々の積木の呼び名
(b) <属性名>：「積木の特徴」の区分を表わす属性名詞
「前後」,「左右」,「大きさ」,「長さ」,「重さ」,「位置」,「色」
(c) <形容詞>：それぞれの<属性名>に対応する形容詞
「大きい」,「軽い」,「赤い」など。「位置」は「前後」と「左右」の、「色」はＲＧＢの強度の組合せ
(d) <修飾詞>：<形容詞>を修飾する言葉、ヘッジ
「とても」,「大変」,「やや」,「少し」，など
(e) <否定詞>：「…でない」
(f) <接続詞>：「さらに」、など
(g) <主格助詞>：「は」，「が」、など

用いる文形は次節以下に示すように、定型の文形であり、

また研究内容を簡明にするため、語形の変化、活用形は考慮しない。表現上はやや不自然なところがあるが、研究内容にとっては本質的ではない。

2.2.教示文

教示文は、個々の積木の特徴を表す文で、知識を投入するために用いる。二つの型の表現がある。絶対表現は、その積木の特徴をそのまま述べたもので、推論は必要としない。相対表現は、その積木の特徴を、他の積木の特徴と比較して述べるもので、その積木の絶対的な特徴は推論によって得られる。代表的な文構造は次のようなものである。

絶対表現

<固有名詞>の<属性名>は<特徴表現>です

例：積木A の 重さ は とても軽い です

相対表現

<固有名詞>の<属性名>は<比較対象>より<特徴表現>です

例：積木B の 大きさ は 積木A より 小さい です

下線部を節と呼ぶ。節は１つの属性に関する特徴の表現であり、異なった属性に関するものであれば、１つの文に複数あってもよい。<属性名>は<特徴表現>から推測できるものならば省略できる。

節における表現がファジィ言語表現の対象であり、それを<属性表現>と呼ぶ。すでに示したように属性表現には、絶対表現と相対表現がある。これらを含めて、教示文の構文規則を次に示す。

S→<固有名詞>は<節1>です｜<固有名詞>の<節2>です
<節1>→<属性表現>｜<属性表現> <接続詞> <節>
<節2>→<属性名><主格助詞><節1>
<節>→<特徴表現>｜<特徴表現> <接続詞> <節>
<特徴表現>→<属性表現>｜
　　<属性名> <主格助詞> <属性表現>
<属性表現>→<絶対表現>｜<相対表現>
<絶対表現>→<形容表現>
<相対表現>→<比較対象>より<形容表現>
<比較対象>→<固有名詞>
<形容表現>→<形容句>｜<修飾句> <形容表現>
<形容句>→<形容詞>｜<形容詞> <否定詞>
<修飾句>→<修飾詞>｜<修飾詞> <修飾句>

2.3.問い合せ文（質問文）

問い合せ文は、３つの型を区別する。代表的な表現は次のようである。

１型：<固有名詞>の積木の特徴とシステムが記憶している特徴とが一致するかどうかを問う質問文
<固有名詞>の<属性名>は<比較対象>より<属性表現>ですか?
例：「積木2の大きさは積木1よりとても大きいですか?」

２型：<固有名詞>で表わされる積木の<属性名>の<属性表現>を問う質問文
<比較対象>と比べて<固有名詞>の<属性名>は?
例：「積木2と比べて積木1の大きさは?」

３型：システムが記憶している個々の積木のうち、条件に適合する属性を持つ積木を問う質問文
<比較対象>と比べて<属性名>が<属性表現>の積木は?
例：「積木2と比べて大きさが大きい積木は?」

質問文においても<接続詞>を用いて複数の特徴(節)を言い表すことが可能である。文法表現は省略する。

2.4.構文解析

構文解析は、最左導出によるLL(1)法で、容易に行うことができる。解析結果から、<固有名詞>，<属性名>，<形容詞>および<修飾句>を抽出する。

2.5.システムの応答

教示文により与えられた積木の特徴は獲得知識として蓄積される。各積木の特徴に関する獲得知識は、積木ごとにフレームの形で蓄積する。相対表現で与えられた場合は、ファジィ推論により推論する。知識として与えられていない属性に関しては、可能ならデフォルトを推論する。

質問に対する応答は、与えられた質問文の型と獲得知識における積木の特徴との一致度をもとに結果を推論し、それに応じて応答する。２つのファジイ集合の間の一致度は、マックス・ミニ演算によって得られる可能性測度である。

３．離散有界集合におけるファジィ言語表現と問題点

3.1.離散有界集合におけるファジィ表現

量的属性のあいまいな表現は、ファジィ集合により表現する。絶対表現におけるそれぞれの形容詞に対して、ファジィ集合を対応させる。ファジィ集合は、離散有界集合 {0,1,2,・・・,9,10} を全体集合として、この上に定義する。形容表現において形容詞に修飾語（言語ヘッジ）がついている場合は、対応するファジィ集合に対して、メンバシップ関数のベキによる集中化、あるいは拡大化を行う。

相対表現においては、比較を表す形容表現はファジィ関係とし、対応する絶対表現は、マックス・ミニ演算によるファジィ推論で求める。マックス・ミニ演算の結果、得られたファジィ集合が非正規であれば、正規化する。

たとえば、「小さい」のファジィ集合Xと、「より大きい」というファジィ関係Rを次のように定義する。

X＝ (1. .8 .6 .4 .2 .0 .0 .0 .0 .0 .0)

R＝ 0. .2 .5 .8 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1.
0. 0. .2 .5 .8 1. 1. 1. 1. 1. 1.
0. 0. 0. .2 .5 .8 1. 1. 1. 1. 1.
0. 0. 0. 0. .2 .5 .8 1. 1. 1. 1.
0. 0. 0. 0. 0. .2 .5 .8 1. 1. 1.
0. 0. 0. 0. 0. 0. .2 .5 .8 1. 1.
0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. .2 .5 .8 1.
0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. .2 .5 .8
0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. .2 .5
0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. .2
0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.

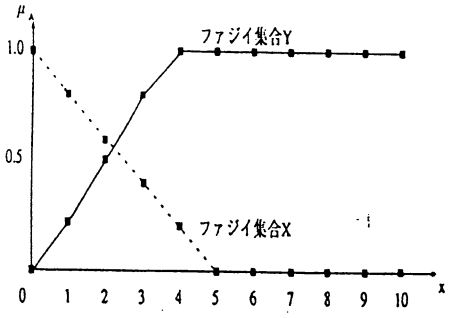
次のような教示文、

積木Aは小さい（X）です
積木Bは積木Aより大きい（R）です
積木BはYです

により、推論される積木Bのファジィ集合Yは、

$$Y = X \circ R$$

で求めると、図のようになる。ただし、演算記号∘は、マックス・ミニ演算を示す。



相対表現における形容詞の言語ヘッジは、対応するファジィ関係のメンバシップ関数を、ファジィ集合と同様に、そのベキをとることにより集中化、拡大化してあらわす。

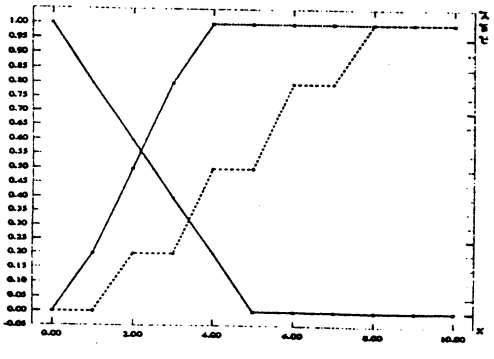
3.2.離散有界集合におけるファジィ表現の問題

はじめにふれたように、ファジィ推論は多段の推論において困難を生じる。前節において説明した相対表現におけるファジィ言語表現に対する推論で、次のような例がある。

例1：全体集合が離散的であることに起因する困難

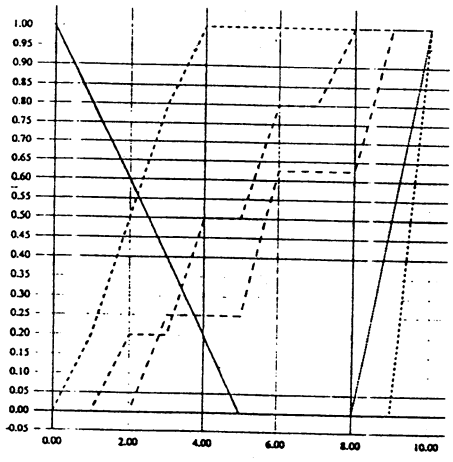
相対表現を重ねて、ファジィ推論を多段に適用すると、メンバシップ関数が階段状になってくることがある。たとえば、次の教示文により積木Cの大きさを推論すると、図のようなメンバシップ関数が得られる。

「積木Aは小さい」
「積木Bは積木Aより大きい」
「積木Cは積木Bより大きい」



例2：全体集合が有界であることに起因する困難

相対表現を重ねると一般的には得られたファジィ集合の台集合は拡大するが、全体集合が有界であるため、みかけのうえでは範囲を越えたものは切り捨てられる。この効果のため、推論を重ねると台集合が空集合になってしまう。例1の相対表現をさらに続けると、11回目には消失する。

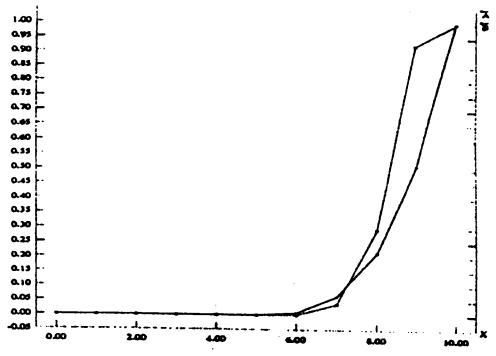


例3：言語ヘッジ演算が量的属性の順序性をみだす困難

形容詞に言語ヘッジがかかっている場合、全体集合の有界性により推論結果が非正規になると、正規化の効果が重なって、言語的表現のもっていた量的属性の順序性が失われることがある。たとえば、

「積木Aは大変重い」
「積木Bは積木Aより重い」

という教示文から積木Bの重さを推論すると、正規化のため図のようになり、Aの方がBより重いような結果となる。



4．連続的認識空間の設定とファジィ言語表現

前章で示したような離散有界集合でのファジィ集合表現の多段推論における困難は、すでにふれたように、全体集合が離散的であること、また、有界であることによっている。これを回避するためには、なんらかの方法で連続非有界集合上でファジィ集合とファジィ関係を表現し、その上でファジィ推論を取り扱う必要がある。以下は、これらの扱いに関する提案である。

4.1.連続的認識空間の導入

あいまいな様相を表す〈形容詞〉に対応する内部表現は、各〈属性名〉の表す「量的空間」を全体集合とするファジィ集合で表した。ところで、人間が量的な属性を知覚し認識するとき、通常、その感覚の強度は物理的な量の対数的な尺度で行われると言われている（Weber-Fechnerの法則）。たとえば、いくつかの積木の大きさの比較認識においては、大きさの差ではなくその比を大小の感覚として認識すると

考えられる。

各属性の物理的な空間(「物理空間」、任意の非負の実数をとる集合)に対し、任意の実数を取り得る集合の空間を考え、それを「認識空間」と呼ぶ。物理空間の要素を x，認識空間の要素を yとするとき、２つの空間は、 $y = \log(x)$ で互いに変換する。物理空間は実際の量を表す空間で、認識空間はその認識強度を表す空間である。ファジイ集合は後者の認識空間内で表わす。

一般に、量的な形容詞、たとえば、「大きさ」の属性の認識を表す「大きい」あるいは「小さい」という形容詞は、その言葉自身が相対的な形容である。形容詞は認識空間上のファジイ集合で表わすが、それぞれの属性の認識空間に表現の基準点 y_0 をとり、量的なあいまい表現は基準点をもとにしたファジイ集合で表現する。この基準点は動的に変化し得ると考える。

4.2.形容表現の認識空間上ファジイ集合による表現

ファジイ言語表現におけるヘッジにより修飾の効果は、その被修飾句、形容句に対応するファジイ集合に対するシフト（平行移動）の演算とする。これにより、絶対表現と相対表現におけるヘッジの扱いを共通のものとすることができる。

積木のそれぞれの属性の特徴は、認識空間上のファジイ集合で表す。絶対表現された積木の特徴は、そのままファジイ集合に変換される。

相対表現において与えられる積木の相対的な特徴は、ファジイ関係として表現する。具体的な特徴は、比較対象の積木の特徴とファジイ関係から、マックス・ミニ演算の合成規則を用いて推論する。このファジイ推論はファジイ集合に対しシフト型の演算を与える。

相対表現における形容詞に対する修飾詞は、絶対表現におけると同様に、ファジイ関係に対するシフト演算で表す。このようにすることにより、絶対表現と相対表現を共通の言葉と意味で表現することが可能になる。

ファジイ集合は認識空間中のメンバシップ関数で表されるが、形容詞に対応するメンバシップ関数は三角型あるいはそのベキ型（三角型のメンバシップ関数のベキ乗）とする。修飾詞は、シフト型のファジイ演算であるから、やはり同じタイプのメンバシップ関数が得られる。

ファジイ集合は、５つのパラメータをもつメンバシップ関数、

$F(p,q,r,n,m;x)$

[p, r]：台集合

q ：三角型ファジイ集合の頂点位置

n ：[p,q]における関数のベキ指数

m ：[q,r]における関数のベキ指数

によって表現できる。ファジイ推論にともなう演算は、この表現を用いて行う。

相対表現においても、ファジイ関係は同様のシフト型の結果を与えるような三角型あるいはそのベキ型とすれば、絶対表現と同じような振舞を期待できる。具体的な表現は省略するが、ファジイ集合のメンバシップ関数と同様に定義できる。

4.3.ファジイ確信度の提案

以上のようにヘッジによる効果をシプト型とすることにより、代数的な構造がヘッジによる表現の中に組込まれることになる。ところで、従来の集中化や拡大化によるあいまいな様相の表現は、言語ヘッジから離れて、ファジイ確信度を導入することによって、復活する。

ファジイ確信度というあいまいな様相に対応する言語表現の例は、次のようなものである。

確信表現の例　～にちがいない。
　　～と思う
　　～かもしれない

このような言語表現を用いて、たとえば、次のようなあいまいな様相の表現を扱うことが可能になる。

「積木Ａは積木Ｂより大変大きいかもしれない」

５．ファジイ言語表現の課題

制御などの分野においては、記号処理による多段推論が用いられていたが、ファジイ制御では、推論を多段に行う代りに、多数の並列推論によって代行している。もともと、フィードバック制御は、ある意味ではそれ自身が際限のない推論の繰り返しとみることができるため、このような代行によって広い制御範囲が安定にカバーでき、ファジイ推論が早くから成功した分野となった。

言語処理は必然的に多段の推論を要求する。ところが、実際には、多段推論におけるファジイネスの増大に妨げられて、制御の場合とは異なって、狭い範囲での適用となってしまう。この制約を越えるためには、記号推論に対応する代数的な構造をなんらかの形で導入する必要があり、また、言語による記号推論機能を併せもつ必要があると考える。本稿では、その１つの手段として、連続的認識空間におけるファジイ集合とファジイ推論の提案を行った。これらの結果に基づき、あいまいな様相を表現するより柔軟なファジイ言語体系を構築することが今後の課題である。

参考文献

小倉久和,他,「自然言語表現におけるあいまいな様相のファジイ論理による表現」,第44回情報処理学会全国大会講演論文集３,59-60(1992)、「ファジイ論理によるあいまいな言葉の処理」,第42回情報処理学会全国大会講演論文集３,63-64(1991)、「ファジイ論理によるあいまいな言葉の理解」,平成２年度電気関係学会北陸支部連合大会論文集,128(1990)

馬野元秀,「ファジイ集合の概念を用いた日本語質問応答システムの拡張」,情報処理学会第37回全国大会予稿集(1988)

銀林純・藤井則夫,「「三才児」の日本語知的インタフェース」情報処理学会第37回全国大会予稿集(1988)

機能言語理論による言語モデルの意味解釈へのアプローチ

An Approach to Interpretation of Linguistic Model Based on Functional Linguistic Theory

小林 一郎 菅野 道夫
Ichiro KOBAYASHI Michio SUGENO
東京工業大学大学院 システム科学専攻
Dept of Systems Science,Tokyo Institute of Technology

あらまし：本論文の研究目的は、自然言語で与えられた情報に基づき社会学者や歴史学者が行なっているような数値モデルに依らない、言語による思考で社会動向をシミュレートするというものを計算機上に実現することである。この理論的な枠組に M.A.K.Halliday によって確立された選択体系機能文法を用いて自然言語文の解析を行ない、そこで示されているコンテクストの概念により、社会システムのシミュレーションをする際に人の持つ常識を取り入れている。社会システムの言語モデルの構成にシステムダイナミックスの手法を参考にしている。これらにより、数値情報に基づかない言語レベルの推論を用いてシミュレーションを行なっている。

キーワード：言語レベルの推論、選択体系機能文法、システムダイナミックス

1 はじめに

現在、言語学には大きく分けて二つの大きな流派が存在する。その一つは N.Chomsky に代表される生成言語理論であり、もう一つは Halliday に代表される機能言語理論である。彼らの理論の大きな違いは簡単に述べるなら、Chomsky は人の認知的活動面に言語の本質を求め[6]、Halliday は人の社会的相互活動面に言語の本質を求める研究を行なっているといえる。[4][8]
本論文においては、Halliday の言語理論（以下、選択体系機能文法）を用いている。選択体系機能文法は社会活動の中での言語の機能面を重視している。それは、我々がその場面場面に適した言語の使い方を一種のエキスパート的な知識を用いて行なっているということにほかならない。この選択体系機能文法の理論的な枠組を基にして、自然言語情報による社会モデルのシミュレーションを行なう。従来の社会モデルのシミュレーションは数値情報に基づいて行なわれてきたが、社会学者や歴史学者が行なっているような言語レベルの推論（3節で定義）を用いて行なう。

2 選択体系機能文法に基づくテクスト処理

2.1 選択体系機能文法

選択体系機能文法は状況や文化的な背景を基にした人の社会的相互活動の中で言語の意味、役割が規定されるという立場をとっている。選択体系機能文法の自然言語の捉え方の概観をまとめたものを図1に示す。意味的単位としてとられるテクストは、状況のコンテクスト（フィールド（活動領域）、テナー（役割関係）、モード（伝達様式））によってその意味が規定され、状況のコンテクストの在り方は文化のコンテクストと呼ばれるその文化特有のイデオロギー（価値観、常識）に基づいて規定されてくる。[8][13]

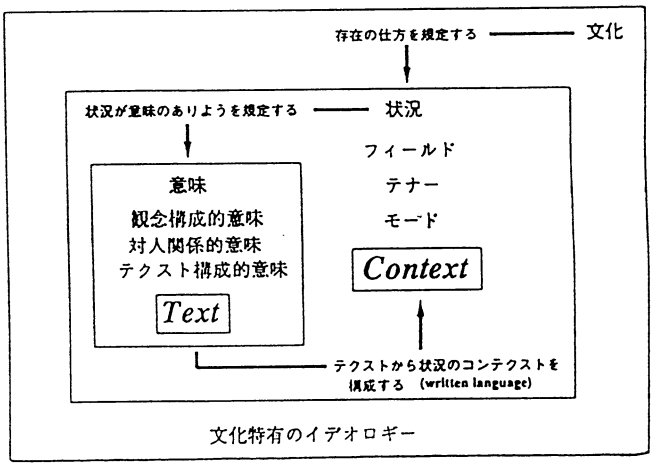


図 1: 選択体系機能文法の概観

2.2 システムの概要

選択体系機能文法の理論的な枠組で構成されたシステムの概観を図2に示す。テクスト解析部によりテクストの解析が行なわれ、解析結果とテナー値、モード値、テクストの構造を考慮してテクストのフィールドを決定する。それにより、状況を示す命題、文化のコンテクストを表現する命題、文化固有の価値観を示す構造データを選択する。また、これらをもとにして入力されたテクストを解釈し、システムダイナミックスの因果関係ネットワークを用いて社会システムのシミュレーションを行なう。それにより、各レベル変数に対しての状態を言語で表現する。

2.3 テクスト解析部

テクスト解析部により、経験的意味、論理的意味、対人関係的意味、テクスト形成的意味が体系ネットワークからその素性が選択される。これにより、入力されたテクストの意味体系が与えら

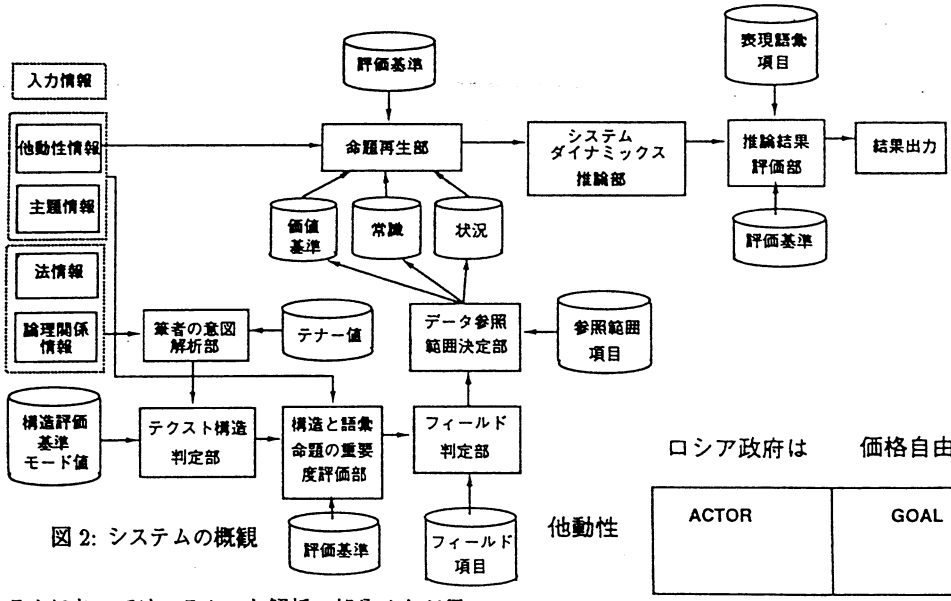


図 2: システムの概観

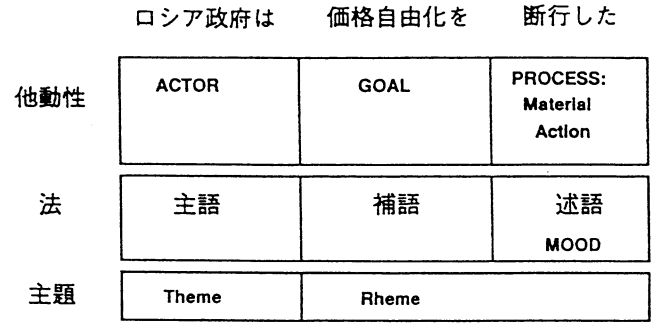


図 3: テクストの解析例

れる [5]。本システムにおいては、テクスト解析の部分は人が行なっている。

- **経験的意味**　テクストの他動性の解析を行なう。動詞と動詞に対する参与者 (participant) や状況語 (circumstance) の結合による節の違いを調べる。
- **論理的意味**　テクストの論理関係を調べる。
  本論文においては、接続関係、文章間の関係をとりあげる。
- **対人関係的意味**　テクストの法体系、法副詞類の解析を行なう。平叙、命令、疑問などの法体系を調べる。
- **テクスト形成的意味**　テクストの主題情報、結束関係の解析を行なう。

本論文において対象として取り上げたテクストを以下に示す。

「ロシア政府が断行した価格自由化は、これまでのところ当局が期待していたような成果をもたらしていない。肉もバターも、予想を超えて値上がりし、しかも供給は思ったほど伸びていない。いらだった民衆は、国内各地を視察したエリツィン大統領に激しく抗議した。ロシアへの物資の流出を警戒するウクライナなどは、ルーブルに代わるクーポン券や独自通貨の導入へと動き出した。これに対しロシアも、食料品など六十品目の国外持ち出しを禁じ、やはり独自通貨の発行に踏み切る意向を明らかにした。この動きが広がれば、作年暮れに十一の共和国がかろうじて合意した「統一経済空間」の維持は、ますます困難になる。それはまた、独立国家共同体 (CIS) の存立基盤を、さらに掘り崩さずにはおかないだろう。ロシアでは、「統一不能の値上がりを招いた」として政府退陣を要求が上がっている。しかし、大切なことは、そうした価格自由化を実行あるものにすることであろう。」

1992年1月20日、朝日新聞社説「ロシアの動向」より一部加筆修正

ただし、実際にシステムに入力される時はもっと簡易化される。テクスト解析部によって解析されたテクストの一例を図3に示す。

2.4 テクスト構造解析

本論文におけるテクストは論説文形式のものであり、テクストの構造の代表的なものとして図4に示すようなものがある [11]。テクストと構造の対応関係を調べるために、テクストの論理的意味によるテクスト間の接続情報、対人関係的意味による法情報、法副詞類情報、状況のコンテクストを構成する3つの特徴の内のテナー値とモード値を用いる。これにより、入力されたテクストの構造の解析を行ない、テクストの重点を判定する。

テクスト「ロシアの動向」のテナー値とモード値

テナー値　筆者と読者；階層的：筆者が上位、読者が下位（知識的に）

モード値　言語の役割：本質的；チャンネル：書記的；メディア：論説的書き言葉

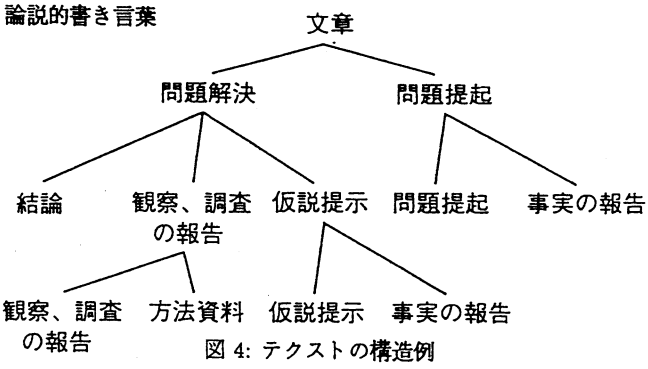


図 4: テクストの構造例

2.5 フィールドの決定

論説文形式のテクストは、フィールドを反映したジャンル構造は持っていない。それにより、テクスト解析の主題情報からの解析結果とテクストの構造から判別される重要命題からテクストのフィールドを決定する。判定されたフィールドにより、テクストを解釈するために必要な知識の範囲が決定される。

2.6 文化のコンテクスト

文化のコンテクストとは、その文化の構成員がもつ文化独特のイデオロギー（価値観と常識）である。本論文においては、価値観を概念グラフ [3] のタイプとインスタンスによる構造で表現し、常識を傾向命題で表現する [10]。本論文においては、命題を概念グラフによって記述する。

3 言語レベルの推論

従来の社会動向を調べるオペレーションズリサーチの手法は、社会システムを微分方程式で近似し、数値情報に基づいたシミュレーションを行なっている。しかし、社会学者などは、そういった手法を用いずに数値情報に基づくシミュレーション結果よりはるかに優れた見解を見い出している。これは、彼らが言語レベルの推論を行なっているからだと考える。数値情報に基づく推論においては対象の持っている情報を数値的に把握し（例：補間）、記号による推論においてはその示すシンボルのみを対象としている。言語レベルの推論では、その言語が示す意味を解釈する知識が必要となる。本論文においては、図5に示す言語レベルの推論の枠組を提案する。これは、従来の推論方式に文化特有のイデオロギー（価値観、常識）などの知識を考慮した自然言語情報に基づく推論である。

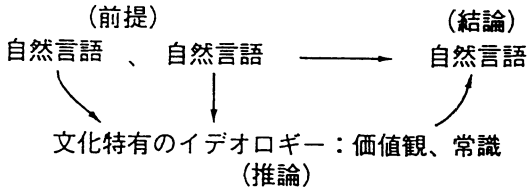


図 5: 言語レベルの推論の概観

3.1 思考過程の言語モデル

本論文においては、人の思考過程の言語モデルを表現する手法としてJ.W.Forresterにより開発されたシステムダイナミックスを参考とする [1][12]。システムダイナミックスはオペレーションズリサーチの手法の一つであり、シミュレーション対象をダイナモ方程式と呼ばれる微分方程式で記述し、因果関係で結ばれたレベル変数の時間単位における状態量の変化により対象の動向を予測するというものである。以下にi番目のレベル変数の状態量を求めるダイナモ方程式を示す。

$$L_i.K = L_i.J + DT(R_1.JK - R_2.JK)$$

L_i：i-th レベル変数　R_1：L_iの流入レイト　R_2：L_iの流出レイト K：ある時点　DT：一定時間（時点Jから時点Kまで）J：KよりDT前のある時点　JK：JからKまでの量（率となる）

ダイナモ方程式を言語ルールに変換した推論は [9] に見られるが、本論文においては、常識に基づいた言語レベルの推論を行なうので因果関係が上に示したダイナモ方程式のような定式化した形のみではなく、今、レベル変数L_{i-1}に対する情報からレベル変数L_iの状態を求めたいとするときに、レベル変数L_{i-1}に関係する知識、常識、レベル変数L_iとの因果関係などの情報を用いてレベル変数L_iの状態（傾向）を予測する。「ロシアの動向」の因果関係ネットワークを図6に、本システムにおける推論の概観を図7に示す。

因果関係ネットワークにおける推論の一例を挙げて説明をする。

テクスト：「肉もバターも値上がった」

上述のテクストに対する推論の流れを図8に示す。
このテクストが何を意味しているのかを評価する方法として、テクスト中に表現されている“肉、バター”の価値観を調べる。ロシアの文化圏における価値観の構造を概念グラフのタイプ構造で表現したものを図9に示す。これから、“肉、バター”は、高カロリー食品のインスタンスであることがわかり、“肉、バター”の価値観が求められる。これにより、肉、バターの物資に対する重要度が評価され、生活の質がどの程度、下がるのかを推論する。

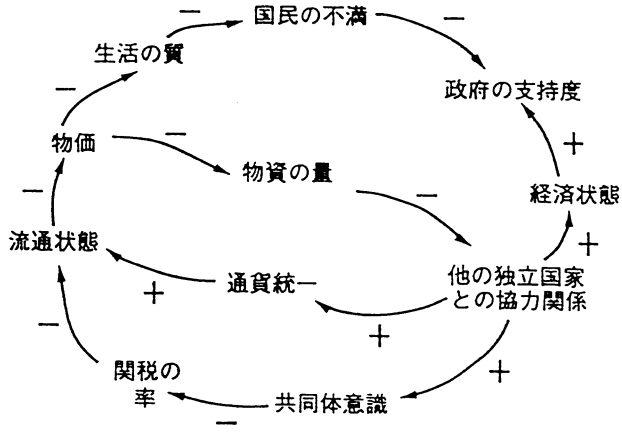


図 6: ロシアの動向に関する因果関係ネットワーク

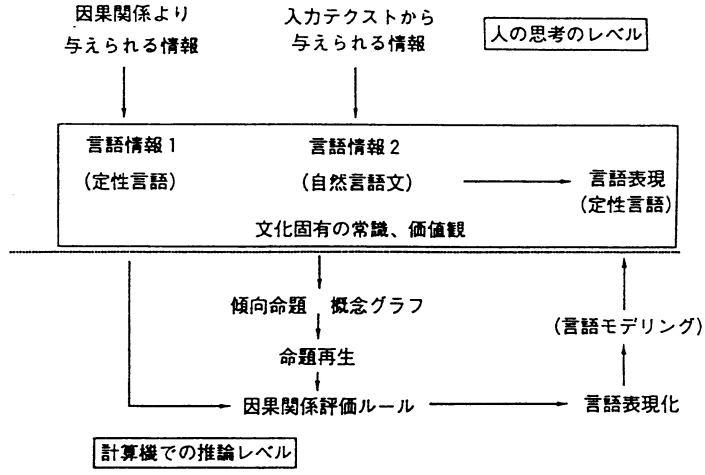


図 7: 本システムにおける推論の概観

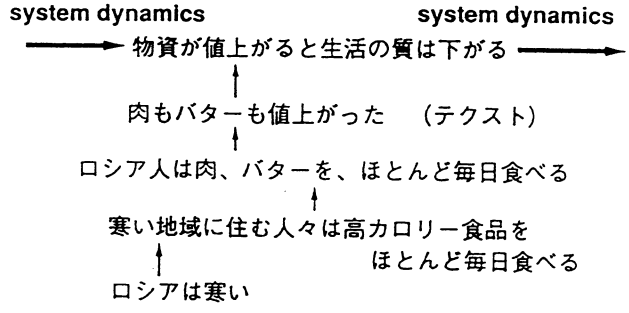


図 8: 価値観に基づく推論

テクスト：「ウクライナはロシアへの物資の流出を警戒する」

上述のテクストに対する推論の流れを図10に示す。テクストの内容が何を意味しているのかを常識を用いて解釈する。

“ロシアへの物資の流出”について、その文化的な背景を考慮した常識命題は
「経済の中心はロシアである」
「たいてい経済活動が盛んな地域に物資は集まる」

“ウクライナが警戒する”について
「ロシアとウクライナは強大な力を持った共和国である」

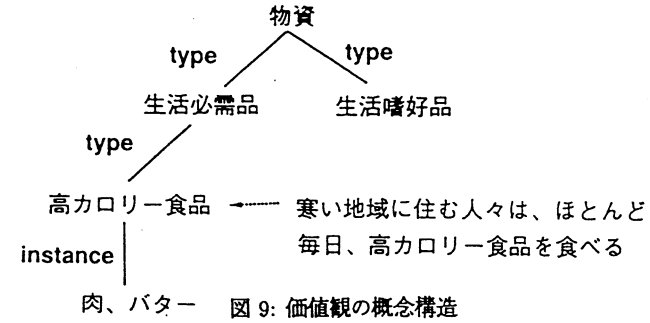


図 9: 価値観の概念構造

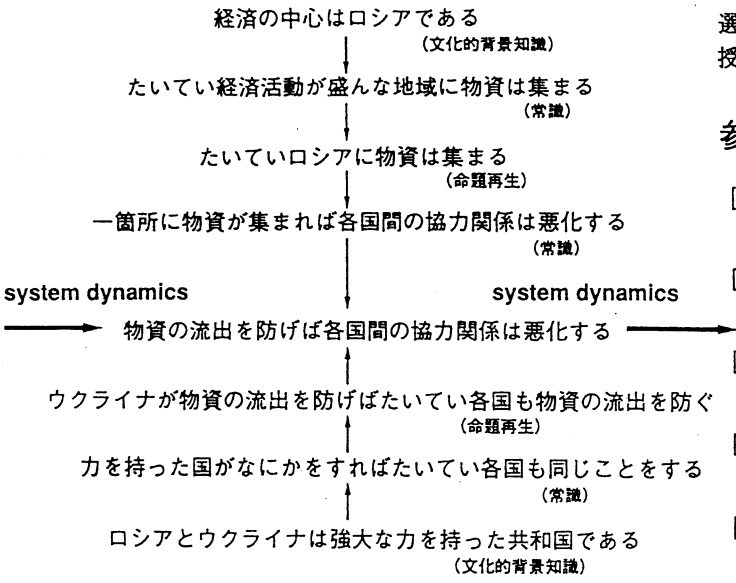


図 10: 常識に基づいた推論

「力を持った国がなにかをすれば、たいてい各国も同じことをする」

因果関係評価ルール

以下に示すルールから次のレベル変数である "各国間の協力関係" の状態の予測（傾向）が求められる。

「一箇所に物資が集まれば、各国間の協力関係は悪化する」

「各国も物資の流出を防げば、各国間の協力関係は悪化する」

レベル変数 "物資の流出を防ぐ" に関する知識により、レベル変数 "各国間の協力関係" の状態（傾向）が推論される。

3.2 推論手法

本論文において、前述のように命題の表現方法に概念グラフを用いている。これによりタイプ構造を考慮したマッチングが可能になる。また常識の表現に傾向命題を用いており、ファジィ限量子が出現する。システムダイナミックスは状態量の変遷を調べるシミュレーションなので、このことを考慮して、状態量の変遷に確信度が付く推論を行なう。基本的な推論形式の一例を以下に示す。推論法に [2][7] を参考にする。

$$\frac{\begin{array}{c}(\text{usually})(\text{X is F'}) \\ if(XisF)\ then(usually)(YisG)\end{array}}{(usually^2)(YisG')}$$

F,F',G,G' はファジィ集合

各レベル変数において、推論結果となるレベル変数の状態量と確信度に基づいて、その状態を定性的な言語で表現する。

4 おわりに

今回、選択体系機能文法の理論的な枠組に基づき、社会学者が行なっているような数値情報に依らない言語レベルの思考過程のモデルをシステムダイナミックスの手法を参考にして構成した。また、選択体系機能文法のコンテクストの概念を用いて自然言語の意味の解釈を行ない、言語レベルの推論を提案した。今後の課題としては、選択体系機能文法の理論的な枠組に沿ったシステムの拡張、及びシステムダイナミックスの手法を参考に時間の概念を取り入れることが考えられる。

謝辞：

選択体系機能文法を学ぶにあたって福島大学教育学部の山口登教授より大変有益な御助言を頂きました。心から感謝致します。

参考文献

[1] W. Forrester, Jay. *Industrial Dynamics.* The M.I.T Press,Cambrige,Massachusetts, 1961.

[2] J.F.Baldwin. Fuzzy sets and expert systems. *Information Sciences 36*, pp. 123–156, 1985.

[3] John.F.Sowa. *Conceptual Structures.* Addison-Wesley Publishing Company, 1984.

[4] M.A.K.Halliday. *Language as social semiotic.* Edward Arnold, London, 1978.

[5] M.A.K.Halliday. *An Introduction to Functional Grammar.* Edward Arnold, London, 1985.

[6] N.Chomsky. 言語論. 大修館書店, 1979. 井上, 神尾, 西山, 共訳.

[7] Ralescue.A.L. Syllogistic reasoning and fril. *Proceedings of the OUCC89,Ohaio Computer Conference,Athens,Ohio.*, 1991.

[8] M.A.K.Halliday Ruqaiya Hassan. Language,context,and text：Aspect of language in a social-semiotic perspective (in Japanese translation). Deakin University Press, Australia, 1985.

[9] W.J.M.Kickert. An example of linguistic modeling:the case of murder's theory of power. In Guputa et al., editor, *Advance in Fuzzy Set Theory and Applications.* NORTH HOLLAND, 1979.

[10] A. Zadeh, L. Syllogistic reasoning in fuzzy logic and its applications to usuality and reasoning wiht dispositions. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybarnetics,SMC-15*, pp. 754–763, 1985.

[11] 樺島. 文章構成法. 講談社現代新書, 1980.

[12] 小玉陽一. システムダイナミックス入門. 講談社, 1983.

[13] 山口登. ハリデー理論 主要述語集. 月刊「言語」, 4月 1991.

問い合わせ先：

〒227 横浜市 緑区 長津田町 4259

東京工業大学システム科学専攻 菅野研究室内 小林 一郎

Tel 045-922-1111 (内 2645) koba@sys.titech.ac.jp

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

選択体系機能文法を用いた文章の要約に関する研究

A Study on Summary Generation Based on Systemic Functional Grammer

竹田 幸史　　菅野 道夫
Koji TAKEDA　　Michio SUGENO

富士ゼロックス株式会社　東京工業大学大学院 システム科学専攻
FUJI XEROX Co.,Ltd.　Dept. of Systems Science,Tokyo Institute of Technology

あらまし：本研究では自然言語理解の研究として文章要約を取り上げる。文章の要約はその文章の意味をとることが不可欠で、単なる記号処理では不可能である。本研究では文章の要約を従来の「文の構造に注目する生成文法」ではなく、ハリデーらに代表される「言葉の使用面に注目する選択体系機能文法 [1]」を用いた手法で実現を試みた。その際、文脈を推定するのに Dempster-Shafer の理論を用いた。

キーワード：言語、選択体系機能文法、文章理解、Dempster-Shafer 理論

1　はじめに

ユーザインターフェースの必要性が説かれる中、自然言語処理の研究の重要性はますます増加している。そこで本研究では、自然言語処理の中の文章要約というテーマに注目した。文章の要約はその意味をとることが不可欠で単なる記号処理のみでは不可能である非常に困難なテーマである。

本研究においては、ハリデーに代表される選択体系機能文法と曖昧な文脈を扱うために Dempster-Shafer 理論を用いて文章の要約過程をモデル化し、プロトタイプシステムを構築した。選択体系機能文法とは従来のチョムスキーに代表される形式主義の文法とは異なり、文章の意味に注目する文法である。この文法は扱う対象を文法的な規則に捕らわれずに意味のある言葉全体とする非常に適応範囲の広い文法である。

図 1はシステムの概略図である。本システムは「文の理解」「文章の理解」「要約文の作成」の３つの部分からなっている。以下これらのプロセスについて説明する。

2　文の理解

選択体系機能文法では扱う対象として Text を考える。Text とは意味のまとまりのことで、文章では通常、文という形で具現化される。選択体系機能文法では図 2に示すように Text を状況の Context （以下、単に Context という）において次の３つの意味に解釈する。

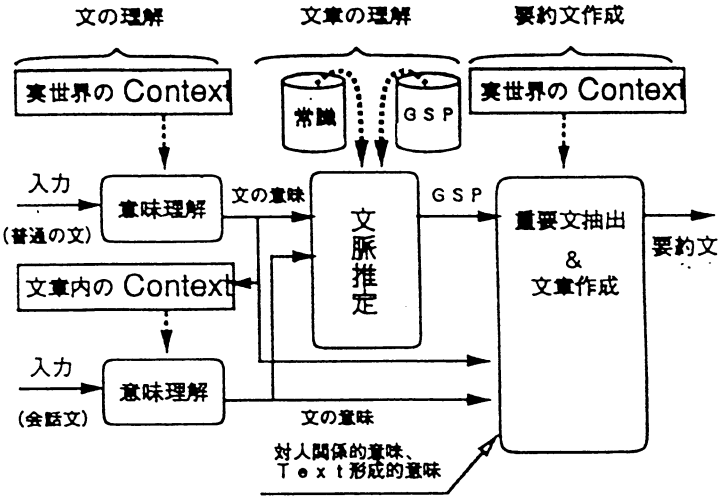


図 1: システム概略図

観念構成的意味　その文章が何について語っているのかということに関する意味。

対人関係的意味　会話している人の対人関係を規定する意味。「僕が行きます。」と「私が参ります。」の違いは対人関係的意味の違いである。

Text 形成的意味　観念構成的意味と対人関係的意味を文法規則にのっとて会話なり文章なりに具現化するための意味。

Context とは Text を含んだ Text 周りの状況のことで、観念構成的意味、対人関係的意味、Text 形成的意

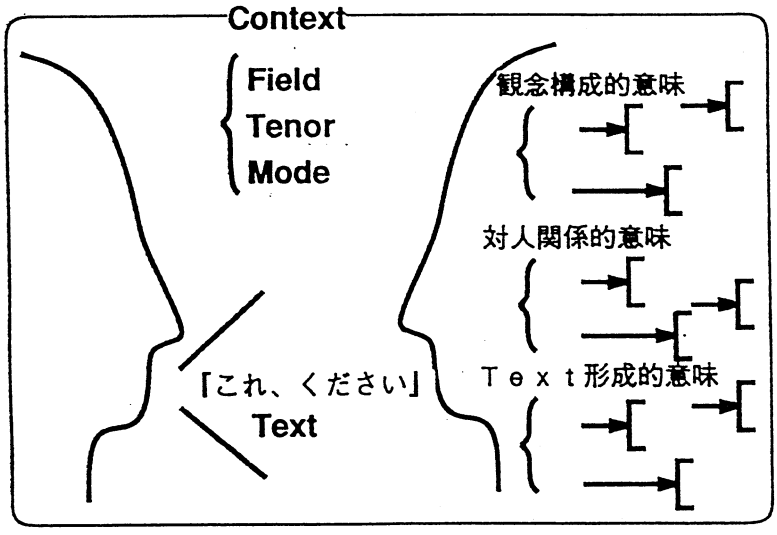


図 2: Text と Context

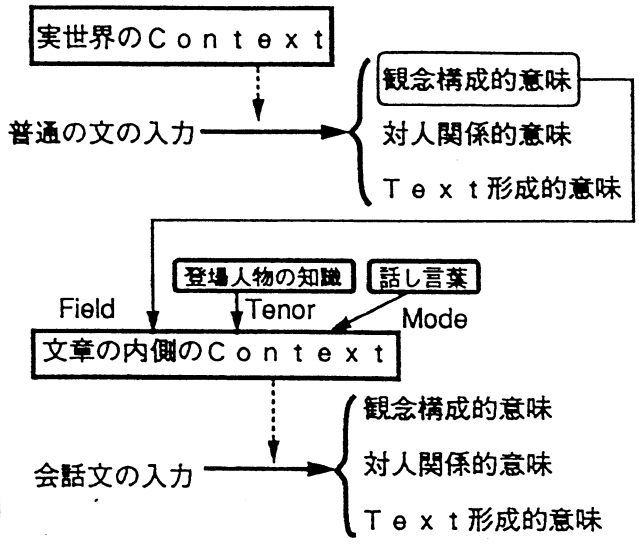


図 3: 文の理解

味にそれぞれ対応した以下のようなField,Tennor,Modeにより特徴付けられる。

Field その状況において何が行なわれているのか

Tenor 誰が誰に向かってコミュニケーションを行なっているのか

Mode 何でコミュニケーションを行なっているのか

例えば物語を読む時は

Field →物語を読んでいる。

Tenor →著者、読者

Mode →書き言葉

という Context のもとで物語は理解される。

物語の中にはしばしば会話文も登場するが、従来の研究では普通の文と会話文の両方を同時に扱う方法は提案されていなっかった。今回、Context の違いで普通の文と会話文の理解の仕方の違いを説明し、普通の文と同じように会話文を理解する方法を提案した。普通の文は上に示したような物語を読んでいるという Context において理解するのに対し、会話文はそれ以前に現れた文章から文章の内側の状況の Context を推測し、その Context のもとで文を理解するのである。

つまり、図 3に示されるように文章の内側の状況の Context の Field をそれ以前に現れた文章の観念構成的意味から、Tenor を登場人物の知識から推測し Mode は話し言葉とする。その Context に基づいて会話文は理解されるのである。

3 文章の理解

文章を理解するのはその文章を構成する文の意味を理解するほかに、文章の流れの中で各文が担っている役割、つまり文脈を理解する必要がある。この文脈をジャンル構造選択可能性（Genre Structure Potential: 以下 GSP）とのマッチングを行なうことにより推定することを提案した。

GSP とは文脈の型のようなものである。その一例を図 4に示す。このサービス応答の GSP の例はお店で

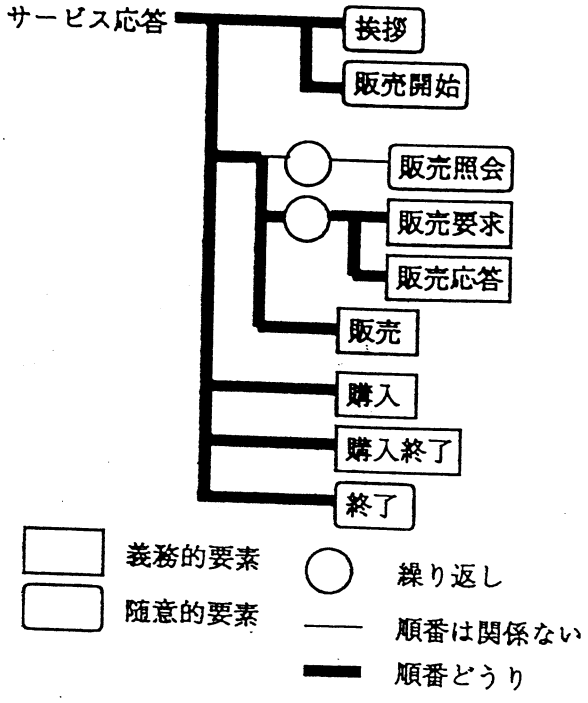


図 4: GSP の例

買いものをする時に行なわれる会話を示している。この GSP は「いらっしゃいませ」などの販売開始、「○○はいかがでしょうか」などの販売照会などの要素から構成される。これらの要素は義務的要素と随意的要

素に分けることができる。義務的要素はある GSP を構成する上で必ず必要な要素のことで、随意的要素はある GSP に現れても良いが別になくてもかまわない要素のことである。このように随意性や繰り返し、順番にある程度の自由度を設けることにより、この GSP は様々な Text にあてはまる可能性を秘めている。

しかし、この GSP には一つ欠点がある。それはある GSP を構成するのに必ず必要な義務的要素でさえも日常会話においてはしばしば省略されるということである。この問題点を必然性と可能性を用いて拡張することにより解決した。つまり、各要素にその要素が義務的要素である度合（必然性）、随意的要素または義務的要素である度合（可能性）のサポートペアを割り振ることにより、より柔軟な表現ができるようにした。

例えば、購入終了という要素に (0.8,1.0) という値が割り振られたいたらそれは、購入終了という要素はサービス応答の GSP を構成する上でまず必要であるが、購入終了という要素がないからといってサービス応答の GSP が構成されないこともないことを示し（必然性が 0.8）、またこの要素はサービス応答の GSP にあってもおかしくないことを示している（可能性が 1.0）。

このように拡張された GSP を用いて文脈を推定する。図 5 はその様子を示している。まず、「文の理解」

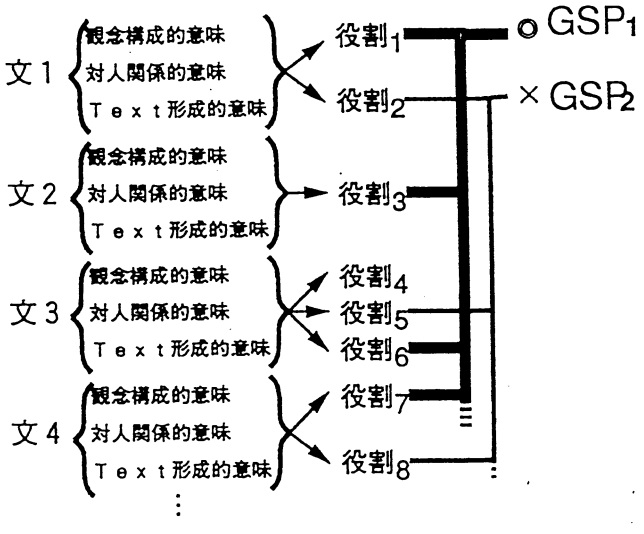


図 5: 文脈の推定

で得られた観念構成的意味、対人関係的意味、Text 形成的意味により、取り得る役割の候補と、各意味がその役割になる必然性と可能性を計算する。この部分は本来、各意味ととり得る役割の候補との関係を常識を用いた推論により学習してそれをもとに役割の候補を選び出すべきであるが本システムでは予め、人間が考えた各意味と役割の候補との対応関係をデータベースとして与えることで実現している。

このようにして得られた役割の候補から最も適当な役割を選ぶために文章と GSP とのマッチングを行なう。

ある文 s が役割 e になる 必然性、可能性の値をそれぞれ、(l_{se}, u_{se}) 、役割 e が GSP g の義務的要素、義務的要素あるいは随意的要素である度合をそれぞれ (l_{ge}, u_{ge}) とすると、Dempster の結合則により文 s が役割 e になり GSP g にマッチする度合は

$$(0, u_{se} \cdot u_{ge}) \tag{1}$$

と表される。また、文 s が役割に関係なく GSP g にマッチしない度合は

$$(l_{se}(1-u_{ge}) + (1-u_{se})l_{ge}, 1) \tag{2}$$

と計算される。

これらを計算した結果、マッチする度合は必ずマッチしない度合よりも小さくなる。このようにマッチングに対して非常に悲観的なのは、文 s が確実に 役割 e であって、e が GSP gの義務的要素であっても、文 s と GSP g が本当にマッチしている証拠にはならないためである。

つぎに、１つ１つの文と GSP の要素をマッチングした結果を用いて、それらを統合した文章と GSP とがマッチする度合を計算する。(1) 式,(2) 式をそれぞれ $(0, u_i)$,$(l_i, 1)$ で表す。文と GSP の各ペアの対してこれらの support pair を計算したものそれぞれ次式によって統合される。

$$(0, \prod_{i=1}^{m} u_i) \tag{3}$$

$$(1 - \prod_{i=1}^{m}(1-l_i), 1) \tag{4}$$

(3) 式はある GSP と文章がマッチしている度合、(4) 式はある GSP と文章が全くマッチしていない度合を表す。このようにして得られた値を用いて文章とマッチする最も適切な GSP を選びだし、逆に Top-Down 的に各文のなす役割を限定するのである。

4 要約文の作成

「文章の理解」で得られた GSP を用いて、要約文を作成する方法について述べる。物語の要約の場合、要約文を読んだ人がもとの物語の Story すなわち文脈を再現できればよい。そのためには次の２つの方法が考えられる。

- GSP における義務的要素である度合が大きいものを抜き出す。
- GSP 全体を一つの言葉で言い替える。

GSP の選択に大きな影響を与えているのは義務的要素である度合が大きいものなので、義務的要素である度合が大きい要素を抜き出せば、要約文でもまた同じ GSP

が選択される可能性が高くなる。その性質を用いたのが前者の方法で、後者の方法はもう少しレベルの高い要約方法である。例えば、「レストランに行く」「料理を注文する」「料理がでてくる」「料理を食べる」「お金を払う」ということを「レストランで食事をする」と置き換えるのである。本システムでは図6に示すように前者の方法を採用した。この方法により実際の物語

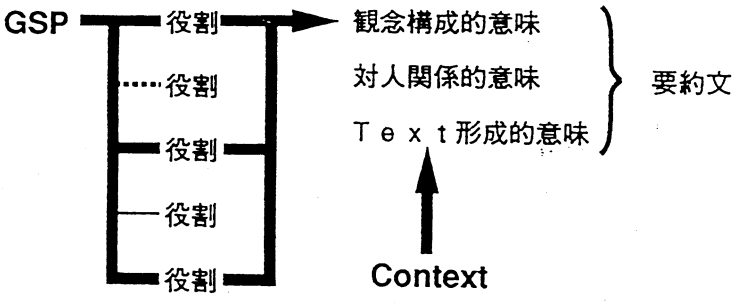


図 6: 要約文の作成

の中から抜き出された例を付録に示す。題材は小学校1年生の国語の教科書の中から選んだ物語である。この段階でもとの文の1／3の量になっているのに大まかな Story は把握することができることがわかる。

上に示した文章はこの段階では要約文とはいえない。この文章は単に要約を行なう際に抜き出されるべき意味、つまり要約文の観念構成的意味のみを示している。この文章を完全な要約文にするにはコンピュータがユーザに対して、ディスプレイを通して要約文を示すという Context において対人関係的意味と、Text 形成的意味を統合して文章を再構成しなければならない。

しかし、各意味を統合して文章を構成する方法は現在の所、コンピュータ上では実現していない。

5 まとめ

GSP を用いた文脈の推定方法と文章の要約方法を提案し、実際にプロトタイプシステムを構築することによりその有効性を示した。この選択体系機能文法をを用いた方法は従来の形式主義の自然言語処理に比べ、完全にコンピュータにインプリメントするにはまだ解決しなければならない問題がいくつかあるが、将来的には日常会話のほとんどを理解できる強力な手法であると考える。

今後の課題としては、今回のシステムで実現できなかった「文章の理解」の部分の文の各意味から役割の候補を選び出す方法と、「要約文の作成」の各意味を統合して最終的なよう訳文を作成する方法を確立することが挙げられる。また、世の中に多数存在すると思われる GSP を文章をたくさん入力することにより自動的に獲得する手法も必要になるであろう。これに関しては現在研究されている CBR や Fuzzy Conceptual Graph [2] 等の AI 技術の応用が有効であると考える。

参考文献

[1] M.A.K. ハリデー／R. ハッサン, 機能文法のすすめ. 大修館書店,1991/7/10

[2] A.L.Ralescu, Concept learning from examples and counter examples. *Int.J.Man-Machine Studies 30*,pp.320-354,1989.

[3] 川北 亮司, 小学 こくご 1 下, のんびり森のぞうさん. 日本書籍,1989.

付録： 物語より抽出された文

のんびり森のぞうさん [3]

うさぎさんは、いそがしそうに ぴょん ぴょん はねて、はがきを四まいわたしたのです。
「ゆうびんやさん、これを、いそいで もりの みんなに はいたつして ください。」
「あした、ひっこしの おいわいか。たのしいぞ。」
ぞうさんは、はがきを なんども よみました。
さて、つぎの 日の あさ、ぞうさんは はいたつに 出かけました。
ほんとうに、ぞうさんは のんびりやさんです。
きのうから 一日 たって いるのも 気に ならない ようすで、 はがきを わたしました。
ぞうさんは、きょうは、しまうまさんの ところに はいたつです。
でも、のんびりもりを のんびり あるきましたから、しまうまさんに はがきを わたした ときは、やっぱり よるでした。
その つぎの 日、ふくろうさんの ところでも おなじだったのです。
ところで、ぞうさんが がんばって はいたつを おえた つぎの 日、うさぎさんの うちに ついたとき、どうだったでしょう。
中から、たのしい みんなの はなしごえが きこえて きたのです。
おいわいは、一日 おくれて はじまりましたけれど、きょうで 三日も つづいて いたのです。

問い合わせ先：〒２２７
横浜市 緑区 長津田町 ４２５９
東京工業大学システム科学専攻
菅野研究室内 竹田 幸史
Tel 045-922-1111 (内 2645)

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

騒音のスペクトル情報に基づく心理的応答の一予測手法

A prediction method of psychological response to random noise based on information of power spectral density

山口静馬　加藤裕一　老松建成
Shizuma Yamaguchi　Yuichi Kato　Kensei Oimatsu

山口大学工学部　呉工業高等専門学校　海上保安大学校
Yamaguchi University　Kure Technical College　Maritime Safety Academy

あらまし　変動騒音に晒された場合の主観的評価値が、刺激騒音の周波数特性にどのように依存しているかを調べるため、各帯域制限白色雑音のランダム振幅変調波を標準的打診音響刺激として用い、これに対する心理的印象のメンバシップ関数をまず設定している。次いで、これらのメンバシップ関数群を用いて、任意のパワスペクトル形状をもつ騒音に対するメンバシップ関数を推定した後、任意分布形不規則騒音に晒された場合どのような応答を示すかを心理的印象の出現時間率の形で予測し、その結果と心理実験による実測データとの比較を行っている。

1．緒　言

騒音に対する人間の主観的印象には本質的に“あいまい性”が含まれている。客観的な物理的騒音刺激とそれに対する主観的な心理的印象との関係を定量的に把握するためには、この“あいまい性”を表現する何らかの方法論を導入する必要がある。このような観点から、我々はこれまで、メンバシップ関数を用いた騒音に対する心理的評価の一試みを提案してきた［1,2］。　具体的には、変動騒音から受ける心理的印象（ファジィ事象：F=F1（非常に静か）～F7（非常に騒々しい））の各メンバシップ関数を道路端および室内における心理実験を通して設定した後、任意分布形変動騒音に対する上記各印象の出現時間率を推定した。

本報告は、これらの考察を更に発展させ、次の２つの理由から、騒音刺激がもつ周波数特性に特に着目し、この情報に基づく心理的騒音評価の予測方法を考察したものである。(1) 音に対する印象の各メンバシップ関数の形状は判断を下す人の置かれた状況（時間的・空間的状況、精神的・肉体的状況など）や音響刺激の性質に依存するものと思われる。定量的に把握し易く系統的考察が可能なのは後者の音響刺激の性質のほうである。(2) 音響刺激を性格付ける諸側面（周波数特性、変動形態、継続時間など）の内で、騒音対策の具体化のために最も重要なのは周波数特性である。

即ち、標準的な打診音響刺激として各種バンド幅をもつ帯域制限白色雑音を採り上げ、これらのランダム振幅変調波に対する心理的印象のメンバシップ関数をまず設定している。次いで、これらのメンバシップ関数群を用いて、任意の周波数スペクトルをもつ変動騒音に対する心理的印象のメンバシップ関数を推定し、この任意分布形不規則騒音に晒された場合の心理的印象を出現時間率の形で予測している。予測値と心理実験による実測データとの比較を行った結果、両者のほぼ良好な一致性が認められた。

2．室内心理実験の概要

（Ａ）被験者　聴力正常な２０才の男性４名

（Ｂ）測定法　難波らのカテゴリー連続判断法［３］にならって、心理的印象に関する７つのカテゴリー（非常に静か(F1)～非常に騒々しい(F7)）を予め設定し、晒されている騒音に対し５秒ごとにその時刻で受けた印象Fi (i=1,2,...,7) をデータ・シートに記入した。また、その時の騒音レベル値も同時に記録した（この実験を実施する前に、判断や操作に戸惑うことのないよう予め練習した）。５秒間隔で５分間連続して記録し、この操作を５回繰り返した。

（Ｃ）刺激音　①オクターブ・バンドパスフィルタ（中心周波数：f_{c1}=63, f_{c2}=125,...,f_{c8}=8000 (Hz)）に通した帯域制限白色雑音を一様分布に従うランダム変数によって振幅変調（継続時間：約５秒）した不規則変動音　②上記の44～11.36 (kHz) の帯域幅をもつ広帯域白色雑音を一様分布に従うランダム変数によって振幅変調（継続時間：約５秒）した不規則変動音　③（任意のパワスペクトル形状をもつ変動刺激音の典型的な例である）道路交通騒音　　提示刺激音①②については、そのレベル値が約 40 ～90(dB)の範囲で変動するようにゲイン

調整を行った。

3．帯域制限白色雑音に対する心理的印象のメンバシップ関数

刺激音①を用いた心理実験の実測データから各帯域制限白色雑音ごとに、心理的印象 Fi (i=1,2,..,7) に対するメンバシップ関数 $\mu_{Fi}(L;f_{CK})$, i=1,2,...,7;K=1,2,...,8)を推定した（具体的手順の詳細は文献［1］参照）。その結果の一例として、中心周波数が f_{C5}(=1 kHz) の場合を図1に示す。同図から次のことが読み取れる。即ち、例えば心理的印象 F4（どちらでもない）に対するメンバシップ関数に着目する時、(1) F4であると判断した時のレベル値は約55～83 (dB(F))の範囲にわたっており、人間の主観的判断にはかなりのあいまい性が内在している。(2) 上記レベル値の範囲の中央付近（約68(dB(F)) においてさえ、“確実に”F4と判断されることはない。この事実は、人間の判断が本来持ち合わせているあいまい性に起因するものである。

図2は、同じ心理的印象F4 (i=1,4,7)に対して、そのメンバシップ関数の形状が、刺激音のもつ周波数成分にどのように依存しているかを調べたものである。特にF1とF7の形状から明確に認めることができるが、刺激音に含まれる周波数成分が高くなればなるほど、音響刺激の低いレベル値でも騒々しいと判断されるようになる。これは日常生活の場で経験している傾向を裏付けるものである。換言すれば、この図は日頃感じている漠然とした感覚的傾向を定量化したものであると言うことも出来よう。

4．任意変動騒音に対する心理的印象のメンバシップ関数の推定

任意のパワスペクトル形状をもつ変動騒音に晒された場合の心理的印象 Fi (i=1,2,...,7) に対するメンバシップ関数を、前節で設定したメンバシップ関数群 $\mu_{Fi}(L;f_{CK})$, i=1,2,...,7; K=1,2,...,8)を用いて推定することを考える。その一つの方法として、本報告では

$$\mu_{Fi}(L) = \sum_{K=1}^{8} a_K \mu_{Fi}(L; f_{CK}) \qquad (1)$$

$$\left(\sum_{K=1}^{8} a_K = 1 \right)$$

なる線形結合による推定法を採用する。ここに

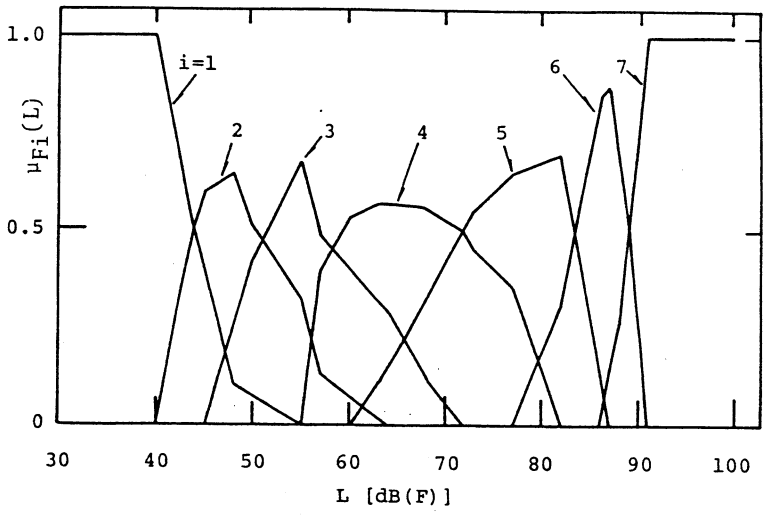


図1　心理的印象Fi (i=1,2,...,7)に対するメンバシップ関数（中心周波数：$f_c = f_{C5}$=1 kHz）

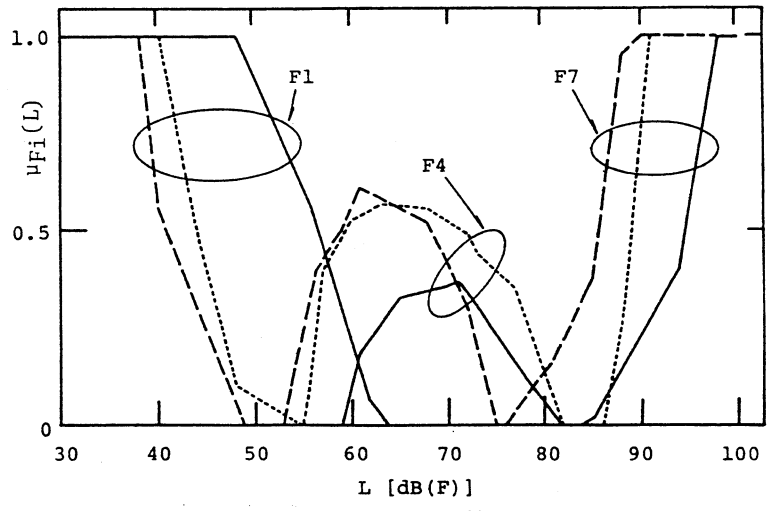


図2　メンバシップ関数の周波数依存性
(———:f_c=63 , ·····:f_c=1000 , ------:f_c=8000)

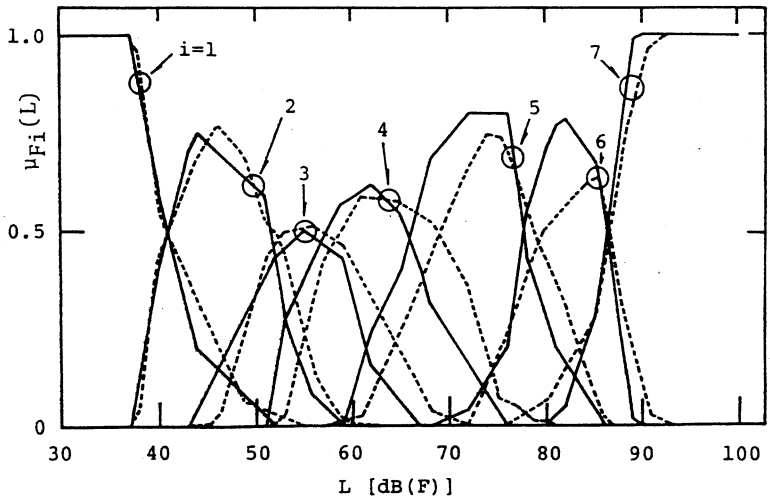


図3　刺激音が広帯域白色雑音の場合のメンバシップ関数の比較（———：実測データによる結果　------：推定結果）

a_K (K=1,2,...,8) は評価の対象である変動騒音がK番目のオクターブバンド内に有するエネルギー比率である。

図3、4はそれぞれ、広帯域白色雑音及び道路交通騒音を刺激音とした場合のメンバシップ関数に対する式(1)による推定曲線と心理実験による実測データから直接求めた結果を比較したものである（表1参照）。各Fiについて両者の形状を数値的に比較するため、幾つかの特徴パラメータ：

$$C1i = S_i / \sum_{i=1}^{7} S_i \ , \ S_i \triangleq \int \mu_{Fi}(L)dL$$

$$C2i = \int L\,\mu_{Fi}(L)dL / S_i$$

$$C3i = \left[\int (L-C2i)^2 \mu_{Fi}(L)dL / S_i\right]^{1/2} \qquad (2)$$

$$C4i \leftarrow \int^{C4i} \mu_{Fi}(L)dL = S_i / 2$$

$$C5i = \max_L \mu_{Fi}(L)$$

を導入してそれらの値を示したものが表2、3である。但し、これらの表において、上段の値は実測データから直接求めたメンバシップ関数に関するもので、下段の値は推定したメンバシップ関数に関するものである。F5とF6に対する形状に若干の差異は見られるものの両メンバシップ関数の間には大略の一致性が認められる。このことは任意スペクトルをもつ音響刺激に対する心理的印象のメンバシップ関数を予め推定しておくことのできる可能性を示している。

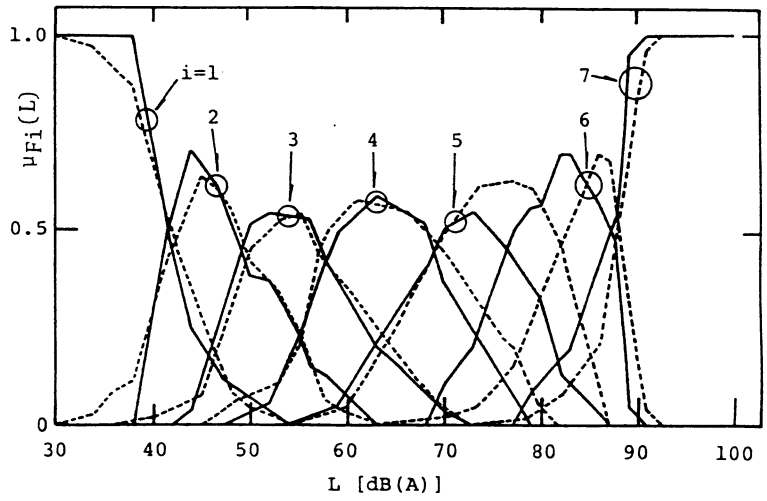


図4　刺激音が道路交通騒音の場合のメンバシップ関数の比較
（———：実測データによる結果　------：推定結果）

表2　特徴パラメータによる比較（広帯域白色雑音）

	C1i	C2i	C3i	C4i	C5i
F1	0.161	36.764	4.314	36.650	1.000
	0.170	37.136	4.623	36.934	1.000
F2	0.130	46.362	4.289	46.669	0.751
	0.139	47.097	4.599	47.370	0.766
F3	0.093	54.622	4.726	55.224	0.500
	0.106	56.515	5.080	56.729	0.513
F4	0.128	61.932	5.275	62.244	0.620
	0.137	64.275	5.529	64.586	0.588
F5	0.168	71.908	5.275	72.532	0.800
	0.147	73.778	5.363	74.453	0.743
F6	0.111	81.495	3.643	82.205	0.786
	0.096	82.437	3.943	83.210	0.639
F7	0.208	93.062	4.472	93.720	1.000
	0.206	92.891	4.862	93.796	1.000

表1　各帯域内に有するエネルギー比率

	広帯域白色雑音	道路交通騒音
a_1	0.389×10^{-2}	0.133×10^{-2}
a_2	0.786×10^{-2}	0.604×10^{-2}
a_3	0.157×10^{-1}	0.504×10^{-1}
a_4	0.314×10^{-1}	0.183
a_5	0.627×10^{-1}	0.438
a_6	0.125	0.270
a_7	0.251	0.451×10^{-1}
a_8	0.502	0.660×10^{-2}

5．任意分布形不規則騒音に対する心理的応答の予測

前節で考察したメンバシップ関数を利用して、レベル変動が任意確率密度関数 p(L) にしたがう不規則騒音に晒された場合の心理的応答の予測について考察する。

一般に、不規則に変動する騒音に対しては、その心理的印象も時々刻々不規則に変動することが知られている［3］。従って、このような不規則騒音に対する心理的応答の一つの自然な評価方法として、各ファジィ事象の

出現時間率の組が考えられる。これは次のファジィ確率積分によって求められる。

$$P(F_i) = \int \mu_{Fi}(L)p(L)dL \qquad (3)$$

図3に示した2組のメンバシップ関数および式(3)を用いて得られた心理的応答に対する予測値と心理実験による実測データから直接求めた値との比較を行ったものが図5である。刺激音として道路交通騒音を用いた場合の予測値と実測値との比較を図6に示す。

図6のF5とF6に対する値に若干のずれが認められるものの、大略的傾向はよく捉えていることが分かる。

6. 結　言

人間の心理的判断に本来的に内在しているあいまい性に関して、メンバシップ関数を用いて対処した後、任意パワスペクトルをもつ任意分布形不規則騒音に晒された場合どのような心理的応答を示すかを評価するための一手法を提案した。ファジィ理論を用いて騒音に対する心理的評価手法を考察しようとする試みは未だ初期的段階にあり、従って本報告では、方法論的側面に考察の力点を置いて議論した。

謝　辞　本研究に多大の援助を戴いた岡田一成・畠田邦彦の両氏に深謝の意を表する。

表3　特徴パラメータによる比較（道路交通騒音）

	C1i	C2i	C3i	C4i	C5i
F1	0.172	37.097	4.504	37.027	1.000
	0.168	37.295	4.624	37.165	0.985
F2	0.118	47.464	5.075	47.116	0.710
	0.118	46.785	5.430	47.037	0.631
F3	0.117	55.045	5.748	54.980	0.543
	0.118	55.409	6.238	55.489	0.542
F4	0.136	64.058	5.926	64.440	0.594
	0.160	64.650	7.095	64.945	0.575
F5	0.122	72.098	5.974	72.823	0.550
	0.157	74.292	6.329	75.290	0.631
F6	0.125	80.859	4.658	81.838	0.697
	0.093	83.428	4.546	84.752	0.697
F7	0.210	92.723	4.991	93.643	1.000
	0.187	93.554	4.553	94.455	1.000

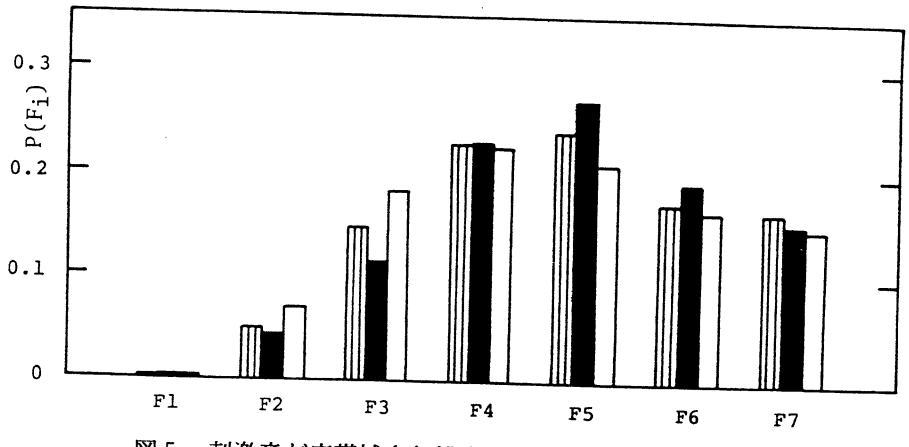


図5　刺激音が広帯域白色雑音の場合の出現時間率の比較
■：実測値　▤：——による推定値
□：----による予測値；図3参照

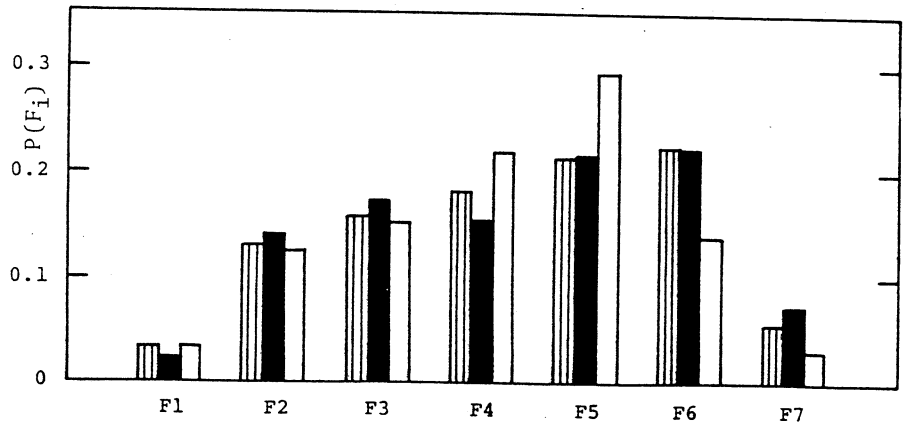


図6　刺激音が道路交通騒音の場合の出現時間率の比較
■：実測値　▤：——による推定値
□：----による予測値；図4参照

参考文献

1)加藤、山口：ファジィ理論に基づく変動騒音の心理評価法、日本音響学会誌、47, 5, 2/6, 1991.

2)Y.Kato and S.Yamaguchi: A systematical study for psychological impression caused by fluctuating random noise based on fuzzy set theory, J.Acoust.Soc. Am., 91, 1992 (to be published).

3)難波、桑野、中村：カテゴリー連続判断法による自動車交通騒音の評価、日本音響学会誌、34 1, 29/34, 1978.

ファジィ推論による騒音の心理評価法

A Psychological Evaluation Method of Random Noise Based on Fuzzy Reasoning

加藤裕一　　山口静馬
Yuichi KATO　　Shizuma YAMAGUCHI
呉工業高等専門学校　　山口大学工学部
Kure Technical College　　Yamaguchi University

あらまし　騒音刺激によって人間に生ずる心理的印象は，はじめに騒音の時間的変動に追従しながらある一定時間生起した後，この騒音刺激全体に対する異なった次元の心理的印象が生ずる。一方，人間の心理的印象は" あいまいな" 事象であるとの立場から，前者の瞬時的に生ずる印象を定量化する試みを既に行っている。本報告は，これまでの考察を更に発展させ，前者の印象から後者の騒音全体に対する印象を推定することを考察目的としたものである。

キーワード: 騒音刺激，騒々しい，うるさい，ファジィ推論

1.緒　言

我々はこれまで騒音刺激に対する人の心理的印象は" あいまいな" 事象であるとの立場から，ファジィ理論の導入のもとに，この心理的印象を定量化する一試みを行ってきた[1)2)]。具体的には，カテゴリー化した心理的印象 F_i (i=1～7)を予め設定して，騒音レベル値L がこれらの各印象に属する程度をメンバーシップ関数 $\mu_{Fi}(L)$ によってまず表現した。次いで、任意のレベル確率分布P(L)に従う不規則変動騒音に晒された場合，これから受ける人の瞬時的な心理的印象F(t)を各ファジィ事象 F_i の出現時間率 $P(F_i)$ の形で評価することを提案しその妥当性を実験的にも検証した。

しかしながら，一口に，騒音刺激から受ける人の心理的印象と言っても，変動する騒音レベル値に追従して時々刻々変化する（知覚・感覚レベルに属する）心理的印象F(t)の他に，騒音にある時間晒された後に変動騒音全体から受ける（例えば，今日の午後はうるさかった等といった情緒概念とも結び付く）心理的印象 A がある(図 1参照)。上記２つの異なる印象間の関連性を考察することは，騒音評価や対策を考える上で工学的に重要な意味を持つと思われる。本報告は，このような観点から，前者の短時間スケールでの心理的印象から後者の長時間スケールにおける心理的印象を推定または予測する問題に着目し，特に実験的立場から考察したものである。

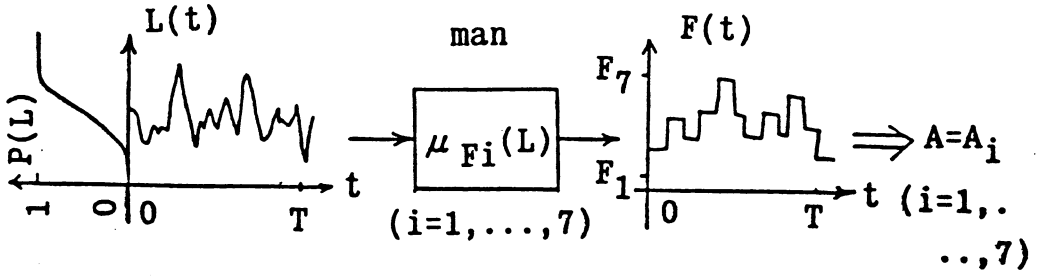
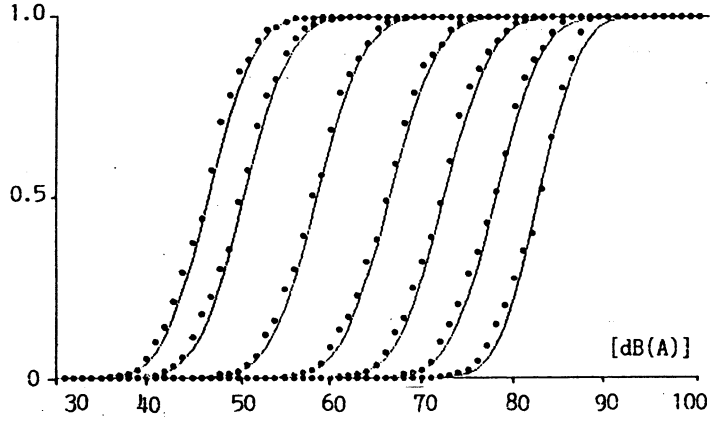
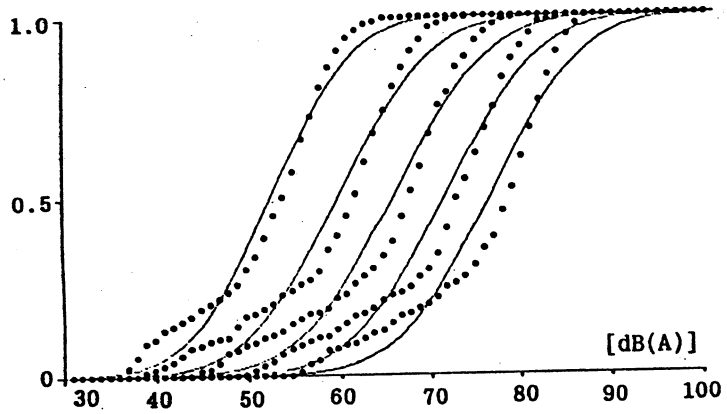


図 1　騒音刺激と各心理的応答との関係



(A)



(B)

図 2　呈示騒音レベル変動の分布形の例

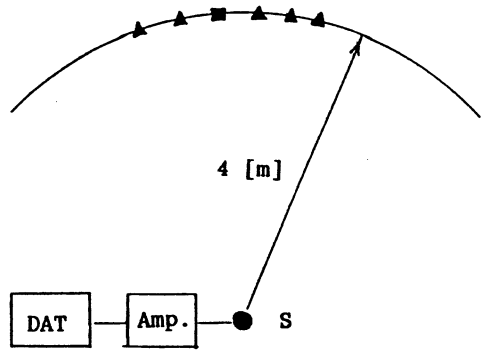


図 3　心理実験状況（▲：被験者，■：騒音計，●：スピーカ）

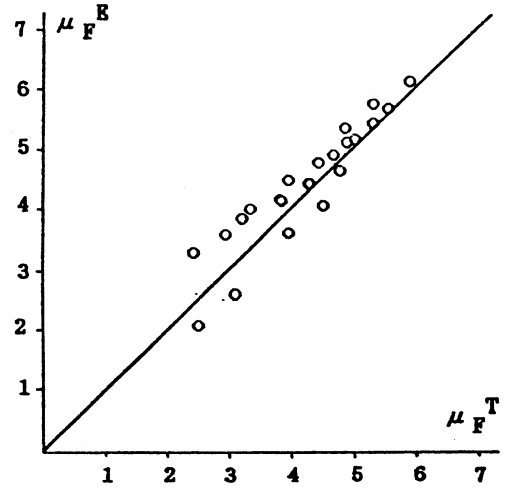


図 4　μ_F に対する理論値と実験値との比較
（$\mu_F{}^T$：理論，$\mu_F{}^E$：実験）

2.心理実験の概要

2.1 短時間スケールでの心理的印象

(A) 被験者：聴力正常な20才の男性 5 名 (B)測定法：文献3)のカテゴリー連続判断法にならって，心理的印象を 7 つのカテゴリー F_i（ i=1;非常に静か～i=7; 非常に騒々しい）に予め設定し，聴取している騒音に対して 5 秒ごとにその時刻で受けた印象 F(t)=F_i と騒音レベル値L(t)を同時に記録した。測定時間は 5 分である。 (C)刺激騒音：変動騒音の代表例として道路交通騒音を採り上げた。具体的には，4 箇所の道路端で記録した道路騒音を採用し，騒音呈示に際しては増幅器によってレベル値を種々変更した（呈示した騒音レベル変動に関する確率分布形の一例を図 2 に示す。ガウス型に近い分布(A)から非ガウス性の強い分布(B) まで，またその変動巾も約20dB(A) から 40dB(A) まで，様々な分布形に従う変動騒音を呈示している。）。呈示騒音は合計 23 種類である。

2.2 長時間スケールでの心理的印象

(A)被験者：2.1 の場合と同じ (B)測定法：1 つの変動騒音を連続して 5 分間聴かせた後，この騒音全体から受けた印象 A_i（ i=1;全く気にならない～i=7;非常にうるさい[4]）を記録した。この測定を 1 つの変動騒音に対して（他の各種騒音との呈示順序をランダムに変更して）5 回行った。 (C)刺激騒音：2.1 の場合と同じ

心理実験状況を図 3に示す。

3.短時間スケールでの心理的印象 F(t) の評価法

我々は，短時間スケールで生ずる瞬時的な心理の評価法として，

$$P(F(t)=F_i)=\int \mu_{Fi}(L)p(L)dL \qquad (1)$$
$$(i=1,2,\ldots,7)$$

で与えられる出現時間率を用いることを提案した[1]。ここに，$\mu_{Fi}(L)$ は印象 F_i に関するメンバーシップ関数でありp(L)は変動騒音のレベル確率密度関数である。上式によるきめ細かな評価法は確かに一つの方法ではあるが，マクロ的に捉える他の方法として（順序尺度 F_i を近似的に距離尺度:$i=F_i$ として扱い），2つの代表的パラメータ:

$$\mu_F=\sum_{F=1}^{7} F\cdot P(F)$$
$$\sigma_F=\left(\sum_{F=1}^{7}(F-\mu_F)^2\cdot P(F)\right)^{1/2} \qquad (2)$$

で定義される平均的出現事象 μ_F とその周りの揺らぎ幅 σ_F によって評価することも考えられる。図 4は μ_F に関して，(1)，(2) 式から得られた理論値と心理実験による測定データから直接得られた値とを比較したものである。多少のばらつきは見られるが大略的な一致性は認められる。

4.長時間スケールでの心理的印象A の推定

騒音刺激にある時間晒されて心理的印象F(t)が得られた後，この騒音全体に対する印象A が生ずる事実に基づいて印象A の推定法を考察する。図 5は3.の実験結果を(μ_F , σ_F) の散布図の形で示したものであり，表 1は同図中の代表点としてA-A',B-B',C-C'を選び($\mu_F{}^T$, $\sigma_F{}^T$) に対する($\mu_A{}^E$, $\sigma_A{}^E$) との対応を示したものである。ここに $\mu_A{}^E$ は測定データから直接算定した印象A の平均的出現事象であり，

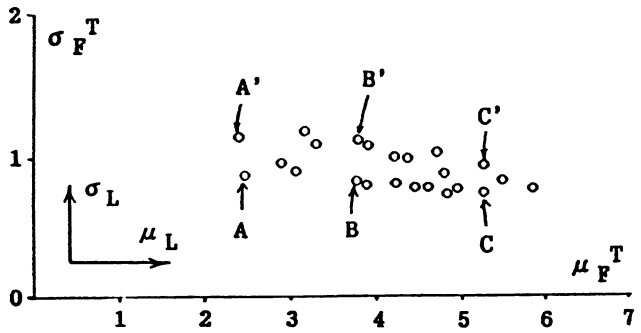


図 5 ($\mu_F{}^T$, $\sigma_F{}^T$) の散布図

表 1 ($\mu_F{}^T$, $\sigma_F{}^T$) と($\mu_A{}^E$, $\sigma_A{}^E$) の関係

	$(\mu_F{}^T,\sigma_F{}^T)\rightarrow(\mu_A{}^E,\sigma_A{}^E)$	
A	(2.50,0.86)	(1.87,0.34)
A'	(2.43,1.13)	(2.55,0.50)
B	(3.82,0.82)	(2.95,0.50)
B'	(3.84,1.11)	(4.50,0.50)
C	(5.31,0.73)	(5.73,0.85)
C'	(5.35,0.93)	(6.40,0.49)

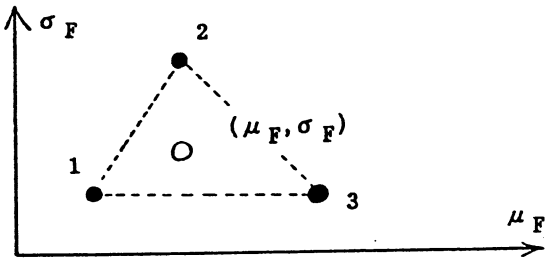
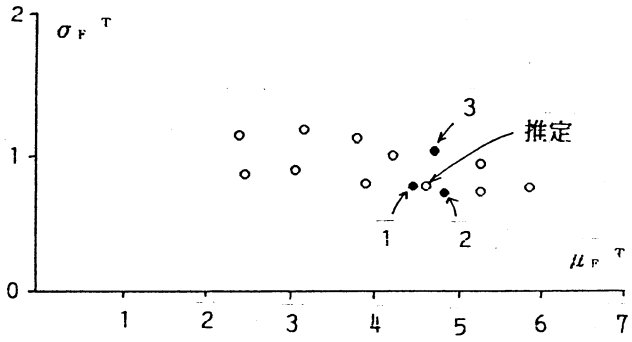


図 6 ($\mu_F(i)$, $\sigma_F(i)$) による推定手法

$\sigma_A{}^E$ はその周りの揺らぎ幅である。図 5及び表 1より，

1) μ_F が大きくなるにつれ μ_A は増加する，
2) μ_F が殆ど等しくても，σ_F が大であれば μ_A は増加する，

ことが分かる。このことは，長時間スケールで生じる心理的印象A を評価するためには μ_F あるいは μ_L を捉えおくだけでなく，σ_F あるいは σ_L (騒音レベルの標準偏差) といった騒音レベル変動のダイナミックレンジに関連する情報を同時に把握しておくことが重要となることが分かる[5]。以上の考察結果から，



規則 1: if (4.51,0.764) then (4.45,0.670)

2: if (4.89,0.710) then (4.80,0.400)

3: if (4.77,1.02) then (5.80,0.510)

($\mu_F{}^T$, $\sigma_F{}^T$)=(4.67,0.76) →

推定値: ($\mu_A{}^T$, $\sigma_A{}^T$)=(4.67,0.558)

実験値: ($\mu_A{}^E$, $\sigma_A{}^E$)=(4.40,0.490)

図 7 μ_A の推定例

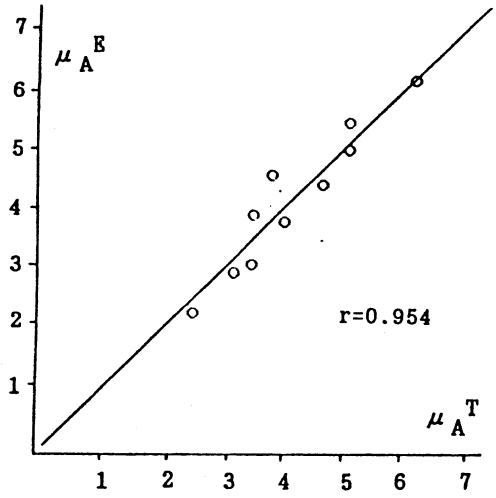


図 8 μ_A に対する理論的推定値と実験値との比較

($\mu_A{}^T$: 理論, $\mu_A{}^E$: 実験)

if (μ_F (i) , σ_F (i)) then

(μ_A (i) , σ_A (i)) (3)

(i=1,2,3)

なる関係(推論) 式を予め調べておくことによって, (2)(3)式を用いて, 任意のレベル分布P(L)に従う変動騒音に晒されたときの印象A が推定可能となることが推察される(図 6参照) 。

図 7は2.での23ケースの心理実験結果のうち13ケースを(3) 式の推論規則の設定のために用い, 残り10ケースの推定を試みたものの一例を示したものである(ここでは単純に内挿法により推定している) 。この例からもσ_F の重要性が分かる。残り全てを推定した結果と実測値との一致性をμ_A について示したものが図8である。両者はかなりよく一致しており, 本推定手法の有効性が十分認められる。

謝辞

本研究に多大の援助を戴いた老松建成氏をはじめ小森崇・西村照正・川本浩司の3 氏に深謝の意を表する。

文献

1)加藤, 山口 : ファジイ理論に基づく変動騒音の心理評価法, 日本音響学会誌,47,5,pp.305～309 (1991).

2)Y.Kato and S.Yamaguchi:A systematical study for psychological impression caused by fluctuating random noise based on fuzzy set theory,J.Acoust.Soc.Am.,1992(to be published).

3)難波, 桑野, 中村: カテゴリー連続判断法による自動車交通騒音の評価, 日本音響学会誌,34,1,29/34,1978.

4)降旗, 柳沢: 各種騒音源の心理的影響を共通に評価できる評価尺度の構成に関する検討, 日本音響学会誌, 45,8,577/582,1989.

5)平松, 山中, 高木, 山本: 変動騒音のうるささ, 日本音響学会誌,34,7,376/386,(1978).

問い合わせ先: 〒737 呉市阿賀南2-2-11

呉工業高等専門学校 電気工学科

加藤裕一

TEL (0823)71-9121 EXT.2514

ファジイ減衰係数をもつ強制振動と減衰能の評価方法

Forced Vibration with Fuzzy Damping Coefficient and Estimation of Damping

久米　靖文　　乾口　雅弘　　妹尾　吉紳
Yasufumi KUME　　Masahiro INUIGUCHI　　Yoshinobu SENOO
大阪府立大学　　大阪府立大学　　大阪府立大学
Univ. of Osaka Prefecture　　Univ. of Osaka Prefecture　　Univ. of Osaka Prefecture

あらまし　本報告では，減衰についての不確実性および不安定性をあいまい性によって表現し，構造中の減衰能を評価することを試みる．振動系は質量，ばね，減衰，の３要素の挙動によって特性が明らかになる．そのうち，質量，ばね特性は比較的容易に明確にでき，数値で表すことも可能である．しかし減衰，とくに機械構造物や建築構造物の減衰特性である減衰能は不確実性をもち不安定である．一方，ファジィ理論は人間の行動や感性を表現するのに適していると言われるが，物理現象には適さないと言われている．しかし，減衰能には，あいまい性を含んでいると考えられるので，ファジィ減衰係数とファジィ減衰比を導入する．その結果，減衰能を評価するファジィ減衰比のファジィ数の幅は，質量およびばね定数の大きさに影響されることが明かになった．

キーワード　構造物の減衰能，１自由度振動系，ファジィ減衰係数，ファジィ減衰比

１．まえがき

振動問題において，発生する地震及び地盤などの性質は確率論的問題として取り扱うことが困難とされている．多くの構造の振動問題は，構造に作用する地震力と構造内部の要素の関係で結ばれている．地震力が不規則振動の場合には，確率過程の理論が用いられ，不規則振動に対する定常状態の応答として解析されている[1]．また,地震の強度の定義や発生場所の地殻の評価基準の不明確さから生ずる地震の応答解析のファジィネスについての研究がなされている[2].地震による地盤の振動においては，震度や発生場所に対する明確な尺度，すなわち，評価基準が明かにされていないので，地震による励震に対してファジィネスが検討されるようになってきている．従来の方法では，決定論的，確率論的な現象を対象としていたため，あいまいな部分は無視するか，適当な値を仮定していた．しかし，ファジィ理論によってあいまいさを取り扱うことができるようになった．

本報告では，振動系の３要素といわれる質量，減衰，ばねのうち，構造中の減衰については，あいまいな性質をもつことが多いので，減衰能の性質と評価方法について述べ，この係数をファジィ数として取り扱い，その有効性を簡単な振動系で明らかにする．

２．減衰能のあいまい性

減衰能の尺度の多様性[3],[4],また評価のあいまい性は同じ材料であっても各実験室の測定によって全く異なった結果を与えるのが通常である．これらの多様性をまとめてみると，次のようになる．

１．同じ材料であっても各実験室の減衰能の測定によって全く異なった結果を得ることが多い．
２．このような違いが発生しても，正しい測定を同じ試料，同じ応力レベルで実験を行い，比較できる方法があまりなされていない．
３．これらのあいまい性や非線形性が等価粘性減衰係数に置き換えられることが多い．
４．同じ測定を行った場合は，減衰能が最も低く報告されている値が真の値に近いと考えるのが妥当である．
５．なんらかの減衰能に影響しているものがあるならば，真の減衰能は測定される値のいずれもよりも低くなる．
６．測定とか装置のまずさは減衰能を増加させる．
７．１つの減衰モード以上のものが測定値の中に含まれているならば，等価減衰能は増加する傾向がある．
８．減衰能の多くは，振幅に依存しているから，バンド幅のような異なった２つの振幅による方法とエネルギ法のような単一の振幅で評価させる方法とは異なった結果になる．
９．対数減衰率などは比較する場合は便利であるけれども，共振振幅を求めるためには解析が必要となるし，特に多自由度系に対しては注意しなければならない．
10．クーロン減衰のような非線形減衰の場合はエネルギ法による減衰能の測定すなわちヒステリシスル

ープの面積に比例する1サイクルあたりに消散されるエネルギと蓄えられるエネルギとの比によって表されなければならないが，困難である．

以上のような減衰能の特性を考慮して，ファジィ減衰をもつ強制振動の解析を行う[5]．

3．ファジイ減衰係数をもつ1自由度強制振動系

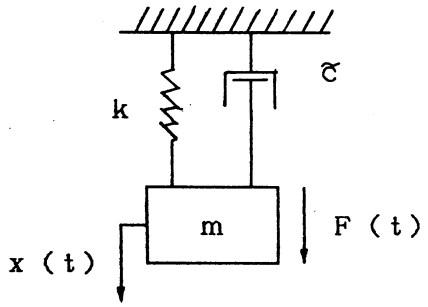


図1．1自由度をもつ強制振動系

図1に示されるようなファジイ減衰をもつ1自由度強制振動系を考える．ここでmは質量，kはばね定数，$F(t)=f_0\sin\omega_0 t$は強制力とし，cのファジイ減衰係数をもつとすると次式が成立する．

$$m\frac{d^2x}{dt^2} + c\frac{dx}{dt} + kx = f_0\sin\omega_0 t \quad (1)$$

まず，自由振動解，すなわちファジイ減衰をもった媒体中の復元力をもった質量の運動を考えてみると，

$$m\frac{d^2x}{dt^2} + c\frac{dx}{dt} + kx = 0 \quad (2)$$

となる．両辺をmで割って，

$$\frac{d^2x}{dt^2} + \frac{c}{m}\frac{dx}{dt} + \frac{k}{m}x = 0 \quad (3)$$

とし，いまk／m＝ω^2，c／m＝2σとすると，次式が得られる．

$$\frac{d^2x}{dt^2} + 2\sigma\frac{dx}{dt} + \omega^2 x = 0 \quad (4)$$

もし，$\omega>\sigma>0$ならば，質量の運動は減衰振動となり，この方程式の一般解は次のようになる．

$$x = e^{-\sigma t}(A\cos\tilde{\omega}_1 t + B\sin\tilde{\omega}_1 t)$$
$$= e^{-\sigma t}\tilde{\alpha}\sin(\tilde{\omega}_1 t + \tilde{\alpha}) \quad (5)$$

ここで，$\tilde{\omega}_1=\sqrt{\omega^2-\sigma^2}$である．定数AとB（または$\tilde{\alpha}$と$\tilde{\alpha}$）は初速度$v_0$と初期変位$x_0$によって次のようになる．

$$A = x_0 \qquad \tilde{B} = \frac{v_0+\sigma x_0}{\tilde{\omega}_1} \quad (6)$$

または，

$$\tilde{\alpha} = \frac{1}{\tilde{\omega}_1}\sqrt{\tilde{\omega}_1^2 x_0^2 + (v_0+\sigma x_0)^2} \quad (7)$$

$$\tilde{\alpha} = \tan^{-1}\frac{\tilde{\omega}_1 x_0}{v_0+\sigma x_0} \quad (8)$$

式(5)は減衰振動の式である．また，強制振動の場合式(4)の一般解は次のようになる．

$$x = \tilde{\alpha}e^{-\sigma t}\sin(\tilde{\omega}_1 t + \tilde{\alpha}) + \tilde{\beta}\sin(pt+\beta+\gamma) \quad (9)$$

ここで，

$$\gamma = \tan^{-1}\frac{-2\sigma p}{\omega^2-p^2} \quad (10)$$

$$\tilde{\beta} = \frac{h}{\sqrt{(\omega^2-p^2)^2+4\sigma^2 p^2}} \quad (11)$$

である．

3．1　ファジィ減衰係数をもつ固有振動数

式(5)よりファジィ減衰係数をもつ場合の固有振動数は，

$$\tilde{\omega}_1=\sqrt{\omega^2-\sigma^2} \quad (12)$$

で表される．ここで，「だいたいnぐらい」というファジィ数Nのメンバーシップ関数$\mu_N(x)$としては図2のような三角型のメンバーシップ関数とし，

$$\mu_N(x)=\max(0,\ 1-|x-n|/\theta) \quad (13)$$

（$\theta>0$）とする[6]．

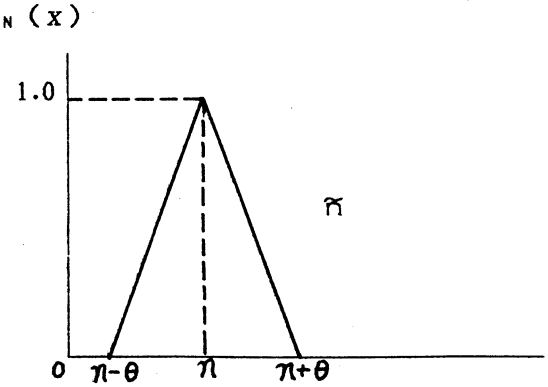


図2．ファジィ集合σ

$\tilde{\omega}_1$は図3のようになる．$\mu_{\Omega 1}(x)$は，

$$\mu_{\Omega 1}(x)=\begin{cases} L_{\Omega_1}\dfrac{\sqrt{\omega^2-n^2}-x}{\omega^2-n^2-\omega^2-(n+\theta)^2} & : x \leqq \omega^2-n^2 \\ R_{\Omega_1}\dfrac{x-\omega^2-n^2}{\sqrt{\omega^2-(n-\theta)^2}-\omega^2-n^2} & : x \geqq \omega^2-n^2 \end{cases} \quad (14\text{-}1)$$

$$\mu_{\Omega 1}(x)=\max(0,\ 1-|\sqrt{\omega^2-n^2}-n|/\theta) \quad (14\text{-}2)$$

となる．したがって，ϖ_1はＬ－Ｒファジィ数となる．

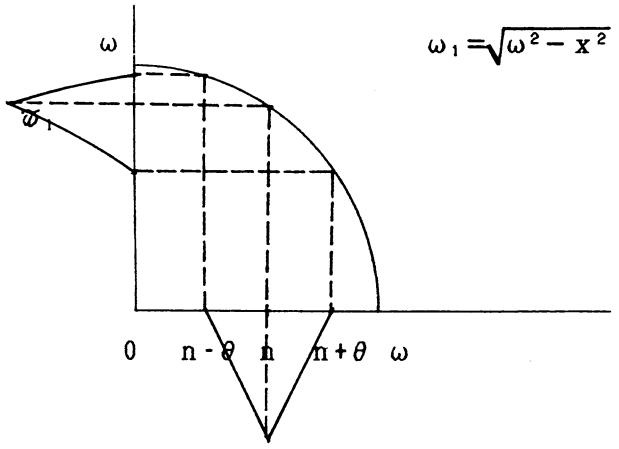


図３．ファジィ減衰係数をもつ固有振動数

$$\mu_A(x)=\begin{cases} L_A\left(\dfrac{\left(\dfrac{\sqrt{x_0^2\omega_1+\upsilon_1^2}}{\omega_1}-x\right)\omega_1^2}{(\omega_1-\sqrt{\omega^2-(n+\theta)^2})\sqrt{\upsilon_1^2+x_0^2\omega_1}+\sqrt{\upsilon_1^2+x_0^2\omega_1}-2(x_0^2\omega_1-x_0\sqrt{\omega^2-(n+\theta)^2})x_0\omega_1\omega_1}\right) \\ \qquad : x \leqq \dfrac{\sqrt{x_0^2\omega_1+\upsilon_1^2}}{\omega_1} \\ R_A\left(\dfrac{\left(x-\dfrac{\sqrt{x_0^2\omega_1+\upsilon_1^2}}{\omega_1}\right)\omega_1^2}{(\sqrt{\omega^2-(n-\theta)^2}-\omega_1)\sqrt{\upsilon_1^2+x_0^2\omega_1}+\sqrt{\upsilon_1^2+x_0^2\omega_1}+2(x_0\sqrt{\omega^2-(n-\theta)^2}-x_0\omega_1)x_0\omega_1\omega_1}\right) \\ \qquad : x \geqq \dfrac{\sqrt{x_0^2\omega_1+\upsilon_1^2}}{\omega_1} \end{cases} \quad (20)$$

３．２　振動系の振幅

式(7)より，

$$\alpha=\frac{1}{\varpi_1}\sqrt{(\varpi_1 x_0)^2+(\upsilon_0+n x_0)^2}$$

となる．ここで，

$$\tilde{C}=\upsilon_0+n x_0 \quad (15)$$

$$\tilde{D}=\varpi_1 x_0 \quad (16)$$

とすると，

$$\alpha=\frac{1}{\varpi_1}\sqrt{\tilde{D}^2+\tilde{C}^2} \quad (17)$$

となる．Ｃのメンバーシップ関数は，

$$\mu_C(x)=\max(0,\ 1-|x-(\upsilon_0+n x_0)|/\theta x_0) \quad (18)$$

となる．また，$\tilde{D}$のメンバーシップ関数は，

$$\mu_D(x)=\begin{cases} L_D\dfrac{x_0\sqrt{\omega^2-n^2}-x}{x_0\sqrt{\omega^2-n^2}-x_0\sqrt{\omega^2-(n+\theta)^2}} & : x \leqq x_0\sqrt{\omega^2-n^2} \\ R_D\dfrac{x-x_0\sqrt{\omega^2-n^2}}{x_0\sqrt{\omega^2-(n-\theta)^2}-x_0\sqrt{\omega^2-n^2}} & : x \geqq x_0\sqrt{\omega^2-n^2} \end{cases} \quad (19\text{-}1)$$

$$\mu_D(x)=\max(0,\ 1-|\sqrt{\omega^2-(x_0/x)^2}-n|/\theta) \quad (19\text{-}2)$$

となる．ここで，$\upsilon_1=\upsilon_0+n x_0$とすると，$\alpha$は

$$\alpha=\frac{1}{\varpi_1}\sqrt{\tilde{D}^2+\tilde{C}^2}$$

となる．

３．３　振動系の位相

式(8)より，

$$\alpha=\tan^{-1}\frac{\varpi_1 x_0}{\upsilon_0+n x_0}=\tan^{-1}\frac{\tilde{D}}{\tilde{C}}$$

前節より，$\tilde{C}$と$\tilde{D}$のメンバーシップ関数は式(18)と式(19)となるので，αは

$$\mu_A(x) = \begin{cases} L_A\left(\dfrac{\tan^{-1}\dfrac{x_\theta\,\omega_1}{v_1} - x}{\tan^{-1}\dfrac{x_\theta\,\omega_1}{v_1} - \tan^{-1} x_\theta\,\omega_1\,\dfrac{1}{v_1} - \dfrac{1}{v_\theta+(n-\theta)x_\theta} + \dfrac{1}{v_1}\,x_\theta\,\omega_1 - x_\theta\sqrt{\omega^2+(n+\theta)^2}}\right) \\ \qquad : x \leq \tan^{-1}\dfrac{x_\theta\,\omega_1}{v_1} \\ R_A\left(\dfrac{x - \tan^{-1}\dfrac{x_\theta\,\omega_1}{v_1}}{\tan^{-1} x_\theta\,\omega_1\,\dfrac{1}{v_\theta+(n+\theta)x_\theta} - \dfrac{1}{v_1} + \dfrac{1}{v_1}\{x_\theta\sqrt{\omega^2-(n-\theta)^2} - x_\theta\,\omega_1\} - \tan^{-1}\dfrac{x_\theta\,\omega_1}{v_1}}\right) \\ \qquad : x \geq \tan^{-1}\dfrac{x_\theta\,\omega_1}{v_1} \end{cases} \quad (21)$$

となる．

4．ファジィ減衰係数をもつ振動系の減衰能の評価

減衰比は，

$$\zeta = c/2\sqrt{mk} \quad (22)$$

で表せる[3]．また，

$$n = c/2m \quad (23)$$

である．したがって，

$$\zeta = n/\omega \quad (24)$$

となる．式(24)と式(13)より，ζのメンバーシップ関数は，

$$\mu_z(x) = \max(0,\ 1 - |x - n/\omega| / \theta/\omega) \quad (25)$$

となり，ファジィ減衰係数をもつ振動系の減衰能の評価値ζは，

$$\mu_z(x) = \max(0,\ 1 - |x - c/2\sqrt{mk}| / \theta\sqrt{m/k}) \quad (26)$$

となる．この式より，質量が大きくなると，減衰能のあいまいを表す幅を広げることになり，バネ定数が大きい場合は，減衰能のあいまいさの幅を小さくすることがわかる．

5．あとがき

機械構造物や建築構造物における構造中の減衰能のあいまいな性質を明確にするために，あいまいな減衰能をもつ振動系，すなわち，ファジィ減衰能をもつ強制振動系の定式化を行った．その結果を以下のようにまとめることができる．

1．固有振動数については，減衰係数のあいまいさの幅が広がれば，固有振動数のメンバーシップ関数は，中心の左側の幅が広がり，右側の幅が小さくなることが明かになった．

2．ファジィ減衰係数をもつ振動系の減衰能の評価値ファジィ減衰比ζのメンバーシップ関数は，質量が大きくなると，減衰能のあいまいさを表す幅を広げることになり，ばね定数が大きい場合は，減衰能のあいまいさの幅を小さくする．

参考文献

[1] Chang - ju Chen;"Fuzzy Random Responce of Nonlinear Dashpots Excited by Motion of Supports",Working Paper,Dept.of Arch. Engineering, Shanghai College of Arch.Shanghai,China,1988.

[2] Ou Jin - Ping and Wang Guan - Vuan;"Theory of Fuzzy Random Vibration with Fuzzy Parameters",Fuzzy sets and systems,Vol.36,no.1,103/112,1990.

[3] R.Plunkett;Mesurement of damping,Structural damping,Pergamon Press,London,1960.

[4] B.J.Lacan;Damping of Materials and Members in Structual Mechanics,Pergamon Press,London, 1968.

[5] 久米靖文,乾口雅弘，鄭鉉錫;" ファジィ減衰係数をもつ強制振動"，日本機械学会 [No. 910-39(I)] ファジィ／ニューラルネットの機械システムのダイナミックスと制御への応用シンポジウム講演論文集， no. 910-39,117/122,1991.

[6] 田中一男;応用をめざす人のためのファジィ理論入門，ラッセル社，1991.

[問い合わせ先]
〒591 堺市学園町１番１号
大阪府立大学工学部経営工学科
久米靖文

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

教材用ソフトウェアの評価へのファジィ理論の適用

Application of Fuzzy Theory to Evaluation of Software for Teaching Materials

但馬文昭　市川泉　武澤隆
Fumiaki TAJIMA　Izumi ICHIKAWA　Takashi TAKESAWA

横浜国立大学
Yokohama National University

あらまし　情報教育のひとつとしてＢＡＳＩＣ言語を用いた教育が行われている。プログラミング言語を教材とする学習では例題にプログラムを用いることが多い。

このとき，段階的な学習発展のため，また，形成的評価をする上で，例題をなんらかの尺度により評価しておくことが必要であると考えられる。

本研究は，教材として使用されるＢＡＳＩＣ言語により記述されたプログラムについて出現する機能語の種類と頻度に注目して教授者がプログラムを評価する際の尺度をファジィ測度と考え，その尺度を同定し，ファジィ積分による評価の方法を提案するものである。

キーワード　情報教育，評価，教材，機能語

１．はじめに

情報教育のひとつとしてＢＡＳＩＣプログラミング言語を用いた教育が行われている。教育内容には，言語の文法，計算アルゴリズム，情報処理技術の取得等が盛り込まれている。プログラム言語を教材とする学習では，文法中心では興味が半減することから，例題にプログラムを用いて学習を進めることが多い。このとき，段階的な学習の発展のために例題とするプログラムを統一的な方法により順序だてておくことや，被教授者の学習の進度を知るための形成評価を行うことが望まれる。このためプログラムの複雑さや難易度を計る尺度が必要となる。

プログラムの複雑さの評価方法には，ソースコードの行数による方法，Halstedの尺度による方法[1]がある。教材としてのプログラムは単に行数のみで評価すべきでないと考えられる。また，Halstedの尺度による方法では，プログラムの評価値は高々２０行程度の教材用プログラムでも広い範囲の値をとる。このことは人間の評価値に対する感覚にあったものとは言い難く，教育現場における相対評価の評価尺度としては適当でないと考えられる。

一般に，言語で書かれた文章において出現する語の種類や数が多いほど，多くの情報量を持っており，複雑さが増加すると考えられ，プログラムにおいても同様であると考えられる[1]。そこで，本研究ではＢＡＳＩＣ言語を対象にプログラムに出現する機能語[2]の種類と頻度に注目して，人間がプログラムを評価する際の尺度をファジィ測度[3]と考え，その尺度を同定し，それに基づき別のプログラムを評価するという評価方法について検討し，その方法の有効性を確認した。

２．ファジィ積分によるＢＡＳＩＣプログラムの評価方法について

ＢＡＳＩＣ言語はコマンド，ステートメント，関数など種々の機能を持った機能語の集合体と考えることができる。

プログラムの複雑さのある部分は機能語の個々に持つ複雑さの積み重ねと考えることにより説明されると考えられる。そこで，評価対象プログラムにおける機能語の分類毎の出現頻度分布からプログラムを評価することにする。

まず，評価の尺度となるファジィ測度を次のように定める。機能語の集合を有限集合Ｘと考え，Ｘの部分集合族をβとし，次式を満たすファジィ測度gを考える。

$$1)\ g:\beta\rightarrow[0,\ 1] \qquad (1)$$

2) $g(\phi)=0$, $g(X)=1$
(有界性) (2)

3) A, B$\in\beta$, A$\subset$Bならば,
$g(A)\leqq g(B)$
(単調性) (3)

ここで，全ての機能語個々についてgを定めることは困難であるので，機能語をその機能の面から部分集合Ei$\in\beta$，(i=1,2,･･･,n)に分類し，それぞれのEiについてgを定める。これにより，それ以外のすべての部分集合についてファジィ測度のひとつであるλ－ファジィ測度g_λ[3]を次式により構成することができる。

1) $g_\lambda: \beta \rightarrow [0, 1]$ (4)

2) $g_\lambda(\phi)=0$, $g_\lambda(X)=1$
(有界性) (5)

3) Ei$\in\beta$, Ei$\cap$Ej$=\phi$ (i$\neq$j) のとき
$g_\lambda(Ei\cup Ej)=g_\lambda(Ei)+g_\lambda(Ej)+\lambda g_\lambda(Ei)\,g_\lambda(Ej)$,
$-1<\lambda<\infty$
(単調性) (6)

本研究では，分類は基本的にはＪＩＳに基づき，比較的よく使用される語を１３種に分類している。これを表１に示す。

次に，評価するプログラムに出現する機能語の分類毎の頻度により評価のための分布関数（以下，評価関数とする。）の構成方法について述べる。

サンプルプログラムｐにおいて第ｉ番目の分類ｘｉに属する機能語の出現する頻度ｈｐ(ｘｉ)，(１≦ｉ≦１３，１≦ｐ≦m，mはサンプルの総数)について，分類毎にサンプルプログラムの最大の出現頻度により規格化する。すなわち，

$$h'p(xi)=\frac{hp(xi)}{\bigvee_{j=1}^{m} hj(xi)} \quad (7)$$

さらに，

$$h'p(x1)\geqq h'p(x2)\geqq\cdots\geqq h'p(x13) \quad (8)$$

のように並べかえ，評価関数を構成する。ただし，x_1, x_2, ･･･, x_{13}のｉをつけかえている。

ファジィ積分によるプログラムの評価値はこれらｈ'ｐ(ｒｉ)とg_λにより次式で求める。

$$es=\int h'p(x)\circ g_\lambda(\cdot)=\bigvee_{i=1}^{n}[h'p(xi)\wedge g_\lambda(Ki)]$$
ただし，$Ki=\{x1,x2,\cdots,xi\}$ (9)

ここで，∨はｍａｘ，∧はｍｉｎ演算を表す。

本研究では，ファジィ測度によりプログラムを評価する前に，機能語の分類毎の出現頻度を説明変数とし，評価値を目的変数とした重回帰分析法を適用し，回帰式の検定を行ったが，有意な結果が得られなかった。説明変数間で共線性を有している場合，

表１　機能語の分類

番号	語群　名	機能語
1	コマンド	RUN LOAD BLOAD SAVE BSAVE DELETE MERGE LIST LLIST EDIT NON RENUM TERM FILES WIDTH END
2	宣言 定義	DIM DEF INT DEF STAR DEF SEG DEF USR DEF FN DEF DBL
3	入力	
	キーボード	INPUT LINE INPUT INKEY READ DATA RESTORE
	ファイル	EOF OPEN CLOSE INPUT$ GET FIELD
4	出力	PRINT PRINT USING LPRINT LPRINT USING PUT
5	無条件分岐	GOTO GOSUB RETURN
6	条件分岐	IF～ THEN ON～ GOTO ON GOSUB ON ERROR GOTO
7	反復	FOR ～TO～ STEP ～NEXT WHILE ～ WEND
8	注釈	REM '
9	画面	CLS COLOR CONSOLE SCREEN LOCATE WINDOW ROOL VIEW
10	グラフィック	CIRCLE DRAW LINE PAINT POINT PSET PRESET GET@ PUT@
11	算術関数	ABS ANT CINT CVI CVS EXP FIX INT RND SGN SIN SQR TAN
12	文字列操作	ASC CHR$ HEX$ INSTER$ LEFT$ MID$ MKI$ RIGHT$ SPACE$ STR$ STRING$ VAL
13	その他	SWAP CALL OUT PEEK POKE BEEP

計　１０１語

互いに独立な主成分に集約し，これにより目的変数との関係をみる回帰主成分分析法[4]があるが，主成分の意味づけが困難であるため，この方法は用いなかった。

3．λ－ファジィ測度の同定

人間がプログラムを評価する際に，プログラムに出現する機能語の種類と頻度から判断して評価値を決定するときの尺度をλ－ファジィ測度g_λとして同定する手順の概略を以下に述べる。ＢＡＳＩＣプログラミング経験１０年以上の熟知した人(以下，熟練者とする）の評価値epと（８）式により求めたesとの偏差Ｊを次式により評価してＪ<0.1となるg_λを山登り法により求め，測度を同定する。

$$J=\sqrt{\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k}(ep-es)^2} \qquad (10)$$

（kはサンプルの数）

ここで，epは熟練者３人に対し，アンケートによりサンプルプログラム６種について評価してもらい，その算術平均をとって求めた。評価値はep∈［０，１］としている。なお，サンプルプログラムは工業高校で教材として使用されているプログラム集[5]（約１００種類）の中から１０～８０行程度のものを選定した。

アンケートでは，６種のうちひとつについてep＝０．１としたときの，残りのプログラムの評価値を回答してもらった。

同定用サンプルの評価関数と同定したg_λの様子を図１に示す。このとき，Ｊ＝0.08まで収束させて打ち切っている。また，λの値から人間のプログラムの評価尺度は劣加法的であることが分かる。

なお，本研究では，ファジィ測度によりプログラムを評価する前に，機能語の分類毎の出現頻度を説明変数とし，評価値を目的変数とした重回帰分析法を適用し，回帰式を求め，検定を行ったが，有意な結果が得られなかった。これは，回帰式の説明変数間で相互作用があることに起因するものと考えられ，λの値からこのことが裏付けられた。

4．ファジィ積分による評価結果とアンケートによる評価結果およびこれらの比較

評価の対象となるサンプルプログラム（以下，評価プログラムとする）は３。で掲げたプログラム集の中から６種を選定した。なお，評価プログラムはep＝０．１とするひとつを除き，同定に使用したものとは異なるものを選定している。また，評価プログラムを評価する被験者についても同定時とは別の被験者７人に対してアンケートにより評価してもらった。

熟練者の評価結果のデータについては，サンプルプログラム間で意味のある変動が得られているかどうかを予めｔ検定をした。その結果，サンプル間の平均値の差は危険率５％で有意であった。

また，同定したg_λに基づきファジィ積分により評価プログラムを評価した結果とアンケートによる評価結果を図２に示す。これによると，サンプル５がやや異なるものの他はかなりよい一致をしていることがわかる。このとき，epとesとの偏差Ｊは0.09

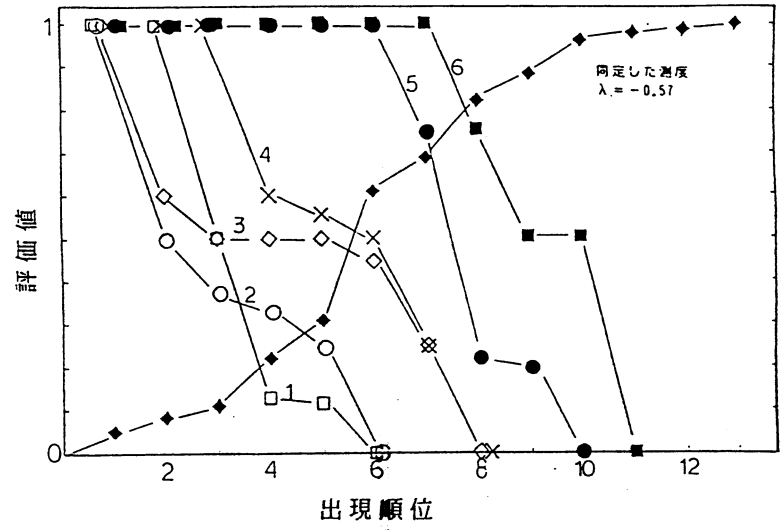


図１　同定用サンプルの評価関数と同定した測度

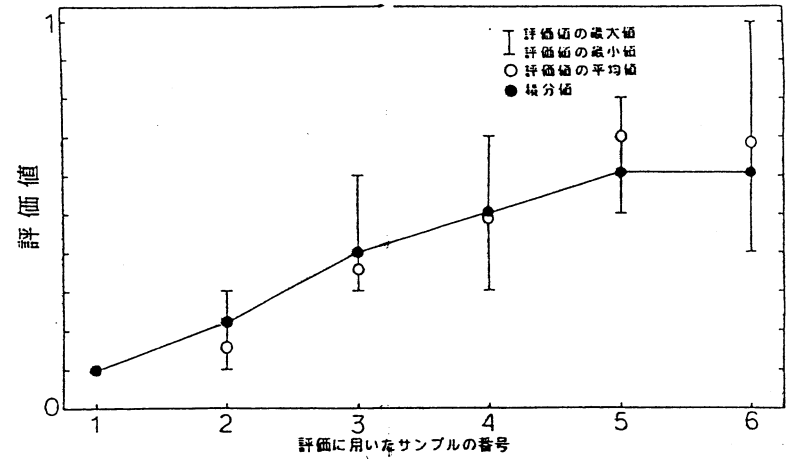


図２　評価用サンプルの評価値とファジィ積分値の比較

で目標の0.1を下まわっている。また，サンプル６の評価値のばらつきが若干大きい。これはサンプル６に算術関数を使用しているため，被験者により，難易度を高く捉えた人とそうでない人とでばらつきが大きくなったと考えられる。

５．おわりに

プログラムの難易度を評価するためにプログラムに出現する機能語の種類と頻度から評価関数を構成し，それに対してファジィ測度を求め，それに基づきファジィ積分により評価値を算出する方法について考察し，データに基づきその有効性について検討した。その結果を要約すると次のとおりである。

（１）アンケートによる機能語の種類と頻度からみたプログラムの評価値に基づき，λ－ファジィ測度が同定された。また，このときのλの値から同定された測度は劣加法性を有していることが判断された。

（２）同定したファジィ測度に基づく別の評価プログラムの評価値と別の被験者による評価プログラムの評価値が偏差0.1未満でほぼ一致し，本手法の有効性が示された。

（３）機能語の分類毎の出現頻度の最大値により規格化して評価関数を構成する方法の妥当性も示された。このことは人間がプログラムをみてその複雑さを判断する手順を表しているように考えられる。

本研究では，機能語の分類毎の出現頻度からのみプログラムを評価する方法について提案した。この評価手法は２０から３０行程度の分岐の少ないプログラムに対しては非常に有効であるが，分岐の多いプログラムの評価については機能語の種類と出現頻度からだけでは評価が十分でなく，別の手法が必要と考えられる。また，分類のそれぞれの重要度を考慮し，それらを重ね合わせた総合的な評価値を考えるときにはこの方法は適当でなく，例えば，Choquet 積分の方が適当であると考えられる。これについては今後の検討課題である。

最後に，プログラム集の提供ならびにアンケートに際し，ご協力いただいた神奈川工業高校清水紘司教諭および神奈川県情報技術教育研究会，千葉県工業教育研究会，情報教育委員会の皆様に深謝する。

文献

［１］寺本雅則：プログラムの複雑さ，電子通信学会，69,6(1986),568-571.

［２］松原伸一ほか：BASICプログラムテキスト分析システムの開発，日本教育工学雑誌，14,1(1990),29-41.

［３］菅野道夫：Fuzzy測度とFuzzy積分によるパターンの類似度評価，計測自動制御学会，9,3(1973),111-118.

［４］奥野忠一ほか：続多変量解析法，日科技連.

［５］BASICのプログラム教材：神奈川県情報技術教育研究会編，1985.
BASICプログラム問題集：千葉県工業教育研究会編，1988.

問い合わせ先：〒２４０　横浜市保土ヶ谷区
常盤台１５６
横浜国立大学教育学部
技術学科
但　馬　文　昭
TEL:045-335-1451
内線 2246
FAX:045-333-1536

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ理論を応用した授業分析とその評価

Traial and Evaluation of Class Analysis Applying Fuzzy Logic

○宮武　直樹　　清水　誠一　　安田　隆人
Naoki MIYATAKE　Seiiti SIMIZU　Takato YASUDA

法政大学　　岡山県・中川小学校　　岡山県・星小学校

Hosei University　　Nakagawa or Bisei Elementary School

あらまし　教師が授業の過程で取り込んだデータをファジィ関連度を用いて、その特徴を抽出し、ファジィ積分を用いた授業評価を求めた。また、個々の児童に即したファジィ測度の同定により、個人またはグループ指導の可能性と絶対評価に対応するものとしてのファジィ評価の可能性について検討したものである。
　また、対話形の授業評価支援システムを構築し、その実践結果からかなりの有用が認められたことを報告する。

１．はじめに

本年度から小学校では新指導要領が実施され、相対評価から個々の児童がどれだけ目標に達したかをみる観点別学習状況評価（絶対評価）へ移行する。この評価は、学習の結果そのものよりも児童が学習過程で示す努力や積極性を重視するというものである。

前回は、１、２年生の社会と理科に代わるものとして新設された「生活科」の評価に関して、この授業が体験や遊びを中心としたものであるため、児童の活動をテスト以外の方法でどのように評価したらよいかという課題に応えるものとして、ファジィ推論を用いた評価システムについて提案した。(1)

今回は、少し角度を変えて教師の自己評価と授業改善について提案してみたい。

まず、教師は自ら作った教案が学習指導の目標とよく合致しているかどうか検討を十分に行なう必要がある。その次に、実際の授業場面での指導のあり方や、授業準備のし方について自己評価を行なわなければならない。そして、それをもとに授業の改善を行なっていかなければならない。

しかし、教師が自分の授業を主観的に評価したとしても、この評価の適、不適について判断する手段を持ち合わせていないのが現状である。

本報告は、この課題に応えるものとして数理計画法で提案されているパレート最適解の概念を取り入れた評価支援システムについて提案したものである。

また、このシステムは教師による評価のばらつきをマクロ代替案に専門家（ベテラン教師や専門委員会など）の判断が包含されていることから最適解の変更が可能となり、それにともなうミクロ代替案の提示がなされ、授業評価の訂正とそれにともなう授業の改善が促せるようなシステムになっている。

なお、マクロ代替案は教師が児童の学習の状況を評価した「ファジィ評価」と、前述の教師の「自己評価」と、教師が自分の授業を主観で評価した「授業評価」の３つをもとに決定した代替案が教師（DM）に提示されるようになっている。

本システムは、教師が授業評価のためにひき出した志向（選好）に関して、妥当性があるのかどうかの情報が対話形式により提供されるため、教師の意志決定にかなりの有効性が確認された。

２．　生活科の評価

生活科の授業評価を考えるとき、その評価項目をあげると児童の学習活動の評価で約６０、教師の自己評価で約１００項目が考えられる。

本事例の指導案「うごくおもちゃをつくろう」では（図１参照）、これらの中から最小限度の項目を選び出し階層構造を構築したものが図２である。

マクロ決定に必要な評価項目として、本研究では各項目間の相関を求める代わりに、第１階層のファジィ積分値を用いることにした。即ち、児童の学習状況評価、教師の自己評価及び教師が主観的に求めた授業評価の３つの項目を設定することにした。

２．１　児童の学習活動の評価

各児童の学習活動の評価をファジィ積分を用いて求めることにする。

まず、図２の第２階層の４つの評価項目に対して、教師が指導案を作成する段階で各評価項目に対する重みであるファジィ測度$g_\lambda(x_i)$を同定し、指導目標との関連で各児童を評価する尺度とする。

x_1 ；興味、関心、意欲、態度
x_2 ；表現
x_3 ；技能
x_4 ；知識、理解

次に、評価項目別に児童が指導目標に対してどれだけ到達したかを、教師が主観的に評価した値を望ましさの度合い$A(x_i)$とする。

いま、これらの値が図３のように与えられたとき、

図１　「動くおもちゃを作って遊ぼう」の教案

１．単元名　うごくおもちゃをつくろう。

２．目　標　・身の回りの物を使って、おもちゃを作ったり遊んだりしながら、おもちゃの動きに興味を持ち、いろいろな動きをするおもちゃを作る楽しさを味わうことができる。

・簡単なきまりやルールを決めて仲よく遊にことができる。

３．単元について

（１）　本単元では、自分たちの身の回りにある材料を使って、動くおもちゃを工夫して作ったりおもちゃ大会を計画し、協力して楽しく遊んだりすることがねらいである。
　児童の身の回りにはたくさんのおもちゃがある。しかし、それらの多くは市販されているものであり、スイッチを入れれば動くものであったり、決められたものを組み立てるものであったりすることが多い。自分の創造性を発揮して作り上げていくものは少ない。そこで材料として、割りばし、牛乳パック、発泡スチロールなど児童の身の回りにある物を利用して児童が創意工夫しておもちゃ作りに取り組むことができるようにさせたい。
　また、製作過程で友達と作り方を工夫し合ったり、製作したおもちゃの遊び方を考えて遊んだりすることにより、協力することの大切さも実感させたい。
　このような活動を積み重ねることにより、児童は自分の身の回りの物に関心を持ち、自然と自分自身とのかかわりをとらえ、また、その製作、遊びを通して友達との関係を深めることができると考え、本単元を設定した。
　単元の導入にあたっては、車ややじろべえなどのいろいろなおもちゃを準備しておき、それらを使って自由に遊ばせるようにする。また、自分で作って遊んでいるおもちゃを物の会などを利用して紹介したりして、おもちゃのおもしろさに目を向けさせたい。そして、「自分のおもちゃを作って遊びたい。」という願いが高まってきたところで、おもちゃ作りの活動を始めるようにする。

（２）　本学級の児童は、身の回りの物を利用しておもちゃを作ることには積極的に取り組む。しかし、できあがった作品をもっと工夫していこうとする児童は少ない。また、児童の身の回りには一人で遊ぶ市販のおもちゃやゲームが氾濫しており、友達といっしょに遊び道具を作ったり、ルールを決めて遊んだりすることが少なくなっている。

（３）　本時では、自分のおもちゃをよりよく動くように工夫したり改造したりして、楽しく遊にことがねらいである。
　そこで、おもちゃを自由に動かして遊にことができる体育館を学習の場とし、また、平素から集めておいた材料のほかに自由に使える材料や用具などを準備しておき、自分の作りたいおもちゃを思い通りに工夫、改造することができるようにさせたい。

４．単元構成（９時間）

次	小単元	時	教師のはたらきかけ	予想される児童の反応
1次	おもちゃを作ろう	1時	・先生や友だちが作ったおもちゃで遊ぼう。	・この車よく走るなあ。 ・すごくよくとぶなあ。 ・おもしろい動きだね。 ・ぼくも、自分のおもちゃを作りたいなあ。
			いろいろなうごくおもちゃを作って遊ぼう。	
		2・3時	・身の回りにある材料でおもちゃを作って遊ぼう。	・ぼくは、牛乳パックで車を作ろう。 ・この車行儀、悪いかな。 ・わあ、走ったぞ。 ・あれ、動かないな。どうしてかな。 ・君の車はよく動くな。 ・競争してみようよ。
		4時（本時）	・自分のおもちゃを改造しよう。	・ゴムをたくさんつけるとよく走る。 ・おもりをつけるとよく動く。 ・おかしいなあ。何で君のはよく動くのかな。 ・やった！すごくとぶようになった。 ・みんなのおもちゃで遊びたいなあ。
			おもちゃ大会の計画をたてよう。	
2次	おもちゃ大会の計画をたてよう	1時	・楽しいおもちゃ大会にするために話し合おう。	・グループに分かれてお店をひらいたらどうかな。 ・一年生を招待してあげよう。 ・会場をきれいにかざろう。
		2・3時	・グループで分かれてお店を決めよう。	・ぼくたちは、車屋をしよう。 ・やじろべえランドをしたいなあ。
			・おもちゃ大会の会場を作ろう。	・入口と出口は、ここにしよう。 ・きれいにかざりたいね。
			・一年生が楽しく遊べるように工夫しよう。	・ジャンプ台やトンネルをつけよう。 ・プレゼントも作っておこう。 ・入場券いるぞ。 ・係も決めないとね。
			・おもちゃ大会の係を決めよう。	・ぼくは、案内人になるよ。 ・こうたいでお店番をしようよ。
			一年生を招待しておもちゃ大会をしよう。	
3次	おもちゃ大会をしよう	1時	・一年生と楽しく遊ぼう。	・こうするとよく動くよ。 ・一年生が喜んでくれてよかったね。
			・後片付けをみんなでしよう。	
			手紙を書いて家の人に知らせよう。	
4次	おもちゃ大会のことを家の人に知らせよう	1時	・楽しかったことをかこう。	・ぼくは、絵にかこう。 ・わたしは、絵と文にしようかな。

５．本時案（第１次第４時）

目標　自分のおもちゃをよりよく動くように工夫したり、改造したりして楽しく遊にことができる。

児童の活動	指導上の留意点	準備物
１．自分の作ったおもちゃを紹介し、工夫したいところや改造したいところを発表する。 ・ぼくは、おもりを大きくしてみよう。 ・風が、よくあたるようにするとよく動くと思う。	・改造するための準備物は、各自用意させておく。 ・代表の児童に発表させ、活動の意欲づけとする。	
自分のおもちゃをかいぞうしよう。		
２．よく動くように改造しながらあそぶ。 ・おかしいな。また動かない。 ・君の車よく走るなあ。どうしてかな。 ・ゴムをよりやすとよく走ったぞ。 ・おもりを大きくするとおもしろい動きになるよ。 ・みんなで競争しよう。 ・ジャンプ台を作ってみよう。	・材料は自分でもってきたものを使うが、もっと必要なものがあれば自由に使えるようにあき箱、牛乳パック、発泡スチロールなど身の回りの物を準備しておく。 ・カッター、きりなど危険が想定されるものは使い方を指導する。 ・材料を上手に使って改造したり、遊んだりしている子どもをしっかり指導する。 ・思い通りにいかず困っている子どもには、友達の様子を紹介したり、教師も一緒に作ったりする。	あき箱、牛乳パック、発泡スチロール、輪ゴム、竹ひご、プラスチック容器など身の回りにある物 ホッチキス、カッター、セロテープ、きりなどの道具
３．楽しく作って遊んだことを発表する。 ・よく走るようになってうれしい。 ・みんなのおもちゃで遊びたい。	・楽しかったことや改造してよかったことなどを発表させる。	

児童の総合評価値Ｆは、

$$F = \overset{n}{\underset{i=1}{\vee}} \{A(x_i) \wedge H_i\}$$

で与えられる。

以後、この値Ｆのことを相対評価や絶対評価に対比して「ファジィ評価」と呼ぶことにする。

図４は、このファジィ積分の演算の過程を図示したものである。

Ａの場合は、ファジィ測度が高い評価項目に対して、教師の評価も高い値を示した事例で、ファジィ評価はF=0.8とかなり高い値を示している。

これと逆にＢは、ファジィ測度が高い評価項目に対する教師の評価が低い事例である。当然、ファジィ評価はF=0.56と低くなる。

いま、Ａのファジィ測度について、高い評価項目は低くし、低い評価項目については高く設定し直した場合のファジィ評価を求めてみたものがＡ’である。このときファジィ評価は F=0.6となり、評価尺度が変化すると評価も変動することがわかる。このことは、個

々に即した評価尺度を設定することにより、個人又はグループ別の指導が可能になる。このようにファジィ積分は、教師の思考、判断によく一致するとともに教師の評価活動を支援する。

２．２　教師による自己評価

生活科の学習は、児童に活動、体験の楽しさを体全体で感じさせると共に、この指導の過程で関心を持ったこと、考えたこと、行動したことなどを表現させるような指導を考えることである。教師はこの指導の過程で児童の学習状況を評価しながら検証し、反省点を授業にフイードバックする必要がある。筆者らは、ここに教師自身の自己評価を加える必要があるという考え方である。

教師の自己評価の評価項目として、図２の第２階層の５項目を考え、これにファジィ積分を適用して総合評価値を求めることにする。

x_1 ； 教案の適正さ
x_2 ； 子供の生活体験の活用
x_3 ； 多様な活動の組み入れ
x_4 ； 児童の個人差への対応
x_5 ； 指導のあり方、授業の準備

上記評価項目の設定は、教師の自己評価は生活科のねらいを十分に生かした教案が作成されているか。また、実際の授業現場での指導のあり方や、授業準備のし方について評価すればよいという考え方によった。

図５に、前述のＡ、Ｂ対応した教師の評価事例をあげておく。

３．　対話型の授業評価支援システム

本システムの作成にあたって、評価項目を分析、整理して図２に示す様な階層構造を構築し、対話型ファジィ計画法のアルゴリズムに沿ってシステムの構築を試みた。

本システムは、教師（ＤＭ）が主観で求めた授業評価について、前述の児童の教育活動に対するファジィ評価と教師の自己評価を用いて、対話形式で比較検討を行ない、教師の意志決定を支援することがねらいである。また、この過程を経て教師の評価能力の向上に役立てばと考えたものである。

３．１　システムの構成

複数のトレードオフの関係にある評価項目をもつ対象

図２　評価項目の階層構造

		x_1	x_2	x_3	x_4	ファジィ積分 (言 野)	ファジィ積分 (ショケ)
A	A(x_i)	0.3	0.8	0.5	0.9	F=0.8 λ=-0.90	F=0.89 λ=-0.90
	g(x_i)	0.3	0.6	0.2	0.7		
A'	g'(x_i)	0.6	0.4	0.5	0.3	F=0.6 λ=-0.87	F=0.68 λ=-0.87
B	A(x_i)	0.3	0.8	0.5	0.9	F=0.5 λ=-0.90	F=0.63 λ=-0.90
	g(x_i)	0.6	0.3	0.7	0.2		

図３　児童Ａ、Ｂに対するファジィ評価

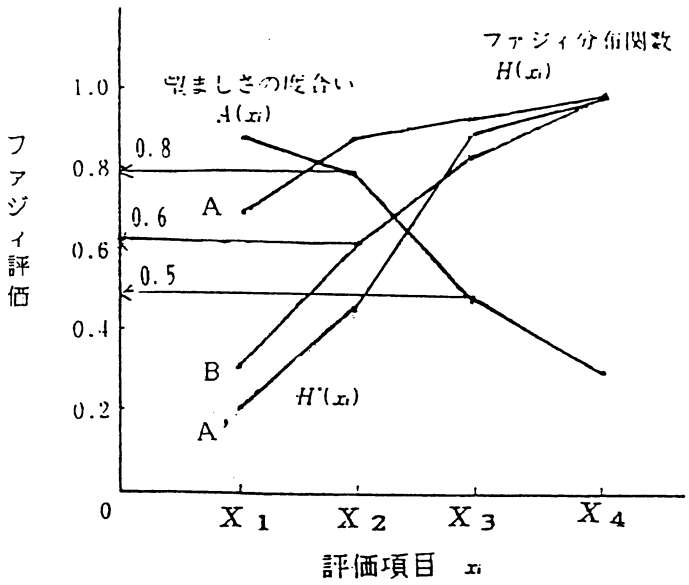
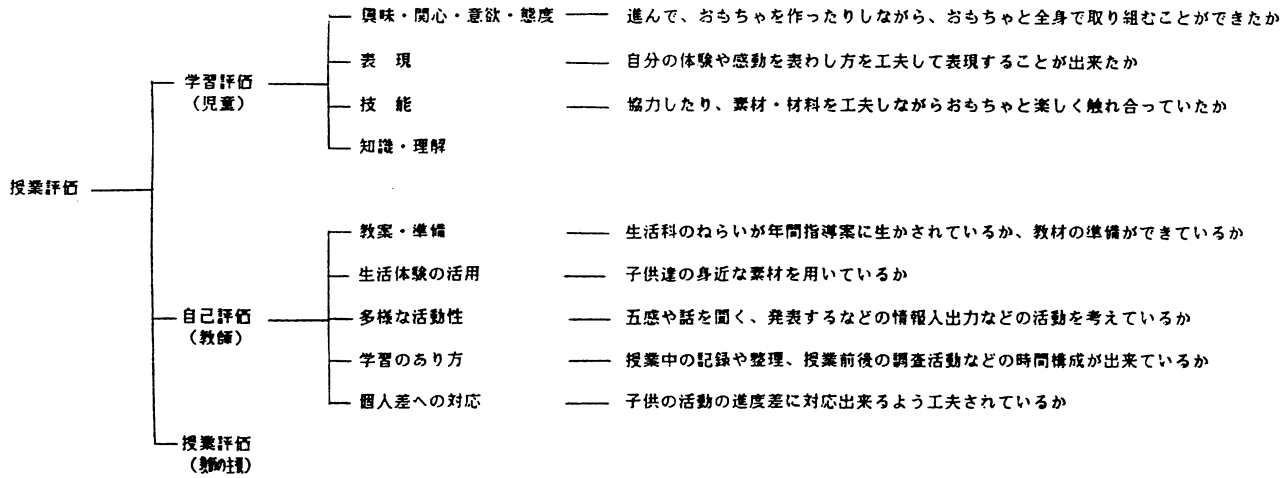


図４　ファジィ積分の演算過程

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	ファジィ積分 (言 野)	ファジィ積分 (ショケ)
A(x_i)	0.7	0.8	0.5	0.4	0.9	F=0.8 λ=-0.89	F=0.84 λ=-0.89
g(x_i)	0.6	0.4	0.6	0.4	0.7		

図５　教師に対するファジィ評価



から代替案を選択するとき、全ての評価項目に対して最適の解は一般に存在しない。そこで、図６に示す様に教師（ＤＭ）は妥協案をもって、その代替案の選択を行なう。

授業を評価するための基準については多くの要素が考えられる。そこで、マクロ的な見地から代替案を選択するための評価項目として、図２の第１階層の３つの項目を当てることにした。

・児童の学習状況の評価（ファジィ評価Ｆ）
・教師の自己評価
・教師が主観により評価した授業評価

次に、ミクロ代替案の評価項目は、図２の第２、３階層別に評価項目の関連度を調べて定性的な関係を構築した。

また、指導目標への到達度を示す評価線は、Ａ、Ｂ、Ｃの３段階評価で表わし、その内容は

Ａ ； 十分に満足できる
Ｂ ； おおむね満足できる
Ｃ ； 努力を要する

とする。

３．２ 実践と考察

本システムは対話形式をとることにより、教師(DM)が持つ選好を見つけだし、代替案の選択を行なうことが本筋であるが、本報告はこのシステムを授業評価の検証に利用しようと考えているので、この点について以下に述べることにする。

教師(DM)が、３つの評価項目のメンバーシップ値
ファジィ評価Ｆ（ファジィ積分値）
教師の自己評価（ファジィ積分値）
教師が主観的に求めた授業評価（ﾒﾝﾊﾞｰｼｯﾌﾟ値）
を入力すると、これをもとに決定された授業評価が教師に提示される。

この評価が教師の主観による評価と一致した場合は、この評価は妥当であるとみなされるわけである。

もし、本システムが提示する評価と教師の主観による評価が違った場合、システムはパレート最適計画集合を見つけて、ミクロ代替案を選択し提示してくる。しかも、図７に示すように本システムでは最適評価計画集合帯を３つ分割し、意志決定者の志向の傾向がキメ細かく読めるようにした。

さて、教師とシステムの評価が違ったということは、評価線の変更を意味し、全く別の最適評価計画集合に移ったことになる。

教師(DM)は、評価をやり直すか、システムの指示に従うのかを、志向の傾向や代替案をよく検討して意志決定すればよいことになる。

最後に、１クラス３４名の児童に対して、第２階層の評価項目の１０段階評価の相加平均による授業評価と本システムの授業評価とを比較したところ、約１５％の５名に不一致がでた。これは、３段階評価に置換えるための線引きの位置と、小数点以下の数字の扱いなどが考えられる。いずれにしても理論的な処理は無理であり、本システムの提示した評価を用いることにした。

４．おわりに

今後の課題としては、

・マクロ、ミクロの代替案のアルゴリズムを確立し、より完全なシステムの構築を目指すこと

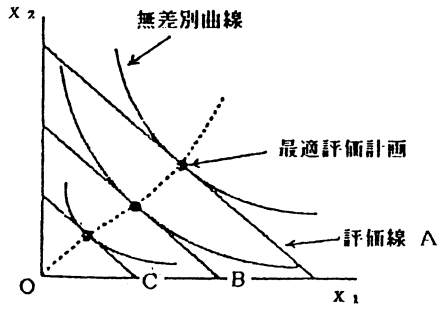


図６ パレート解

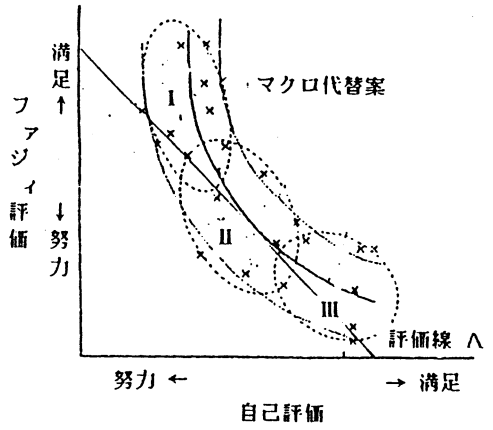


図７ 最適評価集合の分割

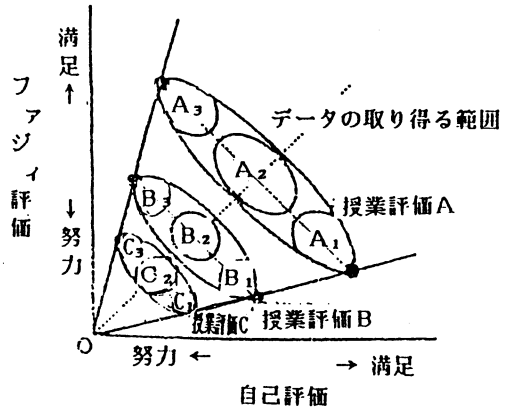


図８ マクロ代替案の選択方法

・多くの実践試み、他の評価方法との比較検討を加えること
・システムの評価を行なうことなどがある。

また、本システムが
・対話形の評価支援システムとして
・教師の評価能力の向上のための道具として
かなりの有用性が認められた。

<参考文献>
(1)宮 武：日本教育情報学会誌、Vol.6-4 ('91)
(2)宮 武：第7回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ講演論文集、('91)
(3)寺 野：システム工学入門、共立出版
(4)寺野他：応用ファジィシステム入門、オーム社
(5)坂 和：ファジィ理論の基礎都応用、森北出版

<連絡先>〒184 東京都小金井市梶野町3-7-2
法政大学工学部計測工学科
TEL.0423-87-6252 FAX.0423-87-6123

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

二輪自動車の被視認性の評価値に関するファジィ解析

Fuzzy Analysis on Visibility of Motorcycle

森田和元　　益子仁一　　岡田竹雄　　伊藤紳一郎
Kazumoto MORITA, Jinichi MASHIKO, Takeo OKADA, Shinichiro ITOH

交通安全公害研究所
Traffic Safety and Nuisance Research Institute

あらまし　試作補助表示灯を装着した二輪自動車について、被視認性に関する夜間実験を実施した。その際の観測者のアンケート結果を基に判別分析を行い、二輪自動車の被視認性の評価値に影響を及ぼす要因について解析を行った結果、光度の対数値またはそれに準ずる輝度の対数値により評価の判別を行っていることがわかった。また、この評価値は観測者の主観による曖昧な性質を有していることから、ニューラルネットワークを構築することにより、二輪自動車を認知する際の観測者の各評価値に関するメンバーシップ関数を求めた。

キーワード　評価、ニューラルネットワーク、メンバーシップ関数、被視認性、二輪自動車

１．まえがき

二輪自動車は通常の乗用車に比べ車体投影面積が小さいことなどから、被視認性に劣ると言われている。このため、二輪自動車の被視認性を向上させる目的で、昼間時における前照灯の点灯も行われるようになってきている。また、この他、車幅灯のような補助表示灯を装着することにより被視認性を高めることも一つのアイデアとして考えられる。しかしながら、このような場合、周囲の人間がどのような判断により二輪自動車を認知しているのかについて、必ずしも明らかにされているわけではない。従って、本研究においては、試作補助表示灯（以下「補助灯」という。）を装着した二輪自動車を用いて夜間実験を行い、その際の観測者のアンケート結果を基に被視認性の評価値に関する判別分析を実施し、被視認性に影響を及ぼす要因について解析を行った。また、二輪自動車を認知する際の評価値は、観測者の主観による曖昧な性質をもつファジィ集合と考えられるので、４層からなるニューラルネットワークを構築することにより、各評価値のメンバーシップ関数を求め、その特性について明らかにすることとした。

２．実験方法及び実験結果

通常の二輪自動車の前照灯の他に、補助灯を前照灯の左右に一組装着して夜間実験を行った。補助灯はハロゲン球を使用した橙色のもので、マスクにより表示面積を２０cm² または７０cm² に変更可能としている。また、補助灯の電源電圧を変更することにより、光度を各種変化させた。表１に示す実験条件を各３回繰り返すこととし、実験回数を計２１回とした。各実験では、二輪自動車が観測者に向かって約３５０m離れた地点から時速約１５kmで準静的に接近している状態において、観測者が表２の評価基準により二輪自動車の被視認性について、－４から＋４までの整数値で示される段階による評価を行った。観測者の人数は８名であり、年齢構成は、２０代１名、３０代３名、４０代２名、５０代２名であった。

評価結果としては、補助灯の左右平均光度（以下「光度」という。）が高くなるにつれ、被視認性の評価値も高くなる傾向が認められた（図１）。ちなみに、両極端の評価値である、－４（考え得る限り悪い）及び＋４（考え得る限り良い）の評価値については指摘されなかった。

３．被視認性に影響を及ぼす要因の解析

本実験における被視認性の評価値に対して、どの要因が最も影響を及ぼしているのかを多変量解析法により解析を行ってみる。評価値については、整数値であるもののグループ分けを示す質的変数であるので、解析にあたっては、与えられたデータがいくつかのグループのうち、どのグループに所属するかを決定する判別分析の手法を利用した。

判別分析においては、各説明変数の中から統計的基準に従って判別力が最大となるように変数を選択して

表1　夜間実験の実験条件

実験条件	条　件　内　容
実験条件1	二輪自動車の前照灯点灯
実験条件2	二輪自動車の前照灯点灯及び試作補助表示灯点灯 （左右平均光度 1.0cd、表示面積 20cm²）
実験条件3	二輪自動車の前照灯点灯及び試作補助表示灯点灯 （左右平均光度 2.1cd、表示面積 70cm²）
実験条件4	二輪自動車の前照灯点灯及び試作補助表示灯点灯 （左右平均光度 44.5cd、表示面積 20cm²）
実験条件5	二輪自動車の前照灯点灯及び試作補助表示灯点灯 （左右平均光度 98.0cd、表示面積 70cm²）
実験条件6	二輪自動車の前照灯点灯及び試作補助表示灯点灯 （左右平均光度 268cd、表示面積 20cm²）
実験条件7	二輪自動車の前照灯点灯及び試作補助表示灯点灯 （左右平均光度 591cd、表示面積 70cm²）

表2　夜間実験の評価基準

前照灯を点灯した二輪自動車の被視認性（目だち易さ）と比較した場合について

評価値	評　価　基　準
＋4	考え得る限り良い
＋3	非常に良い
＋2	かなり良い
＋1	やや良い
0	良くも悪くもない
－1	やや悪い
－2	かなり悪い
－3	非常に悪い
－4	考え得る限り悪い

いくことができる。実際には、群内偏差行列S_w及び全偏差積和行列S_Tを用いて群間の平均値の分離度を最大にするように変数選択が行われる。このための基準として、次のようなウィルクスのΛ統計量を用いる。

$$\Lambda = \frac{|S_w|}{|S_T|}$$

この、ウィルクスのΛ統計量の減少量が最も大きくなるように変数を選択していき、逆に既に採用されている変数の中で、除去してもΛ統計量がほとんど変化しない変数は除去してしまうという手順で行う。実際の作業にあたっては、このΛ統計量をもとにしたF値を用い、変数の選択の際には、変数編入用F値を参照し、逆に除去する際には、変数除去用F値を参照する。

本稿では、変数として、補助灯の表示面積（以下「面積」という。）、光度、この面積及び光度より算出される補助灯の輝度（以下「輝度」という。）並びに観測者の年齢（以下「年齢」という。）の4種類をとり、判別分析の変数選択を行った。データ数については、前照灯点灯のみの実験条件を除いた6種類の実験条件に対し、144件のデータがあり（6種類×繰り返し数3回×観測者数8名）、このうち、マイナスの評価値が6件と少ないためこれを除外し、0以上の評価値138件に対し解析を行った。その結果、表3に示すように、光度がグループ判別に対し最も寄与しており、次いで輝度であることがわかった。面積及び年齢はグループ判別に対し、ほとんど寄与していない。

一方、人間の感覚量は刺激の対数値に関係するという考え方もあるので、光度及び輝度について、それぞれの常用対数値を変数に加え、同様の解析を行ってみる。その結果、表4に示すように、光度そのものよりも、光度の対数値がグループ判別に対し最も寄与して

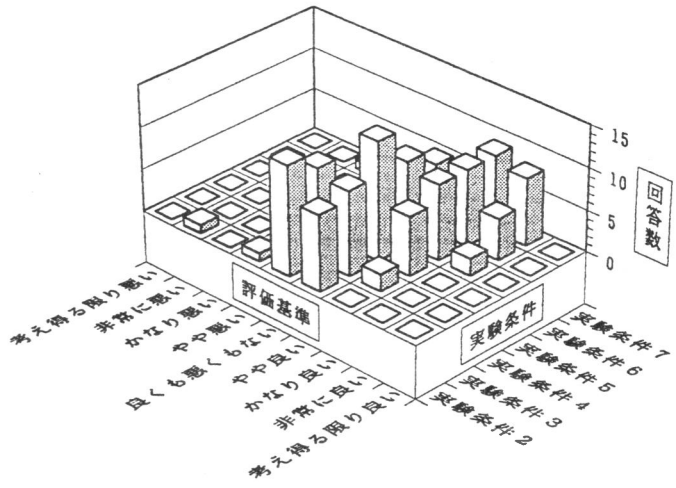


図1　各実験条件における被視認性の評価結果

表3　判別分析の変数選択

変数選択前

編入済変数群		未編入変数群	
変数名	変数除去用F値	変数名	変数編入用F値
		面　積	0．91
		光　度	19．59
		輝　度	17．43
		年　令	0．31

変数選択後

編入済変数群		未編入変数群	
変数名	変数除去用F値	変数名	変数編入用F値
光　度	4．52	面　積	0．60
輝　度	2．87	年　令	0．44

いることがわかった。この際、注意しなければいけないのは輝度の対数値であって、輝度の対数値の変数編入用F値も高い値を示すが、光度の対数値と輝度の対数値との相関係数が0．９６５と高いため、光度の対数値が選択された段階で、輝度の対数値の変数編入用F値が小さくなることが確かめられた。以上のことより、観測者が評価をする際には、光度の対数値またはそれに準ずる輝度の対数値により感覚的なグループ判別を行っていると考えられる。

4．評価値のメンバーシップ関数の導出

観測者の評価値については、たとえば0は「良くも悪くもない」を表わし、1は「やや良い」を表わしている。これらの評価値は観測者の主観により判断されているものであり、その意味において曖昧な性質を有している。従って、各評価値に対するメンバーシップ関数を求め、どのような特性を有しているのかを明らかにしてみる。各評価値に対するメンバーシップ関数が明確に分離して同定されるならば、観測者は明確な評価の判断をしていると考えられる。逆に、メンバーシップ関数の分離が明確でないならば、観測者の判断の曖昧さも高いと考えられる。前節において、光度の対数値が最もグループ判別に関係していることがわかったので、ここでは、光度の対数値を全体集合としてメンバーシップ関数を求めることとする。

メンバーシップ関数を求める方法として各種の方法が考えられるが、本稿では、入力層（1ユニット）、2隠れ層（各4ユニット）、出力層（4ユニット）の4層からなるニューラルネットワーク（図2）を使い、入力の教師信号として実験時の光度の対数値、出力の教師信号としてそれに対応する各評価値を用いることによりメンバーシップ関数を求めることとした。出力の教師信号の与え方については、出力層の4ユニットに対し、それぞれ0～3までの評価値を対応させ、各入力に対し、対応する評価値のユニットの出力を1とし、それ以外のユニットの出力を0として教師信号としたものである。入力層は単なるバッファ層であり、他の各層の出力関数は

$$f(z)=\frac{1}{1+\exp(-z)}$$

のシグモイド関数である。また、2隠れ層及び出力層については、バイアスとして定数を各ユニットに対し入力している。学習方法は、よく使用されているバックプロパゲーションを用いた。また、各ユニットの重み係数の修正分Δwは、一時点前の修正分も慣性項として考慮することにより、

$$\Delta w=0.3\Delta w\ (\text{現時点の修正分})+0.5\Delta w\ (\text{一時点前の修正分})$$

として求めている。図3に、このニューラルネットワークにより求めた各評価値のメンバーシップ関数を示す。光度の対数値が高くなるにつれ、「良くも悪くもない」から、「やや良い」、「かなり良い」、「非常に良い」という評価に移動していくことがわかる。もっとも、「非常によい」のメンバーシップ関数の表れ方は小さく、「やや良い」のメンバーシップ関数の領域は大きく表れている。このことは、一般的に人間は極端な評価を避けるものであると理解することができる。従って、人間の主観についてファジィ解析を行う際には、そのメンバーシップ関数の決定に注意を要することがわかる。すなわち、同一形状のメンバーシップ関数を人間の主観による評価値等に機械的にあてはめることは、不適当な場合があると考えられる。

前節で、光度の次に影響を与えていたのが輝度であることがわかった。従って、上記のニューラルネットワークを用い、入力として輝度の対数値を与え、同様に各評価値のメンバーシップ関数を求めると図4のようになる。定性的に図3の各評価値のメンバーシップ関数と類似の結果が得られ、輝度の対数値についても

表4　判別分析の変数選択

変数選択前

編入済変数群		未編入変数群	
変数名	変数除去用F値	変数名	変数編入用F値
		面　積	0．９１
		光　度	１９．５９
		光度の対数値	３１．１２
		輝　度	１７．４３
		輝度の対数値	２７．７８
		年　令	0．３１

変数選択後

編入済変数群		未編入変数群	
変数名	変数除去用F値	変数名	変数編入用F値
光度の対数値	１２．５１	面　積	0．１０
光　度	３．８７	輝　度	0．３０
		輝度の対数値	0．１０
		年　令	0．５０

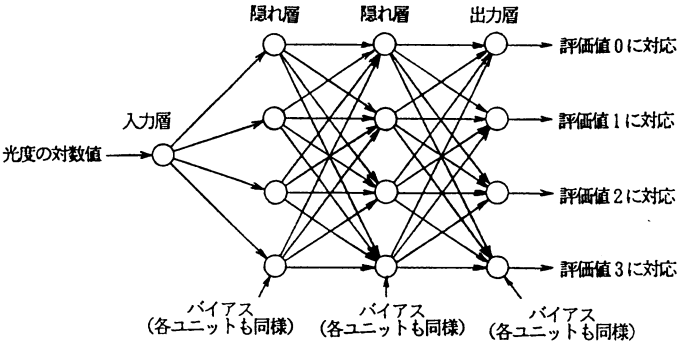


図2　ニューラルネットワーク

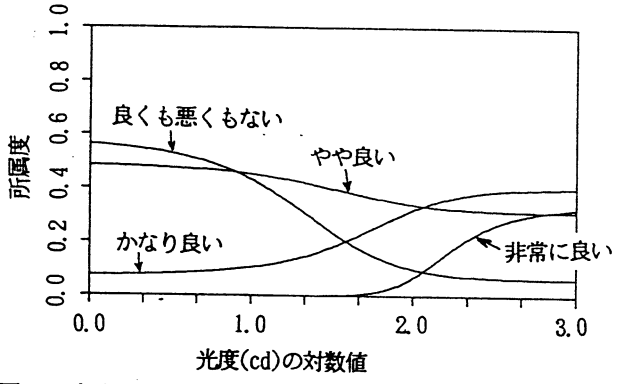


図3　光度の対数値に関する各評価値のメンバーシップ関数

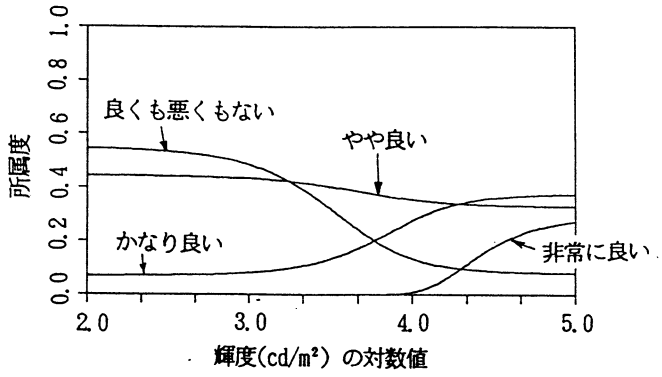


図4　輝度の対数値に関する各評価値のメンバーシップ関数

光度の対数値とほぼ同様な特性を有していることがわかる。

参考として、前節でほとんど判別に寄与しないことがわかった年齢について同様な解析を行うと、図5のようになる。メンバーシップ関数は横軸に対してほぼ平行となっており、この結果からも、年齢については観測者の評価に影響を与えていないことがわかる。

5．まとめ

二輪自動車の被視認性について検討を行うため、現行の前照灯の他に左右一組の補助灯（橙色）を装着して夜間実験を行った。その際の8名の観測者のアンケート結果を基に、被視認性に関する評価値について判別分析を行い、評価の判別に影響を及ぼす要因について解析を行った。その結果、観測者が二輪自動車の被視認性の評価を行う際には、光度の対数値またはそれに準ずる輝度の対数値により評価の判別を行っていることがわかった。

観測者の評価値は主観により判断されるものであり、曖昧な性格を有している。そこで、各評価値はそれぞれファジィ集合をよしていると考え、各評価値に対するメンバーシップ関数を求めるため、4層からなるニューラルネットワークを構築し、実験データを入力及び出力の教師信号として与えバックプロパゲーションにより学習を行った。入力として光度の対数値を考え、出力として「良くも悪くもない」、「やや良い」、「かなり良い」、「非常に良い」の4種類を考えた場合のそれぞれのメンバーシップ関数を求めると、「やや良い」というメンバーシップ関数の領域が最も大きいことがわかった。また、入力として輝度の対数値をとった場合も類似のメンバーシップ関数が得られ、輝

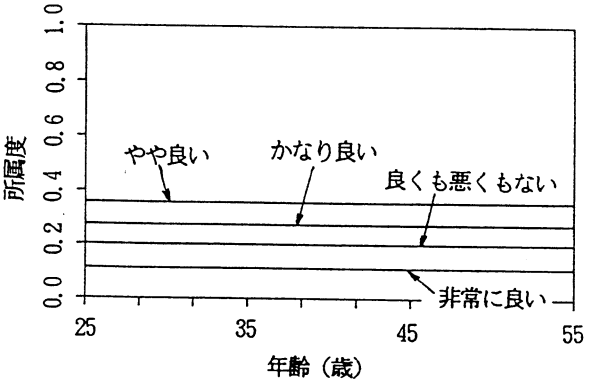


図5　年齢に関する各評価値のメンバーシップ関数

度の対数値も光度の対数値とほぼ同様な特性を有していることが認められた。

6．あとがき

今回の結論については、二輪自動車が観測者に対して、距離約350mの地点より時速約15kmで準静的に接近した夜間実験のデータを基にして得られたものである。従って、限られた条件下での結論であるので、この他の各種の実験条件の場合の結果については、今後、データの蓄積と解析を図っていくこととしたい。なお、本実験の観測者としてご協力頂いた方々に深く感謝いたします。

問い合わせ先：〒181　三鷹市新川6－38－1
運輸省交通安全公害研究所
交通安全部　保安装置研究室
森田和元
TEL　0422-41-3214
FAX　0422-41-3233

区間表現法によるファジイ数のｔ－ノルム演算の一般化（Ⅰ）
－Ｍｉｎファジイ演算の場合－

A Generation of T-norms Fuzzy Operations on Fuzzy Numbers by using Interval Representations (Ⅰ)
-Min Fuzzy Operations-

中村　佳正
Yoshimasa NAKAMURA
広島工業大学
Hiroshima Institute of Technology

あらまし：本研究はファジィ数演算の区間表現法による一般化を目的とする。今回は実数軸上に可能性分布として、帰属度関数を使って定義された任意の型のファジィ数について、Max Minファジィ数演算を拡張する。L.A.ZADEHによって提唱された拡張原理による結果を、関数演算を使わず、レベル集合に基ずく、区間表現を使った演算によって、簡単かつ実用的に算出できる方法を提案する。

キーワード：ファジィ数演算、Ｍｉｎファジィ演算、区間表現法、一般化、α等高線図

1。はじめ

L.A.ZADEHがファジィ集合と理論を提唱して、２７年間過ぎた。情報処理の立場に立って考えると、従来の理論とデータ処理ではコンピュータの利用に限界がある。この限界を打破し、コンピュータの利用技術をより人間に馴染みやすいものとする上で、このファジィ理論の果たす役割は重要である。ファジィ集合と理論に基ずく情報処理として、ファジィ型情報処理の確立が必要である。なお、この新しい情報処理は従来の情報処理方法を拡張、包含したものでなければならない。現在、開発、運用されている膨大な数のソフトを生かしながら、ファジィ型ソフトに移行することが現実的に要望されることである。このような要望に沿った一つの課題として、ファジィ数演算の一般化が明示されることは、今後のファジィ型データ処理を確立する上で有意義なことである。

本研究の目的は１９７５年L.A.ZADEHによって、提唱されたファジィ数演算の基本理論である拡張原理[1]以来、研究され続けられているファジィ数演算について、区間演算法によって、一般化を行おうとするものである。

2。前提

本研究を進めていく上で、以下のものを前提として考えている。

2。１　区間表現法の有利性

実数軸上に定義されたファジィ数を扱う２つの方法がある。１つは点関数として表現し、演算を扱うものと、他の方法はレベル集合またはその区間表現として扱うものである。この２つの方法についてどちらがファジィ数演算にとって有利であるかということは、自ずから明らかである。なぜなら、（０、１］区間でαレベル毎の区間値について計算する場合と、実数軸上の広範囲について関数値を計算することを考えれば、その計算効率の上からレベル集合すなわち区間表現法による有利さは判る。また、帰属度関数は実数軸上の座標点として考えなければならないが、区間としてこれを把握する時は、線として扱うことにより、次元の高い方法であると考えられる。さらに、ファジィ集合の意味解釈する場合、区間は自由裁量の幅として考えられる。

2。２　レベル集合と区間表現[2]

（ａ）ファジィ集合$\tilde{A}$はαレベル集合を使って式(1)の様に表される。（参照図１）

$$\tilde{A}=\bigcup_{\alpha} \alpha\cdot\tilde{A}_{\alpha}=\bigcup_{\alpha} \alpha\cdot[\underline{a}(\alpha),\bar{a}(\alpha)]$$
$$=\bigcup_{\alpha} \alpha\cdot[\underline{a},\bar{a}](\alpha)=[\underline{a},\bar{a}](\alpha) \qquad (1)$$

ここに、α：帰属度関数$\mu_{\tilde{A}}(x)$のレベル、$\alpha\in(0,1]$, $\tilde{A}_{\alpha}$：ファジィ集合$\tilde{A}$のαレベル集合，$\tilde{A}_{\alpha}=\{x \mid \mu_{\tilde{A}}(x)\geq\alpha, \alpha\in(0,1]\}$、$\underline{a}(\alpha)$：$\tilde{A}_{\alpha}$の最小値，$\bar{a}(\alpha)$：$\tilde{A}_{\alpha}$の最大値、$[\underline{a}(\alpha),\bar{a}(\alpha)]$、$[\underline{a},\bar{a}](\alpha)$：ファジィ集合の

αレベル区間表現。

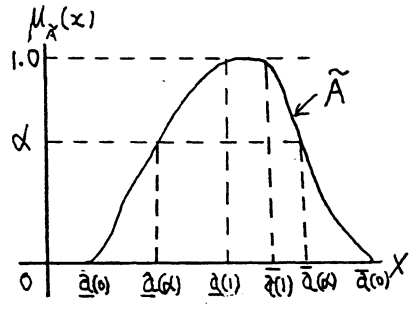


図1。ファジィ集合Ãと区間値

なお、以下αレベルの値はα∈(0,1]として考える。また、$\bigcup_{\alpha}\alpha\cdot$を省略して、
Ã=[a,ā](α)として以下示す。

具体例として図2、3の場合の区間表現を以下示す。

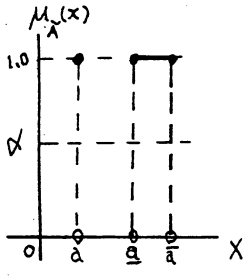


図2。点と区間

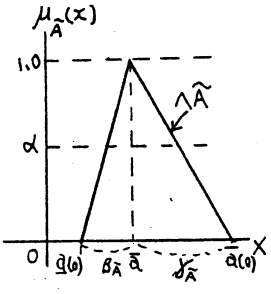


図3。Λ関数

(1)点　Ã=[a,a](α)　　(2)

(2)区間集合Ã=[a,ā](α)　　(3)

(3)Λ関数Ã=[a(0)+α·(ā-a(0)),
ā(0)-α·(ā(0)-ā)](α)
=[a(0)+α·$\beta_{\tilde{A}}$,ā(0)-α·$\gamma_{\tilde{A}}$](α)　　(4)

（b）直積集合

ファジィ集合ÃとB̃の直積集合は次の様な区間表現で現される。

Ã×B̃=[Ã$_\alpha$,B̃$_\alpha$]=[[a,ā](α),[b,b̄](α)]
=[[a,ā],[b,b̄]](α)　　(5)

（c）ファジィ凸集合Ã

ファジィ凸集合Ãを区間表現で表すと次の様になる。

Ã={x | $\mu_{\tilde{A}}$(x)≧α, x∈[a,ā](α)}　　(6)

2。3　拡張原理の区間表現

実数軸R上に定義された2つのファジィ数ã,b̃にファジィ演算f̃を施して得えられるファジィ数c̃は一般に次のように現される。

$\tilde{C}=\mu_{\tilde{C}}(w)=\mu_{\tilde{f}(\tilde{a},\tilde{b})}(w)=\sup_{w=f(u,v)}\inf\{\mu_{\tilde{a}}(u),\mu_{\tilde{b}}(v)\}$　　(7)

これを区間表現で現すと、

[c,c̄](α)=[f'(a,b),f'(ā,b̄)](α)　　(8)

f'は4つの区間値を何らかの演算式で計算できるものとする。

3。　ファジィ数とファジィ数演算について制約条件の解除

上記2の前提条件の下で、ファジィ演算の一般化を行うため下記の項目について制約条件の解除を行う。

（a）ファジィ数の帰属度関数に対する制約条件の解除

一般にファジィ数はa(1)またはā(1)の存在する正規化とファジィ凸性さらに上半部分連続性の条件が付けられている。それらの内、前2つの条件を解除して下図4の様な非ファジィ凸NFC（Non Fuzzy Convex)なるファジィ数も演算対象とする[3]。

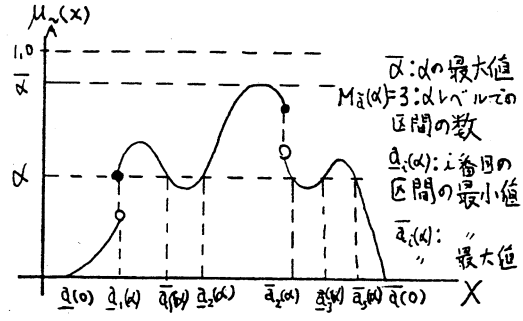


図4。非ファジィ凸NFCã̃

例えば、図4の様なNFCファジィ数ã̃は次の様な式で表される。

NFC　$\tilde{a}=\bigcup_{i=1}^{M\tilde{a}(\alpha)}[a_i,\bar{a}_i](\alpha)$　　(9)

これにより、MINKOWSKI'S OERATIONSの様な離散型のファジィ数も演算可能となる[4]。

（b）ファジィ数の領域条件の解除

ファジィ数は実数軸R上のどの領域にあっても扱えるようにする。以下、(-)ã̃,(0)ã̃,(+)ã̃とは、それぞれ区間値の領域条件が

ā(α)<0, a(α)≦0≦ā(α), 0<a(α)　　(10)

となる場合とする。ファジィ数がこれら3つの領域のどこにあってもそれらのファジィ数演算ができるようにする。

（c）ファジィ演算子の一般化

ファジィ演算子○は⊕,⊖,⊗,⊘,M̃ax,M̃inが代表的に扱われている。

⊖と⊘演算は区間表現で次のようになる[3]

⊖b̃=[-b̄,-b](α)　　(11)

1/b̃=[1/b̄,1/b](α)　　(12)

従って、

ã⊖b̃=ã⊕(⊖b̃), ã⊘b̃=ã⊗(1/b̃)　　(13)

となる。

これより、ファジィ数の二項演算は基本的には⊕と⊗の場合について考えればよい。

4。 区間演算式の一般化

前述3において、ファジィ数に対して、通常与えている制約条件を解除し、一般化されたファジィ数間での各αレベル毎の区間演算式を以下求める。ただし、ファジィ数の二項演算$\tilde{a}\bigcirc\tilde{b}$は⊕と⊗について、交換則が成立することにより，$\tilde{a}\bigcirc\tilde{b}=\tilde{b}\bigcirc\tilde{a}$が言えるから，$\tilde{a}$、$\tilde{b}$の領域とそれらが重複しているかどうかについて考えればよい。したがて、表1の様な区分について区間演算式を考えれば十分である。

（a）$\tilde{c}=\tilde{a}\oplus\tilde{b}$の場合

一般化された区間式は唯一である。

$$\tilde{c}=[\underline{c},\bar{c}](\alpha)=[\underline{a}+\underline{b},\bar{a}+\bar{b}](\alpha) \qquad (14)$$

（b）$\tilde{c}=\tilde{a}\otimes\tilde{b}$の場合

領域と重複しているかどうかで区分したら表1の様になる。

$(\tilde{a},\tilde{b})$	重ならない場合 $(\tilde{a}\cap\tilde{b}=\phi)$	重なる場合 $(\tilde{a}\cap\tilde{b}\neq\phi)$
((0),(0))		[Min($\underline{a}\bar{b}$,$\bar{a}\underline{b}$), Max($\underline{a}\underline{b}$,$\bar{a}\bar{b}$)(α)]
((-),(+))	[$\underline{a}\bar{b}$,$\bar{a}\underline{b}$](α)	
((+),(+))	[$\underline{a}\underline{b}$,$\bar{a}\bar{b}$](α)	
((-),(-))	[$\bar{a}\bar{b}$,$\underline{a}\underline{b}$](α)	
((-),(0))	[$\bar{a}\bar{b}$,$\underline{a}\underline{b}$](α)	
((0),(+))	[$\underline{a}\bar{b}$,$\bar{a}\bar{b}$](α)	

表1。ファジィ⊗の領域別区間演算式

領域に無関係なファジィ積の一般式は

$$\tilde{c}=[\underline{c},\bar{c}](\alpha)=[\mathrm{Min}(\underline{a}\underline{b},\underline{a}\bar{b},\bar{a}\underline{b},\bar{a}\bar{b}),\ \mathrm{Max}(\underline{a}\underline{b},\bar{a}\underline{b},\bar{a}\bar{b})](\alpha) \qquad (15)$$

となる。

αレベルの区間演算式において、$\tilde{a}$と$\tilde{b}$の領域を考慮した区間演算式を使うか、どの領域に関しても適用できる一般式を使うかは応用場面で決めれば良い。

5。 α等高線図によるMax Minファジィ数演算の区間演算の妥当性の説明

前述までの区間演算式が成立する最初の厳密な関数表現による数学的証明はH.PRADE, D.DUBOISによる[5]。

本研究では，tーノルムとしてMinの場合のファジィ演算結果のレベルをα等高線として表し、そのα等高線上の区間値演算によって、ファジィ数演算結果が求まることを説明する。

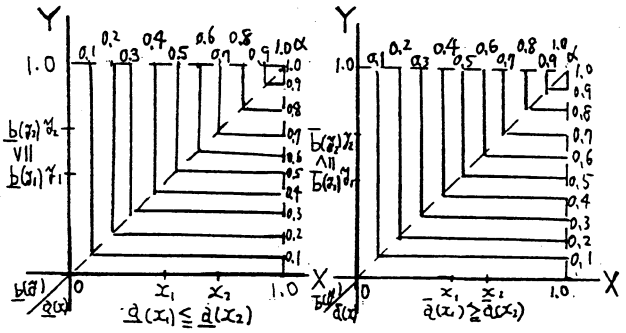


図5。左α等高線図

図6。右α等高線図

図5と6において、X軸上に配置している$\underline{a}(x)$,$\bar{a}(x)$はファジィ数$\tilde{a}$のxレベルでの2つの区間値$[\underline{a}(x),\bar{a}(x)]$であり、Y軸上に配置している$\underline{b}(y)$,$\bar{b}(y)$はファジィ数$\tilde{b}$のものである。$\underline{a}(x)$,$\underline{b}(y)$は非減少である。

すなわち、$0<x_1\leq x_2\leq 1$($0\leq y_1\leq y_2\leq 1$)に対して、

$\underline{a}(x_1)\leq\underline{a}(x_2)$($\underline{b}(y_1)\leq\underline{b}(y_2)$)である。

$\bar{a}(x)$,$\bar{b}(y)$は非増加である。

すなわち、上と同じx_1,x_2(y_1,y_2)について、

$\bar{a}(x_1)\geq\bar{a}(x_2)$($\bar{b}(y_1)\geq\bar{b}(y_2)$)である。

図5、6は上記性質の座標上に下記の$\alpha=\mathrm{Min}(x,y)=x\wedge y$なるα等高線を記入したものである。

拡張原理によるファジィ数演算$\tilde{c}=\tilde{a}\bigcirc\tilde{b}$はこれらの座標上において、α等高線上の区間値を計算すれば求まる。

（a）$\tilde{c}=\tilde{a}\oplus\tilde{b}$の場合

図5（6）のα等高線上の任意のx,yに対し、

$\underline{a}(x)+\underline{b}(y)\geq\underline{a}(\alpha)+\underline{b}(\alpha)$ また、

$\underline{a}(x)+\underline{b}(y)\geq\underline{a}(x)+\underline{b}(\alpha)\geq\underline{a}(\alpha)+\underline{b}(\alpha)$

($\bar{a}(x)+\bar{b}(y)\leq\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(y)\leq\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(\alpha)$ また、

$\bar{a}(x)+\bar{b}(y)\leq\bar{a}(x)+\bar{b}(\alpha)\leq\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(\alpha)$) (16)

となり、最小値（最大値）は$\underline{a}(\alpha)+\underline{b}(\alpha)$($\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(\alpha)$)である。

従って、式(14)と等しい。すなわち、

$$\tilde{c}=[\underline{c},\bar{c}](\alpha)=[\underline{a}+\underline{b},\bar{a}+\bar{b}](\alpha)$$

（b）$\tilde{c}=\tilde{a}\otimes\tilde{b}$の場合

上と同様にして、ファジィ積の場合も容易に求まる。領域が((+),(+))の場合、

$$\tilde{c}=[\underline{c},\bar{c}](\alpha)=[\underline{a}\cdot\underline{b},\bar{a}\cdot\bar{b}](\alpha) \qquad (17)$$

領域が一般の場合、

$$\tilde{c}=[\underline{c},\bar{c}](\alpha)=[\mathrm{Min}(\underline{a}\underline{b},\underline{a}\bar{b},\bar{a}\underline{b},\bar{a}\bar{b}),\ \mathrm{Max}(\underline{a}\underline{b},\bar{a}\underline{b},\bar{a}\bar{b})](\alpha) \qquad (18)$$

となる。すなわち、式(15)と等しい。

6。 Λ型とNFC型ファジィ数について、区間演算式の一般化例

具体的なファジィ数として、Λ型とＮＦＣ型のそれぞれのファジィ数を$\tilde{a}$、$\tilde{b}$として、ファジィ演算の３組について区間演算式の結果のみ示す。

（１）$\tilde{c}=\Lambda\tilde{a}\bigcirc\Lambda\tilde{b}$

(a)○＝⊕の場合

$$\tilde{c}=[(\underline{a}(0)+\alpha\cdot\beta_{\tilde{a}})+(\underline{b}(0)+\alpha\cdot\beta_{\tilde{b}}),\ (\bar{a}(0)-\alpha\cdot\gamma_{\tilde{a}})+(\bar{b}(0)-\alpha\cdot\gamma_{\tilde{b}})](\alpha)$$
$$=[\underline{a}'+\underline{b}',\bar{a}'+\bar{b}'](\alpha) \qquad (19)$$

(b)○＝⊗の場合

$$\tilde{c}=[\mathrm{Min}(\underline{a}'\underline{b}',\underline{a}'\bar{b}',\bar{a}'\underline{b}',\bar{a}'\bar{b}'),\ \mathrm{Max}(\underline{a}'\underline{b}',\bar{a}'\underline{b}',\bar{a}'\bar{b}')](\alpha) \qquad (20)$$

（２）$\tilde{c}=\Lambda\tilde{a}\bigcirc\mathrm{NFC}\,\tilde{b}$

(a)○＝⊕の場合

$$\tilde{c}=\bigcup_{j}^{M_{\tilde{b}}(\alpha)}[(\underline{a}(0)+\alpha\cdot\beta_{\tilde{a}})+\underline{b}_j,(\bar{a}(0)-\alpha\cdot\gamma_{\tilde{a}})+\bar{b}_j](\alpha)$$
$$=\bigcup_{j}[\underline{a}'+\underline{b}_j,\bar{a}'+\bar{b}_j](\alpha) \qquad (21)$$

(b)○＝⊗の場合

$$\tilde{c}=\bigcup_{j}^{M_{\tilde{b}}(\alpha)}[\mathrm{Min}(\underline{a}'\underline{b}_j,\underline{a}'\bar{b}_j,\bar{a}'\underline{b}_j,\bar{a}'\bar{b}_j),\ \mathrm{Max}(\underline{a}'\underline{b}_j,\bar{a}'\underline{b}_j,\bar{a}'\bar{b}_j)](\alpha) \qquad (22)$$

（３）$\tilde{c}=\mathrm{NFC}\,\tilde{a}\bigcirc\mathrm{NFC}\,\tilde{b}$

(a)○＝⊕の場合

$$\tilde{c}=\bigcup_{i}^{M_{\tilde{a}}(\alpha)}\bigcup_{j}^{M_{\tilde{b}}(\alpha)}[\underline{a}_i+\underline{b}_j,\bar{a}_i+\bar{b}_j](\alpha) \qquad (23)$$

(b)○＝⊗の場合

$$\tilde{c}=\bigcup_{i}^{M_{\tilde{a}}(\alpha)}\bigcup_{j}^{M_{\tilde{b}}(\alpha)}[\mathrm{Min}(\underline{a}_i\underline{b}_j,\underline{a}_i\bar{b}_j,\bar{a}_i\underline{b}_j,\bar{a}_i\bar{b}_j),\ \mathrm{Max}(\underline{a}_i\underline{b}_j,\bar{a}_i\underline{b}_j,\bar{a}_i\bar{b}_j)](\alpha) \qquad (24)$$

7。簡単な計算例

非ファジィ凸な上半部分連続ファジィ数$\tilde{a}$, $\tilde{b}$が、下記図７と表２の様に与えられている。それらのファジィ数演算⊕と⊗を行った結果、図８、９の様に求まる。

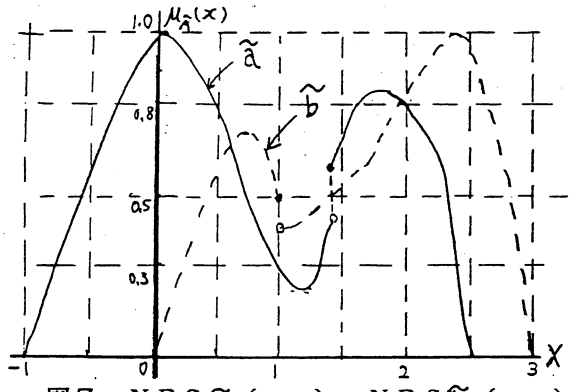


図７。ＮＦＣ$\tilde{a}$（——）、ＮＦＣ$\tilde{b}$（----）

α	$[\underline{a}(\alpha),\bar{a}(\alpha)]$	$[\underline{a}_2(\alpha),\bar{a}_2(\alpha)]$	$M_{\tilde{a}}(\alpha)$	$[\underline{b}_1(\alpha),\bar{b}_1(\alpha)]$	$[\underline{b}_2(\alpha),\bar{b}_2(\alpha)]$	$M_{\tilde{b}}(\alpha)$
1.0	[0 , 0]		1	[2.4,2.4]		1
0.8	[-0.3 , 0.55]	[1.6 , 2.0]	2	[1.9,2.7]		
0.5	[-1.6 , 0.95]	[1.4 , 2.3]	2	[0.4 , 1.9]	[1.4 , 2.8]	2
0.3	[-0.9 , 0.90]	[1.3 , 2.9]	2	[0.2 , 2.7]		
0	[-1.9 , 2.5]		1	[0 , 3.0]		1

表２．(0)$\tilde{a}$と(+)$\tilde{b}$の区間値

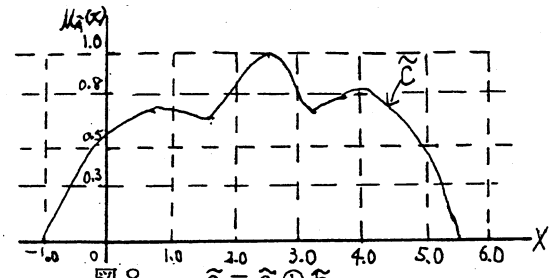


図８。 $\tilde{c}=\tilde{a}\oplus\tilde{b}$

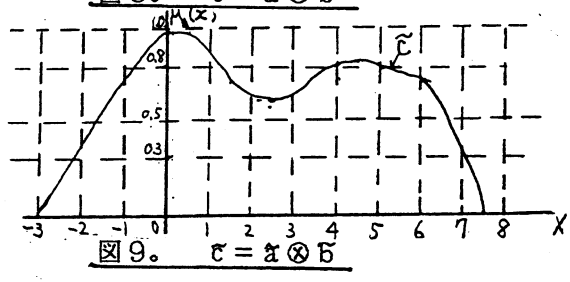


図９。 $\tilde{c}=\tilde{a}\otimes\tilde{b}$

8。まとめ

Ｔ－ノルムがMinのファジィ数演算の一般化を区間表現による簡単な演算式で明らかにした。また、Minファジィ演算のα等高線上で得られる区間値の計算によって、拡張原理による関数演算結果と同一結果が得られることを説明した。次回は、このｔ－ノルムのα等高線図を利用して、Min以外のいくつかの場合について、ファジィ数演算の一般化へ拡張する。

9。参考文献

[1]L.A.ZADEH,"Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility",Fuzzy Sets and Systems,1,1978

[2]Y.NAKAMURA,"Basic Operations on Fuzzy Sets by using Interval Representation",Proceedings of The First China-Japan International Symposium on Industrial Management,Beijing,China,Oct.16-19, p482-487,1991

[3]Y.NAKAMURA,"Extension of Algebraic Calculus on Fuzzy Numbers α-Level Sets",Presented at FIP(Fuzzy Information Processing) Symposium,Kawai,Hawaii,July, 1984

[4]A.KAUFMANN,M.M.GUPTA,"Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science",p315-320,North-Holland, 1988

[5]D.DUBOIS and H.PRADE,"Fuzzy Real Algebra :Some Results",Fuzzy Sets and Systems,Vol.2,p327-348,1979

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

区間表現法によるファジィ数のｔ－ノルム演算の一般化（Ⅱ）
Ｔ－ノルムファジィ演算の場合－

A Generation of T-norms Fuzzy Operations on Fuzzy Numbers by using Interval Representations (Ⅱ)
-T-norms Fuzzy Operations-

中村　佳正
Yoshimasa　NAKAMURA
広島工業大学
Hiroshima Institute of Technology

あらまし：本研究はファジィ数演算のMax Min演算に関して、区間表現法によって一般化した成果をｔ－ノルムファジィ数演算に拡張する。前回提案したｔ－ノルムのα等高線上で区間演算を行い、それらより、最小値、最大値を決定して行けばｔ－ノルムファジィ数演算の一般化が行えることを明らかにする。

キーワード：ファジィ数演算、Ｔ－ノルムファジィ数演算、区間表現法、一般化、Ｔ－ノルム－α等高線図

1。はじめ

本研究はMax Min ファジィ数演算に対して得た一般化をｔノルムファジィ演算に前回[1]と同様の区間表現法を用いて拡張しようとするものである。

水本はｔ－ノルム，ｔ－コノルムを統一する一般化した関数式をグラフ表現を用いながら、詳細に発表した[2]。我々の研究は通常のファジィ数演算の場合と同様に、代表的ｔ－ノルムとして、論理積（ΛまたはMin）、代数積（・）、限界積（⊙）、激烈積（Ａ）の４つに対して、ファジィ数演算の一般化を考察する。ｔ－ノルムの一般式に対応するファジィ数演算の一般化も、本研究の区間表現法によるファジィ数演算の一般化の過程を用いれば、同様な結論に到達するものと考えている。その理由は、ｔ－ノルムの一般式の図により、上記以外のｔ－ノルムの結果もMin演算と激烈積演算Ａの間に整然とした形の関数として存在しているためである。

従って、本研究は前回の研究発表のファジィ数に関するMinファジィ演算に対して得られた結果とその導入過程を引継そして援用しながら、ファジィ数演算を区間表現により、ｔ－ノルムファジィ演算に拡張し、一般化するものである。

2．ｔ－ノルムファジィ演算に対する、これまでの成果

L.A.ZADEHがファジィ数演算の基本理論として、拡張原理を提唱してから、すでに、１７年間過ぎている。その間に得られているファジィ数演算に関する成果を関数表現法と区間表現法によるものとに区分して、簡単に要点のみ述べる。

2。１　関数表現法での成果

L-R関数表現法を用いたD.DUBOIS,H.PRADEはMax Min ファジィ数演算に関する数学的な厳密な取扱を行い，さらに、ｔ－ノルムファジィ演算に拡張する試みが、制限されファジィ数演算（⊕のみ）に対して、次の３通りにファジィ数を分けて行っている[3]。それは、Non Interactive ファジィ数演算、Weakely Non Interactive ファジィ数演算とInteractive ファジィ数演算である。それらは、通常のｔ-ノルムとして、それぞれ、Maxを用いる場合、それ以外のｔ－ノルムを使う場合、さらに、２つのファジィ数の区間値にある関係が条件として、付けられた場合を扱っている。約１０年前に、発表された上記のいずれも、本研究で目的としている一般化の方向と単純な形での計算式の明示という点では物足りない。

その他、ファジィ数演算に関連したものとして、Interactive ファジィ数演算に関するもの[4]とファジィ変数における大数の法則として、いわゆる、収束の問題等が扱われている[5]。本学会で、昨年、離散表現計算によるｔ－ノルムファジィ演算で「なだらかな

非左右対称型」なファジィ数に対する演算が⊕、⊗の場合について、拡張されることが発表されている[6]。

2。2　区間表現法での成果

ファジィ数演算がαレベル集合で扱える事に関する最初の論文は、水本、田中により、１３年前に発表された[7]。その時に付けられていたファジィ数についての制約条件を解除しながら、特に区間演算によって簡単にMax Minファジィ数演算を行う試みを我々は８年前に行った[8]。この頃から、区間表現法は区間分析法(Interval Analysis)として種々の分野で採用されている。我々は前回の発表でこの区間表現法による、Max Minファジィ数演算の一般化の成果を得た。この成果を今一度ここで要約してみる。

制約条件が解除された２つのファジィ凸なる数 $\tilde{a}=[\underline{a},\bar{a}](\alpha)$ と $\tilde{b}=[\underline{b},\bar{b}](\alpha)$ が区間表現として与えられている。ファジイ演算子⊕と⊗について

$$\tilde{c}_{\Delta}=\tilde{a}\oplus\tilde{b}=[\underline{c},\bar{c}](\alpha)=[\underline{a}+\underline{b},\bar{a}+\bar{b}](\alpha) \quad (1)$$

$$\tilde{c}_{\Lambda}=\tilde{a}\otimes\tilde{b}=[\underline{c},\bar{c}](\alpha)=[\mathrm{Min}(\underline{a}\underline{b},\underline{a}\bar{b},\bar{a}\underline{b},\bar{a}\bar{b}),\ \mathrm{Max}(\underline{a}\underline{b},\bar{a}\underline{b},\bar{a}\bar{b})](\alpha) \quad (2)$$

となる。

更に、非ファジィ凸なる $\tilde{a}$, $\tilde{b}$ の場合、

$$\tilde{c}_{\Delta}=\bigcup_{i}^{M(\alpha)}\bigcup_{j}^{M(\alpha)}[\underline{a}_i+\underline{b}_j,\bar{a}_i+\bar{b}_j](\alpha) \quad (3)$$

$$\tilde{c}_{\Lambda}=\bigcup_{i}\bigcup_{j}[\mathrm{Min}(\underline{a}_i\underline{b}_j,\underline{a}_i\bar{b}_j,\bar{a}_i\underline{b}_j,\bar{a}_i\bar{b}_j),\ \mathrm{Max}(\underline{a}_i\underline{b}_j,\bar{a}_i\underline{b}_j,\bar{a}_i\bar{b}_j)](\alpha) \quad (4)$$

である。本研究においても、前回と同様、$\bigcup_{\alpha}$ が区間演算式の前に省略されている。

3。α等高線図によるｔ－ノルムファジィ演算の区間演算式の導入

前回の発表で、Minファジィ演算の区間演算式の妥当性の説明と一般化を試みた。今回はその時使用したα等高線図により、Min以外のｔ－ノルムファジィ演算に対する区間演算式を求める。α等高線図の座標の書き方は前回と同様である。また、前回までのその図は左右区間に分けて図示したが、２つの図の違いは、座標軸上の区間値が異なるだけなので、以下はこれを１つの図として表す。

ｔ－ノルムについて、次の不等号関係がある。

$$\Delta\leqq\odot\leqq\bullet\leqq\Lambda \quad (5)$$

以下、最初にΔ、更に⊙最後に・に付いて考察して行く。

3。1　激烈積Δの場合

前回と同様の要領で、$\alpha=x\,\Delta\,y$ を満足するα等高線を下記図の座標上に記入している。

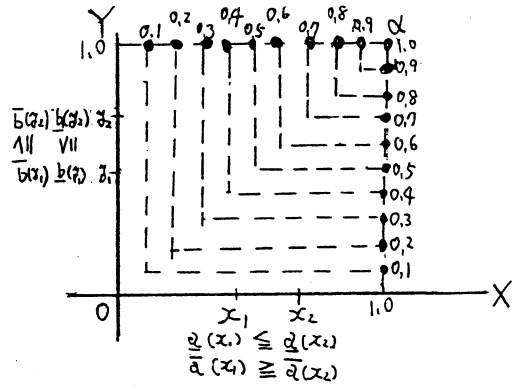


図１。Δ－α等高線図

Δ－α等高線は図１の左右区間値に対して，Ｙ軸とＸ軸の1.0上の軸上に２組の点として存在する。Δファジィ数演算の結果はΔ－α等高線上の２組の区間値を計算した値の最小値（最大値）を求めれば良い。

（ａ）$\tilde{c}_{\Delta}=\tilde{a}\oplus\tilde{b}$ の場合

上記のΔ－α等高線図より、α－レベルの２組の点

$\underline{a}(\alpha)+\underline{b}(1)$ または、$\underline{a}(1)+\underline{b}(\alpha)$ $(\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(1)$ または $\bar{a}(1)+\bar{b}(\alpha))$ (6)

の最小値（最大値）を求めれば良い。

従って、

$$\tilde{c}_{\Delta}=[\mathrm{Min}(\underline{a}(\alpha)+\underline{b}(1),\underline{a}(1)+\underline{b}(\alpha)),\ \mathrm{Max}(\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(1),\bar{a}(1)+\bar{b}(\alpha))](\alpha) \quad (7)$$

D.DUBOIS,H.PRADE[3]の結果と比較して見る。

今、α＝０として、

$$\beta_{\tilde{a}}=\underline{a}(1)-\underline{a}(0),\quad \beta_{\tilde{b}}=\underline{b}(1)-\underline{b}(0)$$

$$\gamma_{\tilde{a}}=\bar{a}(0)-\bar{a}(1),\quad \gamma_{\tilde{b}}=\bar{b}(0)-\bar{b}(1) \quad (8)$$

と置く、

$$c_{\Delta}=[\mathrm{Min}(\underline{a}(0)+\underline{b}(1),\underline{a}(1)+\underline{b}(0)),\ \mathrm{Max}(\bar{a}(0)+\bar{b}(1),\bar{a}(1)+\bar{b}(0))](0) \quad (9)$$

$$=[\mathrm{Min}(\underline{a}(1)+\underline{b}(1)-\beta_{\tilde{a}},\underline{a}(1)+\underline{b}(1)-\beta_{\tilde{b}}),\ \mathrm{Max}(\bar{a}(1)+\bar{b}(1)+\gamma_{\tilde{a}},\bar{a}(1)+\bar{b}(1)+\gamma_{\tilde{b}})](0) \quad (10)$$

$$=[\underline{a}(1)+\underline{b}(1)-\mathrm{Max}(\beta_{\tilde{a}},\beta_{\tilde{b}}),\ a(1)+b(1)+\mathrm{Max}(\gamma_{\tilde{a}},\gamma_{\tilde{b}})](0) \quad (11)$$

我々の結果は彼等の結果と等しい。

（ｂ）$\tilde{c}_{\Delta}=\tilde{a}\otimes\tilde{b}$ の場合

前回の区間演算式の一般化された式(2)をΔ－α等高線の２組の点について、適用すれば、容易に以下の一般式が求まる。

$$\tilde{c}_{\Delta}=[\mathrm{Min}\{\underline{a}(\alpha)\underline{b}(1),\underline{a}(1)\underline{b}(\alpha),\ \underline{a}(\alpha)\bar{b}(1),\underline{a}(1)\bar{b}(\alpha),\ \bar{a}(\alpha)\underline{b}(1),\bar{a}(1)\underline{b}(\alpha),\ \bar{a}(\alpha)\bar{b}(1),\bar{a}(1)\bar{b}(\alpha)\},\ \mathrm{Max}\{\underline{a}(\alpha)\underline{b}(1),\underline{a}(1)\underline{b}(\alpha),\ \bar{a}(\alpha)\underline{b}(1),\bar{a}(1)\underline{b}(\alpha),$$

$\bar{a}(\alpha)\bar{b}(1), \bar{a}(1)\bar{b}(\alpha)\}](\alpha)$ (12)

なお、ファジィ数$\tilde{a}$, $\tilde{b}$の領域が共に正なる（$(+)\tilde{a}$, $(+)\tilde{b}$）領域の場合、前回[1]の表1の式とA－α等高線図さらに$\alpha=0$より、

$\tilde{c}_A=[\mathrm{Min}\{\underline{a}(0)\underline{b}(1), \underline{a}(1)\underline{b}(0)\},$
$\mathrm{Max}\{\bar{a}(0)\bar{b}(1), \bar{a}(1)\bar{b}(0)\}](0)$ (13)
$=[\mathrm{Min}\{(\underline{a}(1)-\beta_{\tilde{a}})b(1), \underline{a}(1)(\underline{b}(1)-\beta_{\tilde{b}})\},$
$\mathrm{Max}\{(\bar{a}(1)+\gamma_{\tilde{a}})\bar{b}(1), \bar{a}(1)(\bar{b}(1)+\gamma_{\tilde{b}})\}](0)$ (14)
$=[\underline{a}(1)\underline{b}(1)-\mathrm{Max}\{\underline{b}(1)\beta_{\tilde{a}}, \underline{a}(1)\beta_{\tilde{b}}\},$
$\bar{a}(1)\bar{b}(1)+\mathrm{Max}\{\bar{b}(1)\gamma_{\tilde{a}}, \bar{a}(1)\gamma_{\tilde{b}}\}](0)$ (15)

これは、河口等[6]のA－積と同じ結果である。

3。2　限界積⊙の場合

$\alpha=x\odot y=(x+y-1)\vee 0$

を満足する⊙－α等高線は図3の様に斜線上になる。

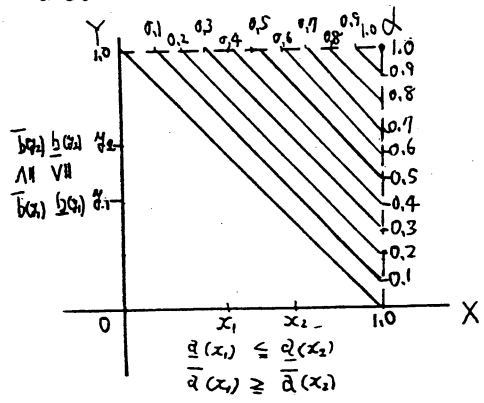


図3。⊙－α等高線図

⊙ファジィ数演算の結果は、⊙－α等高線図すなわち、すなわち、各αレベルの斜線上の区間値を計算しその最小値と最大値を求めれば良い。それらの最小値、最大値を求めるために、斜線上の区間値演算とそれらの区間の帰属度関数m.f(membership function)の性質とを考慮して、以下の図を工夫して、考察してみる。図4～7は⊙－α等高線上の区間値を計算するための図である。座標は横軸にXまたはYのレベルの値、縦軸に、区間値の値を取る様にしてある。α等高線上の2つの計算すべき区間値が区間内に図示されている。図4から図7は計算すべき区間値の組がそれぞれ、{$\underline{a}$, $\underline{b}$}, {$\bar{a}$, $\bar{b}$} {$\underline{a}$, $\bar{b}$}, {$\bar{a}$, $\underline{b}$}の全ての場合である。また、図の区間における、m.fが直線、凸、凹のそれぞれを実線、破線、一点鎖線として、表示している。

（a）　$\tilde{c}_{\oplus}=\tilde{a}\oplus\tilde{b}$の場合

以下、区間のm.fの形状により、（イ）～（ニ）になる。ここで、$\Delta\alpha=(1-\alpha)/N$とする。

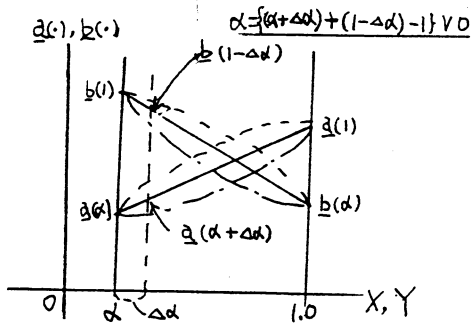


図4。{$\underline{a}$, $\underline{b}$}⊙－α等高線図

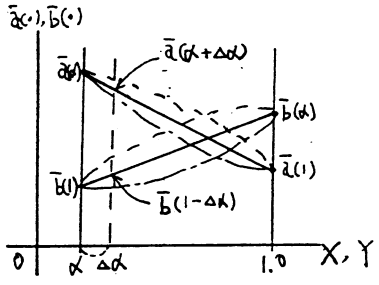


図5。{$\bar{a}$, $\bar{b}$}⊙－α等高線図

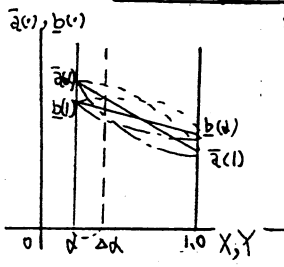


図6.{$\bar{a}$, $\underline{b}$}⊙－α等高線図

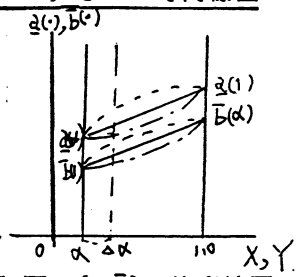


図7.{$\underline{a}$, $\bar{b}$}⊙－α等高線図

（イ）m.fが直線の時

図の端点αと1.0の計算で求まる。

$\tilde{c}_{\odot}=[\mathrm{Min}\{\underline{a}(\alpha)+\underline{b}(1), \underline{a}(1)+\underline{b}(\alpha)\},$
$\mathrm{Max}\{\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(1), \bar{a}(1)+\bar{b}(\alpha)\}](\alpha)$ (16)

（ロ）m.fが凸の時

$\tilde{c}_{\odot}=[\mathrm{Min}\{\underline{a}(\alpha)+\underline{b}(1), \underline{a}(1)+\underline{b}(\alpha)\},$
$\underset{i=0\cdots N}{\mathrm{Max}}\{\bar{a}(\alpha+i\Delta\alpha)+\bar{b}(1-i\Delta\alpha)\}](\alpha)$ (17)

（ハ）m.fが凹の時

$\tilde{c}_{\odot}=[\underset{i=0\cdots N}{\mathrm{Min}}\{\underline{a}(\alpha+i\Delta\alpha)+\underline{b}(1-i\Delta\alpha)\},$
$\mathrm{Max}\{\bar{a}(\alpha)+\bar{b}(1), \bar{a}(1)+\bar{b}(\alpha)\}](\alpha)$ (18)

（ニ）m.fが一般の時

$\tilde{c}_{\odot}=[\underset{i=0\cdots N}{\mathrm{Min}}\{\underline{a}(\alpha+i\Delta\alpha)+\underline{b}(1-i\Delta\alpha)\},$
$\underset{i=0\cdots N}{\mathrm{Max}}\{\bar{a}(\alpha+i\Delta\alpha)+\bar{b}(1-i\Delta\alpha)\}](\alpha)$ (19)

となる。

（b）$\tilde{c}_{\otimes}=\tilde{a}\otimes\tilde{b}$の場合

区間値がさらに、(-),(0),(+)領域によって、計算式が異なるから、⊕の場合より、更に複雑となる。m.fの性質による、簡易計算式も導入出来るがここでは、一般化式のみ記す。

$\tilde{c}_{\otimes}=[\underset{i=0\cdots N}{\mathrm{Min}}\{\underline{a}(\alpha+i\Delta\alpha)\underline{b}(1-i\Delta\alpha), \underline{a}(\alpha+i\Delta\alpha)\bar{b}(1-i\Delta\alpha),$
$\bar{a}(\alpha+i\Delta\alpha)\underline{b}(1-i\Delta\alpha), \bar{a}(\alpha+i\Delta\alpha)\bar{b}(1-i\Delta\alpha)\},$

$$\max_{i=0\cdots N}\{\underline{a}(\alpha+i\cdot\Delta\alpha)\underline{b}(1-i\cdot\Delta\alpha),\ \bar{a}(\alpha+i\cdot\Delta\alpha)\bar{b}(1-i\cdot\Delta\alpha),\ \bar{a}(\alpha+i\cdot\Delta\alpha)\bar{b}(1-i\cdot\Delta\alpha)\}](\alpha) \qquad (20)$$

となる。

3．3　代数積・の場合

$\alpha=x\cdot y$を満足する・$-\alpha$等高線図は図8の様になる。この図より、・$-\alpha$等高線上の区間値計算は座標点$(\sqrt{\alpha}、\sqrt{\alpha})$で、前述の場合より、さらに2等分する。図9、10は{a, b}の組について表している。

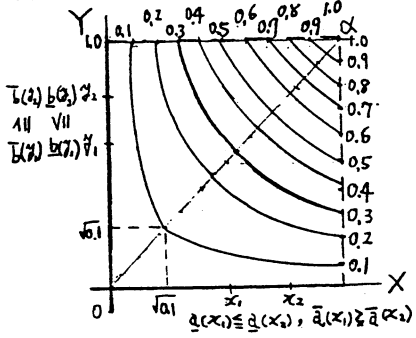


図8。・$-\alpha$等高線図

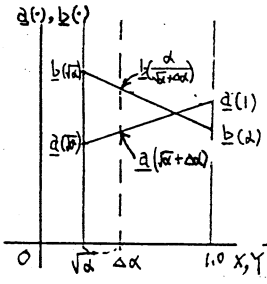


図9。右下側部分

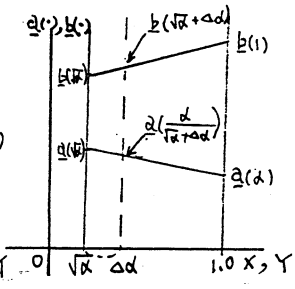


図10。左上側部分

その他の図は省略する。上図と式(1)と(2)により、以下の区間演算式が得られる。ここに、$x_i, y_i=\alpha/(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)$と置く、

（a）$\tilde{c}_\cdot=a\oplus b$の場合

$$\begin{aligned}\tilde{c}_\cdot=[&\min\{\min_{i=0\cdots N}\{\underline{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)+\underline{b}(y_i)\},\\ &\min_{i=0\cdots N}\{\underline{a}(x_i)+\underline{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\}\},\\ &\max\{\max_{i=0\cdots N}\{\bar{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)+\bar{b}(y_i)\},\\ &\max_{i=0\cdots N}\{\bar{a}(x_i)+\bar{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\}\}](\alpha)\end{aligned} \qquad (21)$$

（b）$\tilde{c}_\cdot=\tilde{a}\otimes\tilde{b}$の場合

$$\begin{aligned}\tilde{c}_\cdot=[&\min\{\min_{i=0\cdots N}\{\underline{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\underline{b}(y_i),\ \underline{a}(x_i)\underline{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\},\\ &\min_{i=0\cdots N}\{\underline{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\bar{b}(y_i),\ \underline{a}(x_i)\bar{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\},\\ &\min_{i=0\cdots N}\{\bar{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\underline{b}(y_i),\ \bar{a}(x_i)\underline{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\},\\ &\min_{i=0\cdots N}\{\bar{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\bar{b}(y_i),\ \bar{a}(x_i)\bar{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\}\},\\ &\max\{\max_{i=0\cdots N}\{\underline{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\underline{b}(y_i),\ \underline{a}(x_i)\underline{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\},\\ &\max_{i=0\cdots N}\{\bar{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\underline{b}(y_i),\ \bar{a}(x_i)\underline{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\},\\ &\max_{i=0\cdots N}\{\bar{a}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\bar{b}(y_i),\ \bar{a}(x_i)\bar{b}(\sqrt{\alpha}+i\cdot\Delta\alpha)\}\}](\alpha)\end{aligned} \qquad (22)$$

8。まとめ

Tーノルムが$\min$の場合に引継、激烈積Ⓐ、限界積⊙、代数積・におけるファジィ数演算の一般化を区間表現による簡単な演算式で明らかにした。各tーノルムのα等高線上で得られる区間値の計算によって、拡張原理による関数演算結果と同一結果が得られることを説明した。我々は、ファジィ数の型と性質、そして、実数軸上の領域の制約条件を解除した。今後、この区間表現法の応用によって、ファジィ型データ処理の発展へ貢献出来るものと確信している。

9。参考文献

[1]中村　佳正,"区間表現法によるファジィ数のtーノルム演算の一般化",8th Fuzzy System symposium,Hiroshima,May.26-28, 1992

[2]M.MIZUMOTO,"Pictorial Representations of Fuzzy Connectives,part 1:Case of t-NORMS,t-CONORMS and Averaging Operations",Fuzzy Sets and Systems,31, p217-224,1989

[3]D.DUBOIS,H.PRADE,"Additions of Interactive Fuzzy Numbers",IEEE Transactions on Automatic Control V.Ac=26,n.4, AUGUST,1981

[4]J.J.BUCKLEY,"On The Algebra of Interactive Fuzy Numbers:The Continuous Case",Fuzzy Sets & System 37,p317-326,1990

[5]R.C.WILLIAMSON,"The law of large numbers for variables under a general triangular norm extension principle",Fuzzy Sets & systems 41,p55-81,1991

[6]河口　万由香、伊達　惇,"離散表現計算によるweakely noninteractive ファジィ数の演算について",7th Fuzzy System Symposium(Nagoya,Jun.12-14),p533-536,1991

[7]M.MIZUMOTO,K.TANAKA,"SOME PROPERTIES OF FUZZY NUMBERS",ADVANCES IN FUZZY THEORY AND APPLICATIONS,M.M.GUPTA,R.K.RAGADE,R.R.YAGER(editors),North-Holland - publishing Company,p153-164,1979

[8]Y.Nakamura,"Extension of Algebraic Calculus on Fuzzy Numbers α-Level Sets",Presented at FIP(Fuzzy Information Processing) Symposium,Kawai,Hawaii,July, 1984

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ集合と2項演算
Fuzzy sets and binary operations

佐々木守寿
Moritoshi SASAKI
愛知教育大学
Aichi University of Education

あらまし　集合 X 上の2項演算から X 上のファジィ集合の族における演算を導く過程を，拡張原理を中心に据えて考察する．ファジィ関係の合成も大きな役割を果たす．そこで，よく用いられるファジィ関係の sup-∧ 合成の表現定理を，ファジィ関係とレベル2ファジィ集合を対応させることにより与える．

キーワード　拡張原理，sup-∧ 合成，2項演算，ファジィ関係，レベル2ファジィ集合

1．準備

X の通常の部分集合を A, B, C, …で，X 上のファジィ集合を A, B, C, …で表す．また，慣例に従い，A のメンバーシップ関数を同じ A という記号で表す．X の巾集合を P(X)，X 上の全てのファジィ集合の族を $\mathcal{F}(X)$ と書く．ファジィ集合 $A \in \mathcal{F}(X)$ の α-カットとしては，強 α-カット

$$A_{\alpha} = \{ x \mid x \in X,\ A(x) \not\leq \alpha \} = \{ x \mid x \in X,\ A(x) > \alpha \} \quad \text{for } \forall \alpha \in [0,1] \tag{1}$$

を用いる．また，∨ と ∧ は，それぞれ max と min を表すものとする．上限と下限については，sup と inf を用いる．

X, Y : 集合
f : X → Y : 関数

とする．f による A ⊂ X の像は，

$$f(A) = \{ f(a) \mid a \in A \} \tag{2}$$

として定義される．f(A) ⊂ Y の特性関数 $\chi_{f(A)} : Y \to \{0,1\}$ は，A の特性関数 $\chi_A : X \to \{0,1\}$ と

h : P({0,1}) → {0,1} s.t.
h({0,1}) = 1,
h({1}) = 1,
h({0}) = 0,
h(φ) = 0,　（φ は空集合）　(3)

なる関数を用いて，

$$\chi_{f(A)}(b) = h(\{ \chi_A(a) \mid a \in f^{-1}(b) \}) \quad \text{for } \forall b \in Y \tag{4}$$

と表される．ここでは，f による $A \in \mathcal{F}(X)$ の像 $f(A) \in \mathcal{F}(Y)$ のメンバーシップ関数は，よく用いられる次のものを考える．

$$[f(A)](b) = \sup \{ A(a) \mid a \in f^{-1}(b) \} \quad \text{for } \forall b \in Y \tag{5}$$

これを，拡張原理という．ここで，[0,1] は最小値が存在する集合であるから，

$$\sup \phi = 0 \quad （\phi \text{ は空集合}） \tag{6}$$

であることに注意したい．

拡張原理は強 α-カットを用いると，関数 f : X → Y と $A \in \mathcal{F}(X)$ に対して

$$f(A)_{\alpha} = f(A_{\alpha}) \quad \text{for } \forall \alpha \in [0,1] \tag{7}$$

と表現できる．弱 α-カットを用いる場合は，任意の b ∈ f(X) に対し，

$$\exists a_0 \in f^{-1}(b) \text{ s.t. } A(a_0) = \sup \{ A(a) \mid a \in f^{-1}(b) \} \tag{8}$$

が成立すれば (7) と同様の表現ができる．

2．ファジィ関係とレベル2ファジィ集合

X, Y : 集合
$R : X \times Y \to [0,1]$: ファジィ関係

とする．R に対応して二つの関数

$f_R : X \to \mathcal{F}(Y)$
$_Rf : Y \to \mathcal{F}(X)$

を，それぞれ $\forall a \in X$, $\forall b \in Y$ に対して

$$[f_R(a)](b) = R(a,b) \tag{9}$$

$$[_Rf(b)](a) = R(a,b) \tag{10}$$

という値をとるものとして定義する．ファジィ関係の

sup-∧ 合成の表現に関して，次の定理を与える．

[定理1]

X, Y, Z : 集合

$Q : X \times Y \to [0,1]$: ファジィ関係

$R : Y \times Z \to [0,1]$: ファジィ関係

とする． Q と R の sup-∧ 合成

$Q \circ R : X \times Z \to [0,1]$

に対応する関数を

$f_{Q\circ R} : X \to F(Z)$

$_{Q\circ R}f : Z \to F(X)$

とする．このとき， $\forall \alpha \in [0,1]$ に対して

(i) $f_{Q\circ R}(a)_\alpha = \cup \{ f_R(b)_\alpha \mid b \in f_Q(a)_\alpha \}$ for $\forall a \in X$ (11)

(ii) $_{Q\circ R}f(c)_\alpha = \cup \{ {}_Qf(b)_\alpha \mid b \in {}_Rf(c)_\alpha \}$ for $\forall c \in Z$ (12)

(証明)

(i) $a \in X$ を任意に固定する． $c \in Z$ に対して

$c \notin f_{Q\circ R}(a)_\alpha \leftrightarrow (a,c) \notin (Q \circ R)_\alpha$ (13)

を示せばよい．実際，

$c \notin f_{Q\circ R}(a)_\alpha$

$\leftrightarrow c \notin \cup \{ f_R(b)_\alpha \mid b \in f_Q(a)_\alpha \}$

$\leftrightarrow c \notin f_R(b)_\alpha$ for $\forall b \in f_Q(a)_\alpha$

$\leftrightarrow [f_Q(a)](b) > \alpha \to [f_R(b)](c) \leq \alpha$ for $\forall b \in Y$

$\leftrightarrow [f_Q(a)](b) \leq \alpha$ or $[f_R(b)](c) \leq \alpha$ for $\forall b \in Y$

$\leftrightarrow [f_Q(a)](b) \wedge [f_R(b)](c) \leq \alpha$ for $\forall b \in Y$

$\leftrightarrow Q(a,b) \wedge R(b,c) \leq \alpha$ for $\forall b \in Y$

$\leftrightarrow \sup \{ Q(a,b) \wedge R(b,c) \mid b \in Y \} \leq \alpha$

$\leftrightarrow [Q \circ R](a,c) \leq \alpha$

$\leftrightarrow (a,c) \notin (Q \circ R)_\alpha$ (14)

以上より，(i) が成立する．

(ii) も同様にして示すことができる．

(証明終)

[系1]

X, Y : 集合

$Q : X \times Y \to [0,1]$: ファジィ関係

$A \in F(X)$, $B \in F(Y)$

とする． $A \circ Q \in F(Y)$ と $Q \circ B \in F(X)$ をそれぞれ

$[A \circ Q](b) = \sup \{ A(a) \wedge Q(a,b) \mid a \in X \}$ for $\forall b \in Y$ (15)

$[Q \circ B](a) = \sup \{ Q(a,b) \wedge B(b) \mid b \in Y \}$ for $\forall a \in X$ (16)

とする．このとき $\forall \alpha \in [0,1]$ に対し，

(i) $(A \circ Q)_\alpha = \cup \{ f_Q(a)_\alpha \mid a \in A_\alpha \}$ (17)

(ii) $(Q \circ B)_\alpha = \cup \{ {}_Qf(b)_\alpha \mid b \in B_\alpha \}$ (18)

が成立する．

(証明略)

定理1と系1に基づき，次の記法を使用する．

[定義1]

X, Y, Z : 集合

$f : X \to F(Y)$

$g : Y \to F(Z)$

とする． $f * g : X \to F(Z)$ を

$([f * g](a))_\alpha = \cup \{ g(b)_\alpha \mid b \in f(a)_\alpha \}$ for $\forall a \in X$, $\forall \alpha \in [0,1]$ (19)

として定める．

さらに， $A \in F(X)$ に対して， $A * f \in F(Y)$ を

$(A * f)_\alpha = \cup \{ f(a)_\alpha \mid a \in A_\alpha \}$ (20)

として定める．

定理1の主張は，

$f_{Q\circ R} = f_Q * f_R$ (21)

$_{Q\circ R}f = {}_Rf * {}_Qf$ (22)

と表現できる．

3．ファジィ集合族上への2項演算の拡張

X : 集合

とする．X 上の2項演算 $\bullet$ は，直積 $X \times X$ から X への関数

$\bullet : X \times X \to X$ (23)

である．場合に応じ， $\bullet(s,t)$ を $s \bullet t$ と書くこともある．

$A, B \in F(X)$ に対して， $A \bullet B$ とはいかなるものであるかを考えてみたい．次のような定義をよく見かける．$A \bullet B$ は X 上のファジィ集合であり， $y \in X$ に対する値は次式で与えられる．

$[A \bullet B](y)$

$= \sup \{ A(s) \wedge B(t) \mid s \in X, t \in X, s \bullet t = y \}$ (24)

これは，初めに $(s,t) \in X \times X$ に対して $A(s) \wedge B(t)$ という値をとる $X \times X$ 上のファジィ集合を作る．このファジィ集合を A と B の直積と呼ぶことについては，ここでは論じない．次に，このファジィ集合の $\bullet$ による像を拡張原理によって求めたものである．

我々は，拡張原理を中心に据えて2項演算を考えてみることにする． X 上の2項演算が与えられたとき，任意に $u \in X$ を固定すると，次の二つの関数を得ることができる．

$[- \bullet u] : X \to X : s \mapsto s \bullet u$ (25)

$[u \bullet -] : X \to X : t \mapsto u \bullet t$ (26)

拡張原理を用いると，関数 $[- \bullet u]$ による $A \in F(X)$ の像は X 上のファジィ集合であり， $y \in X$ に対して次

の値をとる．

$$[\,[-\bullet u](A)\,](y) = \sup\{A(x) \mid x \in [-\bullet u]^{-1}(y)\} = \sup\{A(x) \mid x \in X,\ x \bullet u = y\} \quad (27)$$

$[-\bullet u](A)$ を $A \bullet u$ とかくことにする．同様にして，$u \bullet A$ も定義できる．

X の要素と X 上のファジィ集合との演算が定義されたわけである．

ここで $A \in F(X)$ を固定して考えると，次の関数を得る．

$$[A \bullet -] : X \to F(X) : x \mapsto A \bullet x \quad (28)$$

関数 $[A \bullet -]$ による $B \in F(X)$ の像は，拡張原理を用いて求めると $F(X)$ 上のファジィ集合になる．この像 $[A \bullet -](B)$ を $A \bullet B$ と書いて，A と B の演算結果としてよいだろうか．我々は，先に $B \in F(X)$ を固定して関数

$$[-\bullet B] : X \to F(X) : x \mapsto x \bullet B \quad (29)$$

を作ることもできる．一般的には，

$$[A \bullet -](B) \neq [-\bullet B](A) \quad (30)$$

である．その具体例をあげよう．

$$X = \{0, 1, 2\} \quad (31)$$

とし，$A, B \in F(X)$ を

$$A = 0.3/0 + 1.0/1 + 0.8/2 \quad (32)$$

$$B = 0.5/0 + 0.6/1 + 1.0/2 \quad (33)$$

とする．X 上の２項演算 $\bullet$ を表１．のように定める．

表１．　{0,1,2} 上の２項演算

$\bullet$	0	1	2
0	0	1	2
1	1	2	0
2	2	0	1

このとき，

$$[A \bullet -](0) = 0.3/0 + 1.0/1 + 0.8/2 \quad (34)$$

$$[A \bullet -](1) = 0.8/0 + 0.3/1 + 1.0/2 \quad (35)$$

$$[A \bullet -](2) = 1.0/0 + 0.8/1 + 0.3/2 \quad (36)$$

$$[A \bullet -](B) = 0.5/(0.3/0 + 1.0/1 + 0.8/2) + 0.6/(0.8/0 + 0.3/1 + 1.0/2) + 1.0/(1.0/0 + 0.8/1 + 0.3/2) \quad (37)$$

となる．同様にして，

$$[-\bullet B](A) = 0.3/(0.5/0 + 0.6/1 + 1.0/2) + 1.0/(1.0/0 + 0.5/1 + 0.6/2) + 0.8/(0.6/0 + 1.0/1 + 0.5/2) \quad (38)$$

となり，

$$[A \bullet -](B) \neq [-\bullet B](A) \quad (39)$$

である．

ここで，$[A \bullet -](B)$ と $[-\bullet B](A)$ から同一のものを導きたい．これは，ファジィ集合とメンバーシップ関数を同一視すれば，X から [0,1] への関数の集合上のファジィ集合をどう解釈するかという問題になる．よけいややこしくなるが，記号で書けば，$F([0,1]^X)$ を考えることになる．解釈という言葉は適切ではないかもしれない．ここでは，$F([0,1]^X) \to [0,1]^X$ なる関数を作ろうということである．

一般的には，次のような問題になる．

Y, Z : 集合

f : Y → F(Z) : 関数

とする．拡張原理を用いると，$A \in F(Y)$ に対して $f(A) \in F(F(Z))$ となる．この $f(A)$ に $F(Z)$ の要素を対応させる．

ここで (24) の定義は，次のようにとらえられる．まず，f を用いてファジィ関係 $R_f : Y \times Z \to [0,1]$ を

$$R_f(s,t) = [f(s)](t) \quad \text{for } \forall (s,t) \in Y \times Z \quad (40)$$

として定める．$f(A)$ に $A \circ R_f$ を対応させるのである．ここで，$\circ$ は sup-$\wedge$ 合成である．定義１の記法を用いれば，$A \circ R_f$ は f を直接使って $A * f$ と書ける．

上記の方法を採用すると，

$$B * [A \bullet -] = A * [-\bullet B] \quad (41)$$

が成立する．実際，$\forall \alpha \in [0,1]$ に対し，

$$\begin{aligned}(B * [A \bullet -])_\alpha &= \cup\{[A \bullet -](b)_\alpha \mid b \in B_\alpha\} \\ &= \cup\{\{a \bullet b \mid a \in A_\alpha\} \mid b \in B_\alpha\} \\ &= \{a \bullet b \mid a \in A_\alpha,\ b \in B_\alpha\} \\ &= \cup\{\{a \bullet b \mid b \in B_\alpha\} \mid a \in A_\alpha\} \\ &= \cup\{[-\bullet B](a)_\alpha \mid a \in A_\alpha\} \\ &= (A * [-\bullet B])_\alpha \end{aligned} \quad (42)$$

となる．

次に，$u \in X$ に対しては関数

$$[-\bullet u] : F(X) \to F(X) : A \mapsto A \bullet u \quad (43)$$

が対応するが，$B \in F(X)$ に対しては何が対応するのであろうか．これは，

$$B^*([-\bullet u]) = B(u) \quad (44)$$

なる関数のファジィ集合 $B^* \in F(F(X)^{F(X)})$ をどう解釈するかという問題になる．

一般的には，次のような問題になる．

Y, Z : 集合

とする．Y から $F(Z)$ への関数の集合上のファジィ集合 $h \in F(F(Z)^Y)$ を $Y \to F(Z)$ なる関数に対応させる妥当な方法があるか．

$h \in F(F(Z)^Y)$ に次の関数を対応させることを考えよう．

$$g_A : Y \to F(Z) \text{ s.t.}$$
$$[g_A(s)](t) = \Theta \{ h(f) \$ [f(s)](t) \mid f \in F(Z)^Y \}$$
$$\text{for } \forall s \in Y, \forall t \in Z \qquad (45)$$

ここで，Θは，

$$\Theta : P([0,1]) \to [0,1] \qquad (46)$$

なる関数であり，$\$$ は $[0,1]$ 上の2項演算である．

Θとして部分集合の上限をとるもの，$\$$ として $\wedge$ を採用すると，(24) の定義と一致する．実際，

$$\sup \{ h(f) \wedge [f(s)](t) \mid f \in F(Z)^Y \} \qquad (47)$$

において，h を B^*，f を $[- \bullet u]$，Y を $F(X)$，s $\in Y$ を $A \in F(X)$，Z を X におきかえると，

$$\begin{aligned}
&\sup \{ B^*([- \bullet u]) \wedge [[- \bullet u](A)](t) \\
&\qquad \mid [- \bullet u] \in F(X)^{F(X)} \} \\
&= \sup \{ B(u) \wedge [A \bullet u](t) \mid [- \bullet u] \in F(X)^{F(X)} \} \\
&= \sup \{ B(u) \wedge \sup \{ A(x) \mid x \in X, x \bullet u = t \} \\
&\qquad \mid [- \bullet u] \in F(X)^{F(X)} \} \\
&= \sup \{ B(u) \wedge A(x) \mid x \in X, u \in X, x \bullet u = t \}
\end{aligned} \qquad (48)$$

となる．

(45) は，$h \in F(F(Z)^Y)$ と $s \in Y$ が与えられたときに Z 上のファジィ集合を作る方法を示している，と見ることができる．(45) の特殊ケースである (47) は定義1の記法を用いると，次のように表現することができる．任意の要素 $s \in Y$ は

$$s : F(Z)^Y \to F(Z) : f \mapsto f(s) \qquad (49)$$

なる関数とみなすことができる．つまり $s(f) = f(s)$ である．ここで，$h \in F(F(Z)^Y)$ であるから sup-$\wedge$ 合成を利用すれば，任意の $\alpha \in [0,1]$ に対して，

$$\begin{aligned}
(g_A(s))_\alpha &= (h * s)_\alpha \\
&= \cup \{ s(f)_\alpha \mid f \in h_\alpha \} \\
&= \cup \{ f(s)_\alpha \mid f \in h_\alpha \}
\end{aligned} \qquad (50)$$

となる．

4．参考文献

[1] Didier Dubois and Henri Prade, Fuzzy Sets and Systems : Theory and Applications, Academic Press, 1980

[2] Serge Lang, Algebra, Addison-Wesley, 1965

[3] Michio Sugeno and Moritoshi Sasaki, L-Fuzzy Category, Fuzzy Sets and Systems 11, 43-64, 1983

問い合わせ先：〒448 刈谷市井ケ谷町広沢1
愛知教育大学数理科学選修
佐々木守寿
TEL. (0566)36-3111 EXT. 527
FAX. (0566)36-9635

ファジィ理論を応用したソシオメトリー分析IV

Sociometry Analysis Applying Fuzzy Theory

清水誠一 Seiichi SHIMIZU 中川小学校 Nakagawa PR. S.
山下元 Hajime YAMASITA 早稲田大学 Waseda University
西村和子 Kazuko NISHIMURA 川村女子大学 Kawamura University
伊藤良彦 Yosihiko ITOH 城西大学 Jyohsai University
津田栄 Ei TSUDA 国学院高校 Kokugakuin SR. H. S.
勝又保雄 Yasuo KATSUMATA 目黒高校 Meguro SR. H. S.

あらまし：ファジィ理論は人間の行動，認識などに関するあいまいな情報を分析し，意志決定を行う理論で，自然科学，社会科学等の分野で広く応用されている。ソシオメトリーは集団成員の関連構造，即ち，相互の選好や排斥の度合いを定量的に分析する社会測定法であるが，その構造を明確に表すことは，なかなか困難である。本研究では，ファジィ理論の中でも，主にファジィグラフを応用したファジィソシオグラムの分析法を示す。さらに，それを小学校におけるクラスの人間関係の分析に適応したところ，成員の人間関係が明確になり，クラス運営に必要な情報を得ることができた。またファジィソシオグラムの結果の信頼性を調べるためにファジィソシオグラムの結果と，担任教師および担任外の教師の所見とを比較したところ，かなりの共通点がみられた。

キーワード：グラフ理論　学級経営　ファジィグラフ　ファジィ理論　ソシオメトリー　集団構造

1　はじめに

いじめや登校拒否等の問題は今日の深刻な教育問題であり，その早急な解決が必要とされている。これらの問題の解決には，児童同士の関係の成り立ちを正確に把握し，学習面や生活面にそれを生かして学級指導をおこなうことが必要不可欠になってくる。

集団の中における，個々の成員の牽引と反発の関係を調査する代表的な社会的測定法として，ソシオメトリックテストがある。この方法によれば各成員についての選択・排斥関係や，各成員の集団における社会測定的な地位の測定等の大局的な集団構造を把握することが可能であるが，その集団構造を明確に特徴づける点においてはかなりの困難を伴う。

筆者等は，ファジィ理論を応用して人間の選択，排斥の感情を測定することにより，従来のソシオメトリックテストでは十分に表すことのできなかった集団内の人間関係や集団構造の特性を明確に抽出する方法を開発（山下［7］）している。本研究ではファジィグラフを応用したソシオグラムの分析法を示すと共に，それを小学校の学級集団に適用した事例を示し，さらにその分析結果の信頼性について述べる。

2　ソシオグラムの構成方法

2－1　ソシオグラムの構成方法

Ｌ人の集団に，種々の理由からＭ人（１＜Ｍ＜Ｌ）を選択する多項目のアンケートを行うと，成員ｉがｊを選択する回答行列

$K = (k_{ij})$　（k_{ij}：選好順位）

が得られる。次に，選好範囲Ｎを基準とした係数

$r_{ij} = N - k_{ij}$，$N = [\Sigma \mathrm{Max}\{K_{ij}\} / L]$

から選択順位の行列$R = (r_{ij})$，$r_{ij} \geq 0$，を作る。ただし，［ ］はガウス記号を表す。

順位行列$R = (r_{ij})$から，友好のファジィネスs_{ij}と選好のファジィネスt_{ij}を定める。

定義１　ファジィ選好（ｉ→ｊ）行列（グラフ）

$T = (t_{ij})$，$t_{ij} = r_{ij} / (N - 1)$

定義２　ファジィ友好（ｉ～ｊ）行列（グラフ）

$S = (s_{ij})$，$2 / s_{ij} = 1 / t_{ij} + 1 / t_{ji}$

集団成員に関する情報は，ファジィ友好グラフＳの

クラスター分析による分割樹形図Pとファジィ選好グラフTの近似グラフT*（洲之内［4］，山下［7］）に集約される。

2－2ファジィソシオグラムの構成法（Ⅰ）

分割樹形図PとTの近似グラフT*を総合して，ファジィソシオグラムFzを構成（津田［10］）する。

集団成員数Lが大である場合は，構成法（Ⅰ）は簡単ではない。本稿では，クラスターの関連構造を用いる段階的なファジィソシオグラムの構成法を提案する。

2－3　ファジィソシオグラムの構成法（Ⅱ）

分割樹形図Pのレベルzのクラスター CからDへのファジィ関連係数 u_{cd}を定める。

$C = \{c_i ; 1 \leqq i \leqq m\}$

$D = \{d_j ; 1 \leqq j \leqq n\}$

定義3　累乗平均：u_{cd}

$u^m{}_{cd} = \Sigma u^m{}_{id} / m$，　$u^n{}_{id} = \Sigma\ t^n{}_{ij} / n$

定理1　$m = 1$，$n = 1 \rightarrow u_{cd} = t_{ij}$

m，$n \uparrow +\infty \rightarrow u_{cd} \uparrow \mathrm{Max}\ \{t_{ij}\}$

クラスターグラフ$U^* = (u_{cd})$の近似グラフ　U^*を作る。次に，U^*にクラスターの各要素を代入し，Tの近似行列T^*で関連付け，ファジィソシオグラムF^zを構成する。

構成法（Ⅰ）に比べると，構成法（Ⅱ）は組織的であり，システム化しやすい。

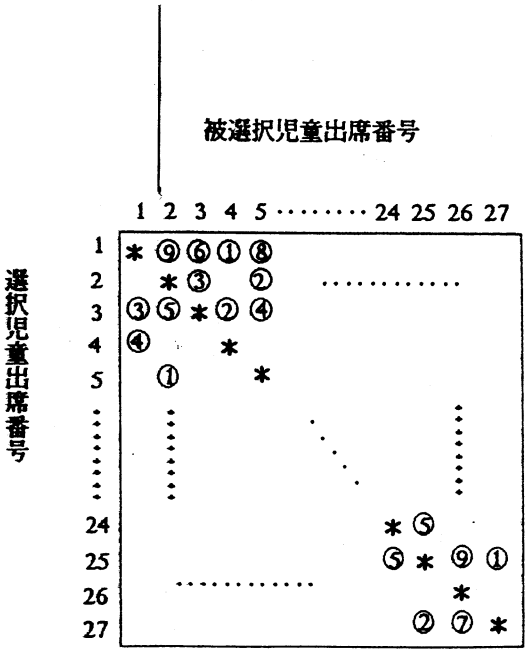


図2　アンケートの回答行列K

3　ソシオグラムの適用事例

3－1　アンケートの実施

ファジィソシオグラムの適用事例として，小学校の人間関係の分析について述べる。

岡山県N小学校4年生27名のクラスを対象に，質問紙法による「友だち調べのアンケート」（丸川［5］）を実施した。

このアンケートの結果から，図1のクラスの成員に関する回答行列$K = (k_{ij})$が得られた。（行列中の数字は相手を選択した順位を表す。）この回答行列をもとにして，ファジィグラフU*を求める。

3－2　ファジィグラフ作成の手順

（1）　定義（津田［10］）により，ファジィ行列T（選好行列）とファジィ行列S（交友行列）を作る。

（2）　ファジィ行列Sから分割樹形図P（図2）を作る。

（3）　分割樹形図Pのクラスター$R_{0.75}$を選ぶ。

（4）　$R_{0.75}$ファジィ関連グラフUz（図3）を作る。

（5）　Uzの近似グラフU*を作る。

（6）　U*に$R_{0.75}$のクラスターの各要素を代入し，全要素をTの近似行列T*で関連付け，ファジィソシオグラムF^z（図4）を作成する。

4　分析結果および考察

ファジィソシオグラムF^zから，次のような クラスの成員の大域的な関係が視られる。

友好関係を表す矢印が集中しているのは，クラスの他の成員からの信頼も厚く，いわばオピニオンリーダー的存在の児童である。図4では，No.4，No.17の児童がそれに該当する。

ファジィソシオグラムの周辺に存在するのは孤立的児童である。図4からはNo.11，No.13，No.14，No.22，No.24，等は矢印の向きが相手のみに向いており，他から孤立している傾向を示している。

両端に矢印のある児童同士は互いの友好関係を表している。例えば，No.2とNo.5，No.8とNo.10，No.9とNo.12，No.19とNo.23などの児童は互いに大変仲がよいことがうかがえる。

分析結果が得られた後に調査対象のクラス担任に，分析結果からみて特徴のある児童のプロフィールについて尋ねた。さらにこの結果の信頼性を調べるため，担任以外の教師にも同様の調査を試みた結果を表1に示す。表1の内容をファジィソシオグラムの分析結果

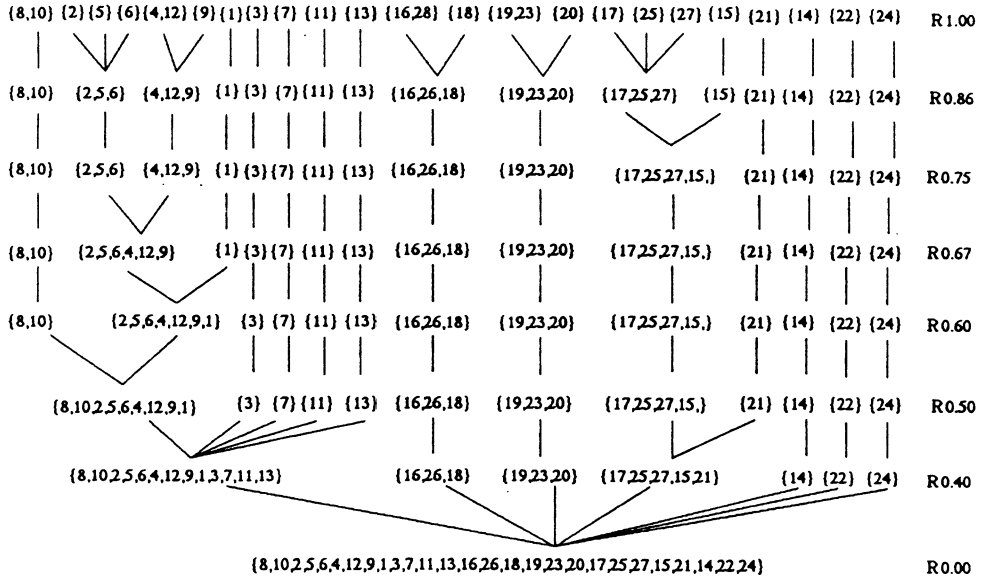


図２　分割樹形図Ｐ

グループの構成員

A＝｛８，１０｝
B＝｛２，５，６｝
C＝｛４，９，１２｝
D＝｛１６，１８，２６｝
E＝｛１９，２０，２３｝
F＝｛１５，１７，２５，２７｝

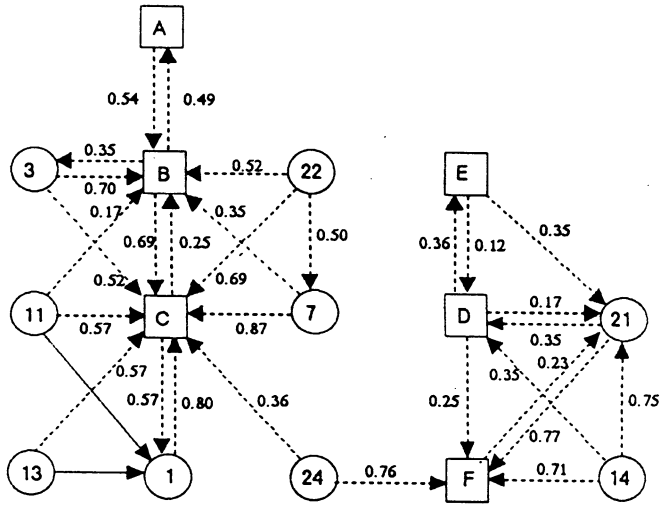


図３　R0.75のファジィ関連グラフUz

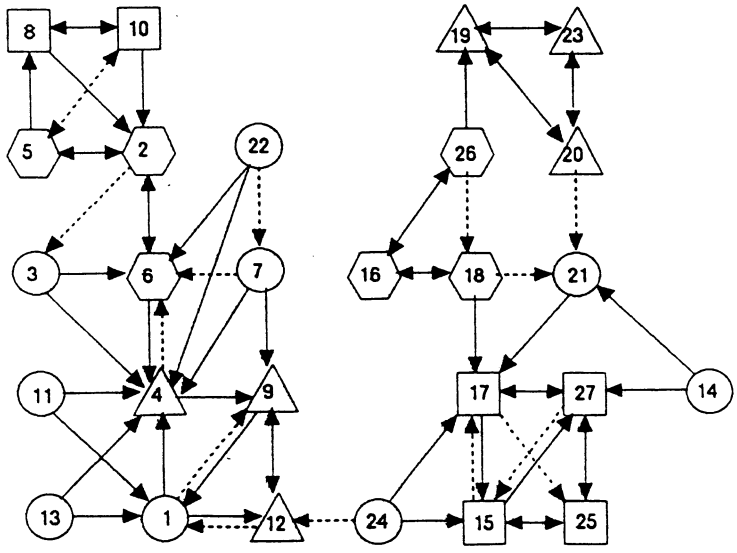


図４　ファジィソシオグラムFz

表1　特徴ある児童のプロフィールの比較

番号	性別	担任教師からみたプロフィール	担任外教師からみたプロフィール
No. 3	男	無分別な行動がたびたびみられる。そのつど注意をするが、なかなか直らない。友達とのトラブルもだんだんと少なくなっている。	ユーモアがあり友達は多いと思うが、行動に誠実さがなく真の友達はできにくいと思う。
No. 4	男	生活態度や行動がきちんとしており、他の模範となっている。明るく活動的で、友達からも信頼されており、リーダーとして活躍している。	まじめで教師や目上の人に対して礼儀正しい。友人の間では時に自己を主張しすぎることがありけむたがられることもある。
No.13	男	運動などは得意であるが、チーム競技などで味方が失敗をするとはげしく非難したりすることがある。	短気で友人とのトラブルが多いが、世話やきで困っている友人に手をかしたりすることもある。独創的な一面もある。
No.14	女	自分中心な行動が、友達から非難されがちであるが、少しずつよくなりつつある。無邪気な一面もある。	自分のペースで行動する。人の批判を気にするが妥協はしない。
No.17	女	明朗快活で楽しい雰囲気を作る面を持つ。みんなをまとめる力があり、頼りになる存在である。	面倒みがよくて行動がしっかりしている。友達から信頼されている。
No.22	女	友達の中では孤立しがち。トラブルはあまりないが、友達に対して厳しい一面を持つ。	積極的で人前でも堂々と自分の意見が言える。限られた友達とつき合う。
No.27	女	何事に対しても熱心に取り組み行動も機敏で学級のためによく活躍している。	責任感が強く友達から信頼されている。気が強いところがあり、トラブルもある。

と比較してみると，ファジィソシオグラムの妥当性および信頼性ががかなり高いことがわかる。

また児童相互の人間関係について調査したところ，個人的な趣味・興味等が一致する

以上，適用事例が示すように，ファジィソシオグラムから成員の人間関係がかなり明確になり，クラス運営に必要な情報が得られる。

なお，ファジィソシオグラムの分析には，大量のデータ解析が必要とされる。その処理を正確，かつ迅速に行うため，コンピュータによる支援システムが開発され，筆者等の間で利用されている。

本稿ではファジィソシオグラムの分析法を示すと共に，適用事例を通じて，その効用を述べた。なお，事例は学校教育についてであるが，本分析方法は，社会集団の構造や系列の分析などにも適用される。

なお末筆ながら，本研究でお世話になった早稲田大学の洲之内治男教授，滝沢武信助教授，宮城教育大学の森岡正臣助教授，ランドコンピュータの国重誠也氏および，カリフォルニア大学のL．ザデー教授に感謝する。

参考文献

[1] J. Moreno : The Sociometry Reader, The Free Press, 1960.

[2] 西田，竹田：ファジィ集合とその応用，森北出版，1978.

[3] S Romesburg : Cluster Analysis for Researchers, Lifetime Learning Publication, 1984.

[4] 洲之内，山下，滝沢，森岡：Crisp Relation and Fuzzy Relation of a Fuzzy Graph, North American Fuzzy Information Processing Society IV FR-b, 1985.

[5] 丸川：ソシオマトリックス利用の手引き，岡山県教育センター，1985.

[6] 津田，勝又，山下: Fuzzy Clustering and Ordering, Int'l Work Shop on Fuzzy System Application C-8, 1988.

[7] 山下，西村，勝又，津田：ファジィ理論を応用したソシオグラム分析，電子情報通信学会 ET89-109, 1989.

[8] 山下：Approximation Algorithm of a Fuzzy Graph and its Application, Int'l Fuzzy System Association Ⅲ TH-5, 1989.

[9] 山下，勝又，津田：ファジィグラフの解析と応用，日本数学会秋季応用数学分科会 13, 1989.

[10] 津田，勝又，山下，西村，伊藤，清水：ファジィ理論を応用したソシオメトリー分析Ⅰ～Ⅲ，ファジィ学会，1989～1991

[11] 勝又，津田，山下，西村，清水：ファジィ理論を応用したソシオグラム解析Ⅰ～Ⅲ，行動計量学会，1989～1991.

[12] 山下：Sociometry Analysis Applying Fuzzy Graphs, Int'l Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks G2-3, 1990.

[13] 西村，山下：Approximate Analysis System of Fuzzy Sociogram, Int'l Fuzzy System Association IV C3-4, 1991.

[14] 山下，西村，伊藤，津田，勝又，清水：Sociogram Analysis System Applying Fuzzy Graphs, Int'l Fuzzy Engineering Symposium TAB-4, 1991.

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

近似グラフを用いたファジィ評定構造分析

FUZZY DETERMINATE STRUCTURE ANALYSIS USING APPROXIMATE GRAPH

西村　和子　山下　元　伊藤　良彦　勝又　保雄　津田　栄
Kazuko NISHIMURA　Hajime YAMASITA　shihiko ITOH　Yasuo KATSUMATA　Ei TSUDA
川村女子大学　早稲田大学　城西大学　目黒高校　国学院高校
KAWAMURA Univ.　WASEDA Univ.　JYOSAI Univ.　MEGURO SR.H.S.　KOKUGAKUIN SR.H.S.

ファジィ理論は，人間の行動，認識などに関するあいまいな情報（ファジィ情報）を分析し，意志決定を行う理論で，自然科学に加えて，社会科学，人文科学の分野にも広く応用されている．

一般に，ファジィ情報は，ファジィグラフを用いて表される．従って，その構造を類似性，関連性，順序性等の観点から解析することにより，情報の特徴が明確になり，大域的に適切な意志決定が可能になる．

本稿では，ファジィ情報の特徴を明確にするためのファジィグラフの近似構造分析法と，それを応用したアンケートの評定構造分析法を論ずる．

キーワード：近似構造分析，ファジィグラフ，ファジィ決定，クラスター分析，評定構造分析

§１．はじめに

グラフ理論は，現象における項目のクリスプな関連構造を二値的に解析するが，すべての関係が二値的に構造化，系列化できるとは限らない．筆者等は，ファジィ理論を応用して項目の多値的な関連構造を解析することにより，現象の近似構造を抽出する方法を考案した．

本稿では，ファジィグラフの近似構造の分析方法を示し，それを応用したテスト，アンケート等の結果に関する評定構造の分析方法とその効用を述べる．

§２．ファジィグラフの近似分析

ファジィグラフを$G=(V, F)$で表す．但し，$V=\{V_i\}$は頂点の有限集合，$F=(f_{ij})$は頂点v_iからv_jへのファジィ関連構造行列である．グラフGは，行列Fにより定まるので，本稿では，ファジィグラフをFで表す．

定義　2.1：ファジィグラフF

$$F : V \times V \rightarrow [0, 1]$$

ファジィグラフFの関連構造を近似するために，ｐ－グラフF^p，FとF^{p}の距離関数$d(p)$，F^{p}の表現関数ｅ（ｐ）等を定義する．

２．１　ファジィグラフの簡約分析

ファジィグラフFの関連を簡約化するために，Fを三値構造分析する．

定義　2.2：Fのｐ－グラフF^p．$p\in[0,0.5)$

$$F^p=(f^p_{ij}),\ f^p_{ij}=\begin{cases}1.0 & (f_{ij}>0.5+p)\\ 0.0 & (f_{ij}<0.5-p)\\ 0.5 & (\text{その他})\end{cases}$$

定義　2.3：FとF^{p}の距離関数ｄ（ｐ）

$$d(p)=2\Sigma\,|f_{ij}-f^p_{ij}|/(n^2-n)\in[0,1]$$

定理　2.1：$\forall p,\ d(0.25)\leqq d(p)$

ファジィグラフF^{p}のファジィ弧数を$\phi(p)$とし，表現関数$e(p)$を定義する．

定義　2.4：F^{p}の表現関数$e(p)$

$$e(p)=\phi(p)/(n^2-n)\in[0,1]$$

定理　2.2：$p\uparrow 0.5\rightarrow e(p)\uparrow e(0.5^-)$

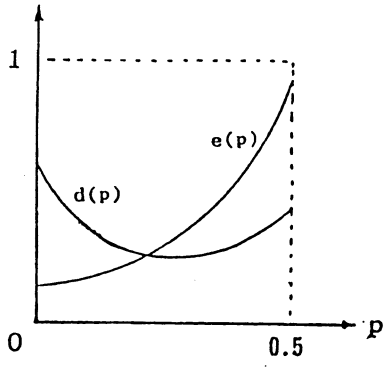


図２.１　距離関数ｄ(ｐ)，表現関数ｅ(ｐ)

FとF^{p}の類似度を表すファジィ集合をD，F^{p}の表現の明確度を表すファジィ集合をEとする．

定義　2.5：D，Eの帰属度関数$f_D(p)$，$f_E(p)$

$$f_D(p)=\{d_{max}-d(p)\}/\{d_{max}-d(0.25)\}$$

$$f_E(p)=\{e(0.5^-)-e(p)\}/\{e(0.5^-)-e(0)\}$$

但し，$d_{max}=\mathrm{Max}\{d(0), d(0.5^-)\}$とする．

定理　2.3：ファジィ決定G＝D∩E

$f_G(p)=f_D(p)\wedge f_E(p)$

定理　2.4：ファジィ決定Gの最大化決定π

$\pi=\mathrm{Inf}\{p\ ;\ f_G(p)=\mathrm{Sup}\, f_G(x)\}$

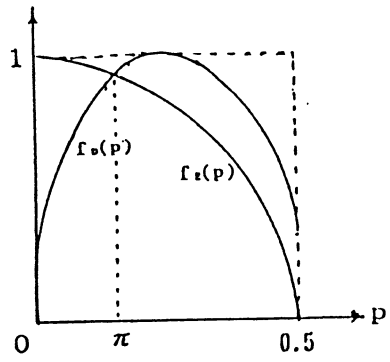


図　2.2　ファジィ決定G＝D∩E

定義　2.6：Fの近似三値グラフF*

$$F^*=(f^*_{ij}),\ f^*_{ij}=\begin{cases}1.0\ (f_{ij}>0.5+\pi)\\ 0.0\ (f_{ij}<0.5-\pi)\\ 0.5\ (\ \text{その他}\ )\end{cases}$$

グラフF*は，ファジィグラフFの構造を三値的に表すグラフで，$f_{ij}=1$，0は頂点v_iからv_jへのクリスプな関連．$f_{ij}=0.5$はファジィな関連を表す．

ファジィ決定Gの最大化決定πによるFの近似三値グラフF*から，頂点のクリスプ／ファジィな関連構造が明確になり，集合$\{v_i\}$の要素の三値的な順序づけができる．

2.2　ファジィグラフの類別分析

ファジィグラフFの頂点を類別化するために，Fを対称化し，頂点をクラスター分析する．

定義　2.7：Fの対称化行列S

$S=(s_{ij})$，$2/s_{ij}=1/f_{ij}+1/f_{ji}$

Sの推移包（可達行列）S^*のz－レベル行列S^*_zで与えられる関係R_zは同値関係になるので，商集合V/R_zはz以上の類似度をもつ頂点の同値類（クラスター）を表す．

$z\in[0,\ 1]$に関する各レベルのクラスターの細分割状態を樹形図に表すと，分割樹形図（デンドログラム）Pができる．これから，頂点の各レベルでの類似構造が明確になり，集合$\{v_i\}$の要素の類別ができる．

2.3　ファジィグラフの近似分析

ファジィグラフFの頂点の類似構造を表す分割樹形図Pと関連構造を表す近似グラフF*を総合すると，Fの近似構造グラフΦ^*ができる．但し，zは頂点の類似レベルを表す．

一般に，ファジィグラフFの頂点数#(V)が大きい場合には，分割樹形図PのクラスターV/R_zの関連構造グラフを作り，近似構造グラフを用いてΦ^*を作る．

ファジィグラフG（V，F）の近似構造グラフ$\Phi(V^*, F^*)$を作る手順は，図2.3となる．但し，zはVの類似度を表す．

定義　2.8：クラスターA→Bの関連係数t_{AB}

$t_{AB}=\Sigma\Sigma\, t_{ij}/mn\ \in[0,\ 1]$

但し，$A=\{a_i\ ;\ 1\leqq i\leqq m\}$，$B=\{b_j\ ;\ 1\leqq j\leqq n\}$とする．

クラスターの関連構造を利用することにより，近似構造グラフは，次の手順で作る．

（1）分割樹形図Pに関する類似レベルzのクラスター集合$X=\{X_K\}$を選ぶ．

（2）クラスター集合Xに関するファジィグラフU^*から，近似グラフU^*を作る．

（3）クラスター集合X，近似グラフU^*，Fの近似行列F^*から，近似構造グラフΦ^*を作る．

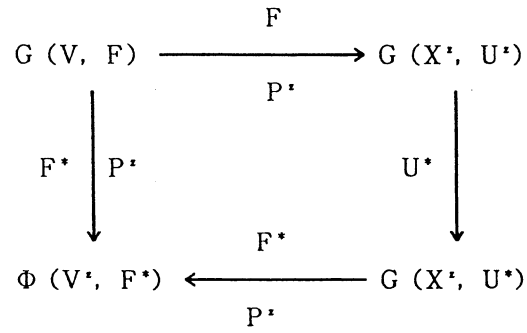


図2.3　近似構造グラフΦ^*の構成手順

2.4　ファジィグラフの類似評定

二つのファジィグラフに関する類似の程度は，ファジィ決定を応用して評定される．

ファジィグラフFとGが「類似している」ことを表すファジィ集合をA，FとGが「類似しているとも類似していないともいえない」ことを表すファジィ集合をBとする．

ファジィグラフFとGの距離をd（F，G）とする．

$d(F,G)=\Sigma\,|f_{ij}-g_{ij}|/(n^2-n)\ \in[0,\ 1]$

AとBの帰属度関数$f_A(d)$と$f_B(d)$は次のようになる．

$f_A(d)=1-d$

$f_B(d)=1-|1-2d|$

ファジィグラフ決定AΛBの最大化決定は0であり，d＝0のときFとGは類似することになる．これは当然のことであるが，FとGの類似の範囲dとしては，意味がない．このため，条件を緩めて，ファジィ決定AΛB，veryAΛB，AΛsomeB，veryAΛsomeBの最大化決定を求める．

（1）ファジィ決定AΛBの最大化決定は約0.33である．これから，$d\in[0,0.33)$のときFとGは弱類似するといい，F～Gと表す．

（2）ファジィ決定veryAΛB，AΛsomeBの最大化決定は約0.27である．これから，$d\in[0,0.27)$のとき，FとGは類似するといい，F≈Gと表す．

（3）ファジィ決定veryA∧someBの最大化決定は約0.20である．これから，d∈［0，0.20）のとき，FとGは強類似するといい．F≒Gと表す．

ただし，some は，more or less の意味である．

d（F，G）≧0.33⇒F≁G（非類似）
d（F，G）<0.33⇒F～G（弱類似）
d（F，G）<0.27⇒F≈G（類　似）
d（F，G）<0.20⇒F≒G（強類似）

§3．項目の評定構造分析

ファジィグラフFの近似構造グラフΦ^zを用いることにより，テスト，アンケート等の評定構造を分析できる．

3.1 項目概念の評定分析

項目$\{V_i \mid 1 \leq i \leq n\}$についての関係$r_{ij}$のアンケートを実施すると，応答行列$R=(r_{ij})$が得られる．但し，$r_{ij}$は項目$V_i$と$V_j$に関する好悪．優劣，前後，等の個人の評定値で，$r_{ij} \in [0, 1]$，$r_{ii}=0.5$とする．

応答行列Rから，項目V_iとV_jの類似係数S_{ij}，V_iからV_jへの関連係数t_{ij}を定義し，これから，ファジィ類似構造グラフ$S=(S_{ij})$，ファジィ関連構造グラフ$T=(t_{ij})$を作る．

定義　3.1：

$$a=\Sigma\,(r_{ki} \wedge r_{kj})$$
$$b=\Sigma\,\{0 \vee (r_{ki}-r_{kj})\}$$
$$c=\Sigma\,\{0 \vee (r_{kj}-r_{ki})\}$$
$$d=\Sigma\,\{(1-r_{ki}) \wedge (1-r_{kj})\}$$

ただし，$x \wedge y=\mathrm{Min}\ \{x, y\}$，$x \vee y=\mathrm{Max}\ \{x, y\}$

定義　3．2：ファジィ関連係数s_{ij}

$$s_{ij}=(a+d)/n \quad \in [0, 1]$$

定義　3．3：ファジィ関連係数t_{ij}

$$t_{ij}=(a+d)/\{(a+c)+(c+d)\} \in [0, 1]$$

定理　3．1：$s_{ij}=1-d_{ij}$

$$t_{ij}=s_{ij}/(1-\bar{r}_i+\bar{r}_j)$$
$$1/t_{ij}+1/t_{ji}=2/s_{ij}$$

ただし，$d_{ij}=\Sigma\,|r_{ki}-r_{kj}|/n$，$\bar{r}_i=\Sigma\,r_{ki}/n$，$\bar{r}_j=\Sigma\,r_{kj}/n$とする．

ここで，a，b，c，dは{0，1}データから得られるクロス集計表を［0，1］データにも用いることができるように拡張したものである．

また，定理3.1を用いると，s_{ij}，t_{ij}の値は，距離d_{ij}，平均$\bar{r}_i$，$\bar{r}_j$から容易に計算できる．

3.2 評定構造の分析事例

項目概念の評定構造は，テスト，アンケート等のデータを分析して作る．

7項目についての選好関係のアンケートを実施し，個人の応答行列$R=(r_{ij})$を得た．

☆　次の項目を比較して，好きな方に1，嫌いな方に0，どちらとも言えないときはFを書きなさい．

	サッカー	スキー	卓　球	テニス	バレー	野　球
1．サッカー	※	0	F	0	1	F
2．スキー	1	※	1	0	1	1
3．卓　球	F	0	※	0	0	0
4．テニス	1	1	1	※	1	1
5．バレー	0	0	1	0	※	F
6．野　球	F	0	1	0	F	※

図3.1　アンケートの応答行列　R

応答行列RのFを$r_{ij}=0.50$とし，ファジィ類似構造行列Sを作る．また，これをクラスター分析して分割樹形図Pを作る．

次に，ファジィ関連構造行列Tを作り，これを近似分析する．

ファジィグラフTとp－グラフT^pの類似度の帰属度関数$f_D(d)$，T^pの表現の明確度の帰属度関数$f_E(d)$の値からファジィ決定$f_G(p)=f_D(p) \wedge f_E(p)$の最大化決定を求めると，pの最適値として$\pi=0.1$が定まり，これから，近似グラフ$T^*$を作る．

更に，分割樹形図P（図3.2）と近似グラフT^*を総合して評定構造グラフΦ^z，$z=0.83$（図3.3）を作る．

評定構造グラフΦ^zから，項目の評定構造について次のことが考察される．

（a）Φ^zにクラスター{スキー，テニス}，{サッカー，バレー，野球}，{卓球}が在ることから，種目が類別される．

（b）Φ^zに経路{卓球}→{サッカー，バレー，野球}→{スキー，テニス}が在ることから，種目を系列化できる．

また，集団についても同様にファジィ関連グラフUを作成でき，クラスター分析および系列化等が可能になる．

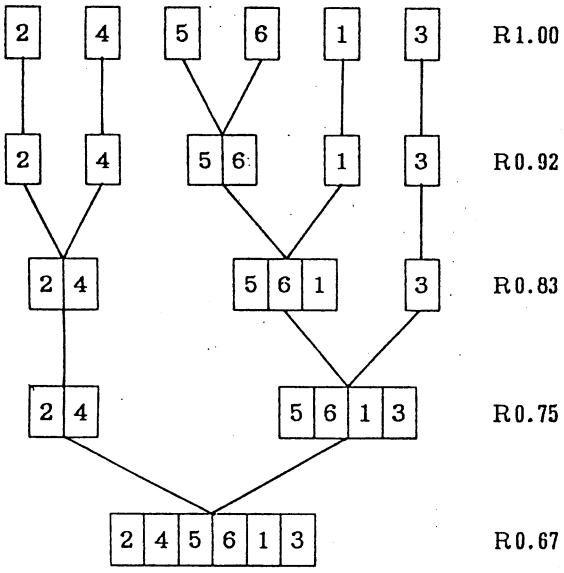


図 3.2 分割樹形図P

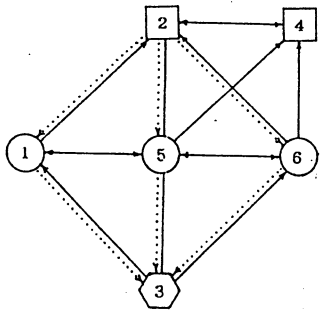


図 3.3 評定グラフΦ*

適用事例が示すように，本分析法により，個人，集団等の項目概念についての評定構造が適切に抽出でき，あいまいな情報に関する正当な判断が可能になる．

§4．むすび

本稿では，ファジィ理論を応用した項目の評定構造分析法を示し，それを応用したテスト，アンケート等の分析方法とその効用を述べた．

また，ファジィ情報の分析を正確，かつ，迅速に処理するために，コンピュータによる支援システムを設計，開発する必要がある．

なお，ファジィ情報に関する本解析法は，評定構造分析にかぎらず教材構造分析［山下6，津田7，他］，ソシオグラム分析［山下8，西村17，他］にも有効であり，ファジィモデリングに，今後，広く応用されるであろう．

末筆ながら，本研究に関してお世話になった早稲田大学の洲之内治男教授，滝沢武信助教授，および，カリフォルニア大学のL．サデー教授に感謝する．

［参考文献］

1．F.Harary:Graph Theory,Addison－Weseley，1969.
2．西田，竹田，ファジィ集合とその応用，森北出版，1978.
3．森岡，山下，滝沢：ファジィグラフの比較・差異抽出法（Ⅰ),(Ⅱ),電子情報通信学会ET81～82，1981～1982.
4．S.Romsburg:Cluster Analysis for Researchers,Life -time Learning Publication，1984.
5．洲之内，山下，滝沢，他：Crisp／Fuzzy Relation of a Fuzzy Graph，NAFIPS Congrees Ⅳ FR-b，1985.
6．山下,森岡：On the Global Structure of Fuzzy Graph, Analysis of Fuzzy Information I，CRC Press，1987.
7．津田，勝又，山下：Fuzzy Clusterings and Orderings, Int'l Work Shop on Fuzzy System Applications C－8，1988.
8．山下，西村，勝又，津田：ファジィグラフを応用したソシオグラム分析，電子情報通信学会ET89－109，1989.
9．山下，勝又，津田：ファジィグラフの解析と応用，日本数学会秋季応用数学分科会13，1989.
10．山下：Approximation Algorithm of a Fuzzy Graph and its Application，IFSA Congress Ⅲ TH－5，1989.
11．赤堀：全順序返還最適化問題の逐次計算法，電子情報通信学会ET90－44，1990.
12．山下：ファジィグラフの近似分析と応用，日本数学会春季応用数学分科会01、1990.
13．山下，滝沢，西村，勝又，津田：Approximate Analysis of a Fuzzy Graph，Int'l Congress of Mathematicians XXⅡ 281803，1990
14．山下，滝沢，西村，勝又，津田：Sociogram Analysis Applying Fuzzy Theory，Int'l Conference of Applied Psychology XXⅡ P-EDC(1)78，1990.
15．山下：ファジィグラフの近似構造分析と応用，電子情報通信学会ET91－46，1991.
16．山下，勝又，津田：Instruction & Cognition Analysis Applying Fuzzy Graph，Int'l Journal of Approximate Reasoning Vol.5 NO.3，1991.
17．西村，山下：Approximate Analysis System of Fuzzy Sociogram，IFSA Congress Ⅳ C3－4，1991.
18．山下，津田，勝又：ファジィ理論を応用した評定構造分析，電子情報通信学会 ET91－104，1991.
19．山下，西村，勝又，津田，ファジー決定を応用した評定構造分析 JET92-1

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

あいまいなカテゴリ反応データのファジィ構造化分析

Fuzzy structuring analysis of vague categorical response data

中村和男
Kazuo Nakamura
製品科学研究所
Industrial Products Research Institute

あらまし　ある対象群について様々な特徴カテゴリに対する該当性判定データを取得し，それら特徴カテゴリ間の構造と対象間の構造を見いだし分析するという問題の枠組みで，該当性判定が必ずしも｛0，1｝的でなく該当度をもつ場合の構造化分析法を提案する．異なる類型の対象群に対する該当性パターンが類似する特徴カテゴリは親近性が高く，異なる類型の特徴カテゴリ群に対する該当性反応パターンが類似する対象は親近性が高いという要請を同時に満たすようなファジィグラフとしての構造化法である．分析事例として図形分布パターンに対する印象表現用語群への該当度評定データに適用して，その有効性を検討した．

キーワード　　カテゴリ反応，該当性，親近性，構造化法，ファジィグラフ

1．はじめに

クラスタリングでは対象の多面的特徴を複数の変量で表し，それら変量ベクトルを比較することによって対象間の親近性をとらえ，これに基づきグルーピングを行う．このとき，各変量は連続量としての尺度値をとる場合と質的にカテゴリへの該当の当否を表す場合がある．

前者ではベクトルの成す角度や相関係数あるいは非親近性の指標としてベクトル間の距離がよく用いられる．質的なカテゴリ反応データの場合には，一対の対象に対しての｛0，1｝的反応ベクトルの関連度を求めるためのいくつかの指標が知られており[1)]，これを対象間の親近性指標とみなすことができる．またこうした対象間の（非）親近性のデータから直接クラスタリングを行うのではなく，多次元尺度構成法[2)]によって潜在的基本次元とそれによって張られる空間上に対象の布置を求めることも可能である．一方，［対象］×［特徴変量］のデータから潜在的な多次元空間における対象群の布置および特徴項目群の布置を求める方法もある．特徴変量が連続量の場合には因子分析などが，｛0，1｝的データの場合には数量化Ⅲ類[3)]のような最適尺度法[4)]が用いられる．

ここでは，［特徴変量］がその対象の各特徴カテゴリへの該当の当否を表すが，区間［0，1］における該当度として得られる場合を取り上げ，一対の対象の特徴変量ベクトル間の関連度としての対象間の親近性，ならびにこれと双対的に一対の特徴カテゴリ間の親近性をファジィ集合の一致性の指標によって同時に推定する手法の提案を行う．そこでは，類似の特徴カテゴリや類似の対象を冗長なものとして，その親近性算定への影響を抑制するように工夫している．

2．手法の基本的な考え方

一群の対象とさまざまな特徴カテゴリとの間の該当度に関する反応データが与えられているとする．そこで，ある程度異質（他のすべての特徴カテゴリと非類似）な特徴カテゴリの一群に対する反応パターンが類似している対象は相互に親近性が高く，ある程度異質（他のすべての対象と非類似）な対象の一群に対する反応パターンが類似している特徴カテゴリは相互に親近性が高いと考える．

したがって，対象間の親近性を規定するのに，特徴カテゴリ間の親近性構造を考慮し冗長な特徴カテゴリの効果を抑え，逆に特徴カテゴリ間の親近性を規定するのに，対象間の親近性構造を考慮し冗長な対象の効果を抑えるように相互に規定し合う同時分析機構を考える．

そうした分析機構を考えるに当たって満たすべき要件を考えておこう．

要件ａ）　特徴カテゴリ（対象）群に対し，全く同一の該当性反応を有する対象（特徴カテゴリ）群は相互に親近度１で関連しており，それら対象（特徴カテゴリ）は特徴カテゴリ（対象）の親近性規定において同等に分担貢献し，あたかも単一の対象（特徴カテゴリ）のごとくの効果をもつとする．

要件ｂ）　特徴カテゴリ（対象）群に対し，全く重なりのない該当性反応を有する対象（特徴カテゴリ）群は相互に親近度０をとり，他のすべての対象（特徴カテゴリ）と親近度０となるならば，その対象（特徴カテゴリ）は特徴カテゴリ（対象）の親近性規定において独自に最大限の貢献をする．

以上から，所与の対象の集合Ｓ中の一対の対象（ｓ，ｔ）間の親近度は，基本的には対象ｓ，ｔについて該当する特徴カテゴリのファジィ集合F_s，$F_T \subset S$を比較しその集合間の一致度として規定する．ただし，各特徴カテゴリは対象間の親近性規定への貢献度を有しており，

この貢献度を考慮してFs，Ft間の一致度を算出する．この各特徴カテゴリの有する対象間親近性規定への貢献度は，特徴カテゴリ間の親近性構造から，要件a）b）を満たすような形で規定されるとする．この考え方は，「対象」と「特徴カテゴリ」という表現を入れ替えても双対的に成り立つと考える．以下に具体的な数理的な定式化を行う．

＜数理的な定式化＞

s，t：対象（∈S）

v，w：特徴カテゴリ（∈V）

f(s,v)：対象sと特徴カテゴリvとの適合度（∈[0，1]）

$\phi(s)$：対象sの特徴カテゴリ間親近性規定への貢献度（∈[0，1]）

$\phi(v)$：特徴カテゴリvの対象間親近性規定への貢献度（∈[0，1]）

p(s,t)：対象s，t間の親近度（∈[0，1]）

q(v,w)：特徴カテゴリv，w間の親近度（∈[0,1]）

すべてのs∈S，v∈Vに対して{f(s,v)}が該当度反応として与えられているとき，{p(s,t)}，{q(v,w)}は次式を満たすと考える．

$$p(s,t)=\frac{M_v[\phi(v)\cdot\{f(s,v)\wedge f(t,v)\}]}{M_v[\phi(v)\cdot\{f(s,v)\vee f(t,v)\}]} \quad (1)$$

$$q(v,w)=\frac{M_s[\phi(s)\cdot\{f(s,v)\wedge f(s,w)\}]}{M_s[\phi(s)\cdot\{f(s,v)\vee f(s,w)\}]} \quad (2)$$

$$\phi(s)=\{M_t[p(s,t)^{\gamma}]\}^{-1} \quad (3)$$

$$\phi(v)=\{M_w[q(v,w)^{\gamma}]\}^{-1} \quad (4)$$

ここに，Ms，Mvはファジィ集合の大きさの測度でここではファジィ集合の基数としてみた．また，γは他の対象t（特徴カテゴリw）との親近度の，対象s（特徴カテゴリv）の特徴カテゴリ（対象）親近性規定貢献度への係わり方を制御するべき乗係数で，γが増大するに従い一致性の高い他の対象（特徴カテゴリ）のみを考慮し，ゼロに近ければ一致性を緩やかにとらえて多くの他の対象（特徴カテゴリ）まで同等に考慮することになる．

なお，上記では集合間の一致度[1]としてJaccard の一致性係数の考え方を採用しているが，他の諸一致係数を用いることもできる．

3．親近度算出アルゴリズム

様々な（s，t），（v，w）に対する{p(s,t)}{q(v,w)}をそれぞれベクトルp，qとすると，{f(s,v)}，γは与えられているので形式的には，ベクトル値関数G，Hを導入して(1)～(4)は

$$\mathbf{p}=G(\mathbf{q}) \quad (5)$$

$$\mathbf{q}=H(\mathbf{p}) \quad (6)$$

と表される．ここにG，Hは線形の関数ではなく，p，qを解くために以下のような数値計算による漸近解法を用いた．

<step0>　パラメータα（＞0），ε（＞0）を適当に設定．

<step1>　k=0とし$\mathbf{p}^{(0)}$，$\mathbf{q}^{(0)}$を適当に初期設定．

<step2>　(3)(4)式に$\mathbf{p}^{(k)}$，$\mathbf{q}^{(k)}$を代入して$\{\phi(s)\}^{(k)}$，$\{\phi(v)\}^{(k)}$を求める．

<step3>　(1)(2)式に$\{\phi(s)\}^{(k)}$，$\{\phi(v)\}^{(k)}$を代入して$\hat{\mathbf{p}}$，$\hat{\mathbf{q}}$を求める．

<step4>　$\mathbf{p}^{(k+1)}=\mathbf{p}^{(k)}+\alpha(\hat{\mathbf{p}}-\mathbf{p}^{(k)})$　(7)

$\mathbf{q}^{(k+1)}=\mathbf{q}^{(k)}+\alpha(\hat{\mathbf{q}}-\mathbf{q}^{(k)})$　(8)

<step5>　if $[|\mathbf{p}^{(k+1)}-\mathbf{p}^{(k)}|<\varepsilon$ and $|\mathbf{q}^{(k+1)}-\mathbf{q}^{(k)}|<\varepsilon]$ then 終了

else k=k+1として<step2>へ

4．人工データによる本手法の特徴の確認

所与の各対象の特徴カテゴリ該当度反応データとしてクリスプな該当度から成るTable 1の{f(s,v)}を与える．対象1～6までは特徴カテゴリ1～6について順次少しづつ異なる反応をしており，これに特徴カテゴリ6と同一の7～10のカテゴリを付加し，対象6と同一の7～10のカテゴリを付加した形になっている．これを本手法により分析した．対象間および特徴カテゴリ間の親近度を類似の特徴カテゴリや類似の対象の冗長性を考慮しない場合と考慮した場合を比較すると，後者は，特徴カテゴリの対象間親近性規定への貢献度$\phi(1)=\cdots=\phi(5)=1.0$で，$\phi(6)=\cdots=\phi(10)=0.2$となって，対象1～6と特徴カテゴリ1～6からなる本来の該当度データ部を分析した場合と同じになり冗長性が排除されているのに対し，前者では対象1および6～10の関与する親近度が冗長性の影響を大きく受けている．

5．実判断データの分析例

単純な要素図形を平面上に空間分布させて作ったFig.1の20パターンを対象刺激群Sとし，所与の51個の形態的，情緒的印象表現用語群V（活発である，すっきりしている，など）についてその該当度評定を行ってもらった（実験の詳細は文献5)参照）．被験者11人の該当度平均値を{f(s,v)}として，本提案手法を適用して，対象刺激である図形パターン間の親近度と印象表現用語間の親近度を同時に分析した．得られた親近関係はファジィ関係で反射的，対称的であるが，必ずしも推移的とは限らない．これをファジィ無向グラフとして表現して全体の構造を把握するとともに，あるαレベルで同値関係を構成する用語の部分集合（完全部分グラフ）で極大なものの群を抽出する（Kaufmann[6]）．この親近関係は推移性を満たすとは限らないので，これらのクラスは互いに排他的とはならない．得られた各クラス内の要素は様々な対象に対して同様に用いられるので互いにある意味で似ているといえよう．

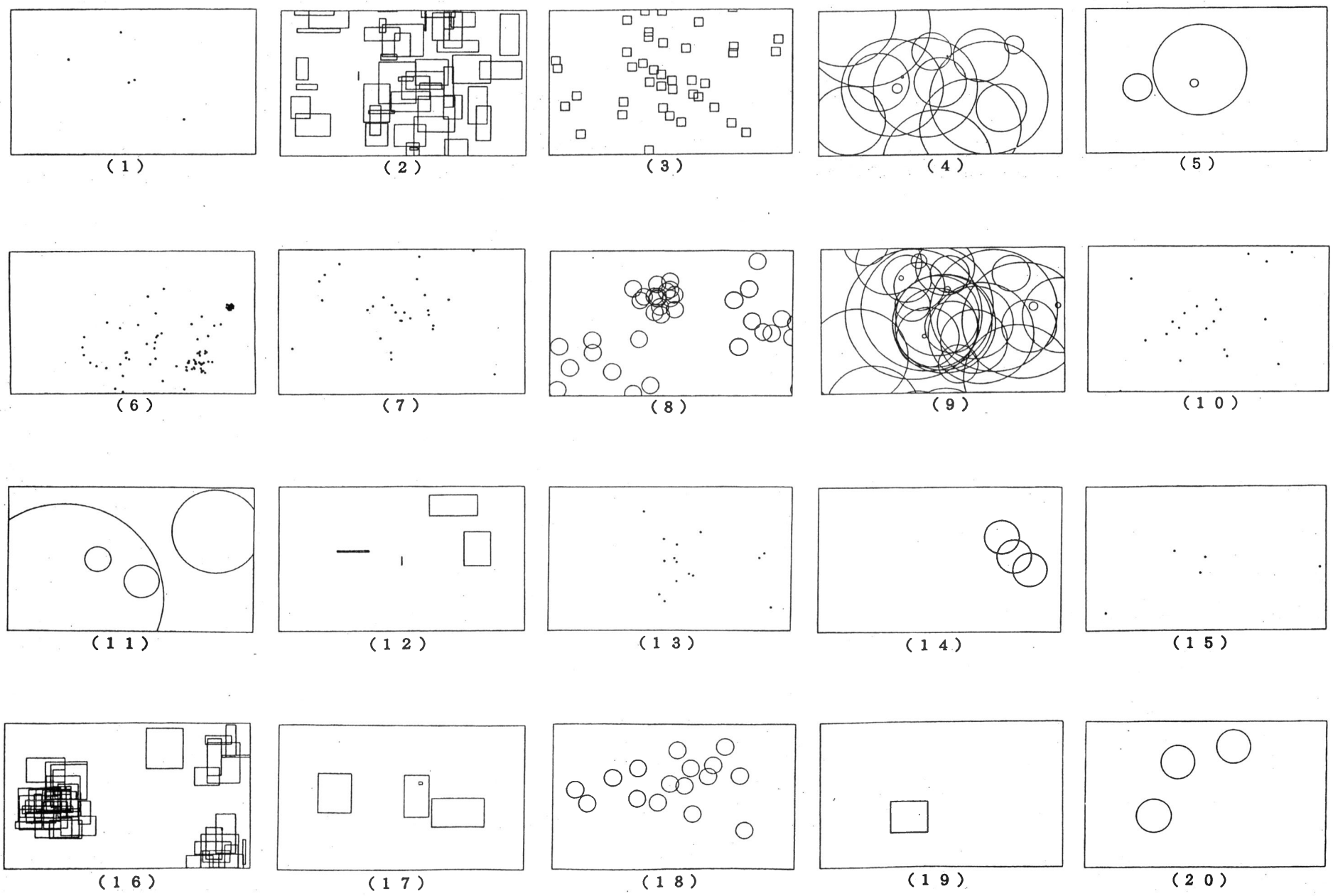


Fig. 1 対象刺激の図形パターン群

Fig.2 は各図形パターンが有する用語間の親近度規定への貢献度を示しており，Fig.3 は親近関係の $\alpha=0.8$ および0.7 のレベルでの対象図形パターン間の関係を示している．α レベルのグラフ構造をみると対象11と20を除いて大局的には連鎖的につながっており，複雑さから単純さへの変化の基本構造が見通せる．特に親近性の高い類似クラスは，{2,9}，{4,9}，{3,18}，{7,10} となっている．なお，図形パターン19は4,9 とは大変低い親近度をとっている．また，各対象が有する貢献度は，6，11，14，16，19，20についてかなり高くなっている．

6．まとめ

［対象］×［特徴カテゴリ］の該当度反応データから，対象間の親近性およびカテゴリ間の親近性を互いに類似度の高いモノの冗長性を抑えながら，同時に推定する手法を提案し，人工データと図形パターンへの用語表現への該当度判断データに適用し，検討を加えた．

［参考文献］
1)M.R.Anderberg:Cluster Analysis for Applications, Academic Press, pp83-92, 1973.
2)高根芳雄:多次元尺度法，東京大学出版会，1980.
3)林知己夫監修:数量化理論とﾃﾞｰﾀ処理，朝倉，1982.
4)西里静彦:双対尺度構成法，朝倉書店，1982.
5)中村和男他:言語ｶﾃｺﾞﾘとあいまいさの様相－図形ﾊﾟﾀｰﾝの言語的記述実験－，第7回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟ，1991.
6)A.Kaufmann:Theory of Fuzzy Subsets, Academic Press, p387, 1975.

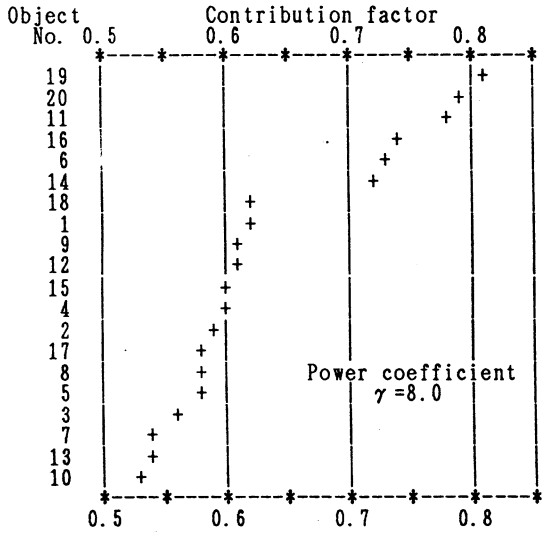


Fig.2 各対象の特徴カテゴリ間親近度規定への貢献度

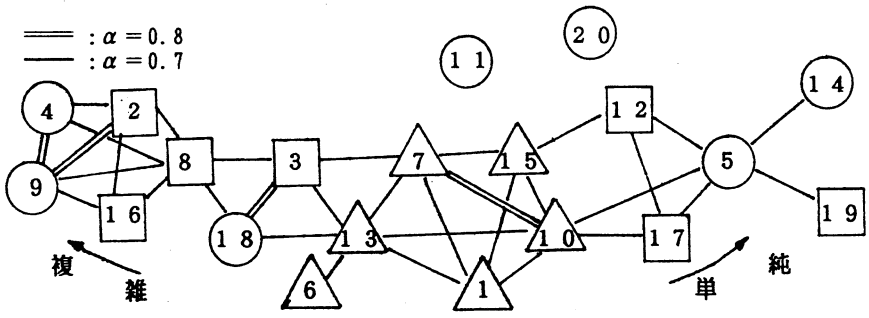


Fig.3 対象図形パターン間の親近関係の $\alpha=0.8$ および0.7のレベルでの関係
（○：円分布，□：長方形分布，△：黒点分布）

Table 1. 人工データの親近性分析

	f(s,v)	特徴カテゴリ 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
対	3	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
	5	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
	6	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
	7	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
象	8	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
	9	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
	10	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1

各種 γ に対する分析結果の対象間の親近度

{p(s,t)} ；貢献度を考慮しない場合

	p(s,v)	特徴カテゴリ 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	1	1.0	.25	.11	.00	.55	.75	.75	.75	.75	.75
	2	.25	1.0	.50	.20	.00	.11	.11	.11	.11	.11
対	3	.11	.50	1.0	.50	.11	.00	.00	.00	.00	.00
	4	.00	.20	.50	1.0	.25	.11	.11	.11	.11	.11
	5	.55	.00	.11	.25	1.0	.75	.75	.75	.75	.75
	6	.75	.11	.00	.11	.75	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	7	.75	.11	.00	.11	.75	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
象	8	.75	.11	.00	.11	.75	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	9	.75	.11	.00	.11	.75	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	10	.75	.11	.00	.11	.75	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

{p(s,t)} ；貢献度を考慮（$\gamma=8.0$）

	p(s,v)	特徴カテゴリ 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	1	1.0	.50	.20	.00	.20	.50	.50	.50	.50	.50
	2	.50	1.0	.50	.20	.00	.20	.20	.20	.20	.20
対	3	.20	.50	1.0	.50	.20	.00	.00	.00	.00	.00
	4	.00	.20	.50	1.0	.50	.20	.20	.20	.20	.20
	5	.20	.00	.20	.50	1.0	.50	.50	.50	.50	.50
	6	.50	.20	.00	.20	.50	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	7	.50	.20	.00	.20	.50	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
象	8	.50	.20	.00	.20	.50	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	9	.50	.20	.00	.20	.50	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	10	.50	.20	.00	.20	.50	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

問い合わせ先：
〒305 茨城県つくば市東1-1-4
製品科学研究所応用人間工学部
TEL 0298-54-6760
FAX 0298-54-6608

一　般　講　演　論　文

第３日：５月２８日（木）

第Ｄ室

セッションＹＤ１　［画像１］　　司会　山中　猛（オムロン㈱）

セッションＹＤ２　［画像２］　　司会　玉野　和保（広島工業大学）

セッションＹＤ３　［画像３］　　司会　永井　豊（電気通信大学）

セッションＹＤ４　［画像４］　　司会　増井　重弘（法政大学）

セッションＹＤ５　［心理］　　司会　加藤　裕一（呉工業高等専門学校）

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

光学ファジィ演算による顔表情の類別法

Optical Classifying System
for Expressions of Animated Face
based on Fuzzy Analysis

玉野　和保
Kazuho TAMANO
広島工業大学　工学部
Fac. of Engin., Hiroshima Institute of Technology

あらまし

ファジィ演算の光学計算法により、顔表情を瞬時に類別できる簡便法を開発した。本方法は、微妙な感情表現を直観的に理解することの必要な分野、特に、医療における患者の表情理解、また教育における生徒の習熟度理解等に有用である。　本報告では、この方法の基本構成と、これが「泣き顔」と「笑い顔」の表情類別に適用できたことを述べる。

キーワード　光学計算法、画像処理、顔表情の類別

1．緒　言

感性を持ち感情を理解するヒューマンフレンドリーなマンマシンインターフェースは、心的情報処理を必要とする産業応用分野に不可欠なツールである。　特に微妙な表現を直観的に理解できるシステムは、医療における患者の表情理解や教育における生徒の習熟度理解等に有用である。

表情の理解は、一般に画像処理により行われる。　画像処理は概して煩雑で、変化する表情パターンから微妙な感情変化を瞬時に理解するためには、複雑な演算を高速処理できる装置が必要である。　本研究は、このような複雑な処理を瞬時に処理できる簡便光学演算装置の開発を目的とするもので、前報で提案した光学ファジイ演算による静止画像のパターン類別法を、動画パターンである顔表情の類別に適用できるように発展させたものである。[1,2]　本報では、この動画パターンの類別法を述べるとともに、この方法が２値画像で表した顔の「笑い」と「泣き」の表情類別に適用できたことを報告する。

2．光ファジィ演算によるパターン類別法

2・1　静止画像のパターン類別法

本システムでは、パターン類別法として、被検査画像全体を基準画像に重ね合わせ両者の類似度に基づき類別する簡便な方法を用いた。　両画像の類似度は、それぞれの画像の形状特徴を表すメンバーシップ関数のファジィ演算により求める。　それぞれの画像の形状特徴を表すメンバーシップ関数は、Lohmannにより提案された２次元画像の１次元パルス幅変調画像（ＰＷＭ画像）変換法で得られた光強度分布で表した。　図１により、画像の類似度をファジィ演算により計算する方法を説明する[1,3]。

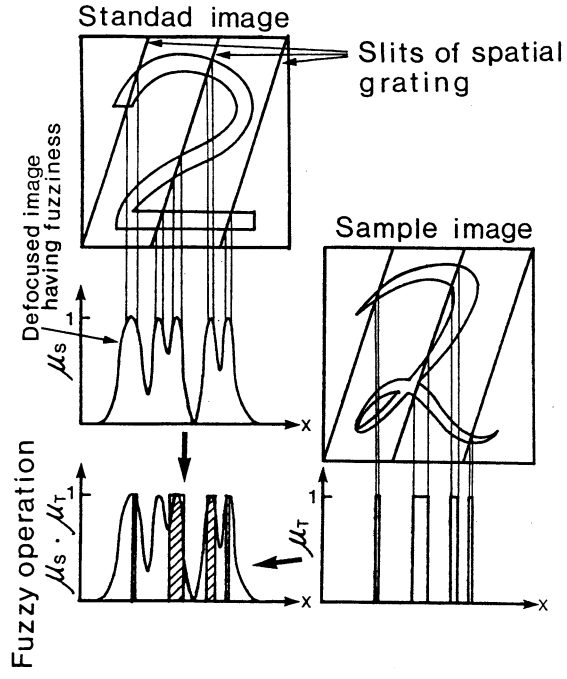


図１　ＰＷＭ画像で表した形状特徴のメンバーシップ関数による画像の類似度計算法

２次元画像をやや傾けたスリット群からなる空間格子上に結像すると、スリットと画像の明部が重なり合った部分の光のみがスリットを透過する。　この透過光をシリンドリカルレンズで水平方向（x軸方向）に結像すると、多数の帯状の像が得られる。　この像は、２次元画像をスリットの位置で細い線条に切り取り、明部を水平方向に帯状に並べて表した画像であり、ＰＷＭ画像を表している。　このＰＷＭ画像の水平方向の光強度分布を元画像の形状特徴を表すメンバーシップ関数として用いる。　パターン類別では、この方法で得られた基準画像のＰＷＭ画像を感光フィルムに撮影し、その透過率分布を類別の演算用フィルムとして用いる。　このとき、感光フィルム上でＰＷＭ画像の結像をぼかし透過率分布をなだらかにすることによって、メンバーシップ関数を滑らかな分布に変え、類似度計算時の被検査画像の位置変化や回転に対応できるようにしている。

被検査画像と基準画像の類似度は、基準画像のＰＷＭ画像を記録した演算用フィルム上に被検査画像のＰＷＭ画像を結像させ、演算用のフィルムからの透過光で表される両ＰＷＭ画像の積、すなわち両メンバーシップ関数の積から求められる。　いま、基準画像の形状特徴を表すメンバーシップ関数を$\mu_S(x)$、被検査画像の形状特徴を表すメンバーシップ関数を$\mu_T(x)$とすると、被検査画像の明部の面積がいずれの画像についても等しいとき、両画像の類似度Ｓは、次式で与えられる。

$$S=\int \mu_S(x)\cdot\mu_T(x)\,dx \qquad (1)$$

被検査画像は、基準画像と被検査画像の画像間の類似度Ｓが最大になる基準画像に類別される。

２・２　動画像のパターン類別法

動画像の類別パターンに対しては、連続変化するメンバーシップ関数を多重記録した演算用フィルムを用いる。この演算用フィルムは、動画の変化に連動させて縦方向に移動できるスリットで時々刻々変化する動画の個々のＰＷＭ画像の縦幅を制限し、それらの画像をフィルムの縦方向に連続記録したものである。　図２はこのフィルムを顔表情変化に対して作製する方法を示している。顔は、周囲と目鼻口を不透明に、他を透明にした２値画像の開口で表した。　その目鼻口の位置と形状を変化さすことにより表情を「笑い顔」と「泣き顔」に連続的に変えた。　これらの表情のＰＷＭ画像の幅を表情変化に連動させたスリットにより制限し、フィルム上に記録する。　図中の感光フィルム上には、横方向（ｘ軸）に表情のメンバーシップ関数が、縦方向（Ｙ軸）に種々の表情のメンバーシップ関数が連続的に記録されている。表情を種別するときは、この演算用のフィルム上に被検査表情のＰＷＭ画像を結像させ、光学計算で得られた類似度分布、すなわち、演算用フィルムの縦軸方向の光強度分布を求め、種別はこの分布の最大値を示すＹ軸上の位置により表される。

動画に対する類似度のメンバーシップ関数$S_A(Y)$は、基準とする表情のメンバーシップ関数群を$\mu_S(x,Y)$、特定の表情のメンバーシップ関数を$\mu_T(x)$とすると、次式で表わされる。

$$S_A(Y)=\int \mu_S(x,Y)\cdot\mu_T(x)\,dx \qquad (2)$$

表情の最も確からしい種別は、$\max S_A(Y)$を表すＹ軸の位置で示される。

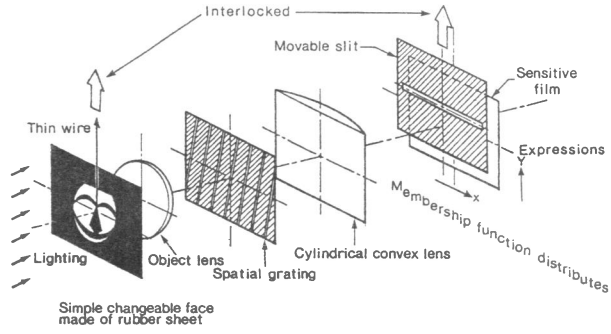


図２　顔表情の形状特徴を表すメンバーシップ関数の多重記録法

３．顔表情の類別実験

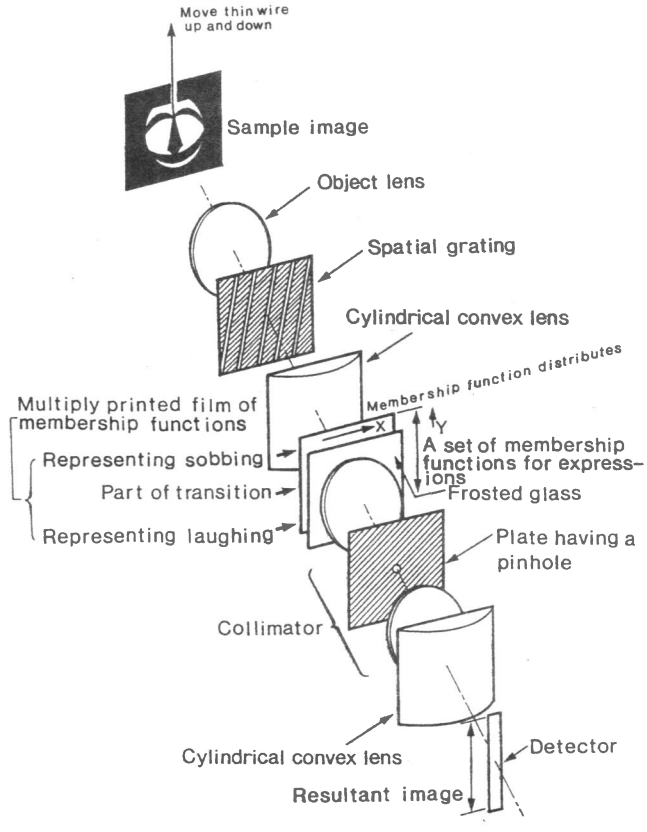
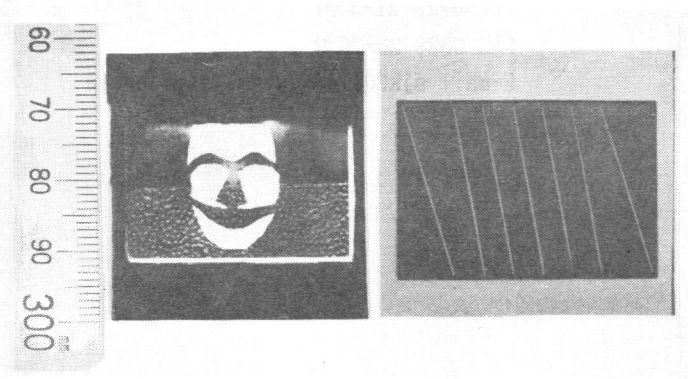


図３　顔表情の類別実験装置構成

図３に示す装置構成により２値画像で表した単純な顔の表情を類別した。

図４に、顔を表す開口と空間格子の写真を示す。　顔は、表情を連続変化できるようゴム板で作製した。　表情は、目鼻口をつなぎ顔周囲に接続し、目鼻口を上下に動かすことで、「笑い顔」と「泣き顔」に変化させた。



（ａ）顔を表す開口　　（ｂ）空間格子

図４　実験に使用した顔を表す開口と空間格子

図５に、表情を「泣き顔」から「笑い顔」に連続変化させて得られた演算用フィルムを示す。　写真の上部は「泣き顔」、下部は「笑い顔」、その間は両表情の遷移のメンバーシップ関数を表す透過率分布像である。

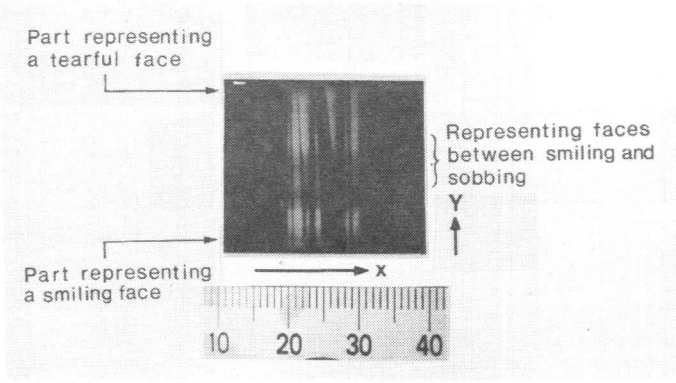


図５　演算用フィルム

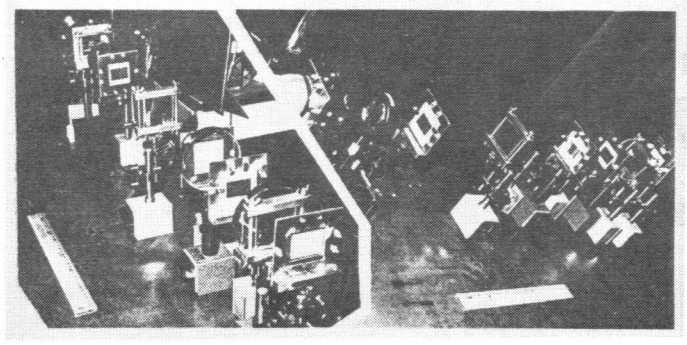


図６　表情類別実験装置

演算用フィルムからの透過光は、シリンドリカルレンズで積分される。　この操作を容易にするために、演算用フィルムの直後に曇りガラスを置き透過光を拡散光に変換し、その後コリメータで平行光線に変換する。　シリンドリカルレンズにより水平方向（ｘ軸）に集光された透過光は、縦軸方向（Ｙ軸）に式（２）で表されるメンバーシップ関数$S_A(Y)$を光強度分布像として結像する。　この光強度の最大値位置で表情の種別が得られる。図６は、このようにして構成した実験装置である。

図７に、表情を「泣き顔」から「笑い顔」へ連続変化させたときに得られた、演算用フィルムからの透過光による像を示す。

実験結果からは、「泣き顔」に対しては、透過光による像の上部が、また「笑い顔」に対しては、像の下部が明るい部分になっている。　また、両表情の遷移状態に対しては、演算用フィルムの中央部が最明部を示している。

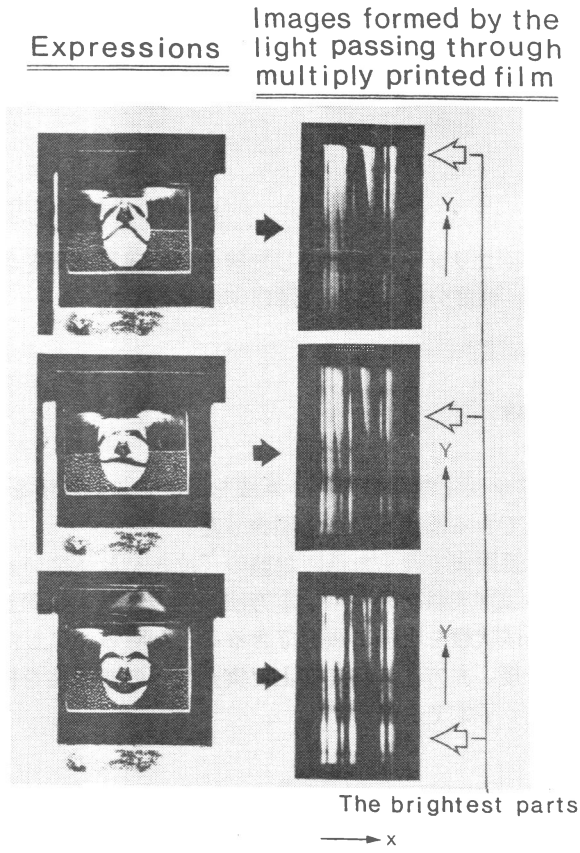


図７　演算用フィルムを透過した各顔表情変化に対する光強度分布

図８は、これらの演算用フィルムからの透過光をｘ軸方向に集光積分し得られた像である。

図８に示す結果も図７と同様に、「泣き顔」に対しては、像の上部が、「笑い顔」に対しては下部が、また遷移に対しては、中央部が最明部を示している。

これらの実験結果から、本類別法が単純な顔表情の類別に適用可能であることが明らかになった。

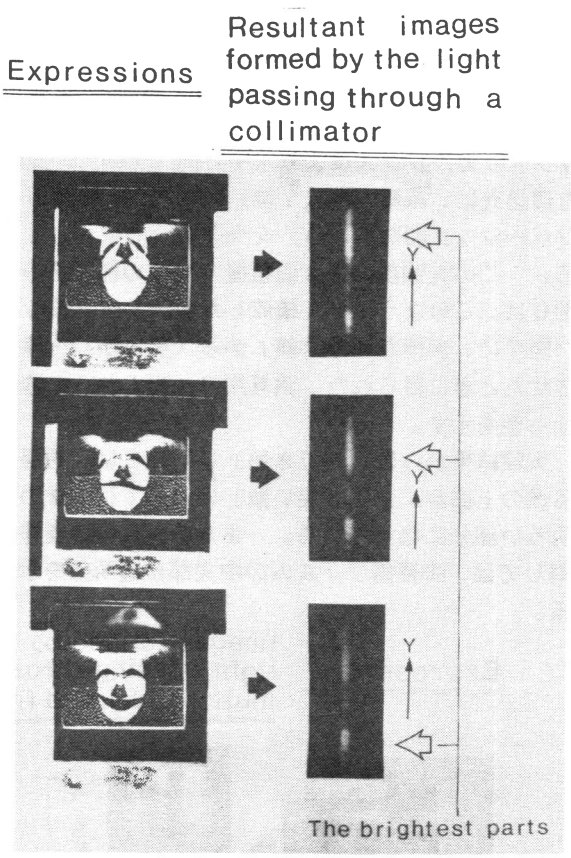


図８　コリメータを透過した後の積分演算結果を表す光強度分布（各顔表情類別演算結果）

４．結　言

ファジィ演算の光学計算法を用いて、顔表情を瞬時に類別できる簡便類別法を開発した。

２値画像で表した単純な顔の「泣き」と「笑い」の表情の類別実験結果から、本方法が両表情および両表情間の遷移状態を明瞭に類別できることを明らかにした。

今後、本方法の精度向上と実画像への適用性を検証していく予定である。

（参考文献）

1)玉野和保：”光ファジィ演算法による文字パターン類別法”、日本ファジィ学会第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、 F5-2 (R7)、667/670 (1991)

2)玉野和保 ：”光ファジィ演算による動画パターンの類別法”、日本ファジィ学会中四国支部第２回支部大会予稿集、1/2 (1991)

3)A. W. Lohmann & H. W. Werlich: Spatial Pulse Modulation, Appl. Opt., 10(12), 2743/2753 (1971)

［問い合わせ先］
〒 731-51 広島市佐伯区三宅２丁目１－１
広島工業大学　工学部
玉野　和保
TEL 0829-21-3121
FAX 0829-23-2679
E-mail sjk34114@mgw.shijokyo.or.jp

口形の多角形近似とファジィ類似度を用いた読唇

Lip Reading using Polygonal Approximation of Mouth-Shape and Degree of Fuzzy Similiarity

○ 平井 浩司*　張 偉京**　添田 満***
Kouji HIRAI　Zhang WEIJING　Mitsuru SOEDA
古谷 忠義***　黒須 顕二*
Tadayoshi FURUYA　Kenji KUROSU

* 九州工業大学 Kyushu Institute of Technology
** 東京工業大学 Tokyo Institute of Technology
*** 北九州高等専門学校 Kitakyshu College of Technology

あらまし　読唇は聾唖者が他人の音声言語を受信する方法として，発音時の口辺，とくに唇の形状，舌の位置及び運動から発音を理解するものである．　本研究は，この読唇の工学的実現を目標として行なったもので，口形をＴＶカメラで取り込み，画像処理を施し，口形の特徴を抽出し，ファジィ類似度を用いたパターン認識により母音の識別を試みた．　その際，ＴＶカメラと被験者の距離や，個人差による口形の大きさに影響を受けないように，口形部分を６角形に近似して，その辺の比，内角度，縦横比を特徴量として用いた．

キーワード　読唇，多角形近似，ファジィ類似度，母音識別

１．はじめに

読唇とは人間の発音内容を，音声によらず発音時の口辺（口形），あご，表情などから理解することで聾唖者のコミュニケーションの重要な手段の１つである．　しかし，この技術の修得には，多年の訓練と努力を必要とし，聾教育における成果は満足すべきものとはいえないのが現状である．　その理由は日本語には約１００種の異なった音節があるといわれており，その発音の際の識別できる口形変化は１５種程度しかない．　従って同口形異音が多く，内容の把握には，高度の推論が要求されるからである．　そこで，これらの聾唖者の日常的コミュニケーションの困難を排除するため，また，読唇の工学的実現をめざすため，これまでに様々な研究が行なわれてきている．　読唇の研究は主に，５つの母音(あ，い，う，え，お)の口形の識別を扱っているもの[1]と，あらかじめ決められたいくつかの単語の認識を扱っているもの[2]に分けられる．いずれも口形の正面像を取り入れ，その特徴量を求め，母音の識別や単語の認識を行なっている．　これらの研究では，人の手による口辺の画像の抽出を前提としている．　本研究では，計算機に顔画像の中から口形を抽出させ，ついで，ファジィ類似度を用いて母音の識別を試みた．

２．原理及び処理手順

2-1　口形抽出

まず，被験者の顔画像を取り込む．　入力装置の概略を図１に示す．

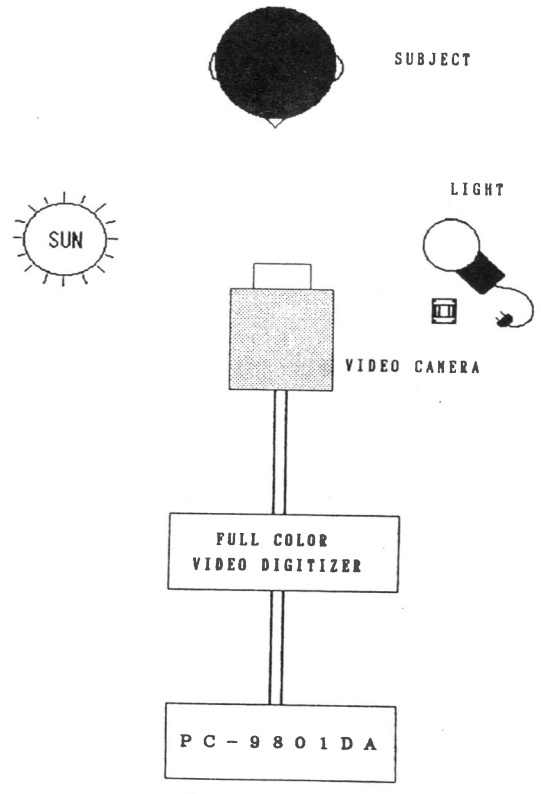


図１　入力装置の概要

画像入力は，顔は動かさない状態にし，前方正面から白色電球をあて，口紅をつけるといった理想的条件下で行なった．　次に，取り込んだ画像に，平滑化処理，２値化処理を施し計算機での取り扱いが容易な画像に変換する．　そして，これらの前処理を施した顔画像から読唇を行なうのに必要な口形部分を抽出する．

口形抽出の手順は，

①入力画像の輪郭線を描かせ，その中で閉じた輪郭線（輪郭線追跡の際，始点に再び戻ってきた輪郭線）を残す．

②面積の小さい輪郭線を削除する．

③残った輪郭線の中で，最も下に位置するものだけを残す．

以上の操作で最後に残った輪郭線を「口」と判断する．　この処理手順の概要を図２に示す．

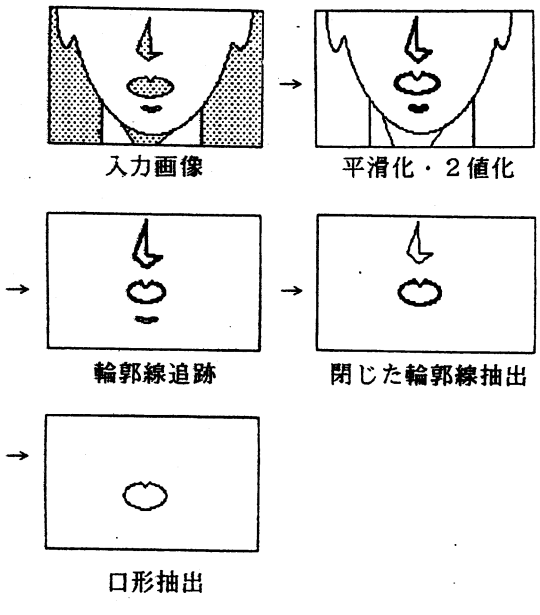


図２　口形抽出

また，読唇を行なうには口の形を表わす特徴量が必要となるが，本研究では口形の輪郭線を６角形に近似して特徴量を求める．　図３のように口形の輪郭線の中から６つの特徴点（Ａ～Ｆ）を抽出し，これらを結ぶことにより輪郭線を６角形に近似して，６つの辺の比・６つの内角度・縦横比を求め，これらを特徴量とする．　特徴量については図４に示す．（図４において，h:辺の比，k:内角度，ty:縦横比とする．）

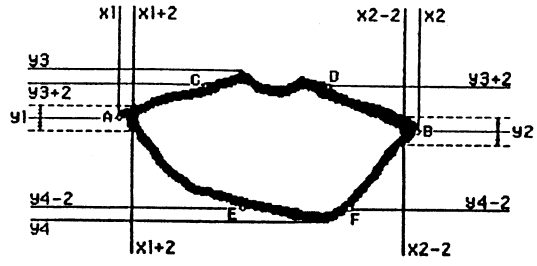
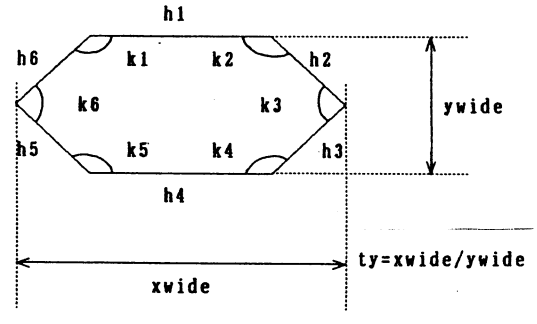


図３　６角形近似



特徴リスト　Ｓh　:(h1,h2,h3,h4,h5,h6)
〃　　Ｓk　:(k1,k2,k3,k4,k5,k6)
〃　　Ｓty:(ty)

図４　特徴リスト

2-2　口形識別

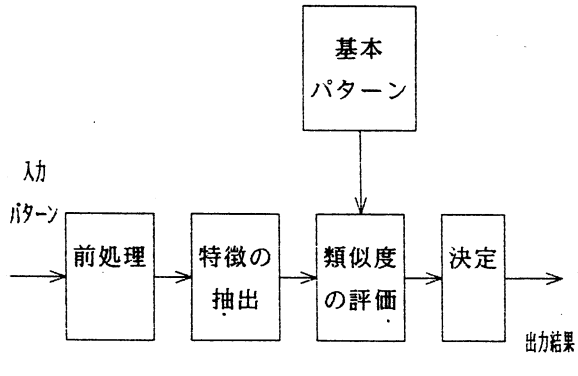


図５　パターン認識の過程

多角形近似して得られた特徴量を用いて母音の識別を行なう．　母音の識別はパターン認識により行なう．　パターン認識の基本的な過程は図５のように考えられる．　この中で，最も本質的で必要不可欠なものが，特徴の抽出と類似度の評価である．

本研究では，特徴の抽出に関しては，口形を６角形に近似する方法を用いる．　そして，得られた特徴量と基本パターンの類似度の評価の段階に口形抽出や６角形近似の段階で生じた誤差を考慮してファジィ論理を導入したファジィ類似度を用いて母音認識を行なう．

2-2-1　ファジィ類似度

(i) 数と数の類似度

類似度の評価を行なう際に，特徴リストの要素は全てファジィ数であると仮定する．　つまり，数Ａは図６のような三角形メンバーシップ関数μa(X)を持っているファジィ数として，その三角形の底の幅ＦａがＡの絶対値に一致しているとする．

全ての数をこのように定義すると，２つの数Ａと数Ｂの類似度Ｓ(A,B)は，

$$S(A,B)=\mathrm{Max}\{\mathrm{Min}\{\mu a(X),\mu b(X)\}\} \qquad (1)$$

のように定義される．　これを図７に示す．

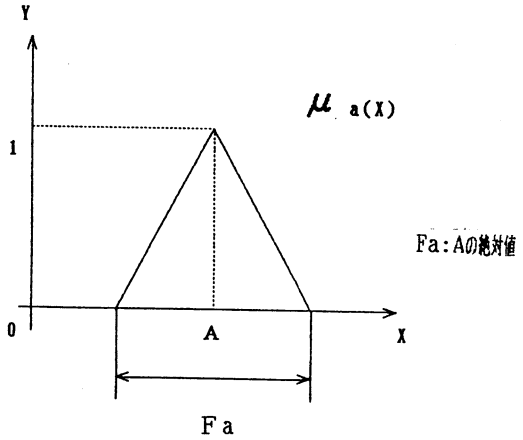
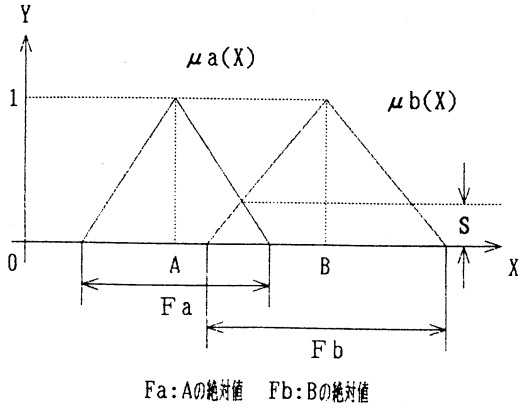


図６　メンバーシップ関数



Fa:Aの絶対値　Fb:Bの絶対値

図７　２つのファジィ数の類似度

図７のＳが２つの数の類似度となる．(0≦Ｓ≦1)

(ii)　リストとリストの比較

数と数の類似度を利用して，リスト同士の類似度を評価する．　リスト(X1,X2,･･･,Xn)とリスト(Y1,Y2,･･･,Yn)の類似度ＳＬは，

$$SL=\mathrm{Max}\{Sn\} \qquad (2)$$

と定義される．　但し，ＳｎはＸｎとＹｎの類似度である．

(iii)　特徴リストの類似度

特徴リストにおける恒等関係式を利用して，長さが２ｎである特徴リストの類似度は(２)式よりｎ個の値が求められる．　そのｎ個の中の最大値を特徴リストの類似度とする．　つまり，それぞれ，

Ｌ1: (X1,A1,X2,A2,･･･,Xn,An)
Ｌ2: (Y1,B1,Y2,B2,･･･,Yn,Bn)

とすると，

Ｌ1=(X1,A1,X2,A2,･･･････,Xn,An) →Ｌ11
=(X2,A2,X3,A3,･･･,Yn,Bn,X1,A1) →Ｌ12
=・・・
=(Xn,An,X1,A1,･･･,Xn-1,An-1) →Ｌ1n

のようにｎ個のリストＬ11,･･･,Ｌ1nがある．　リストＬ1kとリストＬ2の類似度をＳＬkとすると，この２つの特徴リストの類似度ＳＦは，

$$SF=\mathrm{Max}_{1\leq k\leq n}\{SLk\} \qquad (3)$$

となる．

2-2-2　識別方法

抽出されたデータ(６角形)の特徴リスト（辺の比・内角度・縦横比）と基本パターンの特徴リストによりファジィ類似度を求め，最も類似度が大きい母音が発声母音と判別する．　この際，縦横比の類似度は(１)式により求め，辺の比と内角度の類似度の決定は特徴リストが６つずつあるため，リストとリストの比較となり(２)式により求める．　そして，それぞれについて３段階評価をすることにより母音

識別を行なう．　最も類似度が大きいものに２ポイント，２番目に大きいものには１ポイント与え，ポイントの合計が一番大きい母音を発声母音と識別する．　これらの手順により，母音識別を行なう．

2-3　実行結果

入力データとして，同一人物から「あ」～「お」の母音を発声した状態の顔画像を４組取り込み（データ①～④），他の人物の同様の状態の顔画像を１組取り入れる（データ⑤）．　次に，これら５つのデータから抽出した６角形の特徴量を求める．　ここで，データ①～③を平均したものを基本パターンとする．　入力顔画像から口形部分を抽出し，６角形に近似した結果例を図８に示す．

そして，以下の実験を行なった．

実験１：基本パターンと基本パターンを構成するデータ①～③の中の１つとの比較．

実験２：基本パターンと同一人物のデータ（④）との比較．

実験３：基本データと，実験１・２とは別の人物のデータ（⑤）との比較．

この実験（識別）結果の例を表１に示す．

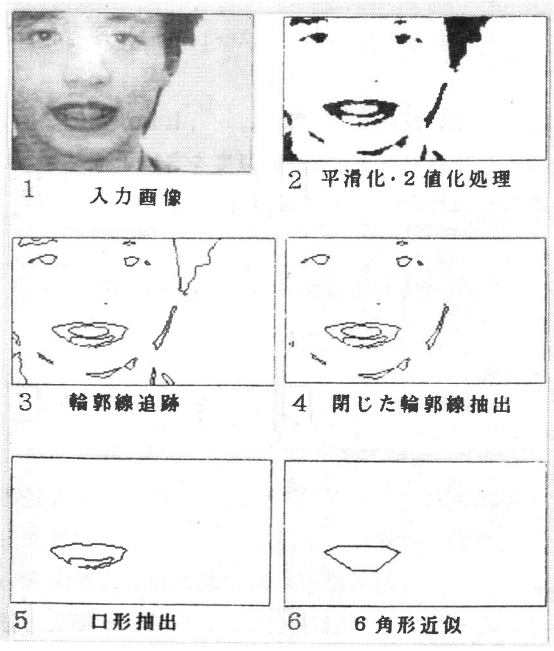


図８　口形抽出・６角形近似例

表１　識別結果例

入力	実験１	実験２	実験３
あ	○	○	×お
い	○	○	○
う	○	○	○
え	○	○	○
お	○	○	×う

○：正しい識別　×：誤った識別

３．おわりに

本研究では，まず顔画像の中から口形を抽出することを目標にして，抽出後，その口形の特徴量を用いて読唇を行なった．　口形を６角形に近似することにより口の形を表わす特徴量が得られ，母音識別の際にファジィ類似度を用いたことにより，母音識別の結果は，基本パターンと入力パターンが同一人物の場合は正確に識別できた．　また，別の人物の入力パターンにおいては，一部識別されていない場合があったが，これは，基本パターンが３つのデータの平均値をとっているため誤差が大きいことと，発音時の口のあけ方の個人差によるものと考えられる．　この問題は基本パターンを決定する際，いろいろな人のデータを数多く取り込むことにより改善されると考えられる．　今後の課題としては，口形の抽出精度の向上，理想的なしきい値の設定の自動化，画像処理の高速化などが挙げられる．

参考文献

1）渡辺：読唇による母音の自動認識，日本機械学会論文誌(C) 2613/2616 (1987)

2）黒須・松岡・南出：工学的読唇について，福岡教育大学 障害児治療教育センター年報 第4号 (1991)

問い合わせ先：〒820　飯塚市大字川津680-4
九州工業大学情報工学部
制御システム工学科
黒須 顕二

TEL (0948) 29-7717
FAX (0948) 29-7709

画像中の対象物に注目した類似画検索システム

Similarity Retrieval System on Image Database with Attention on the Objects

○山崎　久代　　赤堀　裕志　　若見　昇
Hisayo YAMASAKI　Hiroshi AKAHORI　Noboru WAKAMI
松下電器産業(株)　中央研究所
Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.　Central Research Laboratories

あらまし：画像中に含まれる複数の対象物に注目し、対象物の特徴がユーザの指定した特徴に類似している画像を検索する類似画検索システムについて述べる。本検索システムは、ユーザの検索要求をキー画像で表現し、キー画像と検索対象画像間で対象物ごとに照合を行って類似度・非類似度を求め、それらを画像間の照合の証拠とする。対象物ごとの証拠をDempster-Shafer 理論を用いて結合し画像間の一致度として類似画検索を行う。本検索システムの有効性を示すために、画像中の対象物間で包含関係がある場合の一致度の計算例を示す。
キーワード：画像検索、画像照合、Dempster-Shafer理論、類似度合

1．はじめに

類似画検索において、画像間の類似度合を求める種々の手法が提案されているが[1-3]、画像中の対象物の位置をもとにして画像間の類似度合を求めるものがある[4,5]。このとき、画像上の物理的な距離をもとにしてすべての対象物を同一尺度で考えては不都合が生じることがある。

一方、すでに我々は画像中の対象物に注目した画像検索手法を提案している[6]。この手法は画像間の照合を行うときに、画像中の対象物に注目し、2枚の画像間で対応する対象物ごとに類似度合を調べる。対象物ごとに求めた類似度合を結合することによって、画像間の全体の一致度を求める。ここで提案している手法は、対象物ごとに類似度合を求める際に、類似しているとみなす範囲を限定することができる。これによって、対象物によって類似度合を測る尺度を変えることができる。

本稿では提案している検索手法を用いた類似画検索システムについて説明する。さらに対象物によって類似度合を測る尺度を変える例として、対象物間で包含関係がある画像に適用する。対象物間の包含関係とは、例えば画像中の対象物として皿とリンゴがあり、皿の上にリンゴが載っている場合である。すなわち、皿の領域にリンゴが包含されているという関係がある場合である。このような対象物間の包含関係がある画像に対して、提案の検索手法を用いて類似画検索がうまく行えることを示す。

2．類似画検索システム

類似画検索システムの概念図を図1に示す。画像蓄積時には原画像を入力して画像中の対象物の領域指定とその対象物名を入れる。これによって指定された領域から

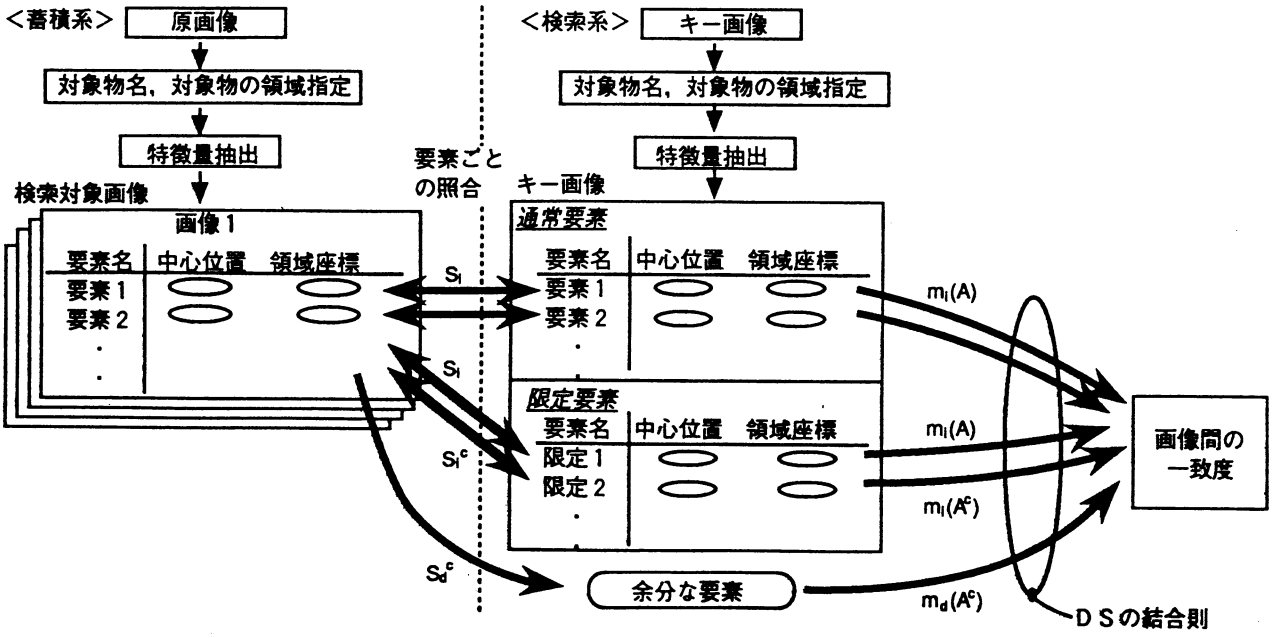


図1　類似画検索システムの概念図

対象物の特徴量として領域の中心位置、領域の座標値を抽出し、これをデータベースとして登録する。

検索時には、ユーザは検索を要求する画像としてキー画像を作成し、更にキー画像に対して対象物名とその領域を入力する。これによって対象物の領域から領域の中心位置、領域の座標値を抽出する。ここでシステムはキー画像の対象物に対して、類似しているとみなす範囲を限定する対象物（以下ではこの対象物を限定要素と呼ぶ）と、限定しない対象物（以下ではこの対象物を通常の要素と呼ぶ）に分ける。限定要素を用いた検索に関しては4章で詳しく述べる。

次に検索キー画像と画像データベース中の検索対象画像との照合を行う。照合は2枚の画像間で、対象物名が対応する対象物ごとに行う。ここで、類似度と非類似度の概念を定義する。類似度と非類似度は、対象物の位置の差に基づいてシステムが定めた関数から算出する。通常の要素に対しては類似度のみを与える。限定要素に対しては、対象物間の位置の差が限定した範囲内では類似しているとみなし類似度を与える。一方、範囲外では類似していないとみなし非類似度を与える。また、検索キー画像に存在しない対象物が検索対象画像にある場合は、類似していないとして非類似度を与える。

対象物ごとに類似度、非類似度を求めた後、これらをDempster-Shaferの結合則[7]で統合し、2枚の画像間の一致度とする。この一致度により画像データベース中の画像を順位付けする。

3．画像の照合方法

ユーザの示した検索キー画像と画像データベース中の画像の一致度の求め方を説明する。

画像間の照合にはDempster-Shafer の確率理論を応用する。Dempster-Shaferの確率理論は、p_1, p_2を独立な証拠に基づいて得られた基本確率とし、独立な証拠から推論された基本確率を統合する方法を与えたものである。T_{1q}, T_{2r}(q, r=0, 1, 2, …) をそれぞれの焦点要素としたとき、Dempster-Shafer の結合則より基本確率は式1によって統合することができる。

$$p(T_k)=\frac{\displaystyle\sum_{T_{1q}\cap T_{2r}=T_k} p_1(T_{1q})\cdot p_2(T_{2r})}{1-\displaystyle\sum_{T_{1q}\cap T_{2r}=\phi} p_1(T_{1q})\cdot p_2(T_{2r})} \quad (1)$$

$$(\text{但し}\quad T_k\neq\phi)$$

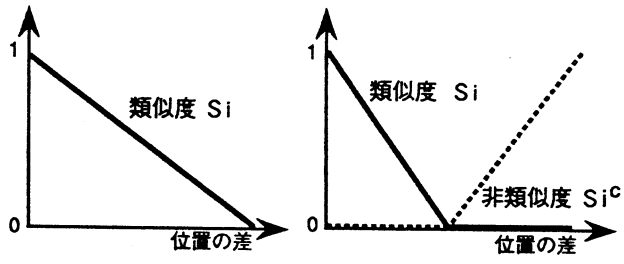
本手法では、画像の対象物を、画像間の照合を行うための証拠と考えて、画像中の対象物ごとに類似度・非類似度を求め、それらをDempster-Shafer の結合則を用いて統合し、画像間の一致度とする。

まず、対象物ごとの類似度・非類似度の算出を行う。検索キー画像の対象物名と検索対象画像の対象物名を比較し、対象物を以下の3つの場合に分け、対象物の類似度・非類似度を求める。ここで、検索キー画像はN個の対象物からなり、i番目の対象物の類似度をs_i、非類似度s_i^cとする。

【1】対象物が検索キー画像と検索対象画像のどちらにも存在する場合

対象物が通常の要素の場合は、対応する対象物間の類似度s_iを求める。類似度s_iは、図2(a)に示すような対象物の位置の差に基づいて定めた関数から求められる。この関数により、類似度は対象物間の位置の差が大きくなるほど小さい値になる。

対象物が限定要素の場合は、類似度と非類似度が与えられる。この関数の例を図2(b)に示す。図2(b)において実線は類似度s_i、破線は非類似度s_i^c を表しており、類似範囲の限定によって類似度と非類似度の交点が決定される。図2(b)の関数で限定範囲内では類似度s_iが求まり、範囲外では非類似度s_i^cが求まる。すなわち限定要素は、範囲が限定されているので、限定した範囲内に存在するものは指定した位置に近いほど類似度s_i が高くなり、限定した範囲外に存在するものは遠くなるほど非類似度s_i^cが高くなる。



(a)　　(b)

図2　類似度・非類似度を求める関数

【2】対象物が検索キー画像のみに存在する場合

検索キー画像の対象物が通常の要素のとき、同じ対象物名を持つ対象物が検索対象画像中に存在しないならば、この対象物間の位置の差は限りなく大きいと考えて、図2(a)の関数から、類似度s_i を0とする。

検索キー画像の対象物が限定要素のときも同様に、図2(b)から、非類似度s_i^cを1とする。

【3】対象物が検索対象画像のみに存在する場合

検索対象画像のみに存在する対象物は、検索者の要求しない余分な要素と考える。したがって、その画像は、検索キー画像と類似していないと考え、非類似度を与える。非類似度s_d^cは、検索対象画像のみに存在する対象物の面積の総和W_d と、画像全体の面積Wから、式2により求める。

$$s_d^c = W_d / W \quad (2)$$

次に、対象物ごとの類似度・非類似度をDempster-Shaferの結合則を用いて結合し、画像間の一致度を求める。検索キー画像の対象物すべてについて求められたs_i あ

るいはs_i^c(i=1～N) を画像間の一致度を求める証拠と考える。画像が一致していることをA、一致していないことをA^cとし、一致している基本確率$m_i(A)$、一致していない基本確率$m_i(A^c)$を、式3、式4のようにs_i, s_i^cを対象物の個数Nで割ったものとする。ただし、通常の要素の場合は、s_i^cを0とする。また、無知量$m_i(A, A^c)$は、式5によって求める。

$$m_i(A) = s_i / N \quad (3)$$
$$m_i(A^c) = s_i^c / N \quad (4)$$
$$m_i(A, A^c) = 1 - m_i(A) - m_i(A^c) \quad (5)$$

また、余分な要素についての非類似度s_d^cを、式6のように2枚の画像が一致していない基本確率$m_d(A^c)$と考え、無知量$m_d(A, A^c)$は、式7より求める。

$$m_d(A^c) = s_d^c \quad (6)$$
$$m_d(A, A^c) = 1 - m_d(A^c) \quad (7)$$

以上のようにして求めた$m_i(A)$, $m_i(A^c)$, $m_i(A, A^c)$(i=1～N)及び$m_d(A^c)$, $m_d(A, A^c)$をDempster-Shaferの結合則に基づいて統合し、求められたm(A) を画像間の一致度とする。

以上の方法で、データベースに格納されているすべての画像に対して、検索キー画像との一致度を求め、一致度が高い順に検索結果の画像として、ユーザに提示する。

4．対象物の包含関係を考慮した検索

検索キー画像中のある対象物が別の対象物領域内に包含されている場合の検索方法について述べる。

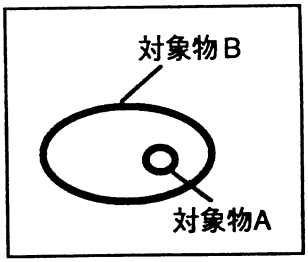
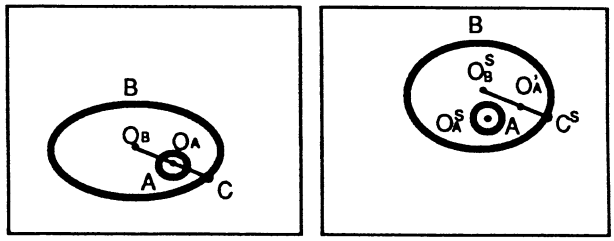


図3　対象物に包含関係がある場合の検索キー画像

図3に示した検索キー画像では、対象物Aが対象物Bの領域内に存在している。このときユーザは「対象物Aが対象物Bの領域内であってほしい」と意図していると考えられる。そこで、システムは、対象物Aを限定要素、対象物Bを通常の要素として取り扱う。

限定要素である対象物Aは類似しているとみなす範囲を対象物Bの領域内であると限定し、対象物Bの領域外では非類似度を与える。限定要素における類似度、非類似度を求める関数は、基本的には3章の図2(b) で述べたように類似しているとみなす範囲で類似度と非類似度が交差するものである。しかし、対象物Aの類似度・非類似度の関数は、類似しているとみなす範囲が対象物Bの領域であるため、対象物Bの形状や大きさが検索対象画像によって異なることを考慮する必要がある。

以下に、図4に示す検索キー画像(a)と検索対象画像(b) を用いて、限定要素の類似度・非類似度の関数を求める手順を説明する。



(a)検索キー画像　　(b)検索対象画像

図4　限定要素の関数の求め方

【手順1】

検索キー画像(a)において領域Aの中心O_A、領域Bの中心O_B、検索対象画像(b)において領域Aの中心O_A^S、領域Bの中心O_B^Sを求める。

【手順2】

検索キー画像(a)において直線$O_B O_A$上で領域Bの閉曲線と交差する点Cを求める。

【手順3】

検索対象画像(b)において領域Bの閉曲線上で次式を満たす点C^Sを求める。

$$\frac{\overrightarrow{O_B{}^S C^S}}{|\overrightarrow{O_B{}^S C^S}|} = \frac{\overrightarrow{O_B C}}{|\overrightarrow{O_B C}|} \quad (8)$$

【手順4】

検索対象画像(b)において次式を満たす点$O_A{}'$を求める。

$$\frac{\overrightarrow{O_B{}^S O_A{}'}}{|\overrightarrow{O_B{}^S C^S}|} = \frac{\overrightarrow{O_B O_A}}{|\overrightarrow{O_B C}|} \quad (9)$$

【手順5】

検索対象画像(b)において、点$O_A{}'$から領域Bの閉曲線までの最短距離をDmin、点$O_A{}'$から領域Bの閉曲線までの最長距離をDmax、点$O_A{}'$から点O_A^Sまでの距離をd、画像上の位置の差の最大値をLとして以下の式で類似度s_i、非類似度s_i^cの関数を表す。

●点O_A^Sが領域B内のとき

$$s_i = \frac{Dmax - d}{Dmax}, \quad s_i^c = 0 \quad (10)$$

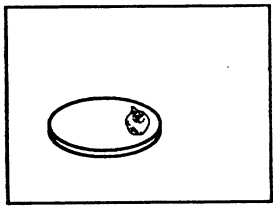
●点O_A^Sが領域Bの閉曲線上のとき

$$s_i = \frac{Dmax - d}{Dmax}, \quad s_i^c = \frac{d - Dmin}{L - Dmin} \quad (11)$$

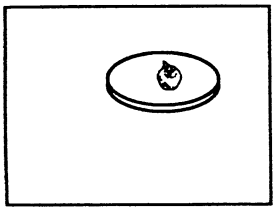
●点O_A^Sが領域B外のとき

$$s_i = 0, \quad s_i^c = \frac{d - Dmin}{L - Dmin} \quad (12)$$

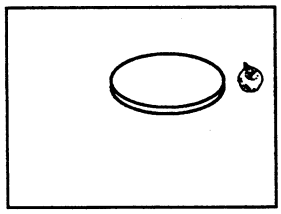
以上の手順で求めた限定要素である対象物Aの類似度・非類似度の関数を用いて、位置の差dから類似度s_1、非類似度s_1^cを算出する。



(a)検索キー画像



(b)検索対象画像



(c)検索対象画像

図5　包含関係を含んだ画像の例

図5(a)～(c)のような包含関係を含んだ画像を用いて、簡単な一致度の計算例を示す。(a)は検索キー画像であり、(b)と(c)は検索対象画像である。画像中の対象物は皿とリンゴであり、検索キー画像においてリンゴは皿の領域内に包含されるため、システムはリンゴを限定要素、皿を通常の要素とする。

まず、通常の要素の皿について照合を行う。図5から(b)と(c)の皿は同じ形状で同じ位置にあり、(a)の皿との位置の差d_1は、

$$d_1 = L/4$$

と得られる。よって、皿の類似度s_1は(b)と(c)で等しく、図2(a)に示した関数から、

$$s_1 = 0.75$$

と求められる。

次に限定要素のリンゴについて照合を行う。図5から、リンゴの類似度・非類似度を求めるためのパラメータDmax, Dminは、

$$Dmax = L/5, \quad Dmin = Dmax/4$$

であり、リンゴの位置の差d_2は、(b)と(c)で等しく、

$$d_2 = L/10$$

となっている。(b)と(c)は位置の差d_2は等しいが、(b)はリンゴが皿の領域内であり、(c)は皿の領域外である。したがって、(b)のリンゴは式10から類似度s_{2b}、非類似度s_{2b}^c、(c)のリンゴは式12から類似度s_{2c}、非類似度s_{2c}^cが以下のように求められる。

$$s_{2b} = 0.5, \quad s_{2b}^c = 0$$
$$s_{2c} = 0, \quad s_{2c}^c = 0.053$$

$s_1, s_{2b}, s_{2b}^c, s_{2c}, s_{2c}^c$から、式3, 4, 5を用いて、$m_1(A), m_1(A^c), m_1(A, A^c), m_{2b}(A), m_{2b}(A^c), m_{2b}(A, A^c), m_{2c}(A), m_{2c}(A^c), m_{2c}(A, A^c)$を求める。そして、式1のDempster-Shaferの結合則を用いて、m_1とm_{2b}を結合することより(a)と(b)の一致度$m_{ab}(A)$、m_1とm_{2c}を結合することにより(a)と(c)の一致度$m_{ac}(A)$を求めると次のようになる。

$$m_{ab}(A) = 0.53$$
$$m_{ac}(A) = 0.37$$

このように、(a)に対する画像上の物理的な距離は(b)と(c)ではまったく同じであるが、限定要素という考え方を導入することによって対象物の包含関係を考慮した画像間の一致度を求めることができる。

5. おわりに

本稿では画像中の対象物に注目して対象物ごとの類似度合を求めた後に、それらを結合することによって画像間の一致度を求める画像検索システムについて述べ、本手法が、画像中の対象物間で包含関係がある場合に、ユーザの要求に合った類似度合を求めることができることを示した。

今後の課題としては、本システムを用いて一般的な画像に対して検索実験を行って有効性を検討していく必要がある。

参考文献

[1] 加藤、栗田、坂倉：フルカラー絵画データベース ART MUSEUM, 信学技報, IE88-118, pp31-38, 1989

[2] 田邊、大谷、岸本：主観評価に基づく形状類似尺度を用いた類似画像検索法, NTT R&D, Vol.39, No.5, pp697-708, 1990

[3] 岡崎、美濃、坂井：風景画像の認識とその認識対象属性による画像検索, 信学技報, PRU86-118, pp57-64, 1987

[4] Suh-Yin Lee: Access Methods of Image Database, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol.4, No.1, pp27, 1990

[5] 田中：構造をもつものの距離と類似度, 情報処理学会論文誌, Vol.31, No.9, pp1270, 1990

[6] 山崎、赤堀、若見：Dempster-Shafer 理論を用いた画像検索手法の提案, 情報処理学会第44回全国大会講演論文集, pp2-313, 1992

[7] 石塚：Dempster & Shafer の確率理論, 電子通信学会誌, Vol.66, No.9, pp900-903, 1983

問い合わせ先：〒570 大阪府守口市八雲中町3－15
松下電器産業(株)　中央研究所
電子機器基礎研究所　第6研究室
山崎　久代　Tel (06)906-4849
Fax (06)904-7252

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ・ニューラルネット技術を用いた両眼立体視による画像認識

Image Recognition Based on Fuzzy・Neuro Technology by Using Binocular Stereoscopic Vision

廣田 薫† 山内 賢一‡ 村上 順‡
Kaoru HIROTA Kenichi YAMAUCHI Jun MURAKAMI
法政大学 法政大学大学院 法政大学大学院
† HOSEI Univ. ‡ Graduate school of HOSEI Univ.

[あらまし] 本論文では，従来の画像認識において柔軟性に欠けていた様々な処理（色情報による特徴色領域分割，輪郭線特徴の抽出，内部知識とのマッチング等）にファジィ論理・ニューラルネットワークを適用する．そして，両眼立体視手法を用いた画像認識システムの開発を試みた．また，瓶を用いた実験を行い，本システムの有効性を確認した．

キーワード 画像認識，両眼立体視，ニューラルネットワーク，射影幾何学

1 はじめに

現在の画像処理・パターン認識技術の発展は著しく，工業検査システムやリモートセンシング等の分野において，多くの実用化がなされている．しかし，人間の豊富な知識・経験に基づいた柔軟な視覚・認識処理を行わせることは，相変わらず困難である．

一方，ファジィ論理やニューラルネットワークは，制御や画像認識をはじめ，多分野にわたり適用され，人間に近い処理が行われており，2次元画像認識に対してファジィ論理・ニューラルネットワーク技術の適用は，すでに報告している．[1]

本研究では，両眼立体視手法を用いた画像認識システムの開発を試みた．人間は，対象物体の特徴情報を並列的に瞬時に抽出し，さらに，マクロからミクロ情報への階層的な認識処理を行なっていると考えられる．特に，3次元的な特徴抽出を行う際，遠近情報が重要であり，両眼立体視手法により，撮影された2枚の画像の差異から，対象物の奥行きや，カメラと対象物までの距離情報を得ることができる．また，認識における諸処理（色情報による領域・輪郭線特徴の抽出・内部知識とのマッチング等）に対して，ファジィ論理・ニューラルネットワークの適用を行うことで，膨大な情報処理の簡素化や処理に柔軟性を持たせることができる．

2 画像認識の処理過程

画像認識の処理過程を図1に示す．大別すると3つの過程で構成されている．

前処理部では，2台のＣＣＤカメラから入力された画像（512 × 512 画素）に対して，既存の画像処理や色ファジィ集合を用いて，特徴抽出部の要求する画像に変換する．特徴抽出部では，前処理部で処理された画像に対してニューラルネットワークを用いた輪郭線特徴の抽出を行い，ファジィ論理によって特徴データの縮約を行う．縮約された左右画像の特徴データ系列を用いて線分分離を行い，対象物の純粋な輪郭線を得る．照合部では，特徴抽出部によって得られた特徴量と標準パターンとのマッチング照合を行うことで，認識結果を得る．

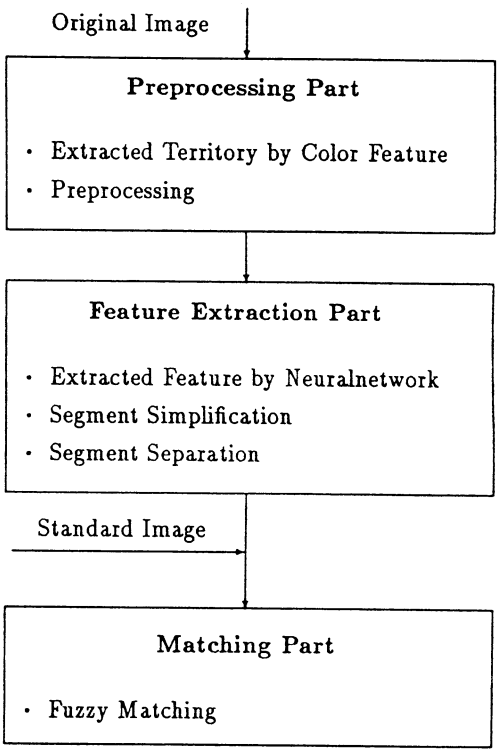


図1：画像認識の処理過程

3 色情報による特徴色領域の抽出

カメラから入力された画像は，ＲＧＢ（赤，緑，青）の濃度の組み合わせによって表現されている．一方，人間の場合，色彩情報は目から大脳（知覚中枢）に伝達されて脳が判断するもので，定性的なものであり，多くのモデルが提案されている．ここではＲＧＢとＨＳＶ六角錘カラーモデル[2]を用いてＲＧＢ－ＨＳＶ変換を行い，明度，彩度，色相の3属性に変換する．3属性を図2に示すメンバシップ関数で定義する．

人間が画像中から特徴色を抽出する場合，画像全体の色彩傾向を考慮した判断を行っている．例えば，類似した色で構成されている画像を見るときには，認識しようとする色彩の範囲を狭めていると考えられる．そこで，下に示すようなルールを設定し，図2に示したメンバシップ関数の形状を変化させ，マッチングをとり，特徴色の抽出を行う．

[ルールの一例]
if 認識物体の色相が近ければ
then 色相のメンバシップ関数を狭める

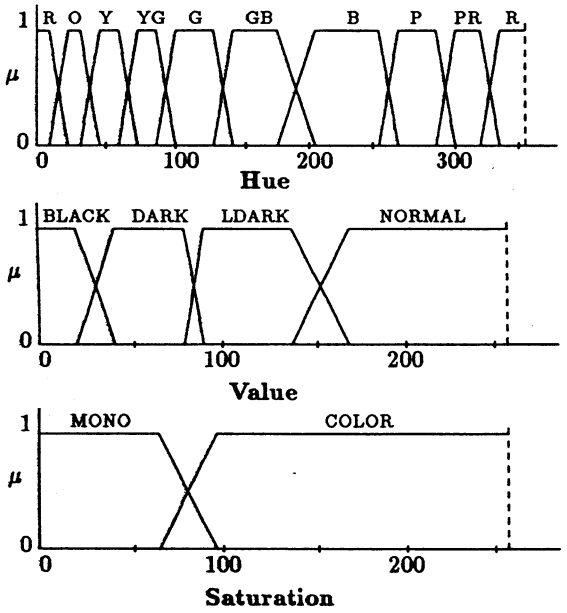


図2：3属性のメンバシップ関数

4 多層パーセプトロンによる線分抽出

色情報によって抽出された画像に対して既存の画像処理を施して，線図形化する．線図形化された画像に対して多層パーセプトロンをスキャンさせることで線追跡を行い，出力により線分の方向性を抽出する．パーセプトロンモデル[3]はＢＰ学習法[4]により，学習に用いなかった入力に対しても，他の学習データによって汎化する特徴がある．

多層パーセプトロンの入力層は，画像の1部分に対応する面である．学習に用いた教師パターンは，入力を線図形画像に現れる線分の代表的なものの集合とし，出力にはチェーンコードと呼ばれる方向性を表すコードを用いる．

多層パーセプトロンを以下のように記述する．第1層第 i ニューロンの出力は，

$$u_i^l = f(s_i^l) \tag{1}$$

この値は以下の式によって求められる．

$$f(s) = \frac{1}{1+\exp(-s)} \tag{3}$$

$$s_i^l = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ij}^{ll-1} \cdot u_j^{l-1} - \theta_i^l \tag{2}$$

入力面の座標 (i,j) の入力は，第1層のニューロンに以下のように対応する．(%は除算の余り，／は除算の商)

$$u_i^1 = x(i\%W, i/W) \tag{4}$$

教師パターンの第 i 番目のニューロンの値を，y_i とするとき，評価関数は次のように定義する．

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_L}[u_i^L - y_i]^2 \tag{5}$$

入力面は画像に対して可変的な比率をもち，比率は入力面内の暗ピクセルと明ピクセルの面積比によって決定される．また，暗ピクセルの重心が入力面の中央付近にくるように，入力面の位置を微調整する．入力面の暗ピクセルの重心，x 座標 G_x 及び y 座標 G_y，暗ピクセルと明ピクセルとの比率 S は以下のように計算される．

$$G_x = \frac{\sum_{j=1}^{H}\sum_{i=1}^{W} x(i,j)\cdot i}{H\cdot\sum_{i=1}^{W} x(i,j)} \tag{6}$$

$$G_y = \frac{\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{H} x(i,j)\cdot j}{W\cdot\sum_{j=1}^{H} x(i,j)} \tag{7}$$

$$S = \frac{\sum_{j=1}^{H}\sum_{i=1}^{W} x(i,j)}{H\cdot W} \tag{8}$$

こうして決定された入力面について，多層パーセプトロンの出力を計算する．その出力値により入力面の位置を移動し，順次出力を計算し，線分を追跡する．線分が分岐している所ではパーセプトロンも分裂して，並列的に線分追跡処理を行う．

5 線分抽出データ系列の縮約

多層パーセプトロンによる線分追跡によって得られるデータ系列は，線分の方向性を表しており，データ系列を用いて，その隣接するデータがそれぞれ同一の直線，曲線，角であるか否かによって，図3に示すメンバシップ関数を用いたグルーピングを行う．

縮約されたデータは，線画像の図形的特徴を表すものであり，メンバシップ値による表現によって，幾通りの解釈が可能になる．

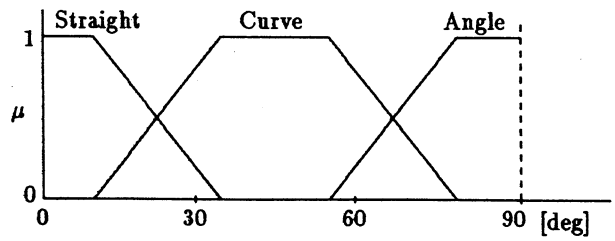


図3：データ系列属性のメンバシップ関数

6 両眼立体視

6.1 左右画像の対応探索

両眼立体視は，人間の視覚原理である左右の2画像の差異から，3次元的な特徴を認識するものであるが，左右画像の特徴点の対応作業が大変難しい．そのため現在までに，

対応探索の研究が盛んに行われ，多くの手法が提案されているが，いずれも決定的な手法とはいえない．

本研究では，特徴抽出部によって得られた左右画像の縮約輪郭線データを用い，線分を基本単位とした対応を行う．既に提案されている線分単位の対応[5]は，線分間の距離から両画像を幾つかの線分集合ブロックに分割し，両画像のブロック間の類似度からブロック同士の対応を決定する．そして，さらに小さく分割されたブロック同士の対応を求め，最終的に線分同士の対応を行うものであり，線分の形状特徴表現や各対応作業にファジィ論理を適用を行った．

対応を行う際の形状特徴は，5.によってグルーピングされた直線・曲線・角の3属性を用いる．

線分対応にファジィ論理を適用することで，線分形状に関係なく対応が行えるようになり，誤対応に対する処理を効率的に行うことができる．

6.2 対象物体の分離

6.1 によって得られた対応線分を用いて，カメラ・物体間の距離を算出する．本研究では距離情報の取得方法として，射影幾何学を用いた手法[6]を適用した．はじめに，空間内の点の位置と，画面上の位置関係を $[a]$，$[b]$ とした時，

$$[aM] = [b] \tag{9}$$

で表される変換行列Mを，6点の既値から求める．これは，3次元空間上の座標と画像の対応関係において，6点が一般的な位置にある場合，解は一意的に決まることを用いている．変換行列Mは，カメラのパラメータや姿勢によって決まる．次に，求められた変換行列Mを用いて，対応線分の画面座標から空間座標への変換を行い，得られた空間座標をもとにクラスタリングを行い，対応線分間の分離を行う．これにより，対象物体の純粋な輪郭線のみの抽出を行うことができる．

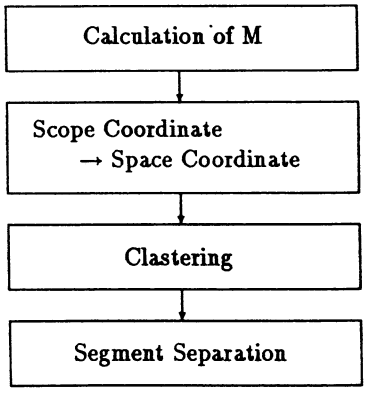


図4：線分分離処理の流れ

7 ファジィマッチング

人間は，物体の一部しか見えなくても，見えている部分から認識を行うことができる．ここでのマッチングでは，標本データと線分縮約データとの類似度を認識結果とする．標本データは，線分の種類，始点終点の座標，直線の場合は長さ，曲線，角の場合は曲率及び角度の情報が付加されている．線分縮約データは6.に示した処理によって作成されたデータを用いる．

照合対象物は，左右対象な物体とする．まず，線分縮約データ系列の中から y 座標が最小の線分を検索し，その左右線分から物体の最上位部であるかの確認を行う．最上位の線分が決定したらデータ系列を2つに分ける．

次に，標本データとのマッチングを行う．線分縮約データ系列の各線分と全標本データとの類似度を計算し，そのＭａｘ値をもつ関係を求め，他の関係から矛盾が生じている場合は削除する．矛盾を取り除いた線分縮約データは，標本データに最大限近づいたものと考えられる．残ったデータの持つ類似度のＭｉｎ値を，線分縮約データが標本データに対する認識結果とする．

全標本データに対してマッチングを行い，認識結果のＭａｘを最終的な認識結果とする．類似度算出に関する比較特徴を表1に示す．また，マッチングに用いたメンバシップ関数を図5に示す．

表1：類似度算出に用いる比較特徴

Attribute	Comparative Feature	
Straight	• Start–End Coordinates	Δp
	• Length	Δl
	• Inclination	$\Delta\theta$
Curve	• Start–End Coordinates	Δp
	• Chord Length	Δl
	• Angle at the Circumference	$\Delta\theta$
Angle	• Angle	$\Delta\theta$

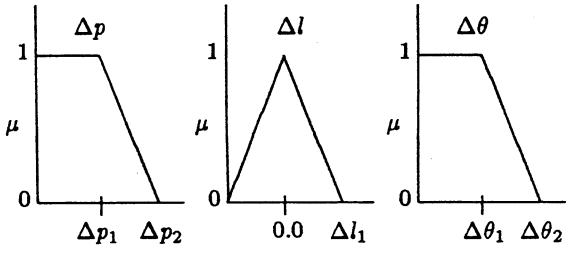


図5：比較特徴に関するメンバシップ関数

8 実験結果

本手法の有効性を確認するために，瓶を用いたシュミレーション実験を行った．瓶は直線・曲線・角の各属性を含んでおり，また，他種類でも類似しているものが多いために実験に用いた．カテゴリとして図6に示した6種類の瓶を使用した．実験は瓶が単体，2本，3本の3種類に対して行った．実験結果を表2に示す．実験結果より，正しく認識されていることがわかる．また，直線が多い，曲線が多い等，特徴量が類似している瓶同士は，近い認識結果を示した．

9 おわりに

人間の視覚・認識処理を計算機に行わせようとする研究は従来から行われてきたが，感覚的な処理や状況に対応した判断を行わせることは困難であった．本研究では，ニューラルネットワーク，ファジィ論理を特徴抽出，照合等の認識の諸処理に適用し，人間に近い柔軟な認識処理を行う本手法を提案した．また，瓶を用いた認識実験を行い，本手法の有効性を確認した．

今後は，マッチングにおける効率的な処理の確立や，実時間画像認識にむけたアルゴリズムの検討を行う予定である．

本研究は，科学技術庁の平成２年度科学技術振興調整費による「ファジィシステムとその人間・自然系への適用に関する研究」の一環として行った．

参考文献

[1] 廣田,片貝,生駒，２次元対象物画像のファジィニューラルネットワークアルゴリズムによる認識，第７回ファジィシステムシンポジウム，pp.387-390 (1991)

[2] J.D.Foley, *A.VAN DAM*, Fundamentals of Interactive Computer Graphics, pp.613–620 (1983)

[3] F.Rosenblatt, *The perceptron, A Probabilistic model for information strage and organization in the brain.* Psychol, Rev.65(6), pp.386–408 (1958)

[4] D.E.Rumelhalt et al., *Learning representations by back-propergating errors*, Nature, 329–9, pp.533–536 (1986)

[5] 敖,福永,笠井，線分画像の分割とそのステレオ画像法への応用，信学論 (D), J72–D2, pp.866–872 (1989)

[6] 出口，コンピュータビジョン　グラフィックスのための射影幾何学 [IV]，計測と制御，30–3, pp.241–246 (1991)

連絡先

〒184 東京都小金井市梶野町 3-7-2
法政大学工学部計測制御専攻 情報システム実験室
Tel　0423-87-6256　yamauchi@hrt.hosei.ac.jp
廣田　薫，山内　賢一

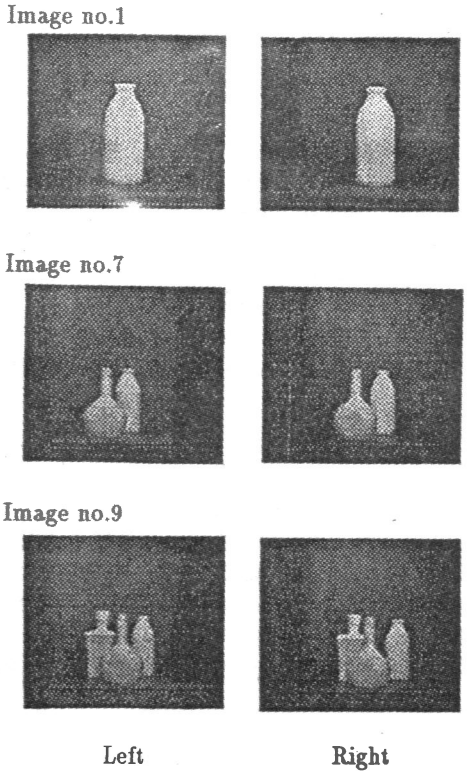


図 7：実験データの一例

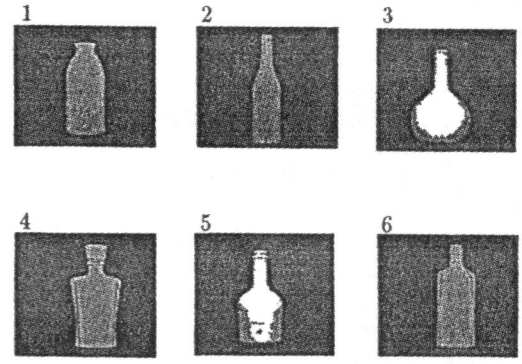
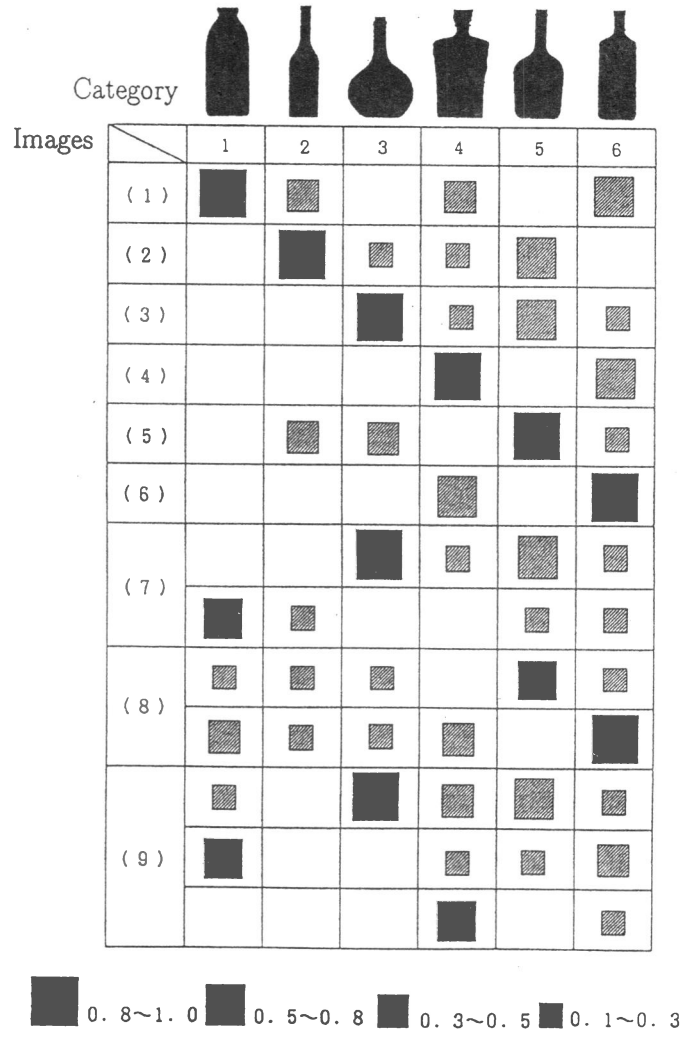


図 6：標本データ（カテゴリ）

表 2：認識結果



ファジィ論理を用いた人間のイメージに合った風景画の自動着色

An Automation Coloring of Landscape Image Expression by Fuzzy Logic

増井　重弘　　寺野　寿郎　　渡辺　博明
Shigehiro MASUI　　Toshiro TERANO　　Hiroaki WATANABE
法政大学工学部　　国際ファジィ工学研究所　　法政大学工学部
HOSEI.UNIV　　LIFE　　HOSEI.UNIV

「あらまし」　人間が風景画に対しある季節をイメージする場合，おそらく思い浮かぶことは季節によって変化する草原，山，木の葉などの色彩に関する情報であろう．また季節感だけでなく遠近や時刻の変化についてもそれに応じた色彩をイメージすることができる．ここでは季節感及び遠近・時刻の色彩イメージを自然言語を用いルール化して，ファジィ推論により色彩を生成し無着色の風景画に着色を施すシステムの構築を試みた．その結果，時期・時刻といった簡単な指示を与えるだけで人間のイメージにふさわしい着色を自動的に行うことができた．

「キーワード」　画像情報メディア，人間のイメージ，風景画の自動着色

１．はじめに

画像を情報メディアとしてとらえたとき，画像から人間への研究はかなりあるが人間から画像への情報伝達の研究はほとんどない．画像，特に自然物が多い風景画などの場合，その意味理解は数学モデルで表現することは困難であるが，自然言語表現で表すことは可能である．また自然言語表現は人間とコンピューターとのコミュニケーションにも適している．ここでは人間のイメージに合った風景画の自動着色を施すことを試みた．人間のイメージも自然言語表現が適しており，この論理的取扱いはファジィ論理を用いることによって実現可能となる．そこで風景画の構成要素の認識と季節，時間帯における着色をファジィルールを用いて人間のイメージにふさわしい着色を行うシステムの構築を行うものである．

２．対象物の認識

線画の風景画を着色する上で風景画を構成する各要素の識別が必要になってくる．要素はその位置などにより様々な形，大きさをしており，特に木や山などは多種多様である．したがってパターンマッチングによってその認識を行わせることはできない．そこで我々が以前から研究を続けてきたファジィ論理を用いた対象物の識別方法[1]を応用して各構成要素を認識することにする．その処理の流れを図１に示す．

３．風景画の着色

３－１．自然言語を用いた季節の色彩表現

風景画を構成する要素によって季節による色彩の変化が異なる．そこでまず着色を行う上での基礎的なルールが必要となる．

［ルール１］
if　構成要素が　木の葉　or　山　or　草原
　then　季節によって色彩を変化させる
if　構成要素が　空　or　湖（池，川）　or　道路
　then　季節によって色彩をわずかに変化させる
if　構成要素が　木の幹　or　人工物
　then　季節によって色彩を変化させない

また四季にはそれぞれ季節を表す特徴的な色彩がある．それを季節の特徴を表す基本色彩ルールとしてまとめる．

［ルール２］
if　季節が春　then　特徴色は明るい黄色
if　季節が夏　then　特徴色は濃い緑
if　季節が秋　then　特徴色は明るい黄色
if　季節が冬　then　特徴色は白

ただしこれらの色彩はあくまでも特徴的な色彩であり，実際着色を行う場合は各構成要素によって色彩は異なる．そこでルール１に従い，季節によって色彩を変化させる要素についてはそれぞれ季節感を表現する色彩ルールを作成した．これらのルールの一例を以下に示す．

［ルール４］　構成要素が草原である場合その色彩は
if　季節が春　then　うすい緑である
if　季節が夏　then　さえた黄緑である
if　季節が秋　then　にぶい黄色である
if　季節が冬　then　白である

３－２．色彩ルールの変換

実際に着色を行うのはコンピューターの画面上であるから，ある色彩を出力するためにはその色彩の色相，明度，彩度の各値がわからなければならない．つまり３－１で示した自然言語を用いた色彩ルールを色彩の三属性表現を用いたルールへ変換する必要がある．

一般にうすい緑，さえた黄緑などの形容詞（トーン）のかかった色は色相を変えず，明度と彩度の二属性によって表現できる[2]．従ってトーンから明度・彩度への変換が可能になる．ただしこの変換には次のようなルールがある．有彩色に用いられるトーンを変換する場合その

明度と彩度の値はその色相によってだいたい決定され，また無彩色に用いられるトーンについては色相には関係なく明度のみの違いにより各値が決定される．これらの各トーンごとの変換ルールを表１，２に示す．

以上のルールを用いてファジィ推論を行うことにより，自然言語表現を用いたルールの色相の値とトーンの形容詞とからそれに対応する明度と彩度の段階を求めルールの変換を行う．実際にルール４を変換し，色の三属性によって表現すると次のようになる．

言語表現		色相	明度	彩度
うすい緑		緑	かなり高い	やや低い
さえた黄緑	→	黄緑	高い	非常に高い
にぶい黄		黄	高い	やや低い
白		無彩色	非常に高い	－

ここまでに使用する季節，色相，明度，彩度のメンバーシップ関数を図２．１～図２．４に示す．

３－３．遠近，時刻のイメージを表現するための色彩微調節

以上示した色彩ルールを用いて各要素ごとの時期のイメージにふさわしい色彩を求めているわけであるが，さらにそこで決定した色彩を基準に調節を行い遠近，時刻のイメージをも表現することができる．

３－３－１．遠近による色彩調節[3]

木や山の場合その色彩は遠近によってかなり異なる．例えばその位置が遠くなるにつれて色彩はかすんで色味が弱くなる．つまり彩度が低くなる．また山の場合，さらに遠くなると空との境界がぼやけ空の色彩が混ざり青みが増すと同時に少し明るくなる．このような色彩のイメージをルールにすると次のように表現することができる（一例として木の葉の場合を示す）．

［ルール９］　手前の木の葉の色彩に比較して
if　遠い木　　then　明度をやや下げる
　　and　彩度をかなり下げる
if　非常に遠い木　then　明度を下げる
　　and　彩度を非常に下げる

遠近に関するルールで用いるメンバーシップ関数を図３．１，図３．２に示す．

３－３－２．時刻による色彩調節

時刻による色彩の変化は季節による変化とは異なり，明るさと特定の色彩（夕方の赤味，日没後の青味）を強弱するだけでそのイメージを比較的簡単に表現することができる．時刻による変化がはっきりと現れるのが空であり，その調節ルールは次のようになる．

［ルール１１］　昼間の空の色彩に比較して
if　時間帯が夕方　　then　少し暗くする
and　赤を非常に強調する　and　青を非常に弱める
if　時間帯が日没直後　then　暗くする
and　赤を少し強調する　　and　青を強調する
if　時間帯が夜　　then　かなり暗くする
and　青をかなり強調する

その他の要素の色彩は空の色彩に影響されて変化するためこれをもとにルールを作成している．ただし各要素ごとに作成する必要はなく，日照の違いや逆光の影響などを考え，山・地面・それ以外についてルールを作成し風景全体の時刻変化を表現している．実際の調節にはこれらのルールを表３，４に基づいて明度とＲＧＢ成分についての表現に置き換える．ここで必要となるメンバーシップ関数を図４．１～４．４に示す．

３－４．着色結果

これまで述べてきたルールの構造モデルを図５に示す．これらを用い推論を行い時期，遠近，時刻のイメージにふさわしい色彩を生成し図６に示す風景画に対し着色を行った結果を図７，８に示す．それぞれ夏の昼間，日没直後のイメージを着色したものである．この他に５種類の風景画に対し着色を行ったがいずれもかなり満足のいく結果を得ることができた[3]．

４．まとめ

無着色の風景画が与えられると各輪郭線が何の要素であるか判別し，その要素に対するルールからファジィ推論が行われ入力に応じた色彩が生成され着色を施すシステムを構築した．ただし本システムにおいてあらかじめ与えておくのは各要素ごとの基本的な色彩に関するファジィルールだけである．本研究は昨年度の研究[4]を基盤にし，対象物の認識，ルールの変換，遠近によるルールなどを加えたため，より少ないルールでもってイメージに近い自動着色を実現することができた．

人間のイメージを画像を通して実現できることをイメージが画像に伝わったと解釈すれば，これは人間から画像へ情報を伝達する上での出発点であると考えることができる．本研究を通しこの分野でのファジィの有効性を示唆している．

参考文献

［１］T.Terano, S.Masui, T.Hara, H.Sugiura, K.Yamauchi, "LINGUISTICAL EXPRESSION OF IMAGE USING FUZZY LOGIC", Proceedings of the IFES'91, Human Friendly Systems, Vol.2, pp.995-1002.

［２］河原，太田「色彩と配色」　グラフィック社

［３］渡辺博明「ファジィ論理による無着色画像の彩色」法政大学卒業論文集，1992

［４］寺野，増井，寺田「イメージによる風景画の着色」第７回ファジィシステムシンポジウム講演論文集

連絡先

〒184 東京都小金井市梶野町3-7-2
法政大学工学部計測制御専攻制御工学実験室
TEL　0423-87-6249　　増井重弘

表1　変換ルール（有彩色）

トーン	前件部	後件部	
	色相の値	明度	彩度
さえた	VS	MS	VL
	S	CL	VL
	M	M	VL
	ML	CS	VL
明るい	VS	M	CL
	S	CL	CL
	M	SL	CL
	ML	L	CL
濃い	VS	CS	VL
	S	SL	VL
	M	CS	VL
	ML	VS	VL

表2　変換ルール（無彩色）

トーン	明度
白	VL
明るいグレイ	CL
グレイ	M
暗いグレイ	S
黒	VS

表3　表現変換ルール（明るさ）

普通の表現	属性による表現
明るさをそのままにする	明度をそのままにする
少し暗くする	明度を少し下げる
暗くする	明度を下げる
かなり暗くする	明度をかなり下げる
非常に暗くする	明度を非常に下げる

表4　表現変換ルール（RGB成分）

普通の表現	色彩についての表現
赤	R成分
青	B成分
強調する	増加させる
弱める	減少させる

注釈

VS：非常に低い
CS：かなり低い
S：低い
MS：やや低い
M：中くらい
ML：やや高い
L：高い
CL：かなり高い
VL：非常に高い

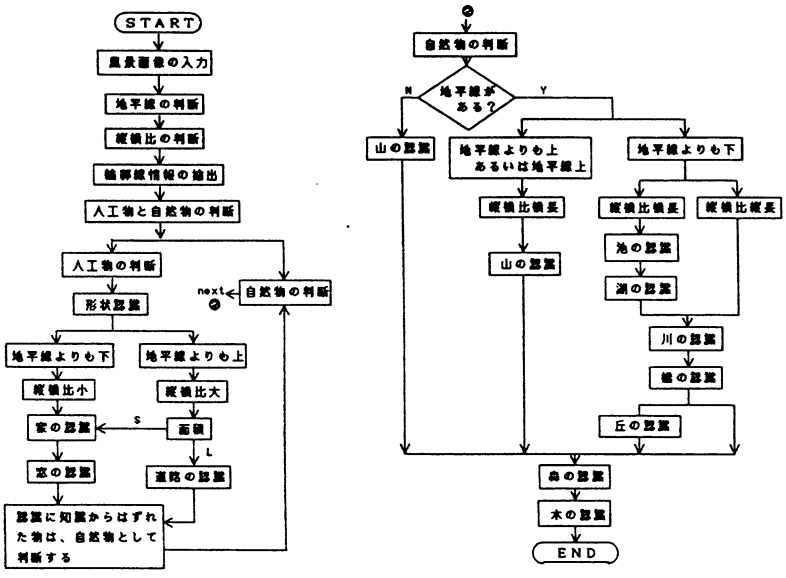


図1　対象物認識の処理の流れ

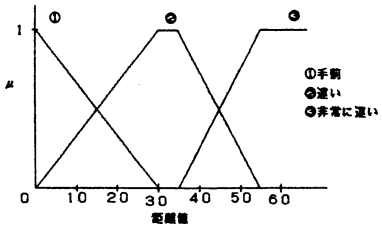


図3．1　遠近表現のメンバーシップ関数

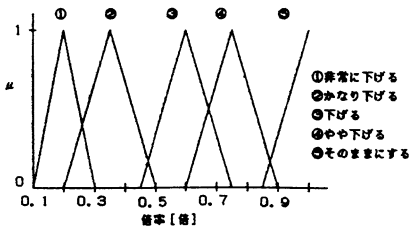


図3．2　明度彩度調節のメンバーシップ関数

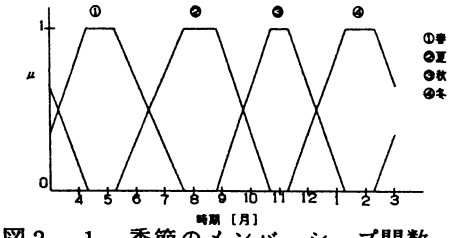


図2．1　季節のメンバーシップ関数

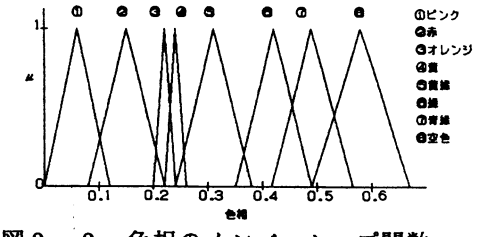


図2．2　色相のメンバーシップ関数

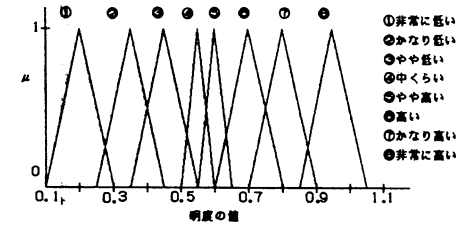


図2．3明度調節のメンバーシップ関数

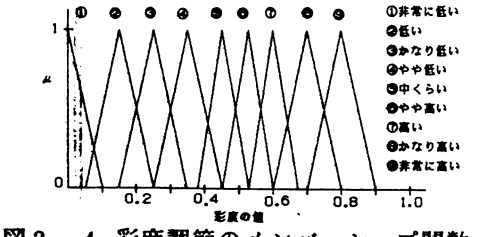


図2．4　彩度調節のメンバーシップ関数

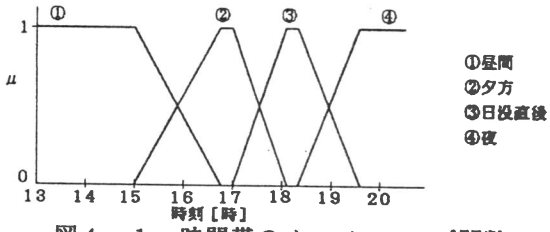


図４．１　時間帯のメンバーシップ関数

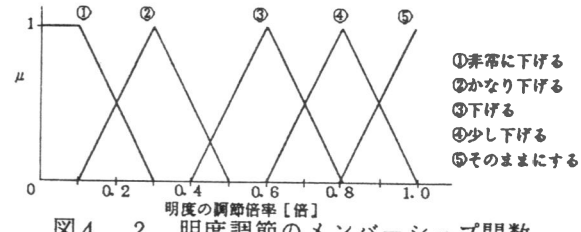


図４．２　明度調節のメンバーシップ関数

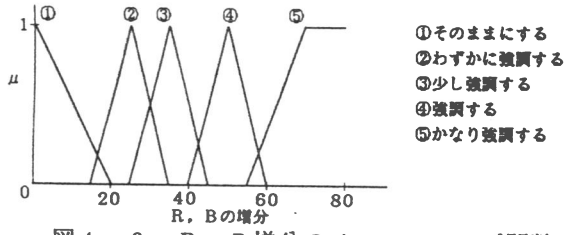


図４．３　R，B増分のメンバーシップ関数

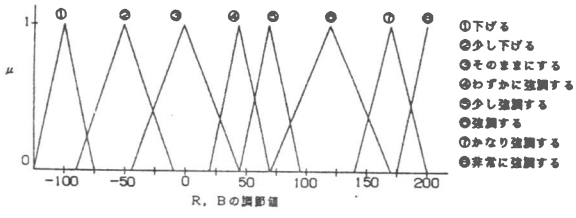


図４．４　R，B増分のメンバーシップ関数（空の場合）

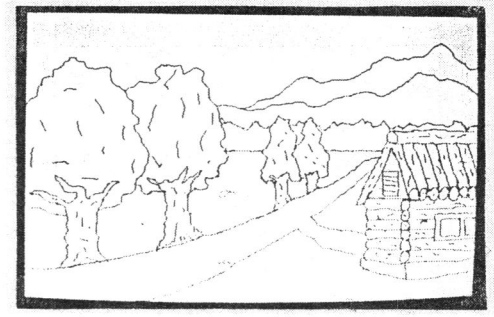


図６　無着色画像の一例

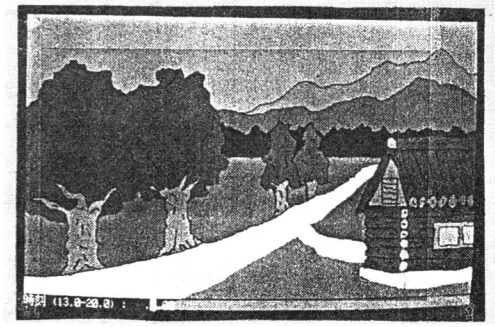


図７　夏の昼間のイメージの着色

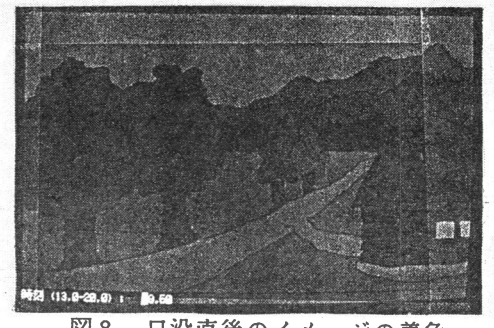


図８　日没直後のイメージの着色

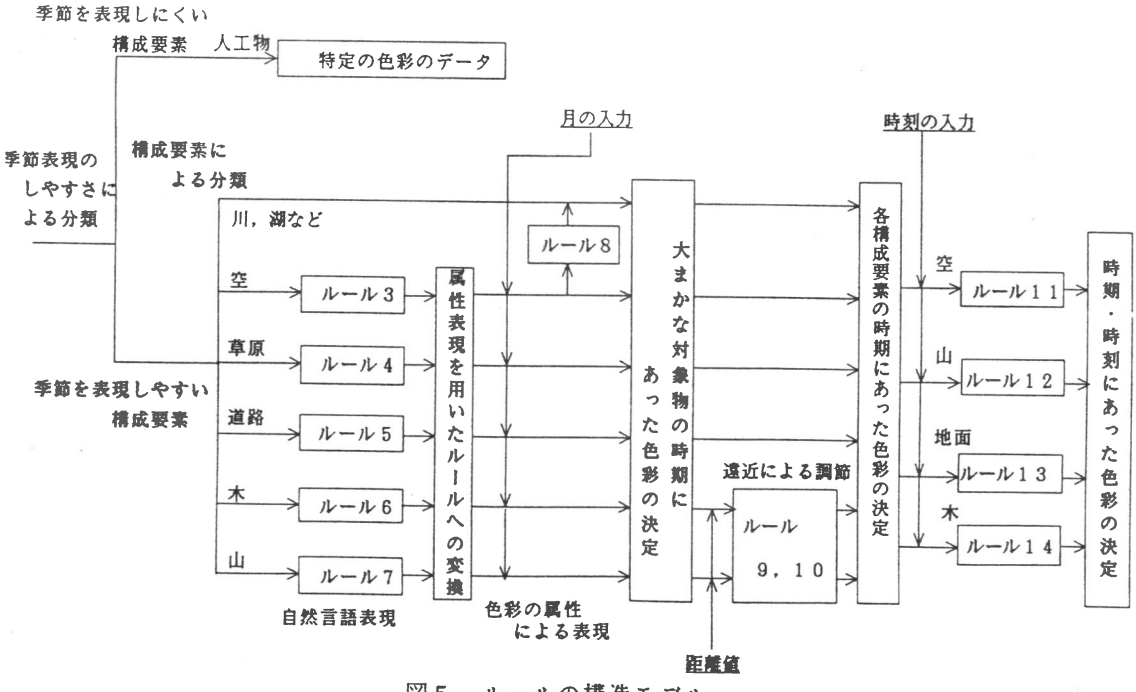


図５　ルールの構造モデル

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ推論を用いた画像データ二値化手法

Binarizing Method of Image Data using Fuzzy Inference

堤　康弘　奥村　肇　前田　匡
Yasuhiro TSUTSUMI, Akira OKUMURA, Tadasu MAEDA
オムロン株式会社
OMRON Corporation

あらまし　イメージスキャナ、ファクス、コピー機などの画像処理装置の二値化処理において、対象画素の周囲の画素濃度をもとにファジィ推論を用いて画像の種類を想定し、適切な二値化しきい値をリアルタイムに決定する手法を提案する。これにより、細線再現性と背景ノイズ除去性能とを向上することができるとともに、印刷写真画像の中間調再現性を向上することができる。この手法は処理規模が小さく、種々の機器への組み込みが可能である。

キーワード　ファジィ推論、画像、二値化、しきい値

1　はじめに

イメージスキャナやファクス、コピー機などの画像処理装置において、多くの場合、画像処理結果は二値データの形式で出力される。このときの画質への要求として、文字をきれいにとりたい、写真をきれいにとりたい、というに点が大きくあげられる。文字をきれいにとるためには、細線を欠落させずに再現する、背景のノイズを除去する、という必要があるが、この２つの課題はトレードオフを持っており、従来はどちらかが犠牲にされていた。本研究では、ファジィ推論を用いて画像に応じた二値化しきい値を決定し、これにより細線欠落を防止しかつ背景のノイズを除去する手法を提案する。

2　画像データ二値化処理の構成

今回対象とする画像データ二値化処理の全体構成を図１に示す。

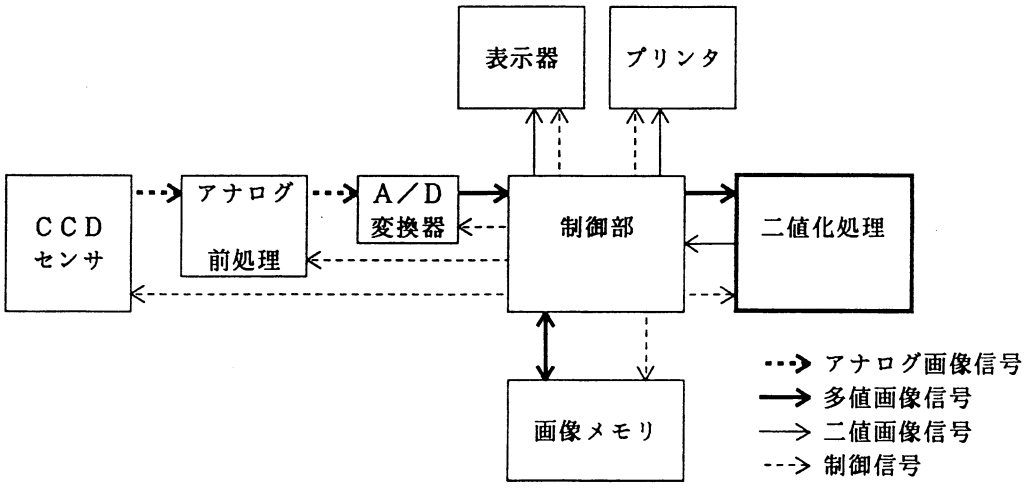


図１　画像データ二値化処理　全体構成図

3　従来の二値化手法とその問題点

従来二値化手法として、いくつかの基本的手法が考案されてきた。ここではそれらの簡単な構成とその問題点について触れる。[1]

3．1　固定二値処理

現在最も一般的に行われているのは固定されたしきい値との比較による二値化である。この二値処理は（1）式のように表される。薄い文字、細い文字では線の欠落がおこり、しきい値を画像に合わせて設定し直すことが必要となる。

$$\left.\begin{array}{l}\text{if } A(i,j)\geqq T \text{ then } B(i,j)=0 \quad (\text{白}) \\ \text{if } A(i,j)<T \text{ then } B(i,j)=1 \quad (\text{黒})\end{array}\right\} \quad (1)$$

P(i,j)：ｉ行ｊ列目の画素（図２）
A(i,j)：P(i,j)の濃度（多値）
B(i,j)：P(i,j)の二値化結果
T　　：固定しきい値

行＼列	j-2	j-1	j	j+1
i-2				
i-1		P(i-1,j-1)	P(i-1,j)	
i		P(i,j-1)	P(i,j)	
i+1				

図２　画像における画素位置

３．２　浮動二値処理

対象とする画素の周囲の画素の濃度によってしきい値を変化させることで、エッジ強調の能力をもたせ、細線欠落を防止する手法である。この二値処理の１つの例は (2)式のように表される。雑誌・新聞などの印刷写真画像では１つずつのドットも強調されるため、印刷写真画像に対する中間調の再現性は固定二値処理よりは高い。しかし、文字画像の背景にのったノイズも強調してしまうため、背景ノイズの除去性能は低い。

$$
\left.\begin{array}{l}
S(i,j)=A(i-1,j-1)+A(i,j-1)+A(i-1,j) \\
T(i,j)=K\ S(i,j)+M \\
\text{if } A(i,j)\geqq T(i,j) \text{ then } B(i,j)=0 \quad (\text{白}) \\
\text{if } A(i,j)<T(i,j) \text{ then } B(i,j)=1 \quad (\text{黒})
\end{array}\right\} \quad (2)
$$

P(i,j)：ｉ行ｊ列目の画素（図２）
A(i,j)：P(i,j)の濃度（多値）
B(i,j)：P(i,j)の二値化結果
S(i,j)：P(i,j)の周辺画素の濃度和
T(i,j)：P(i,j)のしきい値
K　　：固定ゲイン
M　　：固定マージン

３．３　ディザ処理

対象とする画素の位置によってしきい値を変化させることで中間調を再現する手法である。カメラなどの銀塩写真画像の中間調の再現性、視覚への親和性がよいが、印刷写真画像ではモアレと呼ばれる干渉縞が発生してしまう。一般に文字画像には用いられない。

３．４　誤差拡散処理

画素毎の二値化処理による階調誤差を周囲の画素に配分することで中間調を再現する手法である。印刷写真画像ではモアレは抑制されるが、テクスチャと呼ばれる細かい模様が発生し、視覚への親和性がディザ処理より劣る。文字画像に対して細線の再現性は高いが、背景ノイズの除去性能は一般的に低い。これらの欠点を解消するためにさまざまに工夫がなされている。

それぞれの二値化手法の特性を表１に示す。

表１　従来の二値化手法の画質特性比較

	文字画像		写真画像	
	細線再現	背景除去	印刷写真再現	銀塩写真再現
固定二値処理	×	○	×	×
浮動二値処理	○	△	△	×
誤差拡散処理	○	×	◎	△
ディザ処理	△	×	○	○

◎：非常によい
○：よい
△：難点がある
×：悪い

4　ファジィ浮動二値処理の構成

今回、浮動二値処理を基本とし、浮動二値処理の欠点を解消するために、周囲の画素の濃度から対象画素のしきい値を決定する過程にファジィ推論を適応する。これにより、文字画像の背景ノイズの除去性能を向上し、同時に印刷写真画像に対する中間調の再現性を向上することを目的とする。
ここでのファジィ推論では、対象画素と周囲画素との濃度差と、周囲画素の濃度とから画像の種類を想定し、画像の種類に合わせたしきい値を設定する構成とした。
ファジィ浮動二値処理の構成を図３に示す。

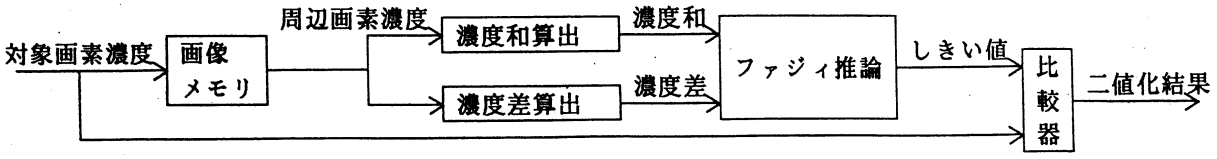


図３　ファジィ浮動二値処理　構成図

この処理は (3)式のように表される。

$$
\left.\begin{aligned}
&S(i,j)=A(i-1,j-1)+A(i,j-1)+A(i-1,j)\\
&D(i,j)=\max\{|A(i-1,j-1)-A(i,j)|,\\
&\quad |A(i,j-1)-A(i,j)|,|A(i-1,j)-A(i,j)|\}\\
&T(i,j)=F(S(i,j),D(i,j))\\
&\text{if } A(i,j)\geqq T(i,j) \text{ then } B(i,j)=0 \quad (白)\\
&\text{if } A(i,j)<T(i,j) \text{ then } B(i,j)=1 \quad (黒)
\end{aligned}\right\} \quad (3)
$$

P(i,j)：i行j列目の画素
A(i,j)：P(i,j)の濃度（多値）
B(i,j)：P(i,j)の二値化結果
S(i,j)：P(i,j)の周辺画素の濃度和
D(i,j)：P(i,j)の周辺画素の濃度差
T(i,j)：P(i,j)のしきい値
F(・)：ファジィ推論

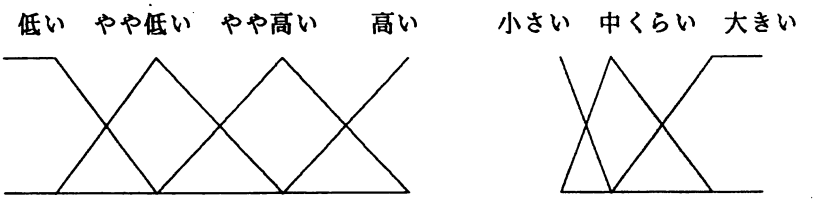
想定される画像種類に対する望ましいしきい値は画像種類により異なり、濃度・濃度差としきい値との間に非線形性が強い。この非線形性を表現するためにファジィ推論を用いる。画像種類と濃度・濃度差との関係、および画像種類に対して従来浮動二値処理を基準としたときの、より白くすべきか黒くすべきかの補正方向を表２に示す。

ここでのファジィ推論方法としては、
　条件部演算：代数積
　結論部形式：実数（しきい値）
を採用した。
設定したメンバシップ関数を図４に示す。
ルールの結論部しきい値は実際の画像データ測定結果から設定した。

表２　濃度・濃度差に対する画像種類と望ましい出力画像補正方向（従来浮動二値比）

濃度 / 濃度差	低い		やや低い		やや高い		高い	
	画像種類	出力	画像種類	出力	画像種類	出力	画像種類	出力
大きい	印刷写真網点	→白	印刷写真網点 文字エッジ	→白 →白	印刷写真網点 文字エッジ	→黒 →黒	印刷写真網点	→黒
中くらい	印刷写真網点	→白	文字細線	→黒	新聞雑誌背景	→白	印刷写真網点	→黒
小さい	黒地背景	→＝	銀塩写真平坦	→＝	銀塩写真平坦	→＝	白地背景	→＝

→黒：従来浮動二値処理より黒画素を多くしたい（しきい値を上げたい）
→白：従来浮動二値処理より白画素を多くしたい（しきい値を下げたい）
→＝：従来浮動二値処理と同程度でよい



a）濃度メンバシップ関数　　b）濃度差メンバシップ関数

図４　メンバシップ関数波形

５　実験

５．１　実験システム構成

弊社グレースケールイメージスキャナ
　階調分解能：２５６階調
弊社ＥＷＳ　ＬＵＮＡ－Ⅱ
弊社レーザプリンタ

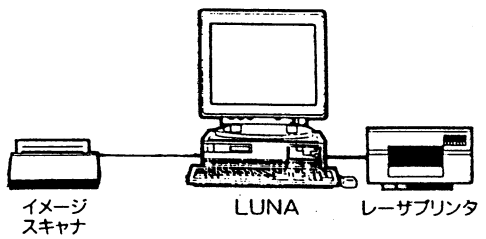


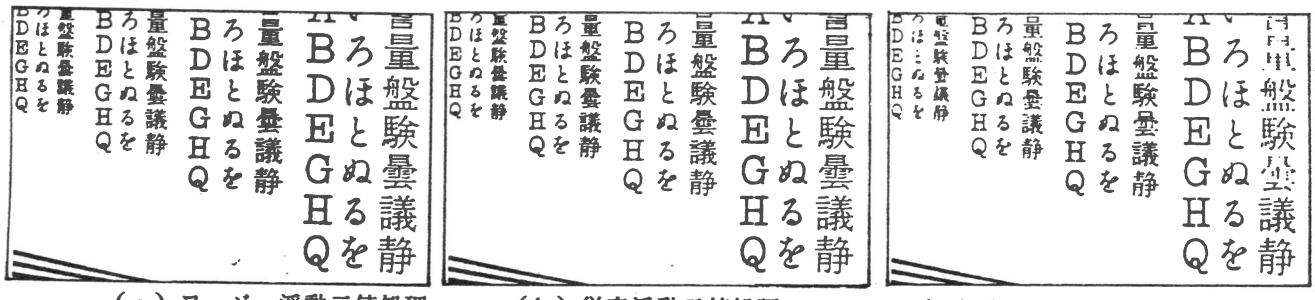
図６　実験システム構成

5．2　実験結果

各種画像についてのシミュレーションを行った。この結果を図7に示す。
図7－1から、今回のファジィ浮動二値処理の手法では従来の固定二値処理よりも細線の再現性が向上していることがわかる。
図7－2から、今回の手法では従来の浮動二値処理より文字画像の背景ノイズの除去性能が向上していることがわかる。
図7－3から、今回の手法では従来の浮動二値処理よりも印刷写真の中間調の再現性が向上していることがわかる。

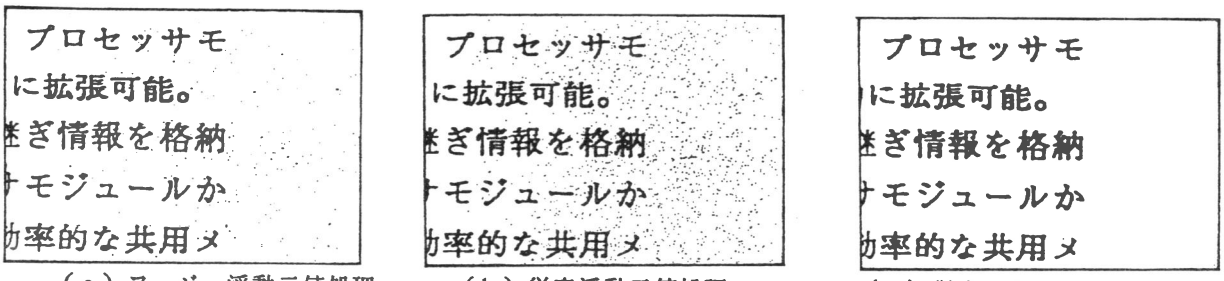
6　おわりに

今回、画像処理装置の二値化処理において、対象画素の周囲の画素濃度をもとにファジィ推論を用いて画像の種類を想定し、適切な二値化しきい値をリアルタイムに決定し、文字画像の細線再現性と背景ノイズ除去性能とを向上することができるとともに、印刷写真画像の中間調再現性能を向上する手法を開発し、その効果を検証した。今後、全体構成およびファジィ推論部のダウンサイジングを図ることで、製品への搭載を検討していく。



（a）ファジィ浮動二値処理　（b）従来浮動二値処理　（c）従来固定二値処理

図7－1　細線再現性　（原画像：参考文献［2］より抜粋）



（a）ファジィ浮動二値処理　（b）従来浮動二値処理　（c）従来固定二値処理

図7－2　背景ノイズ除去性能　（原画像：参考文献［3］より抜粋）

（a）ファジィ浮動二値処理　（b）従来浮動二値処理　（c）従来固定二値処理

図7－3　印刷写真中間調再現性　（原画像：参考文献［4］より抜粋）

＜参考文献＞
［1］画像処理ハンドブック編集委員会編
　画像処理ハンドブック　（株）昭晃堂　1987
［2］画像電子学会　ファクシミリテストチャート
　No．1
［3］パーソナルメディア（株）　TRONWARE
　vol．6　p226，1990
［4］大日本印刷（株）　グラフィックマテリアル
　p48，1982

＜問い合わせ先＞
〒569　長岡京市下海印寺伊賀寺20
オムロン（株）ファジィ推進センタ開発課
　堤　康弘
Tel．075－951－5111（内線2178）
Fax．075－952－0411

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

印象言語を用いた顔画像検索システム（Ⅰ）

- 概要と顔画像処理 -

Facial Image Retrieval System using Linguistic Description （Ⅰ）

- Outline and Facial Image Processing -

宮島耕治 Koji MIYAJIMA
岩本啓 Hiroshi IWAMOTO
中山万希志 Makishi NAKAYAMA
福嶋茂信 Shigenobu FUKUSHIMA
糊田寿夫 Toshio NORITA
Anca RALESCU Anca RALESCU

技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research(LIFE)

あらまし：

本報告では顔画像から顔の特徴を抽出し、その特徴を印象言語に変換する手法と検索条件を印象言語で表現した顔画像検索システムの概要について述べる。本検索システムで用いる印象語は各部位における大きさ、形状、間隔などの記述からなる「具体的印象」と"やさしい"、"活動的"などについての記述からなる「全体的印象」の2種から構成される。また、顔画像から印象言語に変換する初期処理として画像処理による顔の各部位の特徴抽出について述べる。

キーワード：

知的情報処理、画像処理、評価

1. はじめに

近年、人とコンピュータあるいは機械との間を取り持つ技術として知的なヒューマンインタフェース技術の研究が数多くなされている。特に画像による人間の表情や行動の理解を用いてインタフェースを向上させようとする試み、画像、音声、文字等マルチメディア情報の提供による思索活動援助のためのインタフェースを向上させようとする試みが挙げられる[1-5]。例えば、唇の動きから会話の内容を得ようとするlip-reading[4]、人の注視点を追跡しようとするeye-trace[5]、テレビ電話をイメージした知的符号化などの要素研究があげられる[2]。また、これら要素研究を母体として仮想現実感や臨場感通信など大規模なインタフェース環境の提案も盛んである[3]。これらの研究過程で顔画像を処理する技術は大きな進歩を見せ始めている。

我々はこのような知的ヒューマンインタフェース技術において画像情報と言語情報のインタフェース開発に取り組んでいる[6]。人間社会において相手に意志を伝えようとする場合、まず言葉で表現して伝えようとする。そこで我々はこの一例として言葉による対象画像の特定、検索を具体的な目標に設定し、その実現方法について検討を行った。まず、セキュリティやデータベースの観点からみてマルチメディアデータベースとして活用性が高く、かつヒューマンインタフェースの分野で画像認識の研究が進んでいる人間の顔を対象物として選んだ。

本稿では顔画像から顔の特徴を理解し、インデックス情報を自動的に生成する言語表現生成、及び人間の顔のイメージを言語によって表現した検索条件による顔画像検索システムの概要と、顔画像からの特徴抽出を行う顔画像処理について述べる。なお、本顔画像検索システムにおける顔画像の言語表現生成と、顔の特徴を言語表現した顔画像の検索についてはそれぞれ、文献[7]、[8]で詳しく述べる。

2. 顔画像検索システムの概要

本画像検索システムの構成図を図1に示す。本システムでは印象を表現する言語によって画像を検索するため画像データから言語表現を得る言語表現生成部とその言語表現を基にした検索部から構成される。利用者が印象語を与えると、システムがそれにふさわしい画像を検索するメカニズムと、新規に画像を登録するとシステムがその印象を言語で表現するメカニズムが実現されている。

言語表現生成部では、まず与えられた画像データを画像処理して特徴表現のプリミティブとして必要とされる長さ、面積などの物理特徴量の抽出を行う。人が"目が大きい"という印象を受ける場合、目の面積だけの観察から評価するのではなく、目の縦横比、白目と黒目の比など目の各種の情報を統合して評価していると考える。そこでこの抽出された各部位（目、口、鼻など）毎の各種の物理特徴量を基にファジィ推論により大きさ、長さなどを示す確信度（例えば、"目が大きい"という確信度は0.7であるなど）を求める。この確信度はその部位の物理量にのみ依存するという意味で「ローカル確信度」とここでは呼ぶ。

人が顔を見てその部位の特徴を表現しようとするとき、その部位のみを観察して印象を得るのではなく周囲の部位の影響を受けて総合的に評価していると考えられる。そこである部位の大きさや長さが他の部位の大きさや長さの印象に対して与える影響の度合（確信度）をルールベースを用いて求める。この確信度は他に影響を与えるという意味でグローバルな意味を持つので「グローバル確信度」と呼ぶ。

最終的な各部位の大きさや長さを表現する確信度は上述のローカル確信度とグローバル確信度を統合して求める。この確信度を「トータル確信度」と呼ぶ。言語表現生成部ではこれらの属性についての確信度を最終的な出力とする。

検索部では、ユーザからの入力印象語として、上述の各部位の大きさ、形状、各部位間の長さなどを表現する具体的な語彙（具体的印象語）と顔全体の印象を表現する心理的な語彙（知的、活動的などで全体印象語と呼ぶ）を用意した。ユーザは検索したい顔の印象をこれら2種類の語彙の中から選択し、それらの語彙のレベルを入力することにより検索が可能である。

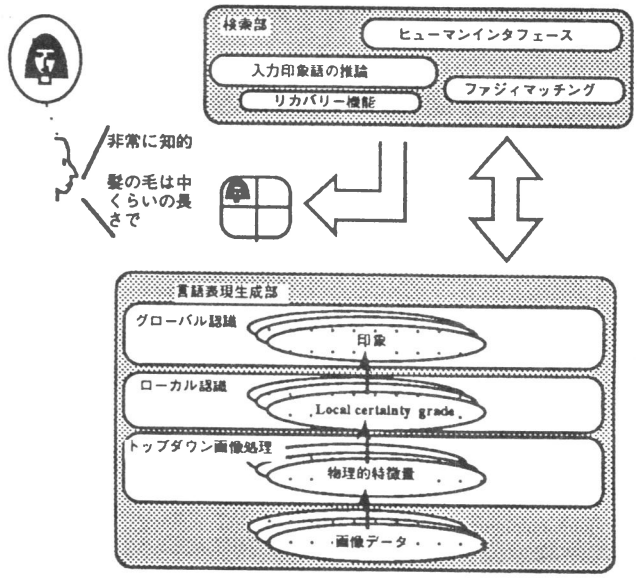


図1　顔画像検索システム概要

検索部では全体印象語をルールベースを用いて具体的印象語の集合に変換する。この変換された具体的印象語と直接入力された具体的印象語の調整を行い、最終的に全ての属性の具体的印象軸のファジィ集合を生成する。この生成されたファジィ集合とデータベース化されたファジィ集合とのマッチングを行い評価する。評価の結果はあるしきい値を用いてそれに見合った候補だけ表示する。検索が失敗している場合は上記の操作を対話的に繰り返しながら検索候補を絞っていくことができる。

上述のシステムをワークステーションおよびその周辺装置を用いて実現している。本システムの構成を図2に示す。CPU1は主に画像処理を中心に印象語生成部を受け持ち、CPU2は画像検索部のために用いられている。CPU1には画像処理装置が接続されており、CPU2には表示用に画像フレームが接続されている。画像データはR,G,B各512×432の画素からなるフレームからなっている。画像データベースはこのカラー画像と自動的に生成される印象語に関するデータからなる。本システムはユーザとのインタフェースを高めるために、全体印象語と具体的印象語はマウスで入力することが可能であり検索操作を容易にしている。また検索結果は、大型ディスプレイに有効と考えられる候補を表示している。

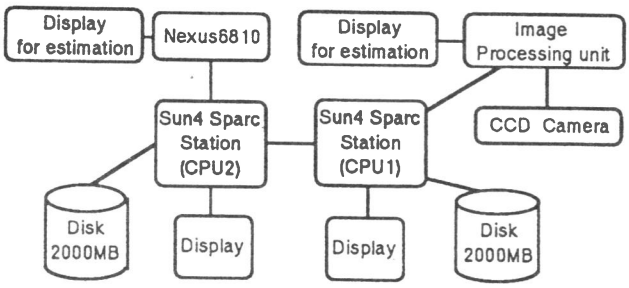


図2　顔画像検索システム構成

3. 顔画像からの物理的特徴量の抽出

顔画像からその印象の言語表現を得るためにまず顔の各部位の領域を抽出し、その物理的特徴量を計測する必要がある。本システムではファジィ推論に基づく画像処理対象領域の制限や各種パラメータの設定を行うトップダウン画像処理を用い、半自動的な各部位の領域の抽出、各種物理特徴量の計測を行っている[9]。まず、入力されたＲＧＢカラー画像を色相、彩度、明度画像に変換する[10]。以下に顔の各構成要素の抽出方法について述べる。

顔領域：今回用いた顔画像データベースの背景は白色に近く顔の色は肌色であることから、彩度の差が大きい。そこで、彩度画像において2値化して得られた画像をラベリングして画像中の中央に位置し最大の面積の領域を肌色領域とする。

目領域：目領域は顔領域の上部にかつ顔領域の中心軸に対して左右に対象の横長の領域であることより、上述の様に得られた顔領域より目領域の位置を推定し、顔領域と目領域の明度差が大きいことより、明度画像を２値化し顔領域の上部にかつ顔領域の中心軸に対して左右に対象の横長の領域という条件を満足している領域を目領域とする。

口領域：口領域は顔領域の下部にかつ顔領域の中心軸上にある横長の領域であることより、目領域と同様、上述の様に得られた顔領域より口領域の位置を推定し、顔領域と口領域の彩度差が大きいことより、彩度画像を２値化し顔領域の下部にかつ顔領域の中心軸上にある横長の領域という条件を満足している領域を口領域とする。

鼻領域：鼻領域は顔領域の中央にあるという位置の推定はできるが、鼻の形状が複雑であり、鼻領域の境界があいまいであるので画像処理による抽出が困難である。そこで鼻があると推定される領域の明度画像をソーベルオペレータによりエッジ画像を作成し、鼻の両翼のエッジを検出し左右の最も外側の2点と先に求めた両目領域のそれぞれの重心を結んだ線分の中点とを結んで出来た三角形により近似する。

顎：明度画像について15×15の大きさで適応２値化を行いノイズ除去をした後、得られた口領域の中心点を求め、その点から下に向かって口の幅の範囲について、顔の右側・左側について別々に一番長いエッジの連続点を求める。ただし、エッジが途中で途切れた場合、適当の範囲内で白画素を探索し、そこからエッジの探索を再開する。また、片側しかエッジが検出できなかった場合は、下顎の最下点と思われる点からエッジが見つからなかった側に水平にエッジ探索を行う。

髪領域：髪領域の位置は顔領域の上部にある低明度の領域であることより、明度画像による2値化によって得られた領域を髪領域とする。

眉：眉領域は目領域の上部にある低明度の横長の領域であるということより位置を推定することが出来るが本システムにおいて眉の特徴は形状ではなく眉の濃さである。そこで眉領域内の適切な範囲において眉の濃さの測定を行った。

図3に上記に述べた顔構成要素を抽出した結果を示す。

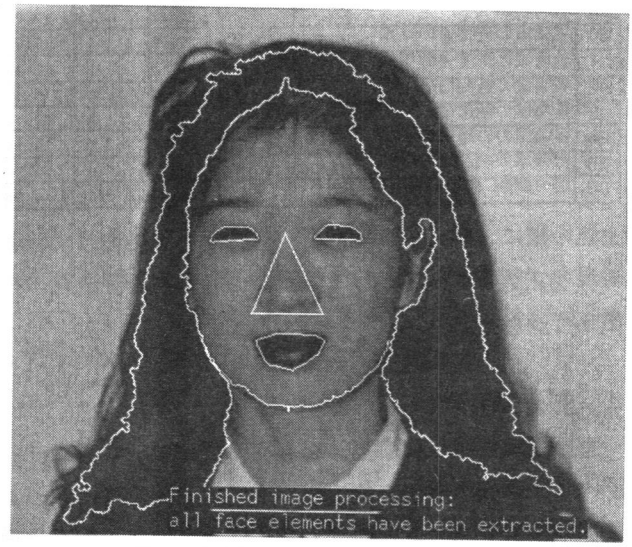


図3　顔構成要素の領域抽出結果

物理特徴として上記の様に得られた領域の面積・高さ・幅・画素値の平均・エッジ数・他の構成要素との間隔について測定した。この結果の例として標準サンプル画像として設定した4枚の顔画像から抽出された物理特徴量結果を表１に示す。測定される物理特徴量は36項目にわたる。

なお、これらの長さの次元の物理特徴量は目の高さにおける顔の全幅で、面積の次元の物理特徴量はその全幅の２乗で正規化を行っている。

表1　抽出された物理特徴量一覧

	物理量名称	1	2	3	4
1	目より上の髪領域の面積/全幅^2	95.07	132.01	210.36	136.36
2	目より下の髪領域の面積/全幅^2	210.24	143.12	4.75	2.18
3	顎と目の間の髪領域の面積/全幅^2	120.38	104.38	4.75	2.18
4	顎より下の髪領域の面積/全幅^2	89.87	38.74	0.00	0.00
5	髪らしいライン数/全幅	2.28	2.08	2.19	2.16
6	カールらしいエッジ数/全幅	0.46	0.12	0.14	0.14
7	額から頭上の髪の厚さ/全幅	0.13	0.35	0.53	0.28
8	目の位置の髪の厚さ/全幅	0.33	0.11	0.41	0.16
9	口の位置の髪の厚さ/全幅	0.71	0.59	0.00	0.00
10	顎の位置の髪の厚さ/全幅	0.92	0.72	0.00	0.00
11	エラの面積(LEFT)/全幅^2	0.12	0.11	0.11	0.11
12	口の位置の顔の幅/全幅	0.85	0.89	0.81	0.88
13	顔の全長/全幅	1.46	1.47	1.22	1.35
14	額の面積/全幅^2	0.44	0.40	0.26	0.32
15	額の高さ/全幅	0.69	0.64	0.44	0.52
16	目の幅/全幅	0.22	0.25	0.23	0.22
17	目の高さ/全幅	0.07	0.09	0.09	0.10
18	目の面積/全幅^2	0.012	0.015	0.010	0.015
19	瞳の面積/全幅^2	0.011	0.012	0.010	0.013
20	唇の中心部分の平均明度	24.00	4.00	3.00	5.00
21	顎～唇の間隔/全幅	0.20	0.28	0.20	0.22
22	口の幅/全幅	0.32	0.36	0.32	0.35
23	口の高さ/全幅	0.17	0.15	0.12	0.12
24	鼻の高さ/全幅	0.35	0.33	0.39	0.39
25	鼻の幅/全幅	0.33	0.28	0.26	0.39
26	鼻の面積/全幅^2	0.058	0.045	0.051	0.074
27	鼻～唇の間隔/全幅	0.08	0.10	0.09	0.09
28	顎～口の間隔/全幅	0.30	0.36	0.27	0.33
29	唇間間隔/全幅	0.26	0.26	0.25	0.27
30	肌領域の色相値の平均	19.87	19.50	16.51	20.68
31	肌領域の彩度値の平均	26.12	34.14	37.25	41.96
32	肌領域の色相値の平均	139.35	123.36	126.23	119.51
33	唇領域の明度値の平均	49.61	63.40	55.33	54.76
34	唇領域の彩度値の平均	55.99	65.15	55.90	56.36
35	唇領域の明度値の平均	103.56	91.30	101.07	90.26
36	口の開閉（開:1, 閉:0)	0.00	0.00	0.00	0.00

上述の様に、与えられた画像データを画像処理して特徴表現のプリミティブとして必要とされる物理特徴量の抽出を行った。

4. まとめ

言語表現による検索条件を与えることにより画像データベース検索の実現可能性を示す目的で印象語に基づく顔画像検索システムの概要と顔画像から抽出される物理的特徴量の抽出方法について述べた。本システムでは画像データから自動的に物理特徴を抽出し、大きさ、形状、各部位間の長さなどを表現する具体的な語彙に変換する。この結果を基に顔全体の印象を表現する心理的な語彙と顔の各部分の印象を表現する具体的な語彙を用いてファジィマッチングによる人物画像の検索を行うことが可能である。

謝辞

本稿をまとめるにあたり、数々のアドバイスを頂いた大阪大学工学部浅田稔助教授に深く感謝いたします。なお、本研究は（財）機械システム振興協会からの委託研究の一環として行われたものである。

参考文献

[1]宮里,羽鳥, "マルチメディアインタフェース", テレビジョン学会誌, Vol.44, No.8, pp.973-976(1990)

[2]原島, "知的画像符号化と映像ロボット技術", 計測と制御, Vol.30, No.6, pp.478-484(1991)

[3]岸野, "臨場感通信会議", 計測と制御, Vol.30, No.6, pp.485-489(1991)

[4]黒須, 古谷, 松岡ら, "読唇術への工学的接近とその応用に関する研究", 第１回ヒューマンインタフェースシンポジウム論文集, pp119-126(1985)

[5]伴野, 永嶋, 岸野他, "視点追跡を用いた広視域両眼立体視表示方法の一提案", 1990年電子情報通信学会秋期全国大会講演論文集sa-6-1, part1, pp234-235(1990)

[6]中山, 岩本, 糊田, "印象言語に基づく顔画像の検索", 電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーション研究会, HC91-44(1991)

[7]岩本, 宮島, 中山, 福嶋, 糊田, Ralescu:"印象言語を用いた顔画像検索システム（Ⅱ）- 印象言語の生成 -", 第8回ファジィシステムシンポジウム(1992)

[8]中山, 福嶋, 宮島, 岩本, 糊田, Ralescu:"印象言語を用いた顔画像検索システム（Ⅲ）- ファジィマッチングによる検索 -", 第8回ファジィシステムシンポジウム(1992)

[9] MIYAJIMA K., NAKAYAMA M., IWAMOTO H., and NORITA T.:"Top-Down Image Processing using Fuzzy Reasoning", Proceeding of IFES'91, pp.984-994(1991)

[10]日本色彩学会編, "新編色彩科学ハンドブック", 東京大学出版会(1980)

［問い合わせ先］

〒231

横浜市中区山下町89-1　シイベルヘグナービル3階

国際ファジィ工学研究所　宮島　耕治

Tel 045-212-8259　Fax 045-212-8255

印象言語を用いた顔画像検索システム（II）-印象言語の生成-

Facial Image Retrieval System using Linguistic Description (II)
- Formation of Linguistic Description -

○岩本　啓　　宮島　耕治　　中山　万希志　　福嶋　茂信　　糊田　寿夫　　Anca RALESCU
Hiroshi IWAMOTO　Koji MIYAJIMA　Makishi NAKAYAMA　Shigenobu FUKUSHIMA　Toshio NORITA　Anca RALESCU
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE)

あらまし　顔画像を画像処理して得られる計測値から３段階の変換過程を経てインデックス情報として印象を自動的に生成するシステムを作成した。このシステムの特徴は、抽出された物理量からファジィ推論にてローカルな印象を求め、周囲の部位の影響を考慮し、それらをDempsterの結合則で統合することで、印象語が得られることである。このデータを顔画像検索システムに応用したところ、ユーザの入力する印象言語（"目がやや大きい"，"知的"など）やスケッチより対象が検索できた。この結果マルチメディアでの検索が実現された。

キーワード　知的情報処理、評価、画像認識、顔画像

1.はじめに

近年、人とコンピュータあるいは機械との間を取り持つ技術として知的なヒューマンインタフェース技術の研究が数多くなされている。特に画像による人間の表情や行動の理解を用いてインタフェースを向上させようとする試み、画像・音声・文字等マルチメディア情報の提供による思索活動援助のためのインタフェースを向上させようとする試みが挙げられる。我々はこのような知的ヒューマンインタフェース開発に取り組んでいる。

本システムはローカル，グローバル，両者の統合（トータル）という３層の構造を持つ認知モデルを用いて、顔画像処理結果からインデックス情報を自動的に生成する、マルチメディアデータベースを目指したシステム(図１網点部）である。インデックスは目・鼻・口などの各部位における大きさ・形状，部位間の間隔，色についての記述からなる顔の印象である。

本システムでは印象言語が得られるため、図１のアプリケーションの部分を変更すれば、様々なシステムに対応できると考えられる。我々はその応用例として顔画像検索システム[1]を作成した。このシステムでは検索キーとして印象言語とスケッチが使用可能で、マルチメディアでの検索が実現されている。

2.アンケート

まず検索対象を若い女性として、IDカード用に撮影した写真を用意した。次に女性の写真を１０枚提示してどのように感じるかについて、

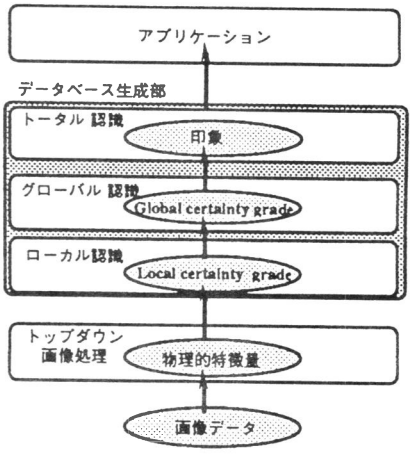


図１.システム概略

a) 物理的な特徴に関する内容（２８項目）
b) 心理的な特徴に関する内容（６項目）

の２種類の内容で、選択肢が５段階のアンケートを当研究所員に対しておこない、各々のサンプル画像に対して適当だと思うものを選んでもらった。

アンケートを集計してみると、髪で隠れて見えない部位に関する項目，主成分分析をおこなうと分散が小さく分別の特徴として不適当な項目などがみつかった。そこで項目を整理し直し、最終的には表１に示す１９項目の具体的な印象と３項目の全体的な印象について平均値を得た。この結果を印象を示す常識的マッピングの結果とし、本システムでは物理的特徴量から印象への変換の目

標値として用いることにした。

表1.アンケート結果

具体的な印象

	特徴属性	1	2	3	4
1	髪の長さ	5.00	5.00	1.08	1.06
2	髪の質	4.48	2.28	2.38	2.38
3	髪のボリューム	3.38	1.22	3.00	1.74
4	頭の形状	4.84	3.00	3.14	3.04
5	顔の形状	3.52	1.98	1.30	2.08
6	額の面積	4.96	4.84	2.74	3.92
7	目の大きさ	2.30	4.72	3.78	4.68
8	目の形状	2.98	4.32	4.86	4.24
9	眉の濃さ	1.86	4.38	4.60	4.32
10	口、唇の大きさ	3.26	3.26	2.18	2.96
11	口、唇の厚さ	4.20	3.22	2.36	2.60
12	鼻の長さ	1.76	2.30	3.36	2.30
13	鼻の広がり	4.28	1.82	1.50	1.86
14	鼻の大きさ	3.90	1.12	1.86	1.88
15	鼻の下	2.80	3.02	1.10	1.88
16	顎、口間隔	1.92	3.98	1.60	2.20
17	目の間隔	2.34	1.12	1.52	1.74
18	肌の色	1.68	1.70	1.90	2.26
19	唇の色	2.10	2.70	2.10	2.18

全体的な印象

		1	2	3	4
1	知的度	2.50	3.25	2.50	1.50
2	活動度	2.50	4.30	4.00	2.50
3	繊細度	3.00	3.50	3.00	3.30

3.印象言語の生成

3.1 画像処理

画像処理の対象をアンケートで使用した１０人を含む２３人とした。そのデータを計算機に取り込んだ後、ファジィ推論に基づく領域の制限や各種パラメータの設定を行うTop down画像処理方法[2]を使い、顔の各部位（目、鼻、口、髪）を抽出・測定し、３６個の物理的特徴量(計測値）を得た。物理的特徴量は、長さの項は顔の全幅(目の位置での顔の横幅），面積の項は全幅の自乗で正規化してある。

3.2 具体的な印象の生成

本システムでは３６個の計測値（以下物理的特徴量）から１９個の印象を生成（以下変換）するのに、３段階のステップを踏んだ。これは人が部位について印象を受ける場合、

1) その部位のある物理的特徴量だけからではなく、その部位の他の物理的特徴量も評価している。
2) その部位だけからではなく、周囲の部位も観察し評価している。
3) 1), 2)を統合した評価として印象を生成する。

と考えられるからである。

そこで図２の３段階の手続きにて最終的な印象（１９の属性についての確信度）に変換する方法を提案する。

a) 抽出された各部位毎の各種物理的特徴量を基にファジィ推論により１９種の大きさ、長さなどを示す確信度（例、"目が大きい"という確信度は0.7である）とその分布を求める。ここではこの分布の標準偏差を印象語認識のバラツキとする。
（この確信度はその部位の物理的特徴量にのみ依存するという意味で「ローカル確信度」と呼ぶ。）

b) ある部位の大きさや長さが他の部位の大きさや長さの印象に対して与える影響の度合（確信度）をルールベースを用いて求める。
（この確信度は他に影響を与えるという意味でグローバルな意味を持つので「グローバル確信度」と呼ぶ。）

c) 最終的な各部位の大きさや長さを表現する確信度は上述のローカル確信度とグローバル確信度を結合して求める。ここではこの確信度を印象を表す常識的マッピングの値とする。
（この確信度を「トータル確信度」と呼ぶ。）

以下各認識段階について詳細に述べる。

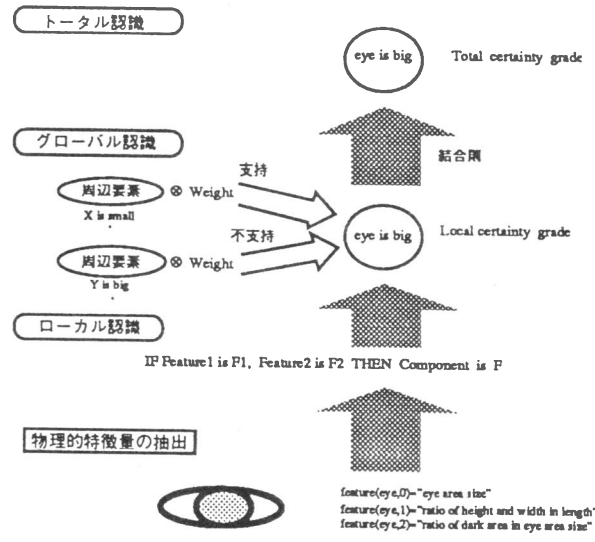


図２.計測値からの変換過程

3.2.1 ローカルな認識

まず表１に示す具体的な印象語に対する複数の物理的特徴量との相関係数を算出し、これらの値を参考としながら印象語を説明していると考えられる物理的特徴量を抽出する。

これらの物理的特徴量と目が大きいなどの印象語表現を以下のような経験則からなるファジィプロダクションルールで記述する。これらのプロダクションルールで用いられるメンバーシップ関数は前述の相関係数を目安として試行錯誤的に求めた。以下にルールの一例を示す。

IF 目の面積が大きい & 目の縦横比が大きい
　& 目の白目の比が大きい
THEN 目が大きい

このようにして、すべての具体的な印象語についてのファジイプロダクションルールを用いてモデル表現をおこなった。

ファジィ推論にはマンダミの推論を使用し、各具体的な印象語に対するローカル確信度(g_local)を求める。またこのローカルな印象語認識のバラツキを、ローカルな確信度の決定におけるファジィ推論の過程でMin-Max演算を施した段階で生成されるMax集合の分布の標準偏差σで定義する。

3.2.2グローバルな認識

次に本システムでは以下のようなルールに基づいて周辺要素の影響を弛緩法枠組[3]を用いて考慮した。

以下の説明にについては大きさという概念を例に説明を加える。形状、長さなどの概念でも同様の認知過程が存在するものと考え、本システムにおいては同様の言語生成過程が施される。

ルール(1)：

ある構成要素i が確信度g_local で "大きい" と認識されている場合、その要素は次に示す度合で周辺の要素j が "小さい" と認識されていることを支持する。

$$t\_global(i,j) = WCF * g\_local(i) \qquad (1)$$

ルール(2)：

ある要素i が確信度g_local で "大きい" と認識されている場合、その要素は次に示す度合で周辺の要素jが "大きい" と認識されていることを支持しない。

$$f\_global(i,j) = WCF * g\_local(i) \qquad (2)$$

ここでWCFは各構成要素間の印象に関する因果関係の重み行列で、経験的に定めている。

上述のルールに従い各要素についてその認識を支持する周辺要素の度合と支持しない周辺要素の度合がすべての周辺要素に対して計算される。このようにしてグローバル確信度（T_global, F_global）を求める。

$$T\_global(j) = F1\{t\_global(i,j)\} \qquad (3)$$

$$F\_global(j) = F2\{f\_global(i,j)\} \qquad (4)$$

; i = all face component, j≠i

本システムにおいては演算子F1, F2で顔内の評価される部位以外の他の各要素からのグローバル確信度を結合した。

表2に大きさの概念内で本システムで用いられた重みマトリクスWCFを示す。本システムにおいてはこれらを統一的に扱うため、"大きい" という概念に対する確信度を正の符号、逆の "小さい" という概念を負の符号を割り付け、重み係数WCFは各g_local(i)の積で記述内容が成り立つよう符号化してある。なお、他の次元の影響を与えると考えられる具体的な印象（例えば目の大きさにおける眉の濃さ、眉間間隔）も演算の対象として考慮されている。

表2.大きさに関する重みマトリクス

	髪のボリューム	顔の面積	目の大きさ	口、唇の大きさ	鼻の大きさ
顔の面積	0.40	0.00	-0.99	0.00	0.00
目の大きさ	0.00	-0.70	0.00	0.70	1.00
口、唇の大きさ	0.00	0.00	1.00	0.00	0.40
鼻の大きさ	0.00	0.00	1.00	-1.00	0.00

3.2.3トータルな認識

前節で説明した手法で求められたT_global, F_globalと各要素独自に求められているg_localを、ここではDempsterの結合則で統合して人間が感じる印象に近づけている。この最終的な認識印象語であるトータル確信度（g_total）は次のようにして求める。

$$g\_total(i) = \frac{(T(i) + g\_local(i) * (1 - T(i) - F(i)))}{(1 - g\_local(i) * F(i))} \qquad (5)$$

ここで

$$T(i) = \frac{T\_global(i) * (1 - F\_global(i))}{(1 - F\_global(i) * T\_global(i))}$$

$$F(i) = \frac{F\_global(i) * (1 - T\_global(i))}{(1 - F\_global(i) * T\_global(i))}$$

この結果を表3に示す。各段階での認識結果とアンケートから求められた平均的印象の相関係数を比較すると、物理的特徴量，ローカルな認識g_local，トータルな認識g_totalの順番で相関係数が高く、人の持つ印象に近づいている。その結果の一例を表4に示す。

またこの印象語表現に分布を持たせるためにローカルな確信度の決定で求められた認知のばらつき分散σを二等辺三角形の底辺の巾として用い、上記のg_total を頂点の座標として用いたファジィ集合を最終認識結果とする。

表3． 最終認識結果（印象語確信度）

	特徴属性	1	2	3	4
1	髪の長さ	1.00	1.00	-0.96	-0.97
2	髪の質	0.74	-0.36	-0.31	-0.31
3	髪のボリューム	0.19	-0.89	0.00	-0.63
4	顔の形状	0.92	0.00	0.07	0.02
5	顔の形状	-0.26	0.51	0.85	0.46
6	顔の面積	0.98	0.92	-0.13	0.46
7	目の大きさ	-0.35	0.86	0.39	0.84
8	目の形状	-0.01	0.66	0.93	0.62
9	唇の濃さ	0.57	-0.69	-0.80	-0.66
10	口、唇の大きさ	0.13	0.13	-0.41	-0.02
11	口、唇の厚さ	0.60	0.11	-0.32	-0.20
12	鼻の長さ	-0.62	-0.35	0.18	-0.35
13	鼻の広がり	0.64	-0.59	-0.75	-0.57
14	鼻の大きさ	0.45	-0.94	-0.57	-0.56
15	鼻の下	-0.10	0.01	-0.95	-0.56
16	頬、口間隔	-0.54	0.49	-0.70	-0.40
17	目の間隔	-0.33	-0.94	-0.74	-0.63
18	肌の色	-0.66	-0.65	-0.55	-0.37
19	唇の色	-0.45	-0.15	-0.45	-0.41

合計19項目

表4.相関係数の比較

	物理的特徴量	ローカルな認識	トータルな認識
目の大きさ	0.702	0.719	0.761
口の大きさ	0.600	0.716	0.767

3.3全体的な印象の生成

全体的な印象は、人により意識が違い、解釈が分かれるため、アプリケーションレベルで具体的な印象を利用し、生成・評価することにした。

4.データベースの作成

以上の過程を経て得られた具体的な印象を画像とは別に独自のフォーマットでデータとして格納した。このデータベースはUNIXワークステーション上に構築した。

5.検索

このようにして得られた印象を使用するアプリケーションとして顔画像検索システム[4]を作成した。印象言語による検索については文献4に詳しい。ここではスケッチによる検索について述べる。

今回検索キーとして取り扱ったスケッチは、リアルな線画（図3）に限定した。

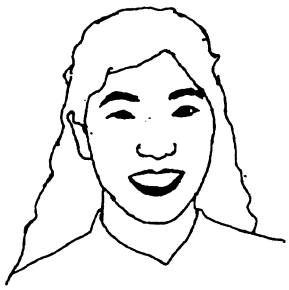


図3.スケッチ例

今回作成した検索システムの検索部は印象言語を用いるので、このスケッチから写真の場合と同様に画像処理，印象言語の生成という手順で印象にまず変換する必要がある。

画像処理については、スケッチを処理するため、画像中の中心付近にある閉領域は肌色領域であるという画像の性質，膨張・収縮などのノイズ除去が不要という知識をTop down画像処理システムに埋め込んで、物理的特徴量を計測した。ただしスケッチなので肌や唇の色情報・髪質などの情報が欠落しているので、それらの項目にはローカルな認識にて変換したとき確信度が中間の値になるような物理的特徴量を代入した。

印象言語生成については写真処理の場合と同じルールを使い、画像処理の結果得られた物理的特徴量から印象に変換した。

このようにして得られた印象を使って検索をおこなってみた。ほぼエッジ画像に近い画像から得られた印象を使うので、原画の人と最もマッチすることを期待したが、原画の人と最もマッチすることはなかった。これは、影の影響がある写真とそれを克服して書かれたスケッチとでは、画像処理の結果得られる領域が異なり、最終的な印象が違ってくるためだと考えられる。

6.まとめ

顔画像を画像処理して得られる計測値から3段階の変換過程を経てインデックス情報として印象を自動的に生成するシステムを作成した。印象は各部位の大きさや長さを表現する確信度と認知のばらつきを表現する分布とで記述される。このシステムの特徴は、抽出された物理的特徴量からファジィ推論にてローカルな印象を求め、周囲の部位の影響を考慮し、それらをDempsterの結合則で統合するという過程を踏むことで、印象語が得られることである。

このデータを顔画像検索システムに応用したところ、ユーザの入力する検索キー（"目がやや大きい"，"知的"などの印象言語）より対象が検索できた。

また検索キーとしてスケッチを使用できるよう拡張して、マルチメディアでの検索を実現した。しかし写真とスケッチとから得られる領域が異なるため、現在のところ同一人物とのマッチ度が高くない。更に検索キーをスケッチから似顔絵に拡張すること検討中だが、デフォルメなのか下手なのか区別できなくなることが予想されるため、今後推論方法の根本的な見直しが必要である。

参考文献

1) Goldstein et al., "Identification of Human Faces", Proc. of the IEEE, vol.59, No.5, pp.748-760, May,(1971)

2) Koji MIYAJIMA, et al., "Top-Down Image Processing using Fuzzy Reasoning", Proceeding of IFES'91, pp.984-994, (1991)

3) Rosenfeld,"Scene Labeling by Relaxation Operations", IEEE Trans. on Systems,vol.SMC-6,No.6,JUNE,(1976)

4) 中山, 岩本, 糊田, "ファジィ理論を用いた印象言語による顔画像の検索", 第18回ヒューマンインターフェース研究会 部会報, pp.31-38, (1992)

問い合わせ先：〒231　横浜市中区山下町89-1
シイベルヘグナービル3階
岩本　啓
TEL (045) 212-8232
FAX (045) 212-8255

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 2.~28, 1992)

印象言語を用いた顔画像検索システム(III)
-ファジィマッチングによる検索-

Facial Image Retrieval System using Linguistic Description (III)
-Retrieval using Fuzzy Matching-

中山万希志 Makishi NAKAYAMA
福嶋茂信 Shigenobu FUKUSHIMA
宮島耕治、Kohji MIYAJIMA
岩本啓 Hiroshi IWAMOTO
糊田寿夫 Toshio NORITA
Anca RALESCU Anca RALESCU

技術研究組合　国際ファジィ工学研究所

Laboratory for International Fuzzy Engineering Research(LIFE)

あらまし: 知的なヒューマンインタフェース技術の１つとして印象言語表現に基づく顔画像検索システムを開発した。本システムは言語表現生成部と検索部とからなる。検索部は言語表現生成部によって作成された印象語データベースと検索者から与えられる言語情報を基に望んでいる画像をファジィマッチングにより検索するところである。本報告では主にこの検索方法について述べる。

キーワード　　画像検索、ファジィマッチング、顔画像、言語表現

1. はじめに

近年、人とコンピュータあるいは機械との間を取り持つ技術として知的なヒューマンインタフェース技術の研究が数多くなされている。特に画像による人間の表情や行動の理解を用いてインタフェースを向上させようとする試み、画像、音声、文字等マルチメディア情報の提供による思索活動援助のためのインタフェースを向上させようとする試みが挙げられる。

我々はこのような知的ヒューマンインタフェース技術において画像情報と言語情報のインタフェース開発に取り組んでいる。本報告ではイメージされ言語表現された顔画像を検索する顔画像検索システム[1,2]の検索方法について述べる。この検索システムで用いられる印象語は各部位における大きさ、形状などについてと部位間の間隔についての記述からなる顔の「具体的印象」と顔の全体的な印象（やさしい、活動的など）についての記述からなる「全体的印象」の２種を持つ。

2. 顔画像検索システムの概要

2.1 画像検索システム

イメージ・印象を自分の言葉で表現すると、それにマッチした映像、画像を検索する。このような、画像内容そのものに関わった知的なデータベース操作を実現する基礎となるのは、類似検索のメカニズム[3]である。

この類似検索を用いて画像検索を実現するのは以下の４つのケースに分類できる。

（ａ）文字・文字型、客観的基準

文字列をキーとして提示すると、その文字列を部分系列に持つテキストを解として検索する。画像データベースの場合、あらかじめ付与されたテキストを対象として適用され、画像はテキストに対する付帯情報として検索される。

（b）画像・画像型、客観的基準

ある画像をキーとして提示すると、種々の物理的画像特徴に関して、キーとなる画像と近い値を持つ画像を解として検索する。この場合、提示されたパターンとデータベース中の各パターンとの物理的な画像特徴のずれで評価される。

（c）画像・画像型、主観的基準

ある画像をキーとして提示すると、その画像と似た印象を与える画像を解の候補として検索する。この時、主観的類似度空間上で、提示されたパターンと、データベース中のパターンとのずれを評価する。

（d）文字・画像型、主観的基準

利用者が、ある画像の内容をイメージして、それを言葉で表現する。画像に対する言語表現を行うため必ずその表現には印象、すなわち主観が加味され、検索過程は印象語検索とならざるを得ない。システムはその印象語とデータベース中の各画像の内容を比較して、ふさわしい画像を候補として検索する。このため、文字型データと画像型データとを結び付ける主観的特徴空間へのマッピングのメカニズムが必要となる。

この類似検索の中で、（d）はマルチメディア・データベースシステムでのデータベース操作を実現する上で重要である。本報告においては（d）の画像検索を実現する一手法を提案する。印象を表現する主観空間へのマッピングを常識と捉えられる標準的なマッピングとそのマッピングの個人のバラツキという２要素で構成されると考えた。この標準的な主観空間へのマッピングはファジィルールで記述されることで新規に画像を登録する際に行われる。また、マッピングの個人のバラツキは登録の際の印象のバラツキの広さの記述と検索操作の際の部分的な印象と全体的な印象の２種の入力言語の特徴より主観的特徴を分布形状の異なるファジィ集合で記述することにより実現される。

2.2 顔画像検索システムの概要

本画像検索システムの構成図を図１に示す。

本システムでは印象を表現する言語によって画像を検索するため画像データから言語表現を得る言語表現生成部とその言語表現を基にした検索部から構成される。この結果、利用者が印象語を与えると、システムがそれにふさわしい画像を検索するメカニズムと、新規に画像を登録すると、システムがその印象を言語で表現するメカニズムの双方向のメカニズムが実現されている。

検索部では全体印象語をルールベースを用いて具体的印象語の集合に変換する。この変換された具体的印象語と直接入力された具体的印象語の調整を行い、最終的にすべての１９の具体的印象軸のファジィ集合を生成する。この生成されたファジィ集合とデータベース化されたファジィ集合とのマッチングを行い評価する。評価の結果はあるしきい値を用いてそれに見合った候補だけ表示する。検索が失敗している場合は上記の操作を対話的にくりかえしながら検索候補をしぼっていくことができる。

次章では顔画像検索部について詳細を説明する。

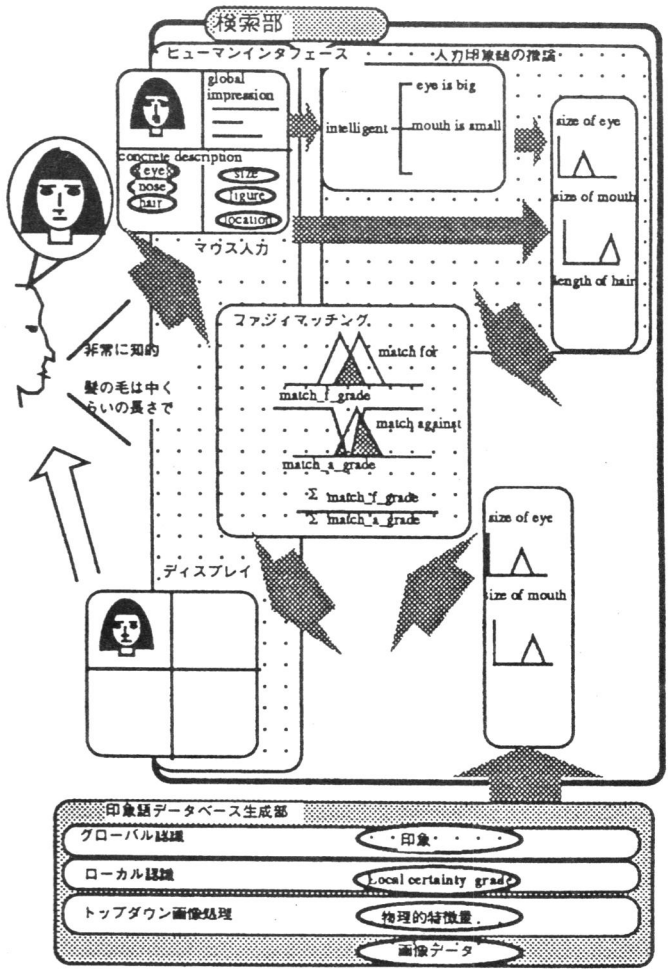


図１． 顔画像検索システムの概要

3. 顔画像検索部

3.1 入力語彙

本システムでは、入力語彙として２種類の印象語を用意している。１つは顔の各部位に関連した比較的具体的な印象語である。もう一つは、顔全体を表

現するような比較的抽象的な全体印象語である。前者は表1などに示すような19個の具体的印象語であり、後者は以下に示す3軸6種の印象語である。

表1　具体的印象語

		1	2	3	4	5
1	髪の長さ	短い	やや短い	普通	ややlong	長い
2	髪の質	ストレート	ややストレート	普通	ウェイビー	巻き毛
3	髪のボリューム	少ない	ややsmall	普通	ややmany	多い
4	顔の形状	細い	やや細い	普通	ややround	丸い
5	顔の形状	細い	やや細い	普通	ややround	丸い
6	顔の面積	狭い	やや狭い	普通	やや広い	広い
7	目の大きさ	小さい	やや小さい	普通	やや大きい	大きい
8	目の形状	細い	やや細い	普通	ややround	丸い
9	眉の濃さ	薄い	やや薄い	普通	やや濃い	濃い
10	口、唇の大きさ	小さい	やや小さい	普通	やや大きい	大きい
11	口、唇の厚さ	薄い	やや薄い	普通	やや厚い	厚い
12	鼻の長さ	短い	やや短い	普通	ややlong	長い
13	鼻の広がり	狭い	やや狭い	普通	やや広い	広い
14	鼻の大きさ	小さい	やや小さい	普通	やや大きい	大きい
15	鼻の下	短い	やや短い	普通	ややlong	長い
16	頬、口間隔	狭い	やや狭い	普通	ややlong	長い
17	目の間隔	狭い	やや狭い	普通	ややlong	長い
18	肌の色	白い	やや白い	普通	やや黒い	黒い
19	唇の色	薄い	やや薄い	普通	やや赤い	赤い

(1)　知的度

"Intelligent", "S_intelligent", "Ordinary", "S_ dull", "Dull"

(2)　活動度

"Active", "S_active", "Ordinary", "S_ quiet", "Quiet"

(3)　繊細度

"Sensitive", "S_sensitive", "Ordinary", "S_ tolerant", "Tolerant"

本システムではこのように2種類の印象語を用いて検索を行うことにより、より効率的に、また人間が表現する場合と同じようにより自然な表現が行えるように考慮している。次にこの全体印象語から具体的印象語への変換方法について述べる。

3.2 入力印象語の変換とマッチング

具体的な形状や大きさなどを一括した全体印象語表現は人によって意識が違い、解釈が分かれる。そこで本システムでは全体印象語から具体的印象語のパターンを1つだけ想起させるのではなく、複数のパターンを想起させる。この複数のパターンを用いたマッチング結果を評価することでユーザ意図に近い検索を実現した。以下にその手順を示す。

1）　上記3軸15個の全体印象語選択枝から適当だと思われるものを選択してもらうと同時にその顔に対する具体的印象語も合わせて選択入力を得る。全体印象入力は1軸についてでも、3軸についてでも可。これらの入力はボタン入力とバー入力を用意した。

2）　入力された全体的印象を3つの軸の両極端の6全体印象語について記憶された典型パターンを基に具体的印象パターンに展開する。この6点の具体的印象パターン記述が複数グループ、システム内に存在する。今、説明の簡素化のためA、Bの2種のグループで記述された典型パターンを例に説明する。

記憶された典型パターンは19の具体的印象中の特徴となる具体的印象とその確信度が記述されている。例えば、一例を挙げると以下のような記述である。

" 知的" ＝ {髪が長く、額が大きく、目が大きく、唇が薄い、他の具体特徴はIG（無関与）}

そこで入力された全体印象が1軸の場合は典型パターン、あるいは典型パターンと標準パターンとのその内挿点が想起パターンの各属性の確信度となる。この想起パターンは典型パターンに応じて2つのパターンa、bとして供給される。この時、この各属性の持つファジィ集合は各属性の供給された確信度を中心におく、所定分布幅σ1を二等辺三角形の底辺の巾とし、設定される。

入力全体的印象が複数の軸にわたる場合は入力された全ての軸に対してパターンを想起させる。例えば入力が2軸の場合はa1、b1というパターンが第1軸から、a2、b2というパターンが第2軸から想起される。

次にグループAのa1、a2のすべての属性に対して各属性の想起された値に応じて以下の処理によりファジィ集合の中心となる確信度とそのファジィ集合の分布幅を決定する。

a) 1方がIGで、1つの値しか想起されていない場合はその値を取り、所定分布幅σ1を与える。

b) 1つの属性について矛盾ない複数個の属性確信度を示している場合は確信度としてその平均を取り、同じ所定分布幅σ1を与える。

c) 1つの属性について矛盾した複数個の属性確信度を示している場合は属性の確信度が決定できないものと見なし、確信度としてその平均を取り、所定分布幅σ1より大きな分布幅σ2を与える。

以上の操作をグループBについても施すことによりグループA、Bの2種の想起パターンが生成される。

3）生成された複数の想起パターンと入力された具体的印象との統一を行う。入力された具体的印象は入力に応じた各印象の確信度を割り当てられる。全

体印象が入力されていない場合にはこの具体的印象の変換パターン１つが検索対象パターンとなる。

ここでは、前述の２）で述べた複数軸への全体的印象の変換の場合と同じ操作a)、b)、c)を、想起された複数の想起パターンと入力された具体印象パターンの間で行う。

ただし、b)、c)の確信度決定の際、平均を取るのではなく、入力された具体的印象値をそのまま用いる。また、b)の分布幅σ１をさらに狭い分布幅σ３に更新する。この結果、全体印象が入力された場合には２）で想起されたパターンの数、すなわち記述された典型パターンのグループ数のパターンが検索対象パターンとして想起される。

４）上記想起された検索対象パターンのファジィ集合とデータベースを以下の方法でマッチングを行い評価する。

$$PI(m,A) = (\Sigma w(i)*match\_for(i))/\Sigma w(i)*match\_against(i)$$

$$PI(m,B) = (\Sigma w(i)*match\_for(i))/\Sigma w(i)*match\_against(i)$$

$$\vdots$$

ここで、mはデータベース中の候補顔numberで、iは具体印象の番号、ここでは1～19の値を取る。match_for(i)はi印象語のマッチ度、match_against(i)はi印象語の入力語彙によるファジィ集合とデータベース側のファジィ集合から生成される否定の意味のファジィ集合とのマッチ度、w(i)は選択された具体的印象語の順番に基づく重みである。A,Bは想起されたパターングループを示す引数である。

上記のマッチングプロセスを図２に示す。

５）求められた各想起パターンに対する適合度から各候補顔の適合度を評価する。

$$PI(m)=\max\{ PI(m,A), PI(m,b), \cdots \}$$

６）求められた各候補顔の適合度PI(m)を用いてランキングを行う。本システムでは適合度の高い順から表示を行い、適合度に対してしきい値を設け所定値以下のものは候補外として表示から削除する。

７）候補の中に検索しようとしている顔がみつからない場合はさらに上記のプロセスを続けることにより候補をしぼりこんでいくことができる。

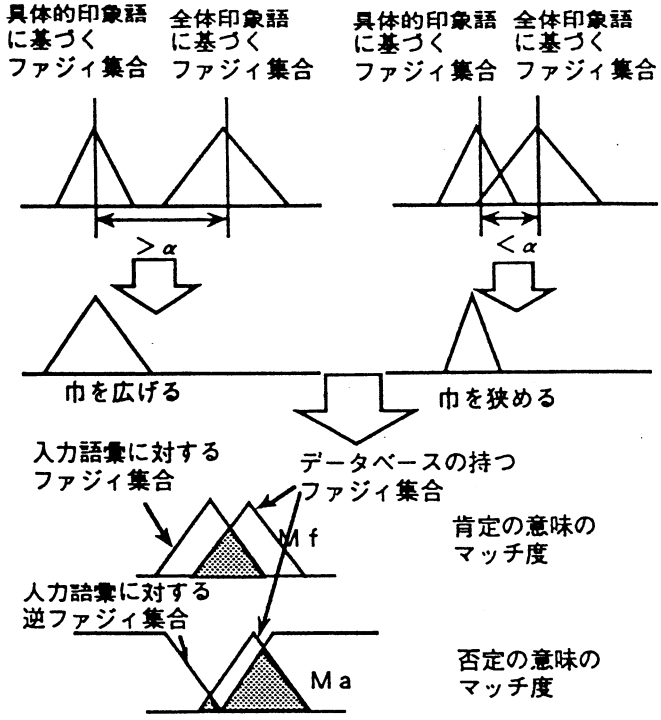


図２．マッチングプロセス

４．まとめ

文字・画像型、主観的基準の画像データベース実現可能性を示す目的で印象語に基づく顔画像検索システムを開発した。本システムは顔全体の印象を表現する全体印象語と顔の各部分の印象を表現する具体的印象語を用いてファジィマッチングによる検索を行うことができる。23人のデータベース中、5,6項目程度の入力に対して上位候補3人に約8割の正解率を得ている。

参考文献

1]尾上守夫編, "画像処理ハンドブック",昭晃堂, pp.573 -579,(1987)

2]Goldstein et al., "Identification of Human Faces", Proc. of the IEEE, vol.59, No.5, pp.748-760, May,(1971)

3]加藤俊一, "類似検索機能を持った画像データベースとその設計法", O plus E, No.142,143,(1991)

問い合わせ先

〒231
横浜市中区山下町89-1　シイベルヘグナービル3階
国際ファジィ工学研究所　中山万希志
TEL 045(212)8245　　FAX 045(212)8255

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

多次元メンバシップ関数によるパターン認識

Pattern Recognition with Multi-dimensional Membership Function

田中　雅人
Masato TANAKA

山武ハネウエル株式会社　アドバンス テクノロジー センター
Advanced Technology Center, Yamatake-Honeywell Co., Ltd.

あらまし　ファジィ情報処理技術分野において、多次元空間内でのファジィ集合の領域形状を有効な情報として利用するために、多次元メンバシップ関数の応用に着目しその数式表現を整理した。そして、その応用事例として文字形状を２次元メンバシップ関数の組み合わせで表現したテンプレートによるパターン認識技術を開発した。本手法は、文字の切り出し，２値化，スケーリング以外の前処理（ノイズ除去，欠損復元，細線化など）を必要としないため、マルチフォント，手書文字，欠損パターン，ノイズを含むパターンに同一のアルゴリズムで対応できる。また使い易さと認識率の向上を目的として、適応・学習機能や特徴重み付け認識機能などを開発し有効な結果を得た。

キーワード　多次元メンバシップ関数，パターン認識，文字認識，テンプレート，学習

１．はじめに

ファジィ情報処理において従来利用されているメンバシップ関数の多くは１次元のものである。この場合、多入力系システムにおける入力変数空間内のファジィ領域形状は、適用する合成演算に依存して極めて単純なものに限定される。例えば、一般に利用されているMIN合成演算では、ファジィ領域は矩形輪郭になる[1] [2] [3]。また、ファジィクラスタリング等において提案されている多次元メンバシップ関数についても、距離の概念に基づいて設定されるため、楕円輪郭に限定されたファジィ領域を与えることになる [4] [5]。そしてクラスタリング等においては通常、与えられたデータ分布に基づいて多次元メンバシップ関数が生成されるので、この楕円輪郭のファジィ領域を任意の位置に任意の大きさ，方向で設定できるようには定式化されていない。これは、多次元空間内におけるファジィ領域の輪郭形状や位置，方向等を有効な情報として利用することを目的として提案されたものではないからである。

本研究は、従来のファジィシステムではほとんど利用されていなかったファジィ領域の輪郭形状を、情報として積極的に利用することを根本的な目的としている。本稿ではそのために定式化された多次元メンバシップ関数のうち、２次元のものについて概要を説明する。

また情報処理分野における応用例として、パターン認識手法について説明する。従来一般的に利用されているパターン認識手法には、テンプレートマッチングによる手法，特徴ベクトルマッチングによる手法，ニューラルネットによる手法などがあり[6] [7] [8]、これらは前処理手順により用途も特徴も異なる。しかし、ＦＡなどの産業応用においては、照明，カメラ位置等の問題や認識対象パターンの多様性により、単一アルゴリズムでの認識対象の限定は実用上の障害となる。すなわち、可能な限り前処理が少なく制約条件の緩い認識技術が望まれる。

２．ファジィテンプレートによるパターン照合

２．１　２次元メンバシップ関数

多次元空間内に楕円（超楕円）輪郭のファジィ領域を与えるためのメンバシップ関数については、本シンポジウム論文集の「多次元メンバシップ関数によるデータスムージング」に、放物線（楕円的放物面）輪郭の領域を与えるためのメンバシップ関数については、同論文集の「多次元メンバシップ関数による障害物回避」に記述しているので省略する。本稿では、パターン認識で利用する２次元メンバシップ関数のうち、特徴的な形状のものを取り上げ概要を説明する。

(1) 式は適合度分布が正規分布的になるつり鐘型２次元楕円メンバシップ関数の例であり、中心点 (A, B)，半径Ｒの円が適合度１の領域になる。

$$\alpha = 2\exp\left[-\left\{\sqrt{\left(\frac{x-A}{a}\right)^{**}2+\left(\frac{y-B}{a}\right)^{**}2}-\frac{R}{a}\right\}^{**}2\right]-1 \quad (1)$$

このメンバシップ関数を、適合度を第３の軸とする３次

元空間内に表わすと図１の様になる。ここでａはあいまいな領域の広がり度合を決定するパラメータである。なお本パターン認識で用いるメンバシップ関数の適合度の範囲は、標準モードでは [-1, 1] に拡張されている。これは論理的な理由によるものではなく、実験的に決定したものである。但し、特殊なモードでは [0, 1] に設定されるが、本稿ではこのモードについての説明は省略する。

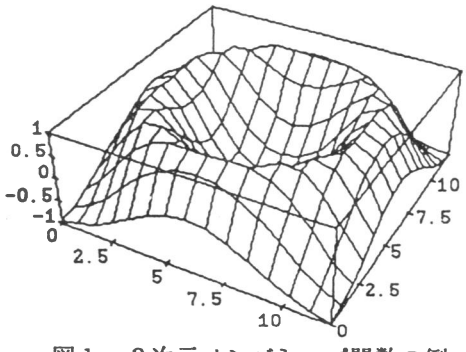


図１　２次元メンバシップ関数の例

２．２　ファジィテンプレート

上記の様な適合度１の領域が円周を描く２次元メンバシップ関数を２つ組み合わせることにより、適合度１の領域が数字の“８”の字を描くメンバシップ関数を形成できる。これを“８”のファジィテンプレートと呼ぶ。図２の中に“８”のファジィテンプレートのイメージをを示す。この図では、黒の濃い部分が適合度の高い部分を表わす。以上の例はファジィテンプレートの単純な例であるが、数字，アルファベット，ひらがな，カタカナおよび単純な記号は同様に容易に表現できる。

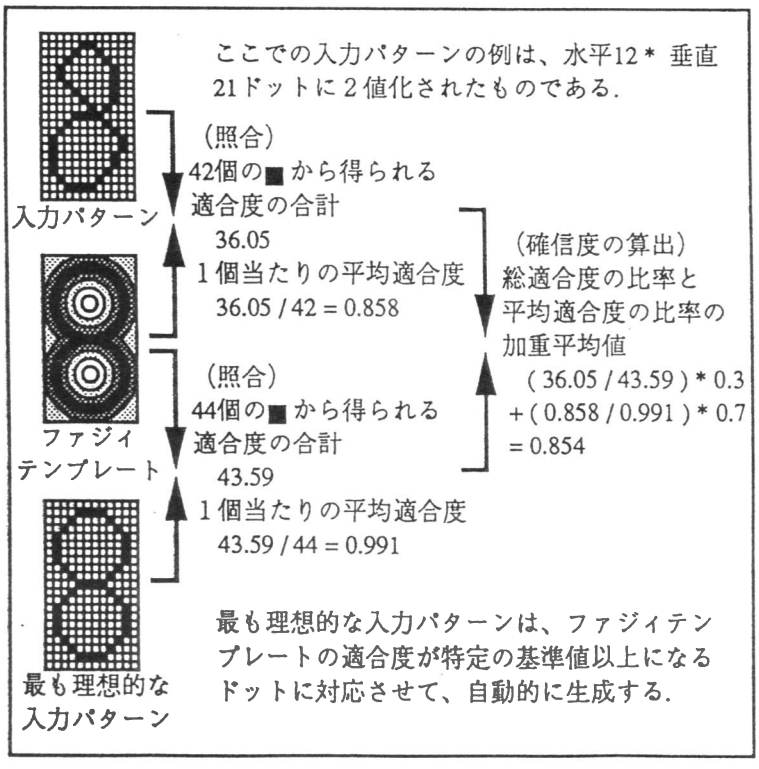


図２　パターンマッチング手順

また、ファジィテンプレートのあいまいな領域の広がり度合（以後ファジィエントロピー）については、後述の特別なモードを除いて、基本的にはメンバシップ関数ごとに人間の知識に基づいて個別に設定する。すなわちメンバシップ関数によって規定されるあいまいさの中に人間の知識が表現されるというファジィの基本思想が、ここに最大に反映されることになる。そして、ファジィテンプレートにパターン認識の知識を集約させることにより、ユーザに理解し易いシステムを目指している。

２．３　パターン照合

図２にパターン照合の手順を示す。基本アルゴリズムは以下の通りである。

Ａ：第ｉ番目のファジィテンプレートに対し最も理想的な入力パターンが与えられた場合の、総適合度Tiと平均適合度Riを予め求めておく。

Ｂ：認識対象入力パターンの、ファジィテンプレートに対する総適合度 ti と平均適合度 ri を算出する。

Ｃ：理想的入力パターンの総適合度Ti に対する認識対象入力パターンの総適合度 ti の比率と、理想的入力パターンの平均適合度Riに対する認識対象入力パターンの平均適合度 ri の比率の加重平均を算出し、この値を第ｉ番目のファジィテンプレートに対する照合度合（確信度）CFi とする。

$$CFi=\beta(ti/Ti)+(1-\beta)(ri/Ri) \qquad \beta:[0,1] \qquad (2)$$

Ｄ：Ｂ～Ｃの計算を全てのファジィテンプレートに対して行い、最大確信度のものを認識結果とする。

以上の手順によりパターン照合および認識が行われる。なおβの値は、理想的パターンの約２割がかすれて消えている場合と、理想的パターンの線の太さが約２倍になっている場合に、確信度が同レベルになるように設定しており、実験に基づき 0.3 とした。この照合方法はファジィテンプレート特有のものであり、かすれている場合と太くなっている場合に同程度の確信度を算出するので、欠損復元や細線化のような前処理が不要になる。

対比のため、通常のテンプレートマッチングで行われている手法で、ベクトルの類似度を用いる場合について考える。まず、テンプレートと入力パターンをベクトルｔ，ｐで表わすと、類似度ｓは (3) 式で与えられる。

$$s=(t,p)/\|t\|\cdot\|p\| \qquad (3)$$

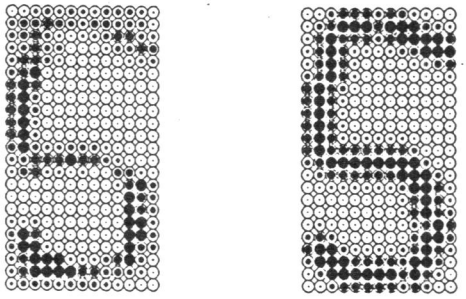
この計算をファジィテンプレート照合に適用すると、完全な入力パターンはファジィテンプレートと全く同じグレーパターンでなければならない。そして、太めの入力パターンの

類似度が高めなり、逆にかすれた入力パターンの類似度が低めになる。したがって、入力パターンを特定の太さに正規化しなければ、太さに依存しない評価値が得られず、結果的に細線化などの前処理が必要になる。

2．4　ファジィテンプレートの作成

ファジィテンプレートエディタを用いる場合、円や直線を構成要素として理想的形状の基準パターンをマウスで作ることにより、ファジィテンプレート（2次元メンバシップ関数）の設定用パラメータを自動的に算出し登録できる。ここでは特別な指定がない限りファジィエントロピーは特定の値に自動設定される。したがって、任意のパターンを容易に追加登録することができる。

この様にマウスで基準パターンを入力する方法以外にも、典型的な基準パターンをカメラ等により入力しその画像情報に基づきファジィテンプレートを自動生成することもできる。図3に入力された基準パターン（グレーパターン）と生成されたファジィテンプレートの画面表示例を示す。図3は数字の“5”のファジィテンプレートの作成例である。こちらも特別な指定がない限りファジィエントロピーは特定の値に自動設定される。



(a) 基準パターン画像　(b) ファジィテンプレート

図3　画像情報に基づくファジィテンプレート自動生成

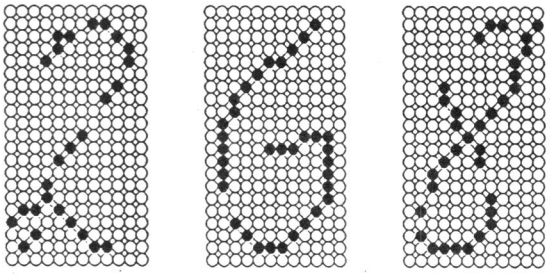
3．追加機能およびパターン認識例

3．1　手書文字の認識

図4に、数字の“0”～“9”を認識対象としたときの、“2”“6”“8”の認識例を示す。手書文字でかつ欠損（かすれ）がある場合でも、対象を数字に限ればほぼ問題なく認識可能である。手書文字の場合、一般的に頻繁に見られる傾向として、数字やアルファベットは活字体に比べ右に傾き、ひらがな，漢字，カタカナは活字体に比べ右上がりになりがちである。この様な傾向が顕著な場合、本手法ではファジィテンプレート設定座標を直交座標から斜交座標に変換することにより、テンプレート自体を右傾斜や右上がりに変形して対応できる。すなわち、文字の特徴に合わせてテンプレートを容易に変形できるので、認識の信頼性を維持できる。なお図4では変形させていない。変形事例については後述する。

3．2　変則的な線で構成される文字の認識

ファジィテンプレートの適合度1の線の総距離に連動してファジィエントロピーを自動決定するという特別なモードでは、白抜文字等の変則的な線で構成される文字



“2”　“6”　“8”

図4　欠損（かすれ）のある手書文字の認識例

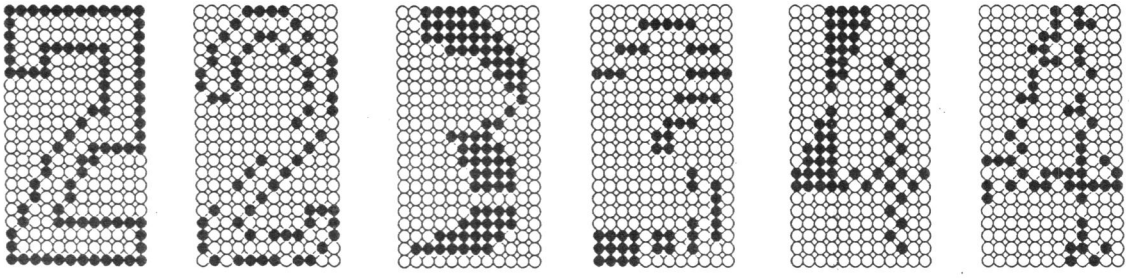


図5　変則的な線で構成される文字の認識例（左から“2”“2”“3”“3”“4”“4”）

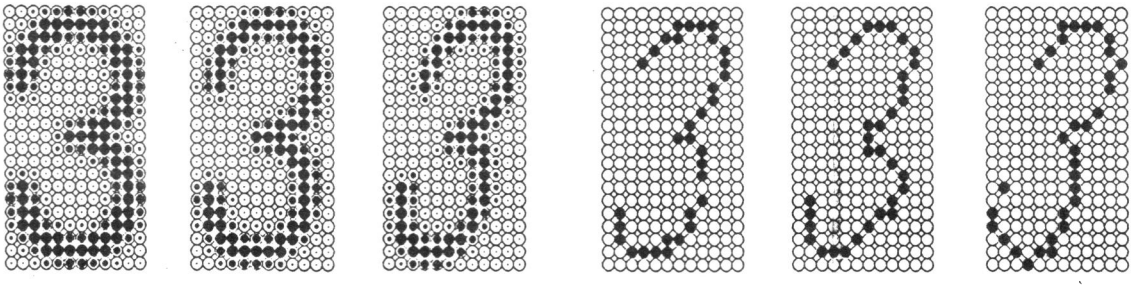


図6　ファジィテンプレートの学習・適応機能による変形過程（左）と右倒れ文字の入力パターン例（右）

の認識が可能である。これは、単純な字ほどあいまいな領域を大きくし、逆に複雑な字ほどあいまいな領域を小するという操作を自動的に行う機能であり、実際に、構成が単純な字（例えば“1”“7”）は線を太く描ける可能性が高い。このモードでは、欠損（かすれ），ノイズ，変則的文字（マルチフォント），文字の変形（手書文字）などに、前処理なしの単一アルゴリズムで対応できる（図5参照）。照明などの文字認識環境の整備が困難なＦＡの分野において特に重要な特徴である。

3．3　学習・適応機能

ＦＡの分野においては、文字印刷面に対してカメラを正面に設置できない場合の自動アジャスト機能が必要になる場合がある。また手書文字においても、前述のように右倒れや右上がりの傾向が顕著な場合がある。本手法では、これらのように特定の傾向のズレが発生する場合に、入力パターンを適当な数だけ蓄積しておきこれを参照してファジィテンプレートパラメータを適応的に自動修正することにより対応可能である。

図6は、右倒れ傾向の手書文字入力パターンを参照して、ファジィテンプレートを右倒れに変形していく例である。ここでは、ファジィテンプレート設定座標軸の交差角度を、初期値の90°から±4°，±8°の変更を行い、参照入力パターンに対する認識の確信度が最大になる角度に座標軸の交差角度を修正している。

この機能は、オフラインでの学習機能（但しニューラルネット等の手書文字学習とは意味が異なる）としてもオンラインでの適応機能としても利用可能である。

3．4　特徴強調認識

通常の文字認識では、特定の文字を識別するための基準パターンの特徴を利用することにより、認識率を高めることができる。本手法においては、文字の特徴的な部分に対応するファジィテンプレート（部分ファジィテンレート）による照合を並行させることにより、特徴強調認識を実現できる。この機能の場合、メンバシップ関数の適合度は[-1, 1]に設定されるが、適合度が負になる領域のドットは評価の対象外とする。それ以外の照合手順は図2と同様である。図7に“2”の部分テンプレートと特徴強調認識例を示す。

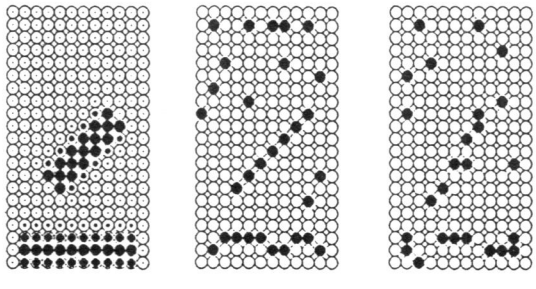


図7　“2”の部分テンプレート（左）と認識例（右）

3．5　認識速度とテンプレートクラスタリング

本手法は、現段階ではパソコン上で全てソフトウェアベースで実行されている。画像入力，2値化処理を除く純粋な認識時間は、水平12＊垂直21ドット，認識対象テンプレート数10個の条件で1パターンに約50 msec. である。認識対象テンプレート数が増えると認識速度が落ちることになる。そこで、理想的入力パターンに対する各ファジィテンプレートの照合度合に基づき、テンプレートをクラスタリングし効率的な照合順序を自動決定する手法を開発した。詳細は省略するが、“0”～“9”の数字の認識では、このクラスタリング手法により平均認識時間をおよそ半分程度まで削減できる。

4．結論

ファジィ領域の輪郭形状を情報処理に利用するために多次元メンバシップ関数の設定方法を定式化した。またその応用として、単一アルゴリズムでマルチフォント，手書文字，欠損パターン，ノイズを含むパターンに対応できるパターン認識手法を開発し技術の検証を行った。本手法では2次元メンバシップ関数式によってファジィテンプレートを表現しているので、学習・適応などの拡張機能を容易に追加できるとともに、前処理に起因する制約条件が緩いので、ＦＡの分野において特に有効に利用できるものと考える。

今後は実用化を目的として、ＦＡを中心とするニーズや問題点の調査を行うとともに、さらに使い易さと認識能力を強化する機能を開発していく。また処理の高速化を実現するための専用ハードウエアの開発についても検討を進めていく。

参考文献

[1] 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社，1988
[2] 本多，大里：ファジィ工学入門，海文堂，1989
[3] 高木，林：ニューラルネット駆動型ファジィ推論，ファクトリーオートメーション，1989.2
[4] 小沢，菅野：数値データの言語モデリング，第6回ファジィシステムシンポジウム，159-164，1990
[5] 田中（システム制御情報学会偏）：ファジィモデリングとその応用，朝倉書店，1990
[6] 森：パターン認識，電子情報通信学会，1988
[7] 高木，下田（監修）：画像解析ハンドブック，東京大学出版会，1991
[8] 今井：ニューラルネットワーク，共立出版，1990

問い合せ先

〒144 東京都大田区西六郷 4-28-1
山武ハネウエル（株）　ＡＴＣ
田中　雅人
Tel : 03-3730-2301　Fax : 03-3730-8644

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

カラー画像を用いた視覚的質感判断

Visual Recognition of Materials by Color Images

石原　成浩、　　高木 敏幸、　　中西　祥八郎
Shigehiro ISHIHARA, Toshiyuki TAKAGI, Shohachiro NAKANISHI

東海大学工学部
Faculty of Engineering, TOKAI University

あらまし：　画像処理の分野では、幾何学情報形および色彩学情報などから物体認識が行われてきた。しかし、今までの研究では物体の質感を認識させることは非常に困難であった。そこで、本稿では材質感情報である物体の反射特性をＲＧＢカラー画像を用いて抽出し、ＲＧＢ色空間の分布状態から幾何学的手法を用いて分布の形状を近似し、ファジィ推論を用いて物体の質感を判別するシステムを提案する。

キーワード：色彩、質感、ＲＧＢ色空間、幾何学的近似、ファジィ推論、カラー画像

1．はじめに

画像処理における物体認識は、幾何学情報や色彩情報から認識させる研究が行われ、様々な手法が提案され、かつその有用性が示されている。しかし、それらの手法では、形の変形しやすい粘土などの柔物体や外部の影響によって色が変化する物体などを認識させることに困難が生じていた。そこで、幾何学情報や色彩情報に加えて他の情報を付加することで認識能力の向上が求められている。

物体が外部に与える情報としてはいくつかの種類が考えられるが、その中で非常に大きな印象を与えるのが質感である。しかし、質感には様々な要素があり、どの要素をどの様に取り入れるかが問題とされており現在多くの研究者がこの問題に取り組んでいる。

物体の質感を視覚的にとらえる場合には、、物体表面の反射特性すなわち光沢が重要な情報である。本稿では、光の反射特性を物体のＲＧＢ色を測定することで求める。測定されたＲＧＢ値を色空間にプロットし、その分布状態から幾何学的に分布の形状を近似し、ファジィ推論を用いることで質感を判別するシステムを構築する。

また、身の回りに存在する物体は、大きく区別すると光沢のある金属物体と光沢のない非金属物体に分けられる。ここでは、さらにプラスチックなどの光沢のある非金属物体も測定の対照とし、金属物体、光沢のある非金属物体および光沢のない非金属物体の三材質の質感の判別を行う。

2．二色性反射モデル

二色性反射モデル[1～3]とはプラスチックなどの表面が不均質な物体の光の反射特性を簡単なモデルで表したものである。図１に示すように物体表面に光が照射されると入射角と同一の角度で反射される界面反射と、照射された光の一部が物体内部に浸透し、媒質中の色素粒子を通過して外部に出る内部反射とが存在する。界面反射は入射角と同一の角度で反射することから光源の色として観測され、内部反射は物体内部の色素粒子を通過して外部に出ることから物体固有の色として観測される。金属物体の光の反射特性は、主に界面反射となり光沢のない非金属物体の場合は、主に内部反射となる。そして、光沢のある非金属物体の場合は、界面反射と内部反射の両方が存在する。

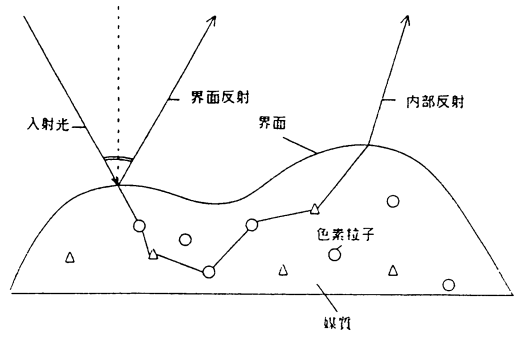


図１　二色性反射モデル

ここで、光沢のある非金属物体である紺色のプラスチック植木鉢を例にとり説明する。図２に示したのがそのＲＧＢ値の分布状態である。上の図に示されているようにＲＧＢ値が密に分布している部分とそうでない部分に

分かれている。この密に分布している部分が内部反射を表しており、ここでは紺色のプラスチック植木鉢を例に扱ったことからその部分の色は紺色となる。また、密でない部分は界面反射を表しており、その部分は光源の色となる。

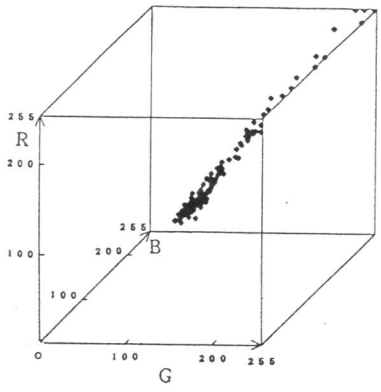


図2 紺色のプラスチック植木鉢の分布状態

3．システム構成

3－1．システムの概要

物体は大きく分けて光沢のある金属物体と光沢のない非金属物体の2種類に分類できるが、プラスチックなどの光沢のある非金属物体も取り入れ三種類を本システムの質感判別の対象とする。ここで提案するシステムは、それらの三種類の物体のＲＧＢ値を測定し、ＲＧＢ色空間の分布状態を幾何学的に取り扱ってその分布形状を近似する。そして、近似された分布形状からファジィ推論を用いて質感を判別するシステムを構築する。

システムは、図3に示すように反射特性抽出プロセスおよび質感判別プロセスから構成される。反射特性抽出プロセスは測定する物体に白色光を照射し、その物体における反射特性をＲＧＢカラー画像を用いて抽出する。さらにＲＧＢ色空間の分布形状を幾何学的手法を用いて超楕円体に近似する。質感判別プロセスは、近似した超楕円体の特徴を抽出し、ファジィ推論を用いて質感の判別を行う。

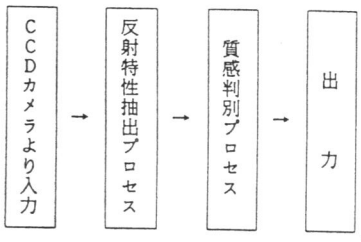


図3 システム概略図

3－2．測定方法

テクスチャーの存在しない単一色の金属物体、光沢のある非金属物体および光沢のない非金属物体を扱って測定を行う。測定値は以下に示す4項目に従って測定される。

1）外部からの光を遮断する。

2）黒壁を設置し、その前に測定する物体を置く。

3）黒壁から1．5ｍのところにＣＣＤカメラおよび白色光を設置する。

4）測定する物体に白色光を照射し、反射特性をＲＧＢカラー画像を用いて縦２０、横２０の画素に分け個々の画素の交点のＲＧＢ値を測定する。

3－3．測定結果

測定された個々の画素の交点におけるＲＧＢ値をＲＧＢ色空間にプロットし、金属物体、光沢のある非金属物体および光沢のない非金属物体の分布状態を見る。図4は金属物体である銀色のボールの分布状態を示している。その図から測定点が密に分布している部分がないことから反射特性は界面反射であることが判る。また、測定したデータからＲ値、Ｇ値およびＢ値が類似した値を示しているためＲＧＢ色空間の分布領域は無彩色領域となる。つまり、図4に示されている点Ａ(255,255,255)から原点Ｏ(0,0,0)を結んだ線分の付近に分布が現れることになる。

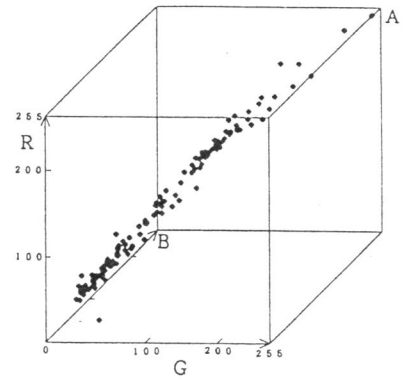


図4 銀色のボールの分布状態

図5は光沢のある非金属物体である赤色のプラスチックボールの分布状態を示している。

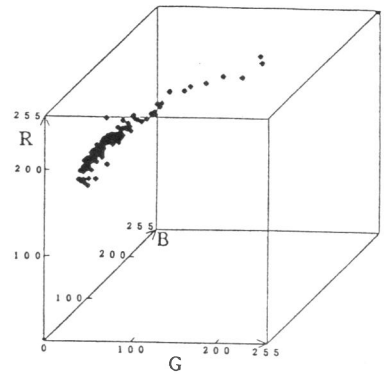


図5 赤色のプラスチックボール

この反射特性は2色性反射モデルであり、密に分布している部分が内部反射を表している。この部分の色が物体固有の色である赤色となる。分布が密でない部分は界面

反射を表している。図6は光沢のない非金属物体である緑色のフェルトの分布状態を示している。分布状態は密に分布しており、この部分が内部反射を表し、この場合は緑色となる。そして、界面反射を表す部分がほとんどないことから光沢のない非金属物体の反射特性がよく表れていることがわかる。

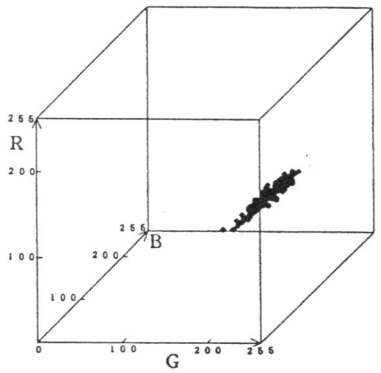


図6 緑色のフェルトの分布状態

3－4．分布形状の幾何学的近似

測定されたＲＧＢ値のＲＧＢ色空間における分布形状を簡易的に取り扱うため幾何学的手法を取入れ空間図形に近似する。ここでは、(1)式に示すチェビシェフの不等式を使用する。

$$\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{m}\sigma_{jk}^{(-1)}\{x_j-E(X_j)\}\{x_k-E(X_k)\}\leqq\lambda^2 \qquad (1)$$

式(1)より$\sigma^{(-1)}{}_{jk}$は、共分散行列の逆行列要素であり、$E(X_j)$、$E(X_k)$はそれぞれ変量x_k、x_jの平均値を示し、λは正値である。チェビシェフの不等式は、得られた多変量データ$(X_1, X_2, \cdots X_m)$の散布点のm次元空間におけるバラつきを評価する式である。この不等式を幾何学的に取り扱った場合は(2)式となる。

$$\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{m}\sigma_{jk}^{(-1)}\{x_j-E(X_j)\}\{x_k-E(X_k)\}=1 \qquad (2)$$

式(2)は超楕円体（二次元の場合は楕円、三次元の場合は楕円体）を表している式である。本稿では三次元データであるＲＧＢの値を扱っていることから三次元の楕円体となりm=3, j,kは共に1から3となる。さらに、(2)式に軸変換を施して(3)式に示す標準系にする。

$$\frac{(x-p)^2}{a^2}+\frac{(y-q)^2}{b^2}+\frac{(z-r)^2}{c^2}=1 \qquad (3)$$

式(3)よりp、q、r、は中心の座標であり、a、b、cはそれぞれx軸、y軸、z軸の交点である。ここで、例として金属物体である銀色のボールの分布形状を近似した超楕円体を図7に示す。近似した超楕円体をさらに簡易的に表すため本稿では、その長軸、短軸および長軸と短軸に対して垂直方向の軸を取り扱う。また、ここでは、図8に示すように線分bを長軸、線分aを短軸、そして、線分cを垂軸と定義する。

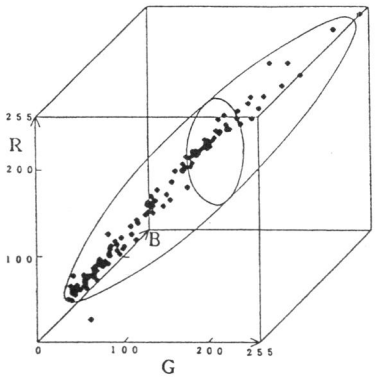


図7 銀色のボールの分布形状

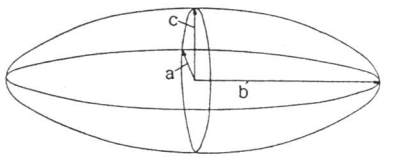


図8 超楕円体

3－5．質感の判断

近似した超楕円体の長軸、短軸及び垂軸の長さを入力変数としてファジィ推論を用い、金属物体、光沢のある非金属物体および光沢のない非金属物体を判断する三群判別となる。本稿では、簡略ファジィ推論法[4]を最急降下法に基づいて学習させる手法を用い、ファジィルールは、(4)式に示すように３入力３出力とする。(5)式は出力を求める式であり、(6)式は最急降下法に用いる学習則、(7)式は最急降下式である。

If x_1 is A_{1i} and x_2 is A_{2j} and x_3 is A_{3k}
then y_1 is $w^1{}_{ijk}$ and
y_2 is $w^2{}_{ijk}$ and y_3 is $w^3{}_{ijk}$. (4)
(i=1, 2, ⋯, l, j=1, 2, ⋯, m, k=1, 2, ⋯, n)

出力y_rは次式で与えられる。

$$y_r=\sum_{k=1}^{2^n}\mu_{ijk}\cdot w^r{}_{ijk} \qquad (5)$$

$$\delta_r=y^+{}_r-y_r \qquad (6)$$

式(6)より$y^+{}_r$は理想出力である。

$$w^r{}_{ijk}(t+1)=w^r{}_{ijk}(t)+\varepsilon\cdot\mu_{ijk}(t)\cdot\delta^r(t) \qquad (7)$$
$$(r=1, 2, 3)$$

式(7)のεは学習係数である。式(4)より入力変数のx1, x2, x3 は超楕円体の長軸、短軸および垂軸の長さを示し、y1, y2y, y3は後件部である。また、l, m, nはメンバーシップ関数の分割個数を示す。式(6)の学習則より金属物体の理想出力は$y^+{}_1$を１、$y^+{}_2$を０、$y^+{}_3$を０とする。光沢のある非金属物体の場合は、$y^+{}_1$を０、$y^+{}_2$を１、$y^+{}_3$を０とする。また、光沢のない非金属物体の場合は$y^+{}_1$を０、$y^+{}_2$を０、$y^+{}_3$を１とする。最急降下法は分割された格子点に

おける出力 y_rの値であるw^r_{ijk}を誤差の最急降下方向に学習する方法である.式(7)の最急降下式より第ｔ番目の値が第t+1番目の値に更新され,学習係数を定めると誤差が最小値に収束する。

4．システム結果

本稿で提案したシステムに金属物体、光沢のある非金属物体および光沢のない非金属物体をおのおの５個づつ合計１５個の物体を判断させたところ表１に示す結果となった。また、物体の光の反射特性から質感を判断する研究は井口[5]らも行っており,その手法は主成分分析法を用いて長軸を第一主成分、短軸を第二主成分、垂軸を第三主成分とし、それぞれの成分の寄与率 P

$$P = \frac{\lambda_i}{\lambda_1+\lambda_2+\lambda_3+\cdots+\lambda_k} \qquad (8)$$

から求めるものである。本稿も井口らの手法にもとずいて寄与率を求め、その結果も表２に示した。

表１ 本手法による結果

		本手法		
		y_1	y_2	y_3
金属	①	0.735	0.238	−0.004
	②	1.169	−0.191	0.002
	③	1.406	0.006	0.000
	④	0.831	0.000	0.000
	⑤	0.958	−0.004	0.000
光沢のある非金属	⑥	0.000	0.994	−0.041
	⑦	0.007	0.996	0.024
	⑧	0.003	1.029	0.008
	⑨	0.000	0.968	0.062
	⑩	−0.006	1.079	−0.047
光沢のない非金属	⑪	0.001	−0.062	1.179
	⑫	0.001	−0.021	1.106
	⑬	0.000	−0.044	1.010
	⑭	0.000	0.034	0.878
	⑮	0.000	0.038	0.862

表１より金属物体、光沢のある非金属物体および光沢のない非金属物体の出力結果はいずれも理想３出力である(1,0,0).(0,1,0).(0,0,1) のそれぞれに極めて近い値が出力され各々の物体の属性を示す出力が得られた。

表２ 主成分分析による寄与率

		主成分分析による寄与率		
		p_1	p_2	p_3
金属	①	0.740	0.260	0.050
	②	0.967	0.030	0.002
	③	0.967	0.030	0.001
	④	0.954	0.021	0.003
	⑤	0.950	0.047	0.001
光沢のある非金属	⑥	0.984	0.016	0.001
	⑦	0.943	0.053	0.004
	⑧	0.946	0.051	0.003
	⑨	0.998	0.001	0.001
	⑩	0.790	0.197	0.013
光沢のない非金属	⑪	0.990	0.002	0.001
	⑫	0.998	0.002	0.001
	⑬	0.998	0.002	0.001
	⑭	0.992	0.007	0.001
	⑮	0.996	0.003	0.001

また、表２の主成分分析法による寄与率の結果より、第一主成分の寄与率、第二主成分の寄与率および第三主成分の寄与率から金属物体、光沢のある非金属物体および光沢のない非金属物体を判断させることは不可能であった。それは、主成分分析の寄与率を求める場合には、物体個々の固有値から求めるため、ある物体の長軸の長さが短軸および垂軸の長さに比べて長い場合には、他の物体と比べて長軸の長さが短い場合においても第一主成分の寄与率が高くなり他の物体との比較が困難となるためと考えられる。そのことは、第二主成分および第三主成分の寄与率に対して同等のことが考えられる。

5．まとめ

本稿で提案したシステムは光沢計や輝度計などを用いず、従来の手法であるＣＣＤカメラを用いていることから幾何学情報や色彩情報から物体を認識する手法に加えて本手法を容易に付加することができる。そのことから画像処理において従来は困難とされていた質感の付加が容易となり、物体認識の向上がはかられることがわかる。

参考文献

[1]Klinker G.J., Shafer S.A.and Kanade T.:Using a color reflection model to separate highlights from object color,1st,ICCV,pp.145-150

[2]Klinker G.J., Shafer S.A.and Kanade T.:Imagesegmentation and refrection analysis through color,In Proc.of Image Understanding Workshop, pp.838-853(1988)

[3]Klinker G.J., Shafer S.A.and Kanade T.:A physical approach to color image understanding, Inte rnational Jounal of Conputer Vision.4, 7-38,(1990)

[4]市橋秀友,渡辺俊彦：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御　日本ファジィ学会誌 Vol1.2,No.3,429/437,1990/8

[5]井口征士,佐藤宏介,森脇耕介,加藤博一,橋本理 ：カラー画像を用いた材質感の判別と相互反射の検出電子情報通信学会論文誌 Vol.J74-D-Ⅱ,No.6, 727/735,1991/6

[6]本多中二, 大里有生：ファジィ工学入門　海文堂

[7]奥野忠一：多変量解析法　日科技連出版

[8]有馬哲, 石村貞夫：多変量解析のはなし　東京図書

[9]駒澤勉：多元的データ分析の基礎　朝倉書店

[10]矢野健太郎：立体解析幾何学　裳華房

【問い合わせ先】

〒257-12　神奈川県平塚市北金目1117

東海大学　工学部　電気工学科

中西　祥八郎

TEL 0463-58-1211,EXT.4025

FAX 0463-58-1812

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ学習ベクトル量子化を用いた未学習カテゴリの識別について

On Unknown Category Discrimination Using Fuzzy Learning Vector Quantization

○市村　直幸*　　竹内　倶佳**　　永井　豊**

Naoyuki ICHIMURA*　Tomoyoshi TAKEUCHI**　Yutaka NAGAI**

*電気通信大学大学院　　**電気通信大学

*Graduate school, The Univ. of Electro-Communications.

**The Univ. of Electro-Communications.

概要：本論文では、ファジィ学習ベクトル量子化（FLVQ）の未学習カテゴリの識別について、画像データを用い実験を行った結果について述べている。未学習カテゴリの識別率と入力データ、および、参照ベクトルのメンバーシップ関数のパラメータの関係、さらに、学習過程における参照ベクトルの修正の回数、および、最近傍ベクトルと入力データの類似度の変化を調べた結果、学習データの分布と参照ベクトルのメンバーシップ関数の初期パラメータに依存して、適切な未学習カテゴリの決定領域が得られない場合があることが明らかになった。

キーワード：FLVQ、未学習カテゴリの識別、画像解釈

1．はじめに

画像解釈、特に、野外シーンを対象とした画像解釈においては、無限にある対象外のカテゴリのデータを集める事はできない。また、画像解釈の場合は、初期仮説形成の後に、文脈などを用いたモデル駆動型処理によって付加的な情報を得る事ができる。よって、初期的なパターン認識の役割としては、信頼できる認識を行う事はもちろんであるが、全てのデータを現在考えているカテゴリに割り当てるのではなく、ある領域が対象外のカテゴリに属すると考えられる状態を識別する必要がある。

領域分割後の画像の各領域に対し、テクスチャ等の特徴を計算し、特徴ベクトルを構成する。この特徴ベクトルを認識する事によって、各領域の初期的なラベリングをする事を考える。これを行うには、人工神経回路網等によるパターン認識の方法が適用できるが、それらの方法では、上記のような状態は明示的に考慮されてこなかったと言えよう。櫻庭らの提案したファジィ学習ベクトル量子化（Fuzzy Learning Vector Quantization: FLVQ）[1],[2]はKohonenの提案した学習ベクトル量子化(LVQ)[3]にファジィ理論を導入したものであり、多層パーセプトロンでは困難である未学習カテゴリの識別能力を有する手法である。櫻庭らは、FLVQを匂い認識問題に適用し、LVQや多層パーセプトロンと同等、もしくは、それ以上の認識能力をもつと報告している[1]。

本論文では、FLVQの未学習カテゴリの識別について画像データを用いて実験を行い、考察した。

2．ファジィ学習ベクトル量子化法[1],[2]

2－1　学習フェーズ

ここでは、櫻庭らの定式化を多少簡略化して、ファジィ学習ベクトル量子化法の学習アルゴリズムについて述べる。

n次元のデータベクトルをxとする。

$$x = (x_1, x_2, \cdots, x_n) \qquad (1)$$

また、i番目の参照ベクトルをm_iとする。

$$m_i = (m_{i1}, m_{i2}, \cdots, m_{in}) \qquad (2)$$

それぞれのベクトルの要素は、ファジィ数を表しているものとし、さらに、ここでは、各要素をメンバーシップ関数（以下、ＭＦ）と同一視する。参照ベクトルがk個あるとし、xとm_iの各要素間の類似度μ_{ij}を

$$\mu_{ij} = \bigvee_{u_j} (x_j(u_j) \wedge m_{ij}(u_j))$$

$$i=1,2,\cdots,k \quad j=1,2,\cdots,n \qquad (3)$$

とする。u_jは各軸の台集合である。

現時点tにおける各参照ベクトルの要素を、学習データを用いて、次のように更新する。以下で、C_x、C_cはそれぞれxおよび最近傍参照ベクトルm_cの属するカテゴリである。

まず、学習データxと各参照ベクトルとの類似度を次式から求め、最も高い類似度をもつ参照ベクトルの属するカテゴリをC_cを求める。

$$d_i = \min_j(\mu_{ij}) \quad i=1,\cdots,k \quad j=1,\cdots,n \qquad (4)$$

教師データであるC_xを用い、次のように参照ベクトルの更新を行う。

・$C_x = C_c$の場合

$$m_{cj}(t+1) = \beta(t) * m_{cj}(t) + \alpha(t)\left[\left(1-\mu_{cj}(t)\right) * \left(x_j(t) - m_{cj}(t)\right)\right] \quad j=1,\cdots,n \qquad (5)$$

・$C_x \neq C_c$の場合

$$m_{cj}(t+1) = \gamma(t) * m_{cj}(t) - \alpha(t)\left[\left(1-\mu_{cj}(t)\right) * \left(x_j(t) - m_{cj}(t)\right)\right] \quad j=1,\cdots,n \qquad (6)$$

・すべての要素でμ_{ij}がゼロの場合

$$m_{ij}(t+1) = \delta(t) * m_{ij}(t) \quad i=1,\cdots,k \quad j=1,\cdots,n \qquad (7)$$

ただし、$\alpha(t)$は時間の単調減少関数、$\beta(t)$と$\gamma(t)$は拡張原理に基づく演算によるあいまいさの増加を防ぐためのあいまいさの減少項、$\delta(t)$はあいまいさの増加項である。また、＊はF＝（f，p，q）を中心をfにもち、中心から左右の幅がp，qである三角型のファジィ数としたとき、次のような演算を表す。

$$a * F = (f,\ a \cdot p,\ a \cdot q) \qquad (8)$$

aはクリスプな値である。これ以外のすべての演算は、拡張原理を用いて行われる。

2－2　認識フェーズ

入力データxと各参照ベクトルとの類似度を（4）式から求め、最も高い類似度をもつ参照ベクトルの属するカテゴリをxのカテゴリとして割り当てる。もし、すべての参照ベクトルに対し、類似度が0ならば、xは未学習カテゴリに属するものと判断する。

3．FLVQの未学習カテゴリ識別に関する実験

3－1　使用した画像データ

認識対象は、｛道路、木、芝生、空｝の4カテゴリとした。入力された画像の認識対象の領域から色彩、テクスチャ、位置の特徴量を計算し、12次元の特徴ベクトルを構成した。特徴ベクトルは学習用に349個、評価用に272個用意した。

3－2　予備実験

$\alpha(t)$の初期値$\alpha(0)$と、各カテゴリあたりの参照ベクトル数を決定するために簡単な予備実験を行い、次のようにパラメータを設定した(4)。

［学習回数］　20epoch

［$\alpha(t)$、$\beta(t)$、$\gamma(t)$、$\delta(t)$］

$\alpha(t) = \alpha(0)(1.0 - t/tmax)$

$\alpha(0) = 0.07$

$\beta(t) = 0.99$，$\gamma(t) = 1.0 - \alpha(t)$，$\delta(t) = 1.1$

tmax：最大繰り返し回数

［参照ベクトルの初期値の設定］

各カテゴリの学習データの平均ベクトルに±0.1の一様乱数を付加

［各カテゴリの参照ベクトル数］　7個

3－3MFの幅と未学習カテゴリ識別率の関係

FLVQの特徴の1つは、未学習カテゴリの識別能力をもつことである。この未学習カテゴリの識別にMFの幅がどのように関係するかを調べた。

学習カテゴリと未学習カテゴリのデータの関係を主成分分析によって求めたものを図3－1に示す。図3－1より、未学習カテゴリは、学習カテゴリと比較的分離した位置にあることがわかる。

MFの幅と未学習カテゴリの識別率の関係を図3－2に示す。参照ベクトルのMFの幅の初期値がどの値の場合でも、入力データをクリスプとして取り扱った場合が、最も未学習カテゴリの識別率が大きくなっている。

しかし、入力データをクリスプとして取り扱った場合でも、参照ベクトルのMFの幅の初期値が大きくなるほど未学習カテゴリの識別率が低下する傾向がある。これは、学習過程で調整される参照ベクトルのMFの幅が、何らかの原因でうまく調整されなくなり、決定領域に変化が生じる事を示している。

決定領域の変化を見るために、図3－3(a)，(b)に示す2種類の2次元のデータを新たに用意し、FLVQで新たに学習させた。図3－3で注目すべきことは、(a)では、道路に割り当てられた決定領域が非常に大きくなっており、未学習カテゴリに対する決定領域が適切に形成されていないことである。(b)では、その様な傾向はない。

学習過程で、どのように決定領域が形成されるかを考察するために、次節に述べることを調べた。

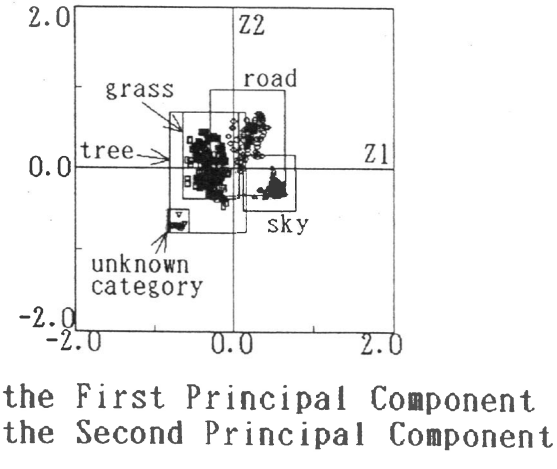


図3－1　学習カテゴリ及び未学習カテゴリの主成分分析の結果（第1、2主成分）

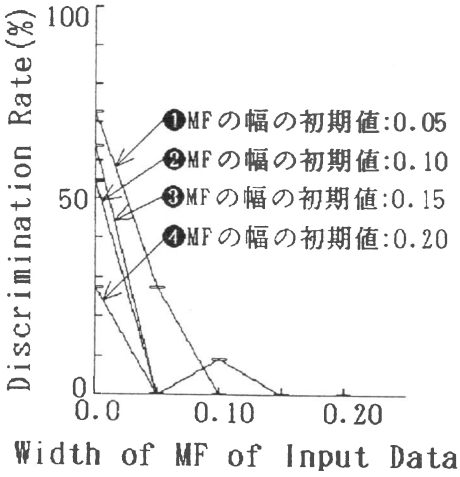
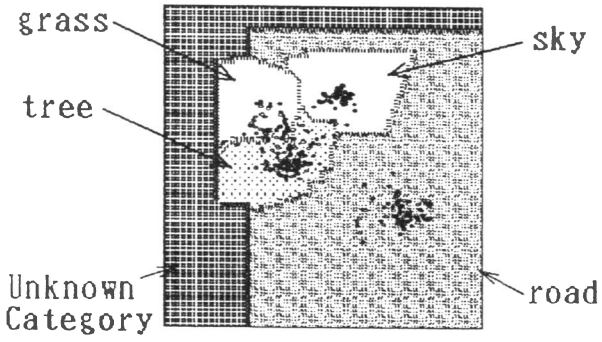
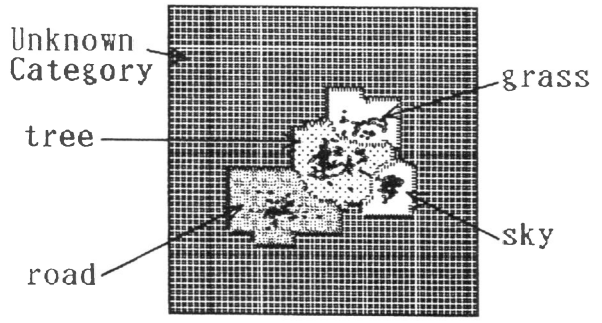


図３－２　ＭＦの幅と未学習カテゴリの識別率



（ａ）



（ｂ）

図３－３　２次元データを用いた決定領域（(a),(b)共に、ＭＦの幅の初期値：0.05、データのＭＦの幅：0.0）

３－４　各カテゴリの参照ベクトルの修正状況

図３－３(a),(b)それぞれの各カテゴリの参照ベクトルの修正回数を表３－１に示す。

この結果より、両者とも正答の場合に比べ、誤答の場合の修正回数が非常に少ないことがわかる。このことは、ＭＦの幅を初期値から広げる要因は多いが、狭める要因が少ないことを示している。このようになるのは、各カテゴリの学習データの分布に重なりなど、競合する部分が少ないためである（木と芝生には、若干の競合部分がある）。

表３－１　参照ベクトルの修正回数

正答の場合の修正回数（（５）式に対応）

Category	Number of corrections	
	図３－３ (a)	図３－３ (b)
Road	１６６８	１６７５
Tree	２２４４	２５１５
Grass	８８５	１０３４
Sky	１７２２	１６９８

誤答の場合の修正回数（（６）式に対応）

Category	Number of corrections	
	図３－３ (a)	図３－３ (b)
Road	2	0
Tree	１４５	３９
Grass	２４８	0
Sky	２４	0

３－５　最近傍参照ベクトルのＭＦの幅と入力データとの類似度の変化

図３－３(a),(b)のカテゴリ｛道路｝の学習過程における最近傍参照ベクトルの平均幅（各次元のＭＦの幅の平均）と入力データとの類似度の変化を図３－４から図３－７に示す。

それらの図から図３－３(a)の方は、学習過程で類似度の非常に小さなデータが定期的に出現するため（５）、（６）式の（$1-\mu_{cj}(t)$）の項、つまり、修正の際のＭＦの幅を広げる係数が大きくなる。図３－３(b)の方は、類似度が学習が進むに従い大きくなっているため、上記の係数は大きくならない。

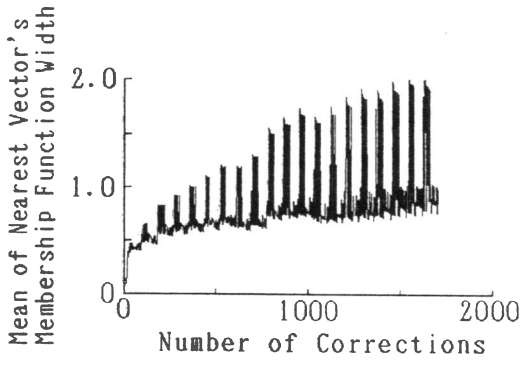


図３－４　　図３－３(a)のＭＦの幅の変化

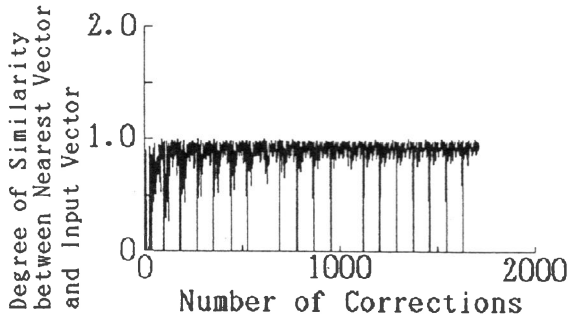


図３－５　　図３－３(a)の類似度の変化

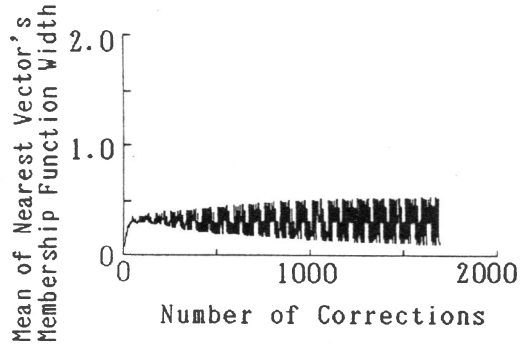


図３－６　　図３－３(b)のＭＦの幅の変化

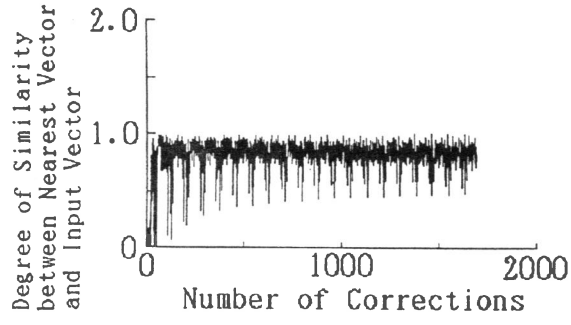


図３－７　　図３－３(b)の類似度の変化

３－６　実験結果からの結論

各カテゴリの学習データに重なりなどがなく、競合が生じにくい場合には、ＭＦの幅を初期値から狭める要因が少なくなる。その様な場合に、類似度が小さくなるような、入力データが存在するとＭＦの幅が大きく広がってしまい、未学習カテゴリに対する決定領域が適切に形成されない。

上記のことを避ける一つの手段としては、図３－２からわかるように入力データをクリスプとして取り扱い、さらに、もし、幅が増大しても最終的な広がりが少なくなるように、参照ベクトルのＭＦの幅をできるだけ小さくしておく事である。ただし、その場合には、学習データについては適切な決定領域が形成されるが、未学習データの認識率が下がることが考えられる(4)。よって、未学習カテゴリに識別率とのトレードオフを初期値で設定すると考えることができる。

４．まとめ

本論文では、FLVQの未学習カテゴリの識別について画像データを用い実験を行い、検討をした。その結果、FLVQの未学習カテゴリの識別には、ＭＦの初期幅の設定、および、学習データの分布によっては、適切な未学習カテゴリの識別ができない場合があることがわかった。

未学習カテゴリの識別問題は、学習データからのパターン空間における外挿問題であり、今後、種々のアルゴリズムについて検討を行い、視覚化の困難な多次元空間内でのしきい値設定問題の解決を図りたいと考えている。

なお、FLVQのようにカテゴリ間の競合のみで決定領域を求めるアルゴリズムであるRCE(5)については、今回の結論で述べた事と同様な現象が生じている(4)。

［参考文献］

（１）櫻庭祐一、中本高道、森泉豊榮：”ファジー理論を用いた学習ベクトル量子化法”、信学論Ｄ－Ⅱ、**Vol.J73-D-Ⅱ**、NO.11、PP.1863-1871、1991

（２）櫻庭祐一、中本高道、森泉豊榮：”ファジー理論を用いた学習ベクトル量子化法の提案”、信学技報、**NC89-71**,PP.61-66、1989

（３）T.Kohonen:"Self-Organization and Associative Memory",Third Ed.,Springer-Verlag,1989

（４）市村直幸、竹内倶佳、永井豊：”ファジィ学習ベクトル量子化を用いた画像認識について”、SICE第１５回知能システムシンポジウム資料、PP.221-226、1992

（５）D.L.Reilly,L.N.Cooper,C.Elbaum:"A Neural Model for Category Learning",Biol. Cybern.,**Vol.45**,pp.35-41,1982

［問い合わせ先］

〒182　東京都調布市調布ヶ丘１－５－１
電気通信大学　電子工学科　竹内研究室
TEL:0424-83-2161　FAX:0424-80-6890
E-mail:ichimura@bacchus.ee.uec.ac.jp

ファジィIf－Thenルールによる米食味解析
－ ファジィルールの学習と過学習 －

Rice Taste Analysis by Fuzzy If-Then Rules
-Learning and Overfitting of Fuzzy Rules-

石渕久生　野崎賢　田中英夫
H. Ishibuchi　K. Nozaki　H. Tanaka

保坂幸男　松田真典
Y. Hosaka　M. Matsuda

大阪府立大学工学部
University of Osaka Prefecture

株式会社　佐竹製作所
Satake Corporation

あらまし　本研究では，米の香り，外観，味などの各要因に対する評価値と米の総合評価値との関係をファジィIf-Thenルールを用いてモデル化し，ファジィルールの生成方法や生成されたファジィルールの性能に関する考察を行った．ファジィルールを得る方法としては，専門家の知識によらず，与えられた入出力データを用いてファジィルールを逐次的に学習するという方法を用いた．このとき，学習回数やファジィ分割の細かさとファジィルールの性能との関係を調べることにより，学習用データに対するファジィルールの過剰適合という問題を実際のデータを用いて明らかにした．
キーワード　米食味解析，ファジィルール，ファジィ分割，ルールの生成と学習，学習と過学習

1．はじめに

近年，与えられた入出力データからファジィルールを自動的に導出あるいは調整する方法に関する研究が盛んに行われている（例えばFUZZ-IEEE'92の予稿集[1]などを参照）．ここでは，市橋・渡辺[2]により提案されたファジィルールの学習アルゴリズムを現実問題に適用し，ファジィルールの学習と学習用データへの過剰適合という問題について考察する．

2．ファジィルールの学習

本研究では，n入力1出力システムに対するモデル化を行うため，市橋・渡辺[2]と同様に次のような形式のファジィルールを用いる．

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n \quad \text{then } y \text{ is } w \tag{2.1}$$

ここで，$A_1, \cdots, A_n$ は対称三角型ファジィ集合であり，wは実数である．最も簡単な学習では，結論部実数wのみが学習の対象となる．入力空間の各次元がL分割されている場合では，L^n個のファジィルールが存在する．したがって，学習の対象となるパラメータの数もL^n個となる．

本研究では，k番目のルールを次のように表記することにする．

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1k} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{nk} \quad \text{then } y \text{ is } w_k, \quad k=1,2,\ldots,L^n \tag{2.2}$$

ここで，対称三角型ファジィ集合A_{ik}のメンバーシップ関数を$\mu_{ik}(x_i)$と表わすことにする．例えば，1次元入力空間をL個（L＝2, 3, 4, 5）の三角型ファジィ集合でファジィ分割した場合のメンバーシップ関数の形状をFig. 1に示す．

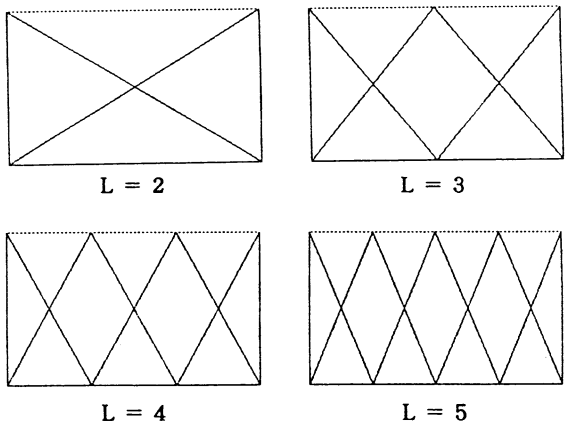


Fig. 1　三角型ファジィ集合によるファジィ分割

ファジィルールを生成するための学習用データとして，m個の入出力パターン$(\mathbf{x}_p, y_p)$, $p=1,2,\cdots,m$が与えられているとする．ここで，$\mathbf{x}_p=(x_{p1}, x_{p2}, \cdots, x_{pn})$はn次元入力ベクトル，$y_p$は対応する出力値である．

このような入出力パターンを用いた場合でのファジィルール(2.2)の学習方法として，市橋・渡辺[2]によ

り次のような逐次的な結論部w_kの修正手法が提案されている．まず，入力ベクトル$\mathbf{x}_p$に対する各ファジィルールの適合度合$\mu_k(\mathbf{x}_p)$を，次式のように積演算を用いて計算する．

$$\mu_k(\mathbf{x}_p)=\prod_{i=1}^{n}\mu_{ik}(x_{pi}) \tag{2.3}$$

つぎに，入力ベクトル$\mathbf{x}_p$に対するファジィ推論による推定値o_pを次のように計算する．

$$o_p=\sum_{k=1}^{L^n}\mu_k(\mathbf{x}_p)\cdot w_k \Big/ \sum_{k=1}^{L^n}\mu_k(\mathbf{x}_p) \tag{2.4}$$

ただし，入力空間の各次元における対称三角型ファジィ集合A_{ik}が，Fig. 1に示すように隣接するファジィ集合と0.5で交わるように与えられている場合では，上式の分母は1となる．最後に，与えられた入出力パターンにおける出力値y_pを教師信号とみなし，次のようにw_kの値を修正する．

$$w_k(t+1)=w_k(t)+\tau\cdot\mu_k(\mathbf{x}_p)\cdot(y_p-o_p) \tag{2.5}$$

ここで，τは学習率である．このような修正手法は，入出力パターン$(\mathbf{x}_p, y_p)$に対する次のようなコスト関数の最小化を目的とした逐次的な学習と考えることができる．

$$E_p=(y_p-o_p)^2/2 \tag{2.6}$$

また，比較のため，学習を行わずにファジィルールを導出する方法も米食味解析の問題に適応した．本研究で用いた方法は，結論部実数w_kの値を次のような適合度による重み付き平均として導出する方法である．

$$w_k=\sum_{p=1}^{m}\mu_k(\mathbf{x}_p)\cdot y_p \Big/ \sum_{p=1}^{m}\mu_k(\mathbf{x}_p) \tag{2.7}$$

3．米食味解析

本研究で取り扱う米食味解析の問題は，米の各品種（宮城産ササニシキ，秋田産アキタコマチなど）の香り，外観，味，粘り，硬さという5種類の評価項目に関する評価値(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)を用いて，各品種の総合評価値yを推定する問題である．与えられたデータは，105種類の品種に関する香り，外観，味，粘り，硬さに関する評価値と総合評価値である．このようなデータの一部をTable 1 に示す．なお，各評価値は，米食味評価の専門家による官能検査から得られたものである．

Table 1　105種類の品種に関する評価値

No.	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	y
1	0.831	0.600	0.953	0.953	-0.163	1.141
2	0.221	0.708	0.737	0.923	-0.495	0.899
...	...	...	...	...	...	...
104	-0.618	-0.425	0.098	0.471	0.158	0.104
105	-1.212	-0.074	-0.317	-0.144	0.180	-0.658

ここでの問題は，5種類の要因に対する評価値x_1, x_2, x_3, x_4, x_5から総合表価値yを推定するような非線形関数を与えられたデータから構成することである．すなわち，次のような非線形関数を表わすファジィルールを生成することである．

$$y=f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \tag{3.1}$$

4．数値実験

4.1　実験条件の方法

数値実験では，各要因に対する評価値の最大値と最小値を用いて，各々の評価値を閉区間[0, 1]内の値に変換した．このような変換により，入力空間を5次元空間$[0, 1]^5$とした．これは，計算およびプログラムの簡単化のために，入力空間の各軸に同一のファジィ集合を用いるためである．本研究では，入力空間の各軸の分割数Lとして，Fig.1 に示すように，L＝2, 3, 4, 5 という4種類の分割を用いた（Lは各軸のファジィ集合の数）．一方，出力値である総合評価値yは，変換を行わずにそのままの値を用いた．

数値実験では，与えられた105個の入出力パターンのなかからランダムに学習用データとして75個のパターンを選び出し，ファジィルールの学習を行った．ファジィルールの評価は，学習用データ以外の30個のパターンを用いて行った．このような数値実験を，学習用データの選び方を変えて10回繰り返し，ファジィルールの性能の評価を行った．

なお，ファジィルールの結論部実数値w_kの初期値は，常に0とした．また，式(2.5) における学習率τはτ＝1.0 とした．

4.2　数値実験の結果

前節で示した実験条件によりファジィルールの学習を行った結果を，Table 2 からTable 5 に示す．表中の数値は，式(2.6) により定義されている各パターンに対する2乗誤差の総和であり，10回の数値実験の平均値である．また，比較のため，学習を行うことなく式(2.7) によりファジィルールを生成した場合での結果を，各表の最後に示す．

これらの表より，ファジィルールの学習における学習回数と性能との関係に関して，次のようなことがわかる．

(1) 学習用データに関する2乗誤差は，学習回数が多いほど少なくなる．

(2) 評価用データに関する2乗誤差は，学習回数と共に最初は減少するが，その後増加する．これは，各軸の分割数に関係なく共通した傾向である．

また，各軸の分割数とファジィルールの性能との関係に関して，次のようなことがわかる．

(3)各軸の分割数が多い（ファジィ分割が細かい）ほど，学習用データに関する2乗誤差は小さくなる．

(4) 学習回数を一定とした場合では，評価用データに

Table 2　2乗誤差の総和
（各軸の分割数2，ルールの総数32個）

学習回数	作成用データ2乗誤差	評価用データ2乗誤差
0	27.963313	12.271789
20	0.080007	0.043856
40	0.075643	0.044674
60	0.073463	0.045851
80	0.071821	0.046530
100	0.070474	0.046879
150	0.067881	0.047131
200	0.065967	0.047231
250	0.064473	0.047558
300	0.063263	0.048266
350	0.062256	0.049421
400	0.061400	0.051042
450	0.060659	0.053123
500	0.060021	0.055586
学習無	0.633583	0.302290

Table 3　2乗誤差の総和
（各軸の分割数3，ルールの総数243個）

学習回数	学習用データ2乗誤差	評価用データ2乗誤差
0	27.963313	12.271789
20	0.069021	0.042408
40	0.056014	0.039420
60	0.049804	0.039143
80	0.045812	0.039499
100	0.043014	0.040158
150	0.038712	0.042579
200	0.036240	0.045606
250	0.034567	0.048867
300	0.033300	0.052180
350	0.032266	0.055462
400	0.031384	0.058681
450	0.030608	0.061824
500	0.029928	0.064830
学習無	0.178390	0.104130

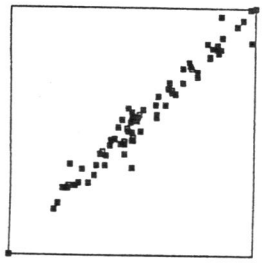
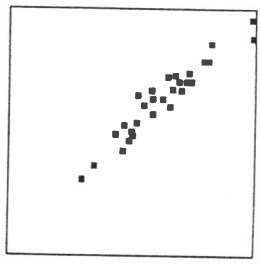
Table 4　2乗誤差の総和
（各軸の分割数4，ルールの総数1024個）

学習回数	学習用データ2乗誤差	評価用データ2乗誤差
0	27.963313	12.271789
20	0.114127	0.241839
40	0.067200	0.221715
60	0.051258	0.215597
80	0.042644	0.212625
100	0.036907	0.210960
150	0.028093	0.209444
200	0.022986	0.209625
250	0.019639	0.210431
300	0.017275	0.211458
350	0.015515	0.212553
400	0.014152	0.213660
450	0.013063	0.214760
500	0.012187	0.215827
学習無	0.095943	0.058328

Table 5　2乗誤差の総和
（各軸の分割数5，ルールの総数3125個）

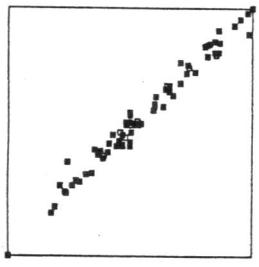
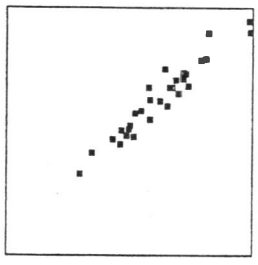
学習回数	学習用データ2乗誤差	評価用データ2乗誤差
0	27.963313	12.271789
20	0.093579	0.611641
40	0.038455	0.560424
60	0.024733	0.543718
80	0.018910	0.536990
100	0.015781	0.534027
150	0.011893	0.531959
200	0.009899	0.531901
250	0.008596	0.532222
300	0.007651	0.532649
350	0.006928	0.533137
400	0.006354	0.533683
450	0.005887	0.534284
500	0.005507	0.534925
学習無	0.064160	0.082953

関する２乗誤差が最小になるのは，各軸の分割数を２または３とした場合である．各軸の分割数を４あるいは５とした場合では，評価用データに対する２乗誤差が極端に大きくなる．

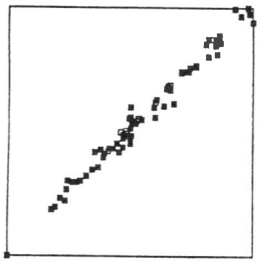
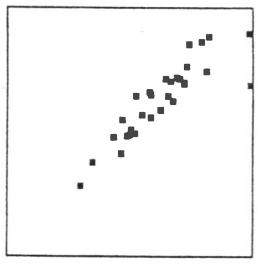
(1) 学習用データ　　(2) 評価用データ

Fig.2-A 分割数２の場合（ルールの総数32個）

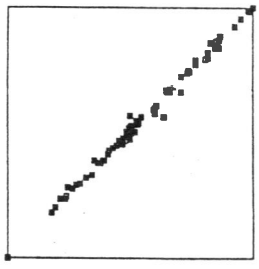
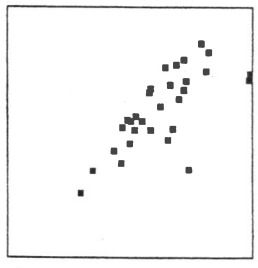
(1) 学習用データ　　(2) 評価用データ

Fig.2-B 分割数３の場合（ルールの総数243個）

(1) 学習用データ　　(2) 評価用データ

Fig.2-C 分割数４の場合（ルールの総数1024個）

(1) 学習用データ　　(2) 評価用データ

Fig.2-D 分割数５の場合（ルールの総数3125個）

各軸の分割数とファジィルールの性能との関係をより明確にするために，ファジィルールによる推定値o_pと与えられた総合評価値y_p（教師信号）との関係をFig.２に示す．Fig.２の各図における横軸が与えられた総合評価値y_pであり，縦軸が推定値o_pである．なお，Fig.２は，学習回数 100回後のファジィルールを用いたファジィ推論の結果を示したものである．Fig.２より，上記(3)および(4)に示した性質が成り立っていることが明らかである．

4.3 実験結果の考察

以上の数値実験の結果より，ファジィルールが学習用データに過剰適合する原因として，次の二つの要因があることがわかる．

要因１：学習回数の増加

要因２：ファジィ分割の細分化

ここで注意すべき点は，各軸の分割数が２という非常に粗いファジィ分割を用いた場合でも，学習回数の増加に伴う過剰適合が発生している点である（Table ２参照）．学習回数の増加に伴う過剰適合は，学習用データに関する２乗誤差を最小にする非線形関数と評価用データに関する２乗誤差を最小にする非線形関数の形状の違いにより発生すると考えられる．

一方，ファジィルールの細分化に伴う過剰適合は，非線形関数の構造の複雑化に依り発生すると考えられる．また，学習を行わずに式(2.7)によりファジィルールを生成した場合でも，このようなファジィ分割の細分化に伴う過剰適合が発生していることがわかる．なお，ファジィ分割が細かい場合（各軸の分割数が４または５の場合）では，学習により得られたファジィルールは，評価用データに対する適合が非常に悪い．これは，学習の対象となる可変パラメータの数（本研究で用いた方法ではルール数と同じ）が，学習用の入出力パターンの数（75個）に較べて非常に多いためである．

5．おわりに

本研究では，米食味解析の問題を用いてファジィルールの学習と過学習の問題について考察した．その結果，ニューラルネットなどの学習と同様に，学習回数の増加に伴う過剰適合と構造の複雑化（ファジィ分割の細分化）に伴う過剰適合が起こることが確認された．したがって，学習型のファジィルールを非線形関数の同定問題に適用する場合では，学習の回数やファジィ分割の適切な設定が重要である．

参考文献

(1) Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems (San Diego, USA, March 8-12 1992)

(2) 市橋，渡辺：簡略化ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御，日本ファジィ学会誌，Vol.2, No.3, pp.429-437 (1990)

[問い合わせ先]

〒593 大阪府堺市学園町1-1

大阪府立大学工学部　経営工学科

石渕久生

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

ファジィ推論を応用した思考過程分析

Mental Process Analysis Applying Fuzzy Reasoning

山下　元　　清水誠一
Yamashita Hajime　　Shimizu Seiichi
早稲田大学　　中川小学校
Waseda University　　Nakagawa P.R.School

あらまし：ファジィ理論は，人間の行動，認識などに関する確定しにくい情報を解析し，意志決定を行う理論で，エンジニアリングの分野に加えて，近年，ノンエンジニアリングの分野にも広く応用されるようになった．
一般に，ファジィ推論は，定式化が難しい現象の解析やモデルの作成に有効であり，人間の思考過程，感情表現などの分析にも適用される．
本稿では，ファジィ推論を応用した学習感情の形成分析法を提案すると共に，適用事例を通じて，その効用を述べる．

キーワード：ファジィ推論，ファジィ状態グラフ，思考過程分析，学習感情分析

１．はじめに

ファジィ理論は，制御，ＯＲなどに関する研究，応用のかたちで発展したが，今日では，人間の思考や判断を要する多くの分野で広く応用されるようになった．

ファジィ推論は，一般に，定式化が難しい事象の解析やモデルの作成に有効であり，人間の思考や感情などの分析にも応用される［６］．

２．思考過程の分析方法

ある対象に関する人間の思考，感情などの心理状態は，通常，刺激，経験などの影響を入力として，変化，遷移する．

ここで，状態集合を$S=\{s_i\}$，入力集合を$E\{e_j\}$，遷移関数を$\delta：S\times E\rightarrow S$とすると，状グラフはＧとなる．

$$G=G(S,E,\delta)$$

人間の感情は，Plutchik－矢鳴［６，９］の８種類の純粋感情（喜び，悲しみ，怒り，恐れ，期待，驚き，嫌悪，受容）により構成される．

筆者等は，教育おける純粋感情の形成分析として，教科の好き（受容）と嫌い（嫌悪）に関する学習感情の推論を考えた．

仮説として，「テストで得点が良いと，その教科が好きになる」ということを想定する．

ここで，状態集合Ｓ，入力集合Ｅ，遷移関数δ：$S\times E\rightarrow S$を，図２．１の状態グラフＧと図２．２の推論ルールで定義する．

$S=\{P(好き),M(普通),N(嫌い)\}$

$E=\{H(得点が高い),L(得点が低い)\}$

学習感情の思考過程分析例として，「理科の好き嫌い状態が60％の生徒が，80点を取った場合」を考えると，その結果の状態は，次のように推論される．

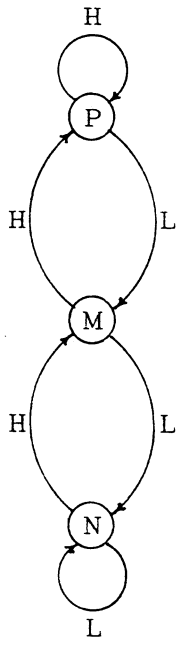


図２．１　状態グラフＧ

	H(y)	L(y)
P(x)	P(x)	M(x)
M(x)	P(x)	N(x)
N(x)	M(x)	N(x)

図２．２　推論ルール

問題　規則：Ｐ，Ｈ → Ｐ

Ｐ，Ｌ → Ｍ

Ｍ，Ｈ → Ｐ

Ｍ，Ｌ → Ｎ

Ｎ，Ｈ → Ｍ

Ｎ，Ｌ → Ｎ

事実：60，80

結論：　　？

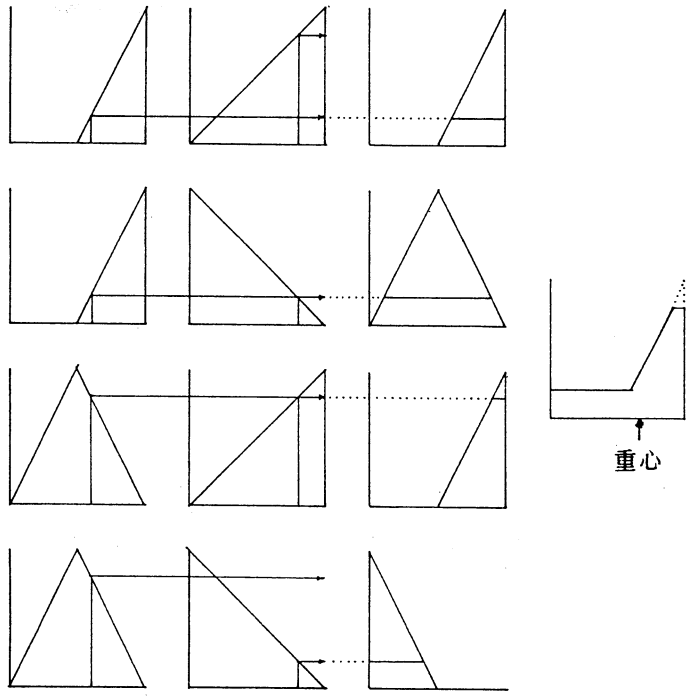


図２．３　ファジィ推論

解法：メンバーシップ関数

理科は好き→$\mu_P(x)=2x-1$

理科は普通→$\mu_M(x)=1-|1-2x|$

理科は嫌い→$\mu_N(x)=1-2x$

得点が高い→$\mu_H(y)=y$

得点が低い→$\mu_L(y)=1-y$

推論：A'（P',H'→P'）

$\mu_P(60)\wedge\mu_H(80)=1/5\wedge 4/5=1/5$

B'（P',L'→M'）

$\mu_P(60)\wedge\mu_L(80)=1/5\wedge 1/5=1/5$

C'（M',H'→P'）

$\mu_M(60)\wedge\mu_H(80)=4/5\wedge 4/5=4/5$

D'（M',L'→N'）

$\mu_M(60)\wedge\mu_L(80)=4/5\wedge 1/5=1/5$

U'＝A'∪B'∪C'∪D'

非ファジィ化（Defuzzification）

min-max 重心法 → $z_G\fallingdotseq 65$

結論：今より少し好きになる．

（変化：60％→65％）

3．思考過程の分析事例

ファジィ推論を応用した教科の好き嫌い，即ち，学習感情の思考過程分析として，小学校の理科に関する適用事例について述べる．

思考過程の調査手順としては，①，②，③の順にアンケート，テストを実施した．

① アンケート

② 理科テスト

③ アンケート

実施したアンケートは図３．１，理科のテストは図３．２であり，その結果の生徒の応答データは図３．３である．

年	組	番	氏名：

1．国語は好きですか？　嫌いですか？

0　1　2　3　4　5　6　7　8　9　10

+-+

嫌い　　普通　　好き

2．理科は好きですか？　嫌いですか？

0　1　2　3　4　5　6　7　8　9　10

+-+

嫌い　　普通　　好き

図３．１　アンケート

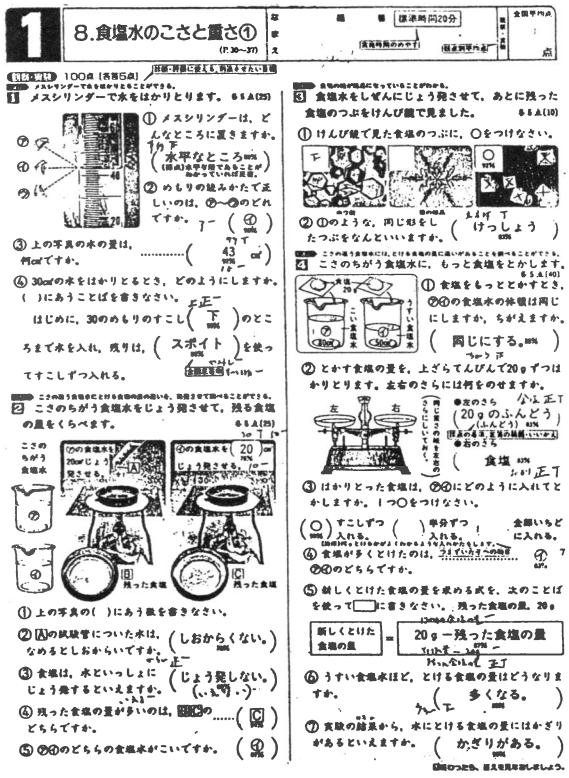


図３．２　理科のテスト

	状態	得点	状態'	推論	性格
S_{01}	60	80	70	65^{+}	消極的
S_{02}	90	50	60	55^{-}	平均的
⋮					
S_{27}	50	90	85	74^{-}	積極的

図３．３　応答データ等

個人の教科に関する好き嫌いの心理状態とファジィ推論の結果を比較すると次のようである．

（１）S_{01}，S_{02}については，＜感情値＞と＜推論値＞はかなり近い．

（２）S_{27}については，＜感情値＞は＜推論値＞よりある程度高い．

一般に，Z＝｜＜感情値＞－＜推論値＞｜は，性格，学力，男女などに，ある程度，依存すると考えられる．

ここで，Zの値と，特に影響が大きいと考えられる性格（担当教員からみた性格）を比較すると，次のようである．

（１）S_{01}（男子）は，おとなしく授業中にもほとんど発表などしない．いわれた事は真面目にできが，自分から進んではできない（消極的）．

（２）S_{27}（女子）は，学習態度は真面目で実験などいつも真剣に取り組む．また，授業中に発表などもよくできる（積極的）．

次に，一般に，実際の学習感情の状態の変化とファジィ推論の結果を比較すると，次のことがいえる．

（１）＜感情値＞と＜推論値＞がかなり近い場合が多い．これから，学習感情を推論することは，意味が有ると考えられる．

（２）＜感情値＞は，概して，＜推論値＞より高い．特に，性格が積極的な生徒の場合には，この傾向は強いと考えられる．

（３）＜感情値＞は，個人の性格によある程度影響される．これを利用して，＜感情値＞と＜推論値＞との差異により，個人の性格などを推測することが考えられる．

（４）＜感情値＞と＜推論値＞との差異の傾向を応用することにより，スローラーナーなどの性格別の指導法が考えられる．

ファジィ推論を用いたこれらの分析の結果から，個人，集団の心理状態の変化が，ある程度は，明確に把握される．また，このような学習感情の分析結果は，スローラーナーの指導などに役立てうると考える．

３．むすび

本稿では，ファジィ推論を応用した学習感情の思考過程分析法を述べると共に，小学校における適用事例を通じて，その効用を示した．

この分析により，生徒の心理状態の遷移が，ある程度明確になる．また，分析に結果は，学校教育での指導に役立つと思えるので，さらに継続的な事例分析などが必要とされる．

一般的には，人間の社会題材に関する感情や思考の形成分析法を検討して，人間の心理状態の変化や遷移などを適切に解析する方法を研究して行きたいたい．また，それらの分析結果を応用して，人間社会を円滑にする思考過程分析システムを開発できないかと考えている．

末筆ながら，本研究に関してお世話になった早稲田大学の洲之内治男教授，九州工業大学の矢鳴虎夫教授，川村女子大学の西村和子助教授，目黒高校の勝又保雄教諭，国学院高校の津田　栄教諭，及び，カリフォルニア大学のＬ．Ａ．ザデー教授に感謝する．

［参考文献］

１．浅居，ネゴイタ：ファジィシステム理論入門，オーム社，1978.

２．寺野，浅井，菅野：ファジィシステム入門，オーム社，1987.

３．水本：ファジィ理論とその応用，サイエンス社，1988.

４．坂和：ファジィ理論の基礎と応用，森北出版，1989.

５．水本：最近のファジィ制御法，数理科学３月号，サイエンス社，1991.

６．中村，矢鳴，廣田：ファジィ推論を用いた感情表現，ファジィシステムシンポシウム W6－3，1991.

７．山下，勝又，津田：ファジィ理論を応用した評定構造分析，電子情報通信学会 ET91－104，1991.

８．田中：応用をめざす人のためのファジィ理論入門，ラッセル社，1991.

９．矢鳴：ファジィ推論を用いた感情処理と主観表現，ノンエンジニアリングファジィワークショプ S－3，1992.

10．山下：学習感情のファジィ推論，科学教育研究 Vol.16 No.2，1992.

人間のファジィ信頼性解析における演算について

ON FUZZY SETS OPERATIONS IN FUZZY HUMAN RELIABILITY ANALYSIS

鬼沢 武久
Takehisa ONISAWA

筑波大学構造工学系
University of Tsukuba, Institute of Engineering Mechanics

あらまし　本稿では，自然言語を用いた人間の信頼性解析におけるファジィ集合の演算について論じている。ここで扱われるパラメータ化された演算によって，信頼性解析の観点からすると最も楽観的な立場での解析モデルから最も悲観的な立場での解析モデルまで可能である。人間の信頼性評価ばかりでなくファジィ集合の演算にも専門家の主観を導入することによって，主観的な人間の信頼性解析が行える。例題によって，3種類の主観的信頼性解析における解析結果を比較し，パラメータ化されたファジィ集合の演算について具体的な検討を加えている。さらに，専門家の主観や解析対象である作業に関する経験に基づいた感覚的知識を演算のパラメータに反映させることができることも示す。

キーワード　人間の信頼性，ファジィ信頼性解析，パラメータ化されたファジィ集合演算

1．はじめに

過誤率を使った人間の信頼性解析では，①過誤率の推定には専門家の主観的判断が入り込んでいる，②人間の信頼性を過誤率という数値で表現しても，過誤率には数値が示すほどの正確さはない，③ある作業における人間の信頼性を過誤率を使って解析するには，解析対象となる作業をある程度細かく分析していかないと基本的な過誤率が推定できないという反面，細かく分析しすぎても人間の信頼性の定量的解析はそれほどの精度を持っていないため分析が無駄になる[1]，④人間のとる行動は多様性を示すため，その多様性を数値では表現しきれないなどの問題が考えられる。したがって人間の信頼性に関する情報を言葉で表現できるレベルまでの分析にとどめて，この言語情報をもとにして人間の信頼性を解析していくことは意味のあることである。筆者らは，信頼性に関する数値情報，言語情報の意味をファジィ集合で定量的に表現し，このファジィ集合を用いたマン・マシンシステムの信頼性解析の研究を続けている[2)3)]。

本稿では，ファジィ信頼性解析で用いられているファジィ集合の演算について人間の信頼性解析の立場から考察を加える。そして例題を通して，この演算をパラメータ化することによって，解析者の主観や解析対象となる作業に関する解析者の経験に基づいた感覚的な知識が人間の信頼性解析に盛り込めることを示す。

2．ファジィ信頼性解析モデル[2)3)]

2．1　Failure Possibility

人間の信頼性の尺度として

$$F(x)=\frac{1}{1+20\times|x-x_0|^m} \qquad (1)$$

をメンバーシップ関数にもつファジィ集合（failure possibility と呼ぶ）を考える。ただし $0\leqq x, x_0\leqq 1$ で，x_0, m はパラメータである。このファジィ集合は主観的不信頼度上に定義されたファジィ集合である。

表1　人間の信頼性評価の表現とパラメータ x_0

クラス	信頼性評価の表現	パラメータ x_0
	（この作業での信頼性は）	
1	全くない	—
2	非常に低い	0.9-1.0 (0.95)
3	低い	0.7-0.9 (0.8)
4	どちらかというと低い	0.55-0.7 (0.625)
5	標準的である	0.45-0.55 (0.5)
6	どちらかというと高い	0.3-0.45 (0.375)
7	高い	0.2-0.3 (0.25)
8	かなり高い	0.1-0.2 (0.15)
9	非常に高い	0.05-0.1 (0.075)
10	この作業でのエラーはないに近い	0.0-0.05 (0.025)
11	この作業でのエラーは全くない	—

表2　信頼性評価のあいまいさの表現とパラメータ m

クラス	あいまいさの表現	パラメータ m
1	あいまいさは低い	2.0
2	あいまいさは中程度	2.5
3	あいまいさはやや大きい	3.0
4	あいまいさは大きい	3.5

①人間の信頼性評価が言葉で与えられる場合

本稿では，人間の信頼性を「人間の信頼性評価」と「そのあいまいさ」という形で表現し，それぞれパラメータx_0，mに対応させる。その対応を表1，表2に示す。ただし表1でカッコ内の数値は各クラスにおけるx_0の代表値である。またアンダーラインを引いた数値はそのクラスに含まれるとし，クラス1，11における表現の意味はそれぞれ次のように表されるとする。

$$\text{クラス1}\quad F(x)=\begin{cases}1 : x=1\\ 0 : x\neq 1\end{cases}\qquad(2)$$

$$\text{クラス11}\quad F(x)=\begin{cases}0 : x\neq 0\\ 1 : x=0\end{cases}\qquad(3)$$

②人間の信頼性評価が過誤率で与えられる場合

過誤率は普通，$[p_L, p_M, p_U]$の三項組で与えられる。p_Mは過誤率の最良の推定値，p_Lはその下限値，p_Uはその上限値である。x_0はp_Mを次式の意味で評価することによって求める。

$$x_0 = f(p_M) = \frac{1}{1+(K\times \log(1/p_M))^3}\qquad(4)$$

ただし，$p_M\neq 0$で，$p_M=0$のときは$x_0=0$とする。またK=1/log(1/ps)で，p_Sは解析者が持っている基準の過誤率であり，したがってパラメータKは信頼性の主観的な基準と考えられる。

人間の信頼性を言葉で表現するということは，数少ない情報を解析者が持っている基準と比較した結果であるから，（4）式はその数式モデルと考えられる。

一方パラメータmは，$k=p_M/p_L$，p_U/p_Mとすると，kが大きくなるほどあいまいであるとの観点にたって表3のように決める。なおこの表におけるクラスは表2におけるクラスに対応している。

表3　パラメータkとパラメータm

クラス	パラメータ　k	パラメータ　m
1	$k\leqq 3$	2．0
2	$3<k\leqq 5$	2．5
3	$5<k\leqq 10$	3．0
4	$10<k$	3．5

2．2　Failure Possibility の積演算，和演算

人間の信頼性をフォールトツリーを用いて解析をすすめていく。ここで基本となる演算はａｎｄ演算とｏｒ演算である。ａｎｄ演算，ｏｒ演算としてそれぞれ

$$H(x,y)=\frac{1}{1+\{((1-x)/x)^{1/3}+((1-y)/y)^{1/3}\}^3}\qquad(5)$$

$$G(x,y)=\frac{\{(x/(1-x))^3+(y/(1-y))^3\}^{1/3}}{1+\{(x/(1-x))^3+(y/(1-y))^3\}^{1/3}}\qquad(6)$$

を用いる。ただしH(x,0)=H(0,y)=0,G(x,1)=G(1,y)=1であり，ファジィ集合の演算には拡張原理[4]を用いる。

2．3　解析結果の言葉による表現

解析の結果得られたファジィ集合をF_R，あらかじめ用意されているファジィ集合をF_Sとする。ただしF_Sはメンバーシップ関数として（1）式を持つ。F_R，F_Sのα－カット[4]をそれぞれ，$(F_R)_\alpha=(x_{R1}(\alpha), x_{R2}(\alpha))$，$(F_S)_\alpha=(x_{S1}(\alpha), x_{S2}(\alpha))$として，$F_R$と$F_S$との距離を

$$d=\int_0^1\{(x_{R1}(\alpha)-x_{S1}(\alpha))^2+(x_{R2}(\alpha)-x_{S2}(\alpha))^2\}^{1/2}d\alpha\qquad(7)$$

のように定義する。このｄを最小にするようなパラメータx_0，mを求める。ただし，x_0は$0\leqq x_0\leqq 1$，mは2，2.5，3，3.5の範囲を動くものとする。言葉で表現するときは表1，表2を参考にする。

3．演算のパラメータ化とその考察

（5）式，（6）式はDombiのt-norm, t-conorm[5]

$$\frac{1}{1+\{((1-x)/x)^p+((1-y)/y)^p\}^{1/p}}\qquad(p>0)$$

$$\frac{\{(x/(1-x))^p+(y/(1-y))^p\}^{1/p}}{1+\{(x/(1-x))^p+(y/(1-y))^p\}^{1/p}}\qquad(p>0)$$

の特別な場合である。（5）式，（6）式における数値ファクタ1／3，3は過誤率の演算との整合性[2]から選ばれたものである。いま，①2つの作業の両方にエラーしたとき作業全体のエラーとなる場合，②2つのうち少なくとも1つの作業でエラーしたとき作業全体のエラーとなる場合の2例を考えてみる。この2つの作業における過誤率をp_{M1}，p_{M2}，基準の過誤率をp_Sとして，2章で述べた信頼性解析モデルで解析を行うと，作業全体のfailure possibility のパラメータx_0は次のようになる。$x_{01}=f(p_{M1})$, $x_{02}=f(p_{M2})$とすると，①の場合は，

$$x_0 = H(x_{01}, x_{02}) = f(p_{M1}\times p_{M2})\qquad(8)$$

となり，確率の積演算と完全に整合性がとれている。一方②の場合は，

$$x_0 = G(x_{01}, x_{02}) \fallingdotseq f(p_{M1}+p_{M2}-p_{M1}\times p_{M2})\qquad(9)$$

と完全な整合性はとれないが，近似的な整合性はとれる。

本稿では確率の演算との整合性よりは，解析結果の言葉による表現が解析者の主観に合うような演算に重点を置くことにする。そこでfailure possibility の積演算，和演算として以下のようにパラメータ化（nH，nGがパラメータ）した演算を考えることにする。

$$H'(x,y)=\frac{1}{1+\{((1-x)/x)^{1/nH}+((1-y)/y)^{1/nH}\}^{nH}}\qquad(10)$$

$$G'(x,y)=\frac{\{(x/(1-x))^{nG}+(y/(1-y))^{nG}\}^{1/nG}}{1+\{(x/(1-x))^{nG}+(y/(1-y))^{nG}\}^{1/nG}} \quad (11)$$

（1）積演算H'について

nH→∞のとき

$$H'(x,y)=\begin{cases} x: & y=1 \\ y: & x=1 \\ 0: & x,y<1 \end{cases} \quad (12)$$

と激烈積となり，nH→0のとき

$$H'(x,y)=\min(x,y) \quad (13)$$

と論理積になる[5]。パラメータnHを変えることによって，積演算H'は最小t-norm（激烈積）から最大t-norm（論理積）まで変化し得る。2つある作業の両方でエラーした場合に作業全体のエラーとなる場合を例にすると，作業全体のfailure possibility は個々のfailure possibilityの積演算として得られる。nH→0のとき，この作業全体の信頼性は，個々の作業におけるfailure possibilityのうち最小となるfailure possibility で表現されることになる。したがって，その他のfailure possibilityは積演算の意味で考慮されないことから一番悲観的な立場での評価になる。一方nH→∞のときは，主観的不信頼度が1となる点を除いて，F（x）＝0のfailure possibility で表現され，一番楽観的な評価になる。

（2）和演算G'について

nG→∞のとき

$$G'(x,y)=\max(x,y) \quad (14)$$

と論理和になり，nG→0のとき

$$G'(x,y)=\begin{cases} x: & y=0 \\ y: & x=0 \\ 1: & x,y>0 \end{cases} \quad (15)$$

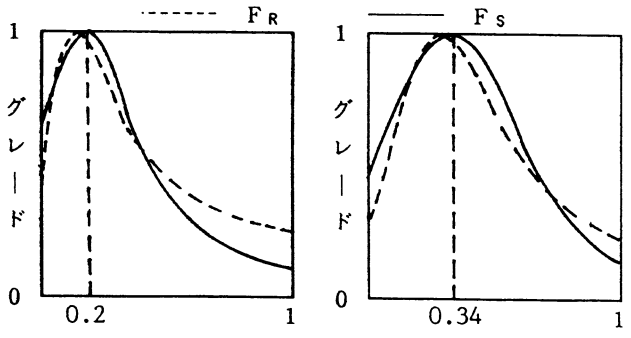
と激烈和になる[5]。パラメータnGを変えることにより和演算G'は最小t-conorm（論理和）から最大t-conorm（激烈和）まで変化し得る。2つある作業のうち少なくとも1つの作業でエラーしたとき作業全体としてエラーとなる場合を例にすると，作業全体のfailure possibilityは個々の作業のfailure possibility の和演算として得られる。nG→0のとき，この作業全体の人間の信頼性は，主観的不信頼度が0となる点を除いてF（x）＝1となるfailure possibility で表現され，一番悲観的な立場での評価になる。一方nG→∞のとき，個々の作業のfailure possibility のうち最大となるfailure possibilityで表現される。したがってその他のfailure possibility は和演算の意味で考慮されないので一番楽観的な評価になる。

パラメータ化された演算で激烈積から論理積まで変化する積演算，論理和から激烈和まで変化する和演算には，Dombi の演算以外にもいろいろある[5]。したがってこれらの演算を用いても上述の考察が行えるが，（8）式，（9）式の意味での確率の演算との整合性をも含めると（10）式，（11）式の演算が適当である。

4．例

2つの部屋（ルームA，B）のバルブ操作を考える。まずルームAのバルブは閉じる方向に回し，次に部屋を移動し，ルームBのバルブは開く方向に回す。ルームAの少なくとも1つのバルブで所定の開度に保たれないとルームAでの作業でエラーすることになり，ルームBの少なくとも1つのバルブで所定の開度に保たれないとルームBでの作業でエラーすることになるとする。そして，2つの部屋の作業の両方にエラーすると作業全体のエラーになるとする。部屋の移動が途中に入るので，ルームAでの作業とルームBでの作業の間には従属性を考えないことにする。バルブ操作に関する信頼性が，「標準の信頼性で，そのあいまいさは中程度」と評価されているとする。積演算のパラメータnHを2.9,2.05,1.0，和演算のパラメータnGを2.5,1.3,0.85のようにそれぞれ3種類選ぶ。人間の信頼性が標準的でその評価のあいまいさが中程度として，これらのパラメータを選んだときの積演算，和演算の結果を言葉で表現すると次のようになる。なお距離dを最小にするFsのパラメータx_θの値も付記しておく。積演算の場合は「信頼性はかなり高く，そのあいまいさは小さい」(x_θ=0.15, nH=2.9)，「信頼性は高く，そのあいまいさは小さい」(x_θ=0.25, nH=2.05)，「信頼性はどちらかというと高く，そのあいまいさは中程度」(x_θ=0.37, nH=1)，和演算の場合は「信頼性は標準的で，そのあいまいさは中程度」(x_θ=0.55, nG=2.5)，「信頼性はどちらかというと低く，そのあいまいさは中程度」(x_θ=0.6, nG=1.3, x_θ=0.65, nG=0.85) となる。3章でも述べたように，nH，nGの値が大きくなるにつれて楽観的な立場での表現になっていることがわかる。

さて上記の例の作業全体の信頼性を(nH=2.9, nG=2.5)，(nH=2.05, nG=1.3)，(nH=1.0, nG=0.85) の3組について解析した結果を図1に示す。つまり3組のなかでは，それぞれ（1）楽観的な立場，（2）中間的な立場，（3）悲観的な立場にたった場合の解析結果である。言葉で表現すると，（1）の場合「信頼性は高く，そのあいまい



（1）楽観的な立場　（2）中間的な立場

図1　解析結果 I

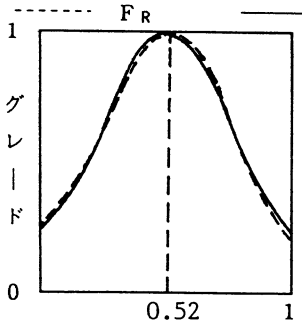


図1　解析結果 I（続き）

（3）悲観的な立場

さは小さい」，（2）の場合「信頼性はどちらかというと高く，そのあいまいさは中程度」，（3）の場合「信頼性は標準的で，そのあいまいさは中程度」となる。作業個々における人間の信頼性の評価が標準的でそのあいまいさは中程度と同じでも，解析者がどういう立場に立っているかで全体の信頼性に関する表現が異なってくることがわかる。

上記の例では，ルームAでの2つのバルブ操作，ルームBでのバルブ操作については，それぞれの従属性を考慮しなかったが，同じ部屋での類似作業のため従属性を考慮するほうが自然である。そこで次の例では，中間的な立場にたった解析者が，ルームAでのバルブ操作，ルームBでのバルブ操作について，1つのバルブ操作に成功すると同じ部屋でのもう1つのバルブ操作に成功しやすくなるという従属性を考えるとする。1つのバルブ操作にエラーするともう1つのバルブ操作でもエラーしやすくなるという従属性も考えられるが，この例では，1つの部屋でのバルブ操作のうち少なくとも1つでエラーするとその部屋での作業にエラーすることになるので，後者の従属性は考えないことにする。また部屋の移動が途中に入るので，ルームAでの作業とルームBでの作業の間の従属性はやはり考えないことにする。さて中間的な立場に立った解析者にはこの従属レベルを評価できるほどのデータはないが，この従属性を考えると過去の経験から直観的にこの部分の解析は楽観的にしてよいと判断したとする。つまり，nH=2.05,nG=2.5と和演算の部分を楽観的なパラメータにしたとする。解析した結果を図2に示す。この結果を言葉で表現すると，「信頼性は高く，そのあいまいさは中程度」となる。図1（2）の場合と比べると評価のランクが1つ上がっていることがわかる。つまりこの例は，演算をパラメータ化することによって，評価レベル（この例では従属レベルの評価）を表現できるほどのデータがなくても，過去の経験からの感覚的な知識も解析に盛り込めることを示している。

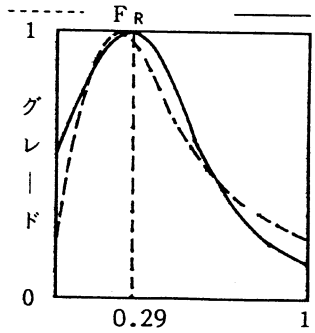


図2　解析結果 II

5．おわりに

本稿では，信頼性解析での言葉による表現を重視するという立場にたったとき，failure possibility を用いた人間の信頼性解析でfailure possibility の積演算，和演算をパラメータ化し，その意味を信頼性解析の観点から考察した。本稿で用いた積演算，和演算はパラメータ化することによってそれぞれ，最小t-normから最大t-normまで，最小t-conormから最大t-conormまでの範囲をカバーできるので，パラメータを適当に選ぶことによって，信頼性解析の観点からすると一番楽観的な立場に立った解析から一番悲観的な立場に立った解析が行える。したがって演算のパラメータに解析者の主観が盛り込めることになる。また信頼性に関するデータが少なく，数値や言葉で評価できなくても，過去の経験からの感覚的な知識をも演算のパラメータに盛り込んで解析が行える。本稿の考察によって，信頼性の評価ばかりでなく，ファジィ集合の演算にも解析者の主観を陽に盛り込めるようになったわけで，ファジィ理論を応用することによって解析者の主観的な人間の信頼性解析が行えることになる。

参考文献

1)林喜男：人間信頼性工学 ── 人間エラーの防止技術 ── 海文堂，1984.

2)鬼沢武久：システムの事故の定性的表現とその信頼性解析，日本ファジィ学会誌，Vol.2，No.2，pp.231-245，1990.

3)T.Onisawa:Fuzzy Reliability Analysis Using Natural Language Information and Numerical Information, Proc. of the 4th IFSA Congress, Brussels, Vol.Engineeirng, pp.163-166, 1991.

4)本多中二，大里有生：ファジィ工学入門，海文堂，1989.

5)M.Mizumoto:Pictorial Representations of Fuzzy Connectives, Part I:Cases of t-norms, t-conorms and Averaging Operators, Fuzzy Sets and Systems, Vol.31, No.2, pp.217-242, 1989.

問い合わせ先　〒305 つくば市天王台1－1－1
筑波大学構造工学系
鬼沢　武久
TEL (0298)53-5059（事務室）
FAX (0298)53-5207

デモンストレーションセッション
論文

第 E 室

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

FuzzyLUNA

Fuzzy Workstation LUNA

工藤 敏巳　　中嶋 宏　　十河 太治
Toshimi KUDO　Hiroshi NAKAJIMA　Taiji SOGOH

オムロン株式会社
OMRON Corporation

あらまし　我々の日常では「年齢が30歳くらい」「若い」などの従来のコンピュータであつかえなかったあいまいなファジィ情報が数多くある。FuzzyLUNAは、ファジィ情報の記憶・検索・判断などのファジィ情報処理機能をユーザアプリケーション上で容易に使用できるプラットホームを提供する。
FuzzyLUNAは、UNIXワークステーションLUNAをベースに、ファジィエキスパートシステム、ファジィ推論システム、ファジィデータベースの開発ツール、ライブラリ、ファジィ推論を高速実行するファジィ推論ボードから構成される。

キーワード　ファジィ情報処理、プラットホーム、開発ツール、ファジィ推論ボード

1．はじめに

FuzzyLUNAは、オムロン汎用ワークステーションLUNA－IIおよびLUNA－88Kをベースにファジィエキスパートシステム、ファジィ推論システム、ファジィデータベースのプラットホームを提供する。各プラットホームを用いアプリケーションにファジィ情報処理機能を容易に組み込むことができる。

ファジィエキスパートシステム、ファジィ推論システムではオムロンデジタルファジィプロセッサFP－7000、FP－5000を搭載したファジィ推論ボードFB－70L、FB－50Lを提供する。

2．ファジィエキスパートシステム

2．1．構成

(1) 高速ファジィ推論ボードFB－70L

オムロンディジタルファジィプロセッサFP－7000を搭載し、処理速度20MIPSのLUNA－IIでソフト推論する場合よりも約 200倍速い推論速度が得られる。

(2) ファジィエキスパートシステムライブラリ

アプリケーションにファジィ情報処理機能を組み込むため、C言語関数のライブラリとして提供される。ライブラリにはFB－70Lのドライバとソフト推論エンジンが含まれる。

(3) ファジィエキスパートシステム開発ツール
LUNA－SGULE

LUNA－SGULEは、知識ベース構築エディタ、知識ベースをソフト推論用オブジェクトコードとFB－70L推論用オブジェクトコードに変換する知識コンパイラ、ソフト推論エンジンとFB－70L推論エンジンから構成されている。また、推論シミュレーション機能を有し、作成した知識ベースの評価やデバッグを行なうことができる。

2．2．特長と効果

(1) 証拠積み重ね型推論

推論方式として証拠積み重ね型推論を採用している。証拠積み重ね型推論は、イエス・ノーでは評価できない総合的な評価を可能とし、入力が不足している状況下でも推論結果を得ることができる。

(2) マトリックス型知識表現

LUNA－SGULEは表形式の知識表現方法を採用している。同表現方法は、専門家の知識や勘などのファジィ情報の入力と知識ベースの構築・修正を容易にする。

(3) 知識の自動合成

入力された複数の専門家の知識を自動的に合成する。これにより、知識の整理・体系化などの煩わしい作業が不要となり、エキスパートシステム開発効率が向上する。

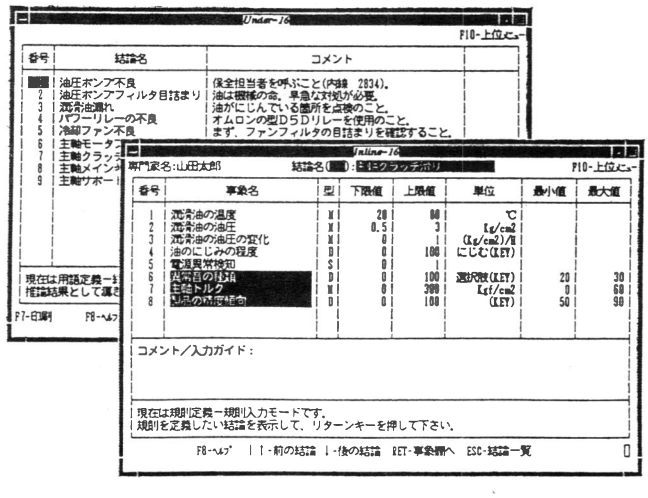


図1　LUNA－SGULEの画面例

３．ファジィ推論システム

３．１．構成

(1) 高速ファジィ推論ボードＦＢ－５０Ｌ

オムロンディジタルファジィプロセッサＦＰ－５０００を搭載し、処理速度20MIPSのＬＵＮＡ－IIでソフト推論する場合よりも約50倍速い推論速度が得られる。

(2) ファジィ推論システムライブラリ

アプリケーションに本機能を組み込むためＣ言語関数のライブラリとして提供される。ライブラリにはＦＢ－５０Ｌのドライバとソフト推論エンジンが含まれる。

(3) 知識作成ツールＬＵＮＡ－ＦＩ

ＬＵＮＡ－ＦＩは、知識ベース構築エディタ、知識ベースをＦＢ－５０Ｌ推論エンジンとソフト推論用オブジェクトコードに変換する知識コンパイラから構成される。

３．２．特長と効果

(1) ＭＡＸ・ＭＩＮ論理積の推論方式

ファジィ推論システムでは、推論方式としてＭＡＸ・ＭＩＮ論理積方式を採用している。

(2) 多入力・多出力・多ルール・多ルール群

多数の入出力、ルール、ルール群を扱うことができ、大量のデータを扱う大規模システムに適している。

(3) ＦＢ－５０Ｌとソフト推論エンジン

ファジィ推論システムライブラリは、高速推論が可能なＦＢ－５０Ｌ推論エンジンとソフト推論エンジンのライブラリを有する。高速推論が不要な場合や、知識ベースのデバッグにはソフト推論を利用し、高速推論が要求される場合にはＦＢ－５０Ｌを利用することができる。

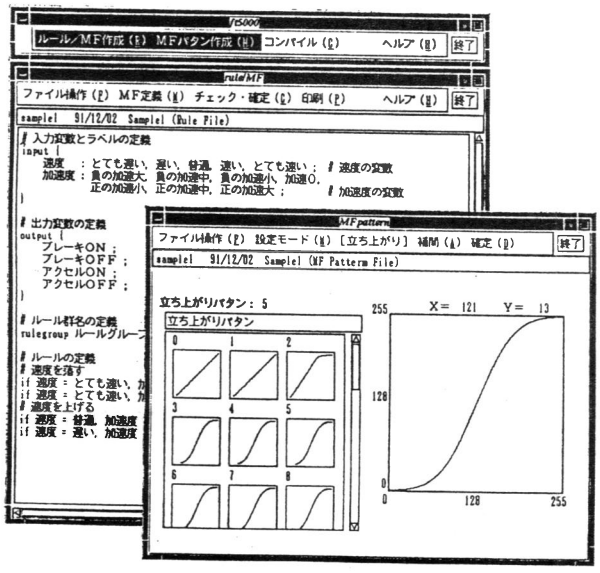


図２　ＬＵＮＡ－ＦＩの画面例

４．ファジィデータベース

４．１．構成

ファジィデータベース機能は、Ｃ言語の関数ライブラリとして提供される。データベース入出力プログラムからファジィデータベース機能を呼び出すので市販データベースに使用できる。また、ＵＮＩＸのファイルなどデータベース以外を対象としたデータの登録と検索にも使用できる。

４．２．特長と効果

(1) ファジィデータとクリスプデータの混在

本ライブラリを組み込んだデータベースシステムは、ファジィデータとクリスプデータの登録が可能で、従来のデータベースでは扱えなかったファジィデータを登録し、データベース内の有効情報量を増加させる。また、検索結果を優先順位付きで出力でき、必要情報は確実に、関連情報はもれなく検索するデータベースシステムが構築でき、再検索や検索結果の取捨選択工数が削減できる。

(2) データベース管理システムとのインタフェース

埋め込みＳＱＬ注)などを利用し、市販の各種データベース管理システムとデータの授受を行なうことができる。

(3) 信ぴょう度と重視度

データベースへの登録データに信頼度(信ぴょう性)、検索条件ごとに重み(重視度)をつけることができる。

注) 埋め込みＳＱＬ(Structured Query Language)とは、Ｃ言語、ＣＯＢＯＬ、ＦＯＲＴＲＡＮなどのホスト言語中に直接埋め込まれるようにに設計されたＳＱＬである。

５．おわりに

今後、これらの各機能を使用したアプリケーションの開発を行なうと同時に、各機能の充実を進めていく予定である。

表１　ファジィ推論ボード仕様

	ＦＢ－７０Ｌ	ＦＢ－５０Ｌ
プロセッサ	ＦＰ－７０００	ＦＰ－５０００
入出力点数	128入力・128出力	128入力・128出力
ルール数	128ルール	最大32639ルール
ルール郡数	1	１２８
ＭＦ形状	ガウス分布	任意設定
推論方法	証拠積み重ね型	MAX・MIN論理演算
処理速度	４MFLIPS	１０MFLIPS
接続バス	ＰＣバス	

注) FLIPS：Fuzzy Logic Inference Per Second

問い合わせ先：〒６１７　京都府下海印寺
オムロン株式会社　ファジィ推進センタ
工藤　敏巳
TEL (075)951-5111 EXT.2190
FAX (075)952-0411
EMAIL:kudo@zoo.ncl.omron.co.jp

ファジィ情報検索メモリシステム

A Memory System employing Fuzzy Information Retrieval

山川　烈　　矢野　和昭
Takeshi YAMAKAWA　　Kazuaki YANO

九州工業大学情報工学部制御システム工学科
Department of Computer Science and Control Engineering
Kyushu Institute of Technology

あらまし　人に手書き文字を認識させる場合、手書き文字を曖昧な情報（イメージ情報）として提示することにより、記憶されている文字の中から最も類似した文字を人に検索させる。
ファジィ理論を用いることにより，曖昧な情報の入力によってデータの検索を行なうことができるファジィデータ検索について考える．しかし，ソフトウェアによるファジィデータ検索は，膨大な量のファジィデータを高速に処理することにおいて問題が生じる可能性がある．したがって，専用ハードウェアによるファジィデータ検索の必要性が出てくる．本論文では，ファジィデータ検索のできるハードウェアシステムの設計と製作について述べる．

キーワード　類似性測度、忘却、適応、序列化、ファジィメモリ

1.はじめに

人間が図1(a)のような文字を記憶しているとき、図1(b)の手書き文字を認識する場合について考える。

人間は、手書き文字を記憶している文字の中から最も類似した文字Bと認識するであろう。手書き文字と記憶している文字A、B、Cそれぞれの類似性を直感で見抜き、手書き文字を類似性の最も高い文字Bと認識する。

さらに、人間は、記憶している文字Bと手書き文字の特徴を持った新たな文字を図1(c)のように記憶し直す。手書き文字をそのまま記憶しない理由は、これまで記憶していた文字の特徴を消去しないようにするためである。

すなわち、人間は、手書き文字を認識する場合、類似性の導出（ソフトマッチング）と、これまで記憶していた文字の特徴を少しづつ忘却し、新たな文字の特徴を取り込むこと（適応）を行う。

本論文では、ソフトマッチングと適応の数学的モデルを示し、その数学的モデルのハードウェアは、簡単なアーキテクチャで実現できることを述べる。最後に、ハードウェアシステムについて述べる。

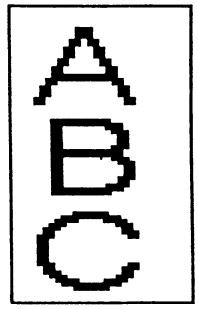


図1(a)検索データ

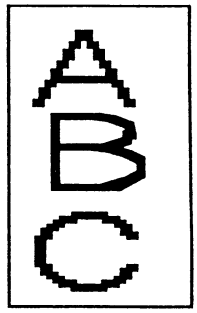


図1(c)新しい検索データ

図1(b)参照データ

2.ソフトマッチングと適応

2.1ソフトマッチング

ソフトマッチングとは、類似性の導出である。

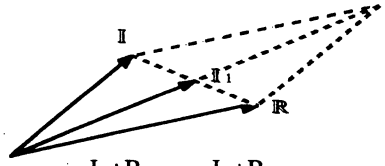
類似性を数学的に導出するためには、類似性測度を定義する必要がある。類似性測度とは、2つのn次元ベクトル$\mathbb{I}=I_1\hat{i}_1+I_2\hat{i}_2+\cdots+I_n\hat{i}_n$、$\mathbb{R}=R_1\hat{i}_1+R_2\hat{i}_2+\cdots+R_n\hat{i}_n$ $(0\leq I_k,R_k\leq 1)$の類似性を類似度Sとして式(1)で表現したものである。

$$S=\frac{\sum_{k=1}^{n}\min(I_k,R_k)}{\sum_{k=1}^{n}\max(I_k,R_k)} \tag{1}$$

類似度Sは、$\mathbb{I}=\mathbb{R}$のときS=1、$\mathbb{I}\perp\mathbb{R}$のときS=0が成り立つ。

2.2適応

適応とは、これまで記憶していた特徴を少しづつ忘れ、新たな特徴を取り込むことである。適応の数学的表現は、図2に示すように2つのn次元ベクトル $\mathbb{I}=I_1\hat{\imath}_1+I_2\hat{\imath}_2+\cdots+I_n\hat{\imath}_n$、 $\mathbb{R}=R_1\hat{\imath}_1+R_2\hat{\imath}_2+\cdots+R_n\hat{\imath}_n$ $(0\leqq I_k,R_k\leqq 1)$があったとき、ベクトル$\mathbb{I}$をベクトル$\mathbb{I}_1$に置き換えることである。



$$\mathbb{I}_1=\frac{1}{2}(\mathbb{I}+\mathbb{R})=\frac{I_1+R_1}{2}\hat{\imath}_1+\frac{I_2+R_2}{2}\hat{\imath}_2+\cdots+\frac{I_n+R_n}{2}\hat{\imath}_n$$

図2 ベクトルの適応

従って、ベクトル$\mathbb{I}$がベクトル$\mathbb{R}$にm回適応すると式(2)のようになる。

$$\mathbb{I}_1=\frac{1}{2}(\mathbb{I}+\mathbb{R}),\ \mathbb{I}_2=\frac{1}{2}(\mathbb{I}_1+\mathbb{R}),\cdots,\mathbb{I}_m=\frac{1}{2}(\mathbb{I}_{m-1}+\mathbb{R}) \quad (2)$$

ベクトル$\mathbb{I}$の要素は、ベクトル$\mathbb{R}$に適応するたびに半減していく。

3.ソフトマッチングと適応のハードウェア

ソフトマッチングと適応のハードウェアは、既存のICを使って試作した。

3.1ソフトマッチングと適応のアーキテクチャ

ソフトマッチングのアーキテクチャは、図3.1のようになっている。1回のソフトマッチングは、初段の4bit SIFT REG.からベクトル$\mathbb{R}$とベクトル$\mathbb{I}$の要素がn回シフトされた後、dividerによって類似度Sが1bitづつ出力されて終了する[1][2]。

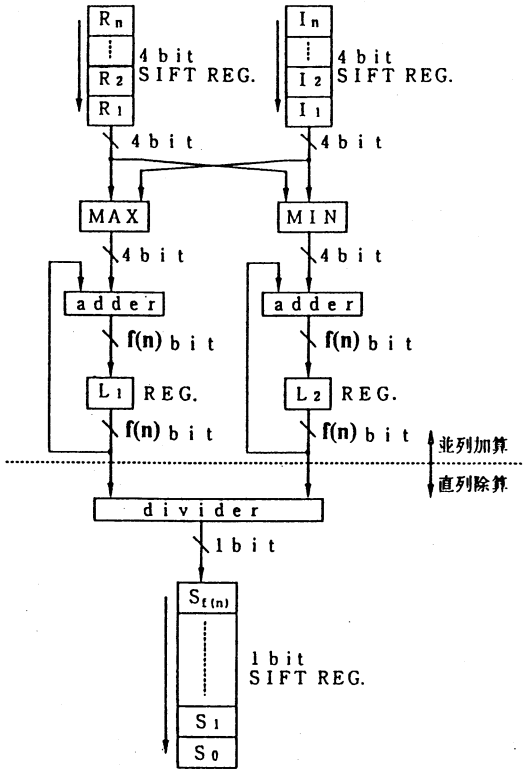
適応のアーキテクチャは、図3.2のようになっている。1回の適応は、4bit SIFT REG.がn回シフトするだけで終了する。

3.2ファジィメモリシステム

ファジィメモリシステムは、ソフトマッチングによって導出された類似度の序列化(Similarity Ordering)が行なえるように設計している。さらに、ファジィデータを基にして合成波形を作り、検索データのソフトマッチングと適応の変化のようすを参照データと比較して音で聞き取れるようになっている。

4.おわりに

ファジィデータ検索のできるファジィメモリシステムを設計試作し、シミュレーションを行なった。



$$S=1\times S_0+0.5\times S_1+0.25\times S_2+\cdots$$

図3.1ソフトマッチングのブロック図

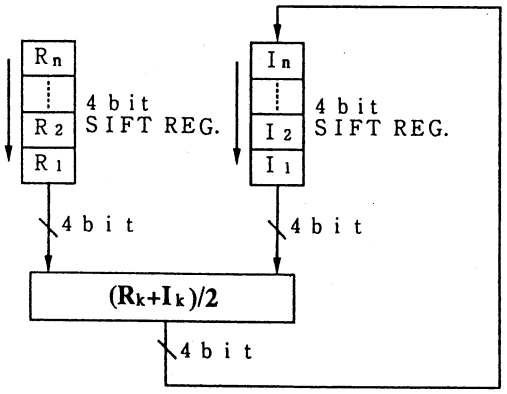


図3.2適応のブロック図

参考文献

[1] 萩原宏、黒住祥祐共著、『現代 電子計算機』オーム社 (1982)

[2] 雨宮直人、田中譲共著、『コンピュータアーキテクチャ』オーム社 (1988)

問い合わせ先

〒820 飯塚市大字川津680-4

九州工業大学情報工学部制御システム工学科 山川 烈

Phone : 0948-29-7712 FAX : 0948-29-7742

8th Fuzzy System Symposium (Hiroshima, May. 26～28, 1992)

研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の概要

OUTLINE OF FUZZY CONTROL SOFTWARE "ARK" FOR PRACTICAL STUDY

有川 晴彦　Haruhiko ARIKAWA
アーク・テクノリサーチ㈱　ARK TECHNO-RESEARCH INC.

あらまし　研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の概要について述べる。液面制御のシミュレーションによりファジィ制御を評価できる。又ユーザ自身がプログラムを作成しリンクしてプログラミング実習が行える。更に汎用Ｉ／Ｏボードやｒｏｍ化ソフトを利用してハードウェア実習や簡単な開発ツールとして応用することが可能である。

キーワード　研究実習用ソフト、ファジィ制御、シミュレーション
プログラミング実習、ハードウェア実習

１．はじめに

ファジィ制御を、数学的集合論や制御理論等のような理論的観点から学ぶことは大事なことであるが初心者には難解である場合が多い。しかし実際には、比較的簡単なアルゴリズムさえ修得すれば、ファジィ制御を応用して一定の成果を期待することができる。

このような実践的な観点から社員教育やセミナーの現場では、ファジィ制御を理論だけでなく実習を通して学習するというアプローチが求められている。そうした要求に応えて、大阪電気通信大学水本雅晴教授の監修を得て開発されたものが研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」である。

２．ソフトの概要

３種類のステップで構成されている。

ステップ１では、制御ルールを編集したり推論方法を変更する等して、電算機上でシミュレーションを行い、ファジィ制御そのものを評価することができる。

ステップ２では、ユーザが作成した制御プログラムを提供されたオブジェクトにリンクすることでシミュレーションを行えるので、ユーザ自身の作成したアルゴリズムを評価することができる。

ステップ３では、汎用Ｉ／Ｏボード用リアルタイム制御プログラムや、ＲＯＭ化プログラムを利用して、実機による評価を行うことができる。

以上の機能を利用して、ファジィ制御を初めて学ぶ人のための学習ツールのみならず、例えば新しい推論アルゴリズムを研究する研究者のための評価ツール、あるいは例えばファジィ制御用のハードウェアを開発する技術者のための簡単な開発ツールとして応用することが可能である。図１に操作画面を示す。

３．ファジィ制御の評価・・・・ステップ１

液面制御シミュレーションを行って、ファジィ制御そのものを評価する。内蔵ルールエディタや推論方法の切替え機能などを用いて、制御ルールや推論方法が制御結果に及ぼす影響、ファジィ制御とＰＩ制御との差異、非線形的な制御ルールの効果等を確認することができる。それらを時系列グラフや３Ｄグラフを使い視覚的に理解する。以下、各機能について紹介する。

①ルールエディタ機能・・・・２入力１出力でファジィラベル数７の制御ルールを簡単なキー操作で編集することができる。テキストファイル入出力も可能である。

②推論方法の切替え機能・・・・次のファジィ推論法への切替えをサポートしている。

ｍｉｎ－ｍｉｎ－ｍａｘ－重心法
代数積－ｍｉｎ－加算－重心法
代数積－代数積－加算－重心法
代数積－シングルトン－重心法（簡略推論法）
ｍｉｎ－シングルトン－重心法（簡略推論法）
ＰＩ制御（ファジィ制御との比較などに使用）
ユーザ定義推論法（ステップ２で使用）

③液面制御シミュレーション機能・・・・液面制御は、底から漏水する容器が目的の水位になるように注水量を制御する、１次遅れ系の制御である。その液面制御シミュレーションを、時系列グラフを描画することで実行するので、制御が収束していく過程を時間変化で視覚的に見る事ができる。発火ルールが実時間に表示される。ステップ／連続実行の切替え、時定数、無駄時間、出力ゲイン、偏差差分の倍率、目標水面高などの各種制御パラメータの変更ができる。３Ｄトレース機能と入出力３Ｄグラフとを組み合わせれば、視覚的かつ動的に制御の状態変移を捉えることができる。

④入出力３Ｄグラフの描画・・・・２入力１出力の制御系に限定すれば、入力と出力の関係を３次元のグラフに表現できるので、それを描画して視覚的理解に訴えることができる。

⑤デュアル独立画面の高速切替え機能・・・・画面０と画面１の２画面があり、その双方において上記①～④の機能を独立して実行できる。またスペースキーを押すだけで両画面を高速に切り替えられる。例えば画面０と画面１で異なる制御ルールを編集し、各々に液面制御シミュレーションを行えば、両画面とも同じ座標位置に制御結果や入出力３Ｄグラフを描くので、画面を切替えれば、両者の相違点を視覚的に容易に比較することができる。

４．ユーザ作成プログラムの評価・・・・ステップ２

ユーザ自身が、Ｃ言語を使用して、推論エンジンや制御プログラムを作成する。作成したソースプログラムをコンパイルし、提供されているオブジェクトファ

イルとリンクすれば、以下のようなシミュレーションを行うことができる。

①液面制御シミュレーション‥‥ステップ１で述べたユーザ定義推論法を選択すれば、ユーザが作成した推論エンジンを、ステップ１と同様の方法で評価することができる。

②迎撃ミサイルシミュレーション‥‥敵弾をミサイルで迎撃するゲーム感覚のシミュレーションである。敵弾は乱数決定された初速度による弾道を描いて飛来する。発射キーを押せば迎撃ミサイルが発射される。迎撃ミサイルの制御モードには、制御を全く行わずにまっすぐのみ飛行するモードＡと、ＰＩ制御を用いて敵弾を追尾撃墜するモードＢ、ユーザが作成した制御プログラムを選択できるモードＣがある。このモードＣを使ってユーザの制御プログラムを評価する。獲得できる観測データは、敵弾と迎撃ミサイル双方の現在位置と迎撃ミサイルの上昇角度θである。制御の出力値は、迎撃ミサイルの上昇角度の変化量$\Delta\theta$である。

以上のプログラミングにおいて、ユーザは必ずしもファジィ制御を用いる必要はない。

５．ハードウェア上での評価‥‥ステップ３

以下に紹介するプログラムを用いることで、ハードウェア上での実機評価を行うことができる。

①ＲＯＭ化プログラム‥‥ＲＯＭをアドレスルックアップ方式による疑似ファジィチップ[1] として利用するためにこのプログラムを用いて、ＲＯＭライターに書き込み可能なフォーマットのファイルを作成することができる。この方式では、採用したＲＯＭのアクセスタイムと同じ推論実行速度が得られるので、もしアクセスタイムが１００ｎｓのＲＯＭを使用すれば、毎秒１千万回の推論実行が可能となる。

②汎用Ｉ／Ｏボード用リアルタイム制御プログラム‥‥電算機の拡張スロットにＡ／Ｄ変換やＤ／Ａ変換などの汎用ボードを差し込んでこのプログラムを走らせると、ソフトウェア的なアドレスルックアップ方式によるリアルタイム制御を行うことができる。この方式では、電算機のシステムクロックの２００サイクル以内で推論結果を出力するので、例えば２０ＭＨｚのシステムクロックの電算機を用いれば、毎秒１０万回以上の推論実行が可能となる。このプログラムを用いて大阪電気通信大学水本研究室では、倒立振子の実験に成功している。

６．価格

ソフトパッケージ１式　　１万円

７．おわりに

現行バージョンのものは、ＮＥＣ製のＰＣ９８００（ＬＴを除く）シリーズのみで動作するが、ＩＢＭ－ＰＣなどで動作するものもリリース予定である。

参考文献

[1] 有川晴彦・廣田薫：アドレスルックアップ仮想ページング方式によるファジィ推論チップ，計測自動制御学会論文集，Vol.26，No.2，pp.180-187，1990

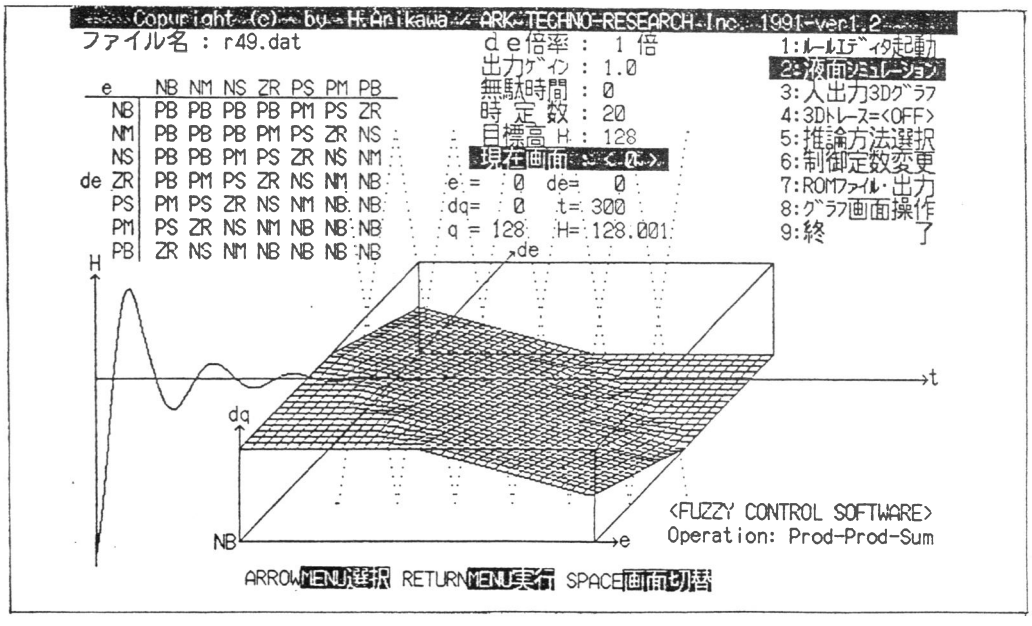


図１．研究実習用ファジィ制御ソフト「方舟」の操作画面

○ 問い合わせ先：京都市伏見区瀬戸物町７３２番地ピックドワンビル２Ｆ（〒612）
アーク・テクノリサーチ㈱　Tel:075-611-1131 FAX:075-611-1031

機器分析により味覚の予測を行なうシステム（食味計）へのファジィ測度、ファジィ積分、ニューラルネットワークの応用

Application of fuzzy measure, fuzzy integral and neural network to the system (Rice taste analyzer) that estimate taste by using industrial analysis

亀岡孝治
Takaharu KAMEOKA
三重大学生物資源学部
Mie University

松田真典
Masanori MATSUDA
株式会社佐竹製作所開発本部
Satake Corporation

あらまし：サタケ食味計ＳＩＲ－１０Ａは、近赤外分光分析機を用いて白米中に含まれる成分を分析しその成分値から米の食味を算出する装置であり、米の食味という官能の分野と機器分析の分野のギャップを埋めるシステムである。その算出式を作成する基本になる官能検査データを、ファジィ測度とファジィ積分を用いて平滑化を試みた。また非線形の多変量解析手法としてニューラルネットワークを用いて、化学成分値から官能検査値の推定を試みた。

キーワード：ファジィ測度、ファジィ積分、ニューラルネットワーク、食味、近赤外分光分析

１．はじめに

農産物や加工食品の味は、それを構成する成分、構造、構造における成分のミクロな分布によって決まると考えられる。今回は農産物の一例として米、加工食品の一例としてコーヒーを取り上げ、成分で味の評価がどの程度可能かを試みた。

２．官能検査

味覚は感覚心理現象の１つであるため、その定量化は非常に難しいが、特定の食品の味については、生活環境などの等しい母集団では統計的に味の定量化は可能となる。この定量化を行なう方法を官能検査という。[1]

米の場合、評価項目として「香り」「外観」「味」「粘り」「硬さ」「総合評価（食味）」の６項目について、１１段階で評価する。一方、コーヒーは「味覚」「香り」「酸味」「甘味」「苦み」「コク」について１５段階で評価する。

(1) 官能検査の問題点

米の官能検査の項目で最も使われる項目は総合評価であるが、他の項目はパネラーが何らかの基準で点数を付ける事ができる。しかし、総合評価は他の項目の得点の組み合わせからパネラーが点数を導出するという作業を行なう事になり、得られた得点は総合評価以外の項目の点数からなる構造を有する事になる。

従って、この構造を実際のデータをもとに同定すれば、総合評価以外の項目の得点から計算できる事になり、総合評価が平滑化されると考えられる。

(2) ファジィ測度の導入

前項のような問題を扱う場合、１つの方法として、総合評価を目的変数、その他の項目を説明変数とする重回帰分析が考えられるがこの方法は各項目の重視度が確率測度である事を前提としている。しかし、実際には重視度はファジィ測度であると同時に項目の中にはその持つ意味がほとんど重複する可能性がある。

そこで、官能検査データのそれぞれの項目がある確率分布に従う確率変数の実現値であるとの考え方に基づき、ファジィ測度の定義を満足する重視度が計算できると同時に、重複データの除去が可能な解析法として、本研究では統計量ＡＩＣ（赤池情報量基準）を用いた。[2][3][4]

３．ファジィ測度、ファジィ積分を用いた官能検査データの平滑化

ここでは、官能検査データの総合評価とその評価に必要な項目を決定し、同時に決定された複数の項目の組み合わせの総合評価への重視度を決定することを考える。

(1) ファジィ測度の計算

ここではファジィ測度として規格化したＡＩＣを用いた。米の官能検査結果を用いた計算例を以下に示す。目的変数を総合評価とし、残りの官能検査項目を５つの説明変数として解析を行なった。ここで、説明変数は x_1:香り、x_2:外観、x_3:味、x_4:粘り、x_5:硬さとした。

まず、目的変数、及びすべての説明変数に対して、平均値が 0.5ですべての値が０から１の間に収まるように最大値を１あるいは最小値を０とするような規格化を行なった。また、重回帰モデルは５つの説明変数の集合 $X=\{x_1,x_2,x_3,x_4,x_5\}$ のすべての部分集合（空集合を含む）32個に対して作成し、それぞれのモデルでのＡＩＣ値を計算した。

この結果、最良のモデルとしてＡＩＣが最小となる$\{x_1,x_3,x_4\}$の説明変数の組み合わせを採用した。

次に総合評価に対するx_1,x_3,x_4それぞれの重視度を決定した。$\{x_1,x_3,x_4\}$のモデルのＡＩＣ値を１、空集合のモデル（説明変数なしのモデル）でのＡＩＣ値を０として規格化を行ない、ファジィ測度としての規格化ＡＩＣ値を$\{x_1,x_3,x_4\}$の８個の部分集合に対して計算した。その結果を表１に示した。

表1　AICによるファジィ測度

	AIC値	規格化AIC値
g(φ)	301.2535	0.0000
g(1)	216.1151	0.2955
g(3)	52.9007	0.8619
g(4)	119.1298	0.6321
g(1,3)	46.8416	0.8829
g(1,4)	83.9488	0.7542
g(3,4)	23.0952	0.9654
g(1,3,4)	13.1100	1.0000

(2)ファジィ積分による平滑化[5]

前項に定めたファジィ測度を用いて、x_1:香り、x_3:味、x_4:粘り の3つの説明変数を用いたファジィ積分を行ない総合評価の平滑化を行なった。この結果、官能検査値とファジィ積分値との相関係数は、0.94となった。（図1）

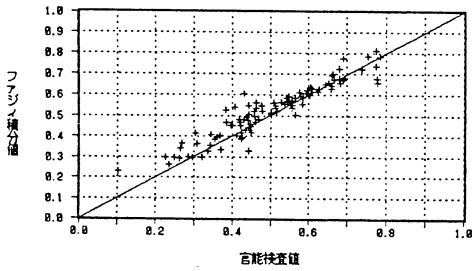


図1　ファジィ積分による米の官能検査値（総合評価）の平滑化

4．重回帰分析による化学成分と官能検査値の解析[6][7]

従来から一般的に行なわれている手法として、重回帰分析を行なった。なお、解析には標準化したデータを用いた。

その結果、米の総合評価と推定値との相関係数は、0.61であった。また、コーヒーの味覚値と推定値との相関係数は0.74であった。

5．ニューラルネットワークを用いた非線形多変量解析による味覚推定

前項で説明した重回帰分析などの多変量解析は、本来、変量が線形な変化をする場合において有効な手段である。しかし、変量が非線形な変化をする場合には、必ずしも有効な手段とは言えなくなる。「味」と「成分」の関係が線形のみでなく非線形を含んだ関係であると考えると、非線形多変量解析を行なう必要がある。そこで、非線形多変量解析の有効な手段としてニューラルネットワークを用いて、味覚推定のための学習と味覚推定を行なった。[8]

(1) ニューラルネットワークの理論

本研究で利用するニューラルネットワークは3層の階層型ニューラルネットワークで、学習則はバックプロパゲーション則（誤差逆伝播学習則）である。

(2) 化学成分による官能検査値の推定結果

ニューラルネットワークを用いて、米については総合評価、コーヒーについては各官能検査値の推定を行なった。

その結果、米の総合評価値と推定値との相関係数は0.66となった。コーヒーについては官能検査項目の相関係数を表2に示した。

表2　相関係数（コーヒー）

	相関係数	真の相関係数
味覚	0.91	0.82～0.96
香り	0.96	0.92～0.98
酸味	0.93	0.86～0.97
甘味	0.97	0.94～0.99
苦み	0.87	0.75～0.94
コク	0.71	0.47～0.85

この結果、米の総合評価の推定値は、線形重回帰分析での結果と比較すると改善されている。コーヒーの味覚の場合でも、線形重回帰分析での結果と比較すると大幅に改善されている。これは、コーヒーのように化学成分が直接味の要素となるような食品では、味覚と成分の間に弱い非線形関係が成立しているためであると考えられる。

6．おわりに

本研究では、AICをファジィ測度として、ファジィ積分を用いて官能検査値の平滑化を試みた。また、ニューラルネットワークを非線形の多変量解析手法として、農産物、加工食品の化学成分値から官能検査値の推定を行ない、従来の手法と比較して、よりよい結果を得た。これにより食味計の性能は改善された。問題点としては、AICを線形重回帰分析で算出しているために、非線形処理との整合性がとれていないことなどがあげられる。その解決手法として、Choquet積分[9]の応用が考えられる。

参考文献

[1] 日科技連官能検査委員会編：官能検査ハンドブック、日科技連(1987)

[2] 坂元、石黒、北川：情報量統計学、共立出版(1983)

[3] 亀岡、松田：機器分析により味覚の予測を行なうシステム（食味計）へのニューラルネットワーク、ファジィ理論の応用、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、439-443、(1991)

[4] 亀岡、松田：味覚の機器分析－予測システムへのニューラルネットワークとファジー理論の応用、農業機械の知能化をめざして（第2回）農業機械学会シンポジウム論文集、79-99、(1991)

[5] 菅野：あいまい理論［IV］、計測と制御、22、6、50-55(1983)

[6] 田中、垂水、脇本：パソコン統計解析ハンドブックII多変量解析編、共立出版(1984)

[7] 早川：回帰分析の基礎、朝倉書店(1986)

[8] 平藤、小野、小林：ニューラルネットによる多変量解析とエキスパートシステム実現法、日本ソフトウェア科学会第5回大会論文集、113-116、(1989)

[9] T.Murofushi and M.Sugeno:An interpretation of fuzzy measures and the choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure,Fuzzy Sets and Systems 29,201-227,(1989)

問い合わせ先：　〒724広島県東広島市西条西本町2-30
㈱佐竹製作所開発本部開発部開発課
松田真典
TEL(0824)23-3117 EXT.384
FAX(0824)20-0002

発表者索引

あ

相川　文秀　FB3-1　41
赤堀　裕志　YD1-3　653
秋元　武　FC5-3　141
秋山　孝正　UC5-3　365
浅居　喜代治　UA6-1　273
新井　史人　UB5-2　313
　UB5-3　317
新井　雅晴　YC1-3　581
荒木　宏之　FA2-3　13
有川　晴彦　YA4-2　469
　DM3　709
有田　清三郎　YA5-1　477
Anca RALESCU　YD3-1　669
　YD3-2　673
　YD3-3　677

い

五百旗頭　正　FB5-3　73
　FC6-2　149
　UB6-2　325
猪飼　國夫　YA3-1　453
　YA3-2　457
生駒　哲一　UA6-2　277
　UA6-3　281
石井　直宏　FC4-3　129
石亀　篤司　YB2-2　517
石黒　利美　FB5-3　73
石塚　興彦　YA2-3　449
石出　忠輝　UB4-2　301
石原　成浩　YD4-2　685
石原　永伯　UB4-1　297
石渕　久生　FC3-2　113
　FD3-2　185
　YA6-1　489
　YD5-1　693
石山　政浩　FA2-3　13
磯部　光朗　UD6-2　421
磯本　征雄　FC4-3　129
井田　正明　FB7-3　93
市川　泉　YC4-1　609
市川　博信　FD7-1　225
市橋　秀友　FA2-1　5
　FB3-3　49
　FD2-3　177
　FD4-1　193
　FD5-3　213
市村　直幸　YD4-3　689
伊藤　潤　FB3-1　41
伊藤　紳一郎　YC4-3　617
伊藤　英則　UB6-3　329
伊藤　秀美　UC6-2　373
伊藤　良彦　YC6-1　633
　YC6-2　637
乾口　雅弘　FA2-2　9
　FC3-3　117
　YC3-3　605
井上　基広　FB7-2　89
井上　由文　UC4-3　353
今出　政明　UB5-1　309
今中　武　FD7-3　233
井村　敦　UD4-1　393
井室　元良　FD6-2　221
入江　康文　FB3-1　41
入山　守生　FB7-1　85
岩井　壮介　FB7-3　93
岩佐　元嗣　FC6-2　149
岩田　純　UA5-3　269
岩本　啓　YD3-1　669
　YD3-2　673
　YD3-3　677

う

上田　傑　UD5-2　409
上田　久幸　YA3-2　457
上野　文男　FB7-2　89
臼井　高史　FB7-1　85
宇高　淳也　FC6-2　149
内川　嘉樹　FD2-2　173
　FD4-2　197
　FD4-3　201
　FD5-2　209
　UD3-1　381
　UD4-3　401
内田　洋彰　UB4-2　301
内野　英治　UA4-1　249
　YB2-1　513
宇都宮　浩　YB4-3　545
馬野　元秀　UC6-1　369
　UD3-2　385
　YA6-2　493
　YC1-1　573

え

江澤　義典　YA6-2　493
榎本　俊文　YC1-1　573

お

老松　建成　YC3-1　597
大岡　俊之　UB5-2　313
大里　有生　FD7-1　225
大島　一彦　UB4-3　305
大塚　晋　FD4-3　201
大坪　昭文　YA1-2　433
大野　知彦　FB6-1　77
岡田　三郎　UB5-1　309

岡田　竹雄　YC4-3　617
岡田　英彦　FD3-2　185
岡本　武文　FD3-1　181
岡本　宏隆　UD3-2　385
奥田　徹示　UA6-1　273
奥村　肇　YD2-3　665
小倉　久和　UA3-2　241
YC2-1　585
小沢　和浩　YA4-1　465
小澤　順　FD5-1　205
乙部　秋良　FC5-1　133
鬼沢　武久　YD5-3　701
尾上　典夫　YB2-2　517

か

甲斐沼　美紀子　FC2-3　105
UC5-1　357
高　侖山　UD5-1　405
YB4-1　537
影井　清一郎　FA2-3　13
梶谷　雄治　UA4-2　253
UA4-3　257
片井　修　FB7-3　93
片岡　哲児　FB7-3　93
片山　立　UA4-2　253
UA4-3　257
勝倉　裕　FA3-2　21
勝又　保雄　YC6-1　633
YC6-2　637
加藤　直樹　YC2-1　585
加藤　信之　YA3-3　461
加藤　裕一　YC3-1　597
YC3-2　601
金吉　正勝　FB5-1　65
亀岡　孝治　DM4　711
亀田　洋志　FB4-2　57
唐鎌　敏夫　FB5-3　73
川瀬　眞　FD7-2　229
河村　廣　FA3-1　17
川本　俊治　YB2-2　517
Gancho VACHKOV　YB5-3　557

き

菊池　浩明　UD6-3　425
岸田　悟　UB4-1　297
北島　充　UC4-2　349
喜多村　直　YB2-3　521
木村　孝　UB6-2　325

く

草崎　至雅　YA2-1　441
草薙　裕亮　UA4-1　249
工藤　敏巳　UC3-2　337
DM1　705
国狭　亜輝臣　YA5-3　485
國武　意智　FD4-3　201
功刀　和正　YA2-1　441
久保　祐二　YB6-2　565
熊木　国一　FB6-1　77
熊本　浩　YA6-3　497
久米　靖文　FA2-2　9
FC3-3　117
YC3-3　605
黒須　顕二　YB4-3　545
YD1-2　649
鍬田　海平　UA4-2　253
桑村　竜太郎　YB6-3　569

こ

小池　仁　UD6-2　421
河野　伸一　FB7-3　93
高　元伸　YC1-3　581
小尻　利治　FD2-1　169
小菅　一弘　UB5-3　317
古殿　幸雄　UA6-1　273
小西　幹彦　UA6-1　273
小林　一郎　YC2-2　589
小森　望充　YB2-3　521

さ

榊間　繁樹　FD2-1　169
坂和　正敏　FC2-1　97
FC2-2　101
FC5-2　137
FC6-1　145
FC6-2　149
佐々木　久雄　UB6-2　325
佐々木　守寿　YC5-3　629
佐竹　和雄　FB5-3　73
貞徳　洋輝　FA4-3　37
佐藤　勉　FB6-2　81
佐藤　靖　FC7-2　161
佐藤　亮　UC5-3　365
佐野　学　UC5-2　361
YB1-1　501
YB3-1　525
澤田　一哉　FC6-1　145
椹木　哲夫　FB7-3　93

し

椎塚　久雄　FA4-2　33
UA5-3　269
塩野　俊一　FB7-1　85
重永　岳雄　YA6-1　489
柴田　崇徳　UB5-3　317
柴山　秀雄　YB4-2　541
島村　滋　FD4-3　201
嶋本　公徳　FB7-3　93
清水　昭雄　UD3-3　389
清水　誠一　YC4-2　613
YC6-1　633
YD5-2　697
清水　正　YA3-3　461
下島　康嗣　UB5-2　313
庄野　克房　YA2-2　445
白井　正志　FC3-3　117
白井　雄二　FB7-2　89
新宮　清志　FB5-2　69
新保　勝　FA4-1　29

す

杉山　孝男　FA4-2　33
菅野　道夫　FB4-1　53
UC4-2　349

YB3-3 533
YB6-1 561
YC2-2 589
YC2-3 593
鈴木　一如 FB7-1 85
UC5-2 361
鈴木　雄三 FB3-2 45
住本　哲宏 UB5-1 309

せ

瀬尾芙巳子 FC2-2 101
妹尾　吉紳 YC3-3 605

そ

添田　満 YD1-2 649
十河　太治 UC3-1 333
DM1 705

た

高木　敏幸 FD3-1 181
UA3-1 237
YD4-2 685
高木　友博 UB6-1 321
UD4-1 393
高濱　徹行 UA3-2 241
YC2-1 585
高山　博之 UC6-2 373
武石　明 UB5-2 313
竹内　倶佳 YA1-3 437
YD4-3 689
武澤　隆 YC4-1 609
竹田　幸史 YC2-3 593
竹間　丈浩 YB3-1 525
但馬　文昭 YC4-1 609
多田　憲正 YB2-2 517
立花　康夫 FB4-2 57
田中　一男 UC5-2 361
YB1-1 501
YB3-1 525
田中　丈久 FC5-1 133
田中　英夫 FC3-2 113
FD3-2 185
UD6-1 417
YA6-1 489
YD5-1 693
田中　洋 FB5-1 65
田中　雅人 FB4-3 61
UC4-1 345
YD4-1 681
田名部　淳 UC5-3 365
田鍋　実 UB6-1 321
谷口　経雄 YB2-2 517
谷　哲次 FB6-2 81
David.Chen YA1-1 429
田部　章二 UB3-1 285
玉野　和保 YD1-1 645
田村　坦之 UC6-1 369
UD3-2 385
YC1-1 573
唐　政 YA2-3 449
淡野　公一 YA2-3 449

ち

張　偉京 YD1-2 649

つ

塚本　弥八郎 FC7-2 161
津田　栄 YC6-1 633
YC6-2 637
土屋　隆史 FA3-3 25
土屋　敏夫 UA3-3 245
YA5-3 485
堤　康弘 YD2-3 665
恒川　裕史 UB3-3 293
坪根　昌弘 YB5-1 549

て

寺野　寿郎 UB4-3 305
YB1-3 509
YD2-2 661

と

銅木　洋治 FC6-1 145
徳高　平蔵 UB4-1 297
徳永　稔 FB3-3 49

な

永井　豊 YA1-3 437
YD4-3 689
長沢　伸也 FC7-1 157
中島　信之 UC3-3 341
中嶋　宏 UC3-1 333
DM1 705
中田　典規 FC7-3 165
中西　祥八郎 FC6-3 153
FD3-1 181
UA3-1 237
YD4-2 685
長町　三生 FA4-3 37
UA3-3 245
YA5-2 481
YA5-3 485
中村　和男 YC6-3 641
中村　友一 YB2-1 513
中村　正郎 UA3-2 241
中村　雅紀 YB4-3 545
中村　雄介 YA5-1 477
中村　佳正 YC5-1 621
YC5-2 625
中森　義輝 FC2-3 105
UA5-2 265
中山　正一 UD3-1 381
中山　万希志 YD3-1 669
YD3-2 673
YD3-3 677
中　洋太 FB7-1 85

に

西尾　チヅル FC6-3 153
西崎　一郎 FC2-1 97
FC2-2 101
西田　行輝 UA4-2 253

UA4-3 257
西野 順二 FB4-1 53
西村 和子 YC6-1 633
YC6-2 637
西守 克己 UB4-1 297
西山 太一 UA3-1 237
乳井 直樹 FB3-1 41

の

野崎 賢 YD5-1 693
野本 弘平 FB4-2 57
則竹 茂年 UD4-3 401
糊田 寿夫 YD3-1 669
YD3-2 673
YD3-3 677

は

朴 桂カク YB6-1 561
橋山 智訓 FD5-2 209
長谷川 貴史 FD4-3 201
長谷川 陽子 FC2-3 105
鳩野 逸生 UC6-1 369
UD3-2 385
YC1-1 573
浜田 辰巳 UD5-2 409
林 勲 FD5-1 205
UD6-1 417
林 健一郎 YA1-2 433
林 太志 UC3-2 337
YA6-3 497
般若 裕子 UC3-3 341

ひ

平井 浩司 YD1-2 649
平川 進 UB4-1 297
廣田 薫 UA6-2 277
UA6-3 281
YA4-1 465
YD2-1 657
廣田 豊彦 UD4-2 397

ふ

福島 欣哉 FB5-2 69
福島 茂信 YD3-1 669
YD3-2 673
YD3-3 677
福田 経宣 UB3-1 285
UB3-2 289
福田 敏男 UB5-2 313
UB5-3 317
福宮 英二 YB5-1 549
藤川 英司 FB3-2 45
藤本 勝成 FA3-3 25
藤本 浩二 YB5-2 553
古川 長太 FC3-1 109
古谷 忠義 YD1-2 649
古田 均 FB5-1 65
古橋 武 FD2-2 173
FD4-2 197
FD4-3 201
FD5-2 209
UD3-1 381
UD4-3 401

ほ

北條 達也 YB1-3 509
保坂 幸男 YD5-1 693
堀川 慎一 FD4-2 197
FD4-3 201
堀 義巳 YA5-1 477
本多 中二 YA3-1 453
YA3-2 457

ま

舞原 克己 FB3-1 41
前川 浩二 FA2-2 9
前田 匡 YD2-3 665
前田 博 FC4-2 125
FD6-2 221
前田 幹夫 YB5-1 549
YB6-3 569
前田 豊 FA2-1 5
前田 陽一郎 UB6-1 321
牧野 弘 YA3-3 461
益子 仁一 YC4-3 617
増井 重弘 UB4-3 305
YB1-3 509
YD2-2 661
増田 達也 FD3-3 189
益田 勉 YA2-3 449
松浦 英夫 UB5-2 313
松岡 譲 UC5-1 357
松尾 信正 YA1-2 433
松下 裕 FA3-2 21
松田 真典 YD5-1 693
DM4 711
松原 行宏 FA4-3 37
UA3-3 245
YA5-2 481
YA5-3 485
松本 外左 YA2-2 445
松本 寛樹 YA2-3 449
真鍋 浩二 YA5-2 481
間渕 重昭 FC4-1 121

み

三井 信雄 SA1 1
右田 博久 FB3-1 41
神酒 勤 UA4-1 249
YB2-1 513
御前 伸太 FC3-2 113
水沼 洋人 FC5-1 133
水本 雅晴 FD6-1 217
YA4-2 469
YB3-2 529
南 将行 FB5-1 65
宮内 秀和 UB5-1 309
宮川 正平 UB4-2 301
三宅 輝久 UC6-3 377
宮腰 政明 FA4-1 29
宮沢 東 YA2-1 441
宮島 耕治 YD3-1 669
YD3-2 673
YD3-3 677
宮武 直樹 YC4-2 613

宮本　定明　UA5-1　261
UC6-3　377
宮本　誠司　UA3-2　241
三輪　英昭　FB4-1　53

む

向殿　政男　YA4-3　473
YC1-3　581
牟田　一弥　YA1-2　433
村井　哲也　FA4-1　29
村上　周太　YB5-2　553
YB6-3　569
村上　順　YA4-1　465
YD2-1　657
村上　征文　UA5-1　261
村越　俊二　FB6-2　81
村田　忠　UD5-3　413
室伏　俊明　FA3-3　25

も

森　勝之　UC6-1　369
森田　篤史　FB3-2　45
森田　和元　YC4-3　617
森田　恒幸　FC2-3　105
UC5-1　357
森本　正昭　FC5-3　141
森　雄一郎　YA4-3　473

や

夜久　正司　FD3-3　189
安井　一広　UB6-3　329
安川　隆廣　YB3-3　533
安田　隆人　YC4-2　613
柳原　二郎　FD7-2　229
矢鳴　虎夫　UD4-2　397
矢野　和昭　DM2　707
矢野　均　FC5-2　137
藪本　剛　UA5-1　261
山内　賢一　YD2-1　657
山川　烈　UA4-1　249
YB2-1　513
DM2　707
山口　静馬　YC3-1　597
YC3-2　601
山口　享　UD4-1　393
山口　秀樹　YB1-2　505
山崎　久代　YD1-3　653
山下　朗　YA5-1　477
山下　元　YC6-1　633
YC6-2　637
YD5-2　697
山田　新一　FB3-2　45
山田　哲也　FB5-3　73
山田　稔久　FD4-3　201
山田　真樹　YA3-3　461
山田　祐司　FD6-1　217
山本　和美　YB6-2　565
山本　創造　UD4-1　393

ゆ

湯田　盛和　UB6-1　321

よ

横出　勝則　UD6-1　417
横川　壽彦　YC1-2　577
吉田　和明　FC4-2　125
吉根　勝美　FC4-3　129
米田　正也　YA5-1　477
米田　稔　UB3-3　293

り

劉　伝棟　FC2-3　105
領家　美奈　UA5-2　265

ろ

Ronald.R.Yager　UA3-1　237

わ

若見　昇　FD5-1　205
FD7-3　233
YD1-3　653
若山　晶彦　UC6-2　373
和多田　淳三　FC5-1　133
FC5-3　141
YB6-2　565
渡邊　英一　FB5-1　65
渡辺　成　FD2-2　173
渡辺　博明　YD2-2　661
渡辺　浩之　YA1-1　429
W.Karwowski　IA1　3

協賛法人・会社一覧 （５０音順）

オムロン株式会社
川崎重工業株式会社
株式会社熊平製作所
グンゼ株式会社
財団法人広島県産業技術振興機構
株式会社佐竹製作所
シャープ株式会社
デルタ工業株式会社
西川ゴム工業株式会社
日産自動車株式会社
日本アイ・ビー・エム株式会社
株式会社日本製鋼所
日本電気株式会社
日本ユニシス株式会社
株式会社日立製作所
松下寿電子工業株式会社
松下電器産業株式会社
株式会社松下電器情報ｼｽﾃﾑ広島研究所
松下電工株式会社
マツダ株式会社
株式会社マルニ
三菱重工業株式会社広島製作所
三菱電機株式会社
三菱電機ﾋﾞﾙﾃｸﾉｻｰﾋﾞｽ株式会社
株式会社村田製作所

第８回ファジィシステムシンポジウム講演論文集

１９９２年５月２６日発行

発行　日本ファジィ学会（ＳＯＦＴ）
〒231 神奈川県横浜市中区山下町89－1
シイベルヘグナービル3階
国際ファジィ工学研究所内
電話　045－212－8253
編集　第８回ファジィシステムシンポジウム実行委員会