第 7 回

「ファジィ システム シンポジウム」

― ブームの異現象を超えて ―

講 演 論 文 集

期　日　　1991年６月12日(水)・13日(木)・14日(金)

会　場　　名古屋市中小企業振興会館



主催　日本ファジィ学会

(Japan Society for Fuzzy Theory and Systems)

第7回
ファジィシステムシンポジウム

―ブームの異現象を越えて―

講演論文集

期日：　１９９１年　6月12日(水)、13日(木)、14日(金)
会場：　名古屋市中小企業振興会館
〒464　名古屋市千種区吹上２－６－３
主催：　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
共催：　国際ファジィシステム学会（IFSA）日本支部
協賛：　計測自動制御学会、システム制御情報学会、情報処理学会、
神経回路学会、人工知能学会、電気学会、電子情報通信学会、
土木学会、日本医療情報学会、日本オペレーションズ・リサーチ学会、
日本経営工学会、日本機械学会、日本行動計量学会、日本人間工学会、
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：　㈳中部産業連盟

第７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
浅居　喜代治　（大阪工業大学教授）

このたび、初めて名古屋の地でファジィシステムシンポジウムを開催することとなった。これも、中部支部の皆さんの開拓精神と、熱意の表われと感謝している。今回は、予想をはるかに超えて 168件の一般講演申込みがあり、ファジィ研究への意欲の高さを感じている。

振り返ってみると、このシンポジウムも毎年１回ずつ開き、今年で７回を数え、第１回の発表件数が27件、あと増加を続け、第５回が81件、第６回がデモセッションを含めて 135件で、今回はこれらをさらに上回る発表件数となった。開催地も、東京と京阪神とで交互に開かれてきたが、今回はその他の地域の第１号として名古屋が選ばれた。これから、他の支部所在地にもシンポジウム開催をお願いすることになろうと思われる。

このシンポジウムは、日本におけるファジィ研究の１年ごとの決算のようなもので、発表論文をみることによって、日本のファジィの動向がうかがえる。このシンポジウムが開かれるようになってからの６年間は、日本においてファジィが産・官・学の分野から注目を浴び、理論的研究と共に、応用研究が大いに伸び、産業界の研究者の増えた時期である。産業界での応用研究が、制御やエキスパートシステムを中心として進み、一方学界での基礎研究が工学を中心として、広く工学以外の分野、例えば医学・心理・経営・社会などに拡大されてきた。以上の傾向は、今回のシンポジウムでは、特に顕著に現われていると思われる。今後も、この傾向が続き、産学の協力によって種々の分野にファジィが利用されるようになるものと思われる。

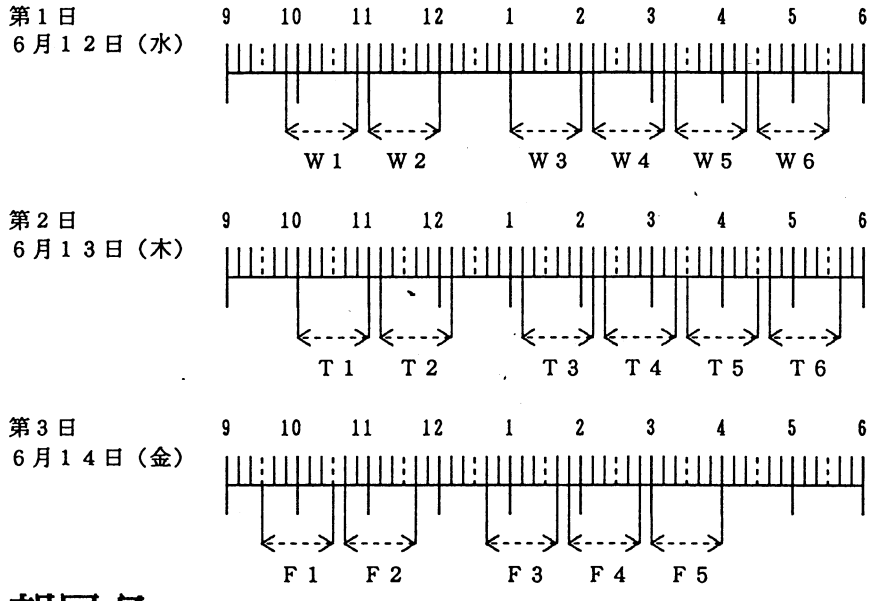
また、ファジィの研究は地域的にもひろがりを見せており、日本ファジィ学会の支部が、関東・中部・関西・中国・九州に次いで北海道に出来、今、東北での設立気運が高まっている。また、日本におけるファジィ商品に刺激されて、韓国・台湾などでも関心が強く、急速にひろがりつつある。

以上のように、ファジィがその分野・地域を拡大しつつあり、またここ数年のブームを超えてブレークスルーを試みようとしているときに、ここ名古屋で、今までにない盛大なシンポジウムが開催できることは大変意義深いものと考えられる。参加者各位には、この機会を活用して、活発な研究や技術の交流と、相互のコミュニケーションを深めて、実りある成果をあげて頂ければ幸いである。

終わりに、このシンポジウムの開催に際して、種々お世話頂いた関係各位に心から謝意を表する。

時間帯名

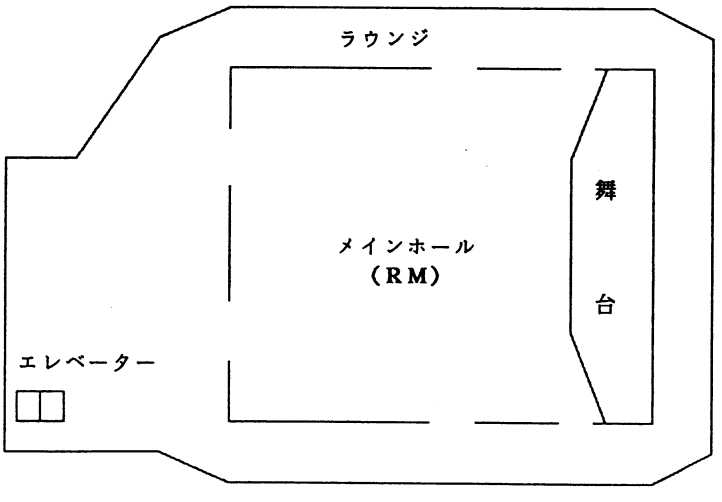
W : Wednesday　T : Thursday　F : Friday



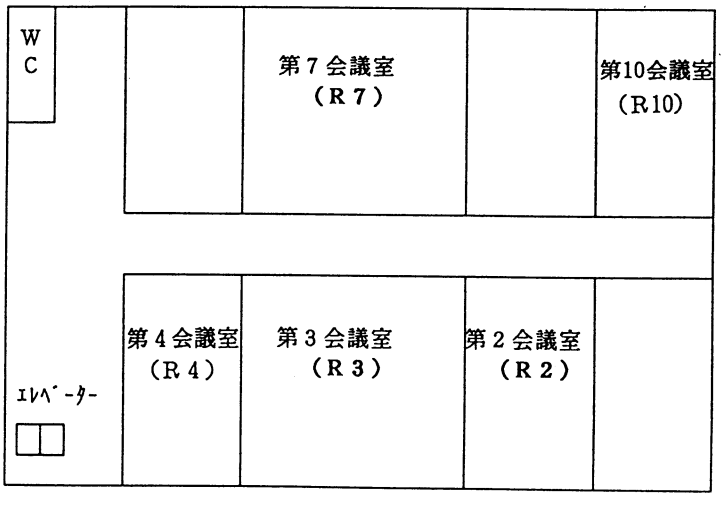
部屋名

RM : メインホール（７階）　R２ : ２室（４階）　R３ : ３室（４階）　R７ : ７室（４階）

７階平面図



４階平面図



コード書式

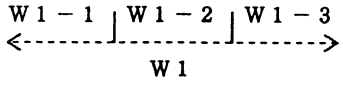
TIME（ROOM）

（例）

W1（RM）：6月12日（水）　9:50～10:50　メインホール（7階）において

F4（R2）：6月14日（金）　1:50～ 2:50　第2会議室（4階）において

さらに、各時間帯を3つに細分します.



W1－2（R7）：6月12日（水）　10:10～10:30　第7会議室（4階）において

9階	展望ホール　【懇親会、休憩所、書籍販売】
7階	メインホール　【特別講演、招待講演、一般講演、総会】
4階	第2会議室　【一般講演】　第4会議室　【休憩所】 第3会議室　【一般講演】 第7会議室　【一般講演】　第10会議室
2階	一般食堂、喫茶室
1階	一般食堂

６月１２日（水）　セッション名と司会者名

	W１　9:50～10:50	W２　11:00～12:00	W３　1:00～2:00
RM	**制御（設計）** 司会　内川嘉樹 （名大）	**制御（チューニング）** 司会　古田均 （京都大）	**特別講演** **「ファジィとＡＩ」** 向殿政男 （明治大） 司会　廣田薫 （法政大）
R２	**数理計画法** 司会　高萩栄一郎 （福井工大）	**クラスタリング** 司会　菊池浩明 （富士通研究所）	
R３	**ロボット** 司会　福田敏男 （名大）	**センサ・ロボット** 司会　田中一男 （金沢大）	
R７	**推論（方法の評価）** 司会　大野研 （三重大）	**推論（アルゴリズム）** 司会　乾口雅弘 （大阪府大）	

６月１３日（木）　セッション名と司会者名

	T１　10:00～11:00	T２　11:10～12:10	T３　1:10～2:10
RM	**招待講演** **「ファジィの数学的基礎」** 千谷慧子 （中部大） 司会　田中英夫 （大阪府大）	**総会**	**制御（方法論）** 司会　鈴木一如 （ＬＩＦＥ）
R２			**意思決定** 司会　前田博 （九州工大）
R３			**プログラミング言語** 司会　高木友博 （ＬＩＦＥ）
R７			**画像（認識１）** 司会　増井重弘 （法政大）

６月１４日（金）　セッション名と司会者名

	F１　9:30～10:30	F２　10:40～11:40	F３　12:40～1:40
RM	**ニューラルネットワーク** **（システム）** 司会　林陽一 （茨城大）	**ニューラルネットワーク** **（理論的応用）** 司会　林勲 （松下電器産業）	**ニューラルネットワーク** **（学習アルゴリズム）** 司会　中西祥八郎 （東海大）
R２	**同定** 司会　井上由文 （ＬＩＦＥ）	**評価** 司会　磯本征雄 （名市大）	**演算** 司会　佐々木守寿 （愛知教大）
R３	**環境** 司会　小尻利治 （岐阜大）	**言語** 司会　和多田淳三 （大阪工大）	**交通** 司会　小木元 （製品科学研究所）
R７	**学習制御１** 司会　村上周太 （九州工大）	**学習制御２** 司会　松井一憲 （日邦産業）	**エキスパートシステム１** 司会　室伏俊明 （東京工大）

６月１２日（水）　セッション名と司会者名

	W４　2:10～3:10	W５　3:20～4:20	W６　4:30～5:30
RM	**制御（操縦）** 司会　新宮清志 （日本大）	**制御（シミュレーション）** 司会　石渕久生 （大阪府大）	**制御（数学的理論）** 司会　菅野道夫 （東京工大）
R２	**社会・経済** 司会　塚本弥八郎 （名城大）	**支援システム** 司会　奥田徹示 （大阪工大）	**心理** 司会　河村廣 （神戸大）
R３	**ＩＣ** 司会　安信誠二 （日立製作所）	**ファジィコンピュータ** 司会　向殿政男 （明治大）	**ハードウェア** 司会　木下郁朗 （オムロン）
R７	**推論（本質論・数学的理論）** 司会　宮本定明 （徳島大）	**推論（多段）** 司会　大里有生 （長岡技科大）	**論理** 司会　江澤義典 （関西大）

６月１３日（木）　セッション名と司会者名

	T４　2:20～3:20	T５　3:30～4:30	T６　4:40～5:40
RM	**制御（実用）** 司会　西守克己 （鳥取大）	**制御（規則）** 司会　中村嘉平 （中部大）	**制御（システム）** 司会　水本雅晴 （大阪電通大）
R２	**色彩** 司会　西崎一郎 （京都大）	**グラフ** 司会　鬼沢武久 （熊本大）	**モデリング** 司会　馬野元秀 （大阪大）
R３	**表現** 司会　廣田薫 （法政大）	**検索** 司会　野本弘平 （三菱電機）	**データベース** 司会　伊藤秀美 （気象研究所）
R７	**画像（認識２）** 司会　中山万希志 （ＬＩＦＥ）	**画像（理解）** 司会　竹内倶佳 （電通大）	**画像（処理）** 司会　植村芳樹 （奈良工業高専）

６月１４日（金）　セッション名と司会者名

	F４　1:50～2:50	F５　3:00～4:00
RM	**ニューラルネットワーク** **（表現・評価）** 司会　片井修 （京都大）	**ニューラルネットワーク** **（方法論）** 司会　山口亨 （ＬＩＦＥ）
R２	**測度・写像** 司会　市橋秀友 （大阪府大）	**集合・集合処理システム** 司会　佐々木守寿 （愛知教大）
R３	**統計** 司会　矢野均 （名市女短大）	**検定・推定** 司会　甲斐沼美紀子 （環境研究所）
R７	**エキスパートシステム２** 司会　本多中二 （電通大）	**パターン認識** 司会　小田哲久 （愛知工大）

特別セッション

６月１２日（水）

メインホール【7階】

W3（RM）特別講演　1:00~2:00　司会 廣田薫（法政大学）

「ファジィとＡＩ」

向殿政男（明治大学教授）

６月１３日（木）

メインホール【7階】

T1（RM）招待講演　10:00~11:00　司会 田中英夫（大阪府立大学）

「ファジィの数学的基礎」

千谷慧子（中部大学教授）

一般セッション

6月12日（水）

メインホール【7階】

Ｗ１　（ＲＭ）　制御　（設計）　9:50～10:50　司会　内川嘉樹（名大）

9 Ｗ1－1（ＲＭ）：ファジィモデルによるモデル予測制御系の設計法
　鈴木一如、山中猛（ＬＩＦＥ）　中森義輝、香春裕美子（甲南大）
13 Ｗ1－2（ＲＭ）：下水汚泥回転乾燥焼却炉のファジィ制御
　鈴木一如（ＬＩＦＥ）　岩井信幸（㈱荏原総合研究所）　入山守生（㈱荏原インフィルコ）
17 Ｗ1－3（ＲＭ）：ファジィ最適フィードバック制御系の設計
　田中一男、佐野学（金沢大）　鈴木一如（ＬＩＦＥ）

Ｗ２　（ＲＭ）　制御　（チューニング）　11:00～12:00　司会　古田均（京都大）

21 Ｗ2－1（ＲＭ）：適応型修正ゲインアルゴリズムにもとづくファジィ制御系の高速自動チューニング手法
　片山立、梶谷雄治、鍬田海平、西田行輝（㈱三洋電機）
25 Ｗ2－2（ＲＭ）：２自由度ファジィＰＩコントローラのチューニング方法
　林真司（㈱東芝　総合研究所）
―― Ｗ2－3（ＲＭ）：（中止）

Ｗ４　（ＲＭ）　制御　（操縦）　2:10～3:10　司会　新宮清志（日本大）

―― Ｗ4－1（ＲＭ）：（中止）
29 Ｗ4－2（ＲＭ）：ファジィ連想記憶システムを用いた円盤型ヘリの学習制御
　山口亨、後藤賢治（ＬＩＦＥ）　吉田光伸、美多勉（千葉大）
35 Ｗ4－3（ＲＭ）：シミュレータ上でのヘリコプターのファジィ制御
　百武友幸（㈱キャノン）　室伏俊明、菅野道夫（東京工大）

Ｗ５　（ＲＭ）　制御　（シミュレーション）　3:20～4:20　司会　石渕久生（大阪府大）

39 Ｗ5－1（ＲＭ）：ファジィ理論の構造振動制御問題への応用
　古田均、渡邊英一、三ヶ尻吉孝（京都大）　岡南博夫（大阪府立高専）　金吉正勝、田中洋（日立造船）
43 Ｗ5－2（ＲＭ）：多質点系構造物のファジィ制御
　新宮清志、船本大蔵、阿部圭太（日本大）　染谷幸孝（三菱重工業）　堤典昭（日本下水道事業団）
47 Ｗ5－3（ＲＭ）：宇宙適応構造物ドッキングのファジィ制御の応用
　松崎雄嗣、細田寛人（名大）

Ｗ６　（ＲＭ）　制御　（数学的理論）　4:30～5:30　司会　菅野道夫（東京工大）

51 Ｗ6－1（ＲＭ）：雑音低減システムにおけるメンバーシップ関数のパワースペクトル領域での影響
　柴山秀雄、石本真一、武藤憲司（芝浦工大）
55 Ｗ6－2（ＲＭ）：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
　勘久保広一（弓削商船高専）　村上周太、藤本浩二（九州工大）
59 Ｗ6－3（ＲＭ）：ファジィ行列階数の工学的応用
　荒木宏之、影井清一郎（横浜国大）　大里有生（長岡技科大）

第2会議室【4階】

Ｗ１　（Ｒ２）　数理計画法　9:50～10:50　司会　高萩栄一郎（福井工大）

63 Ｗ1－Ｉ（Ｒ２）：電源計画問題へのファジィ線形計画法の適用
　佐々木博司、高崎耕太郎、歌谷昌弘、久保川淳司、餘利野直人（広島大）
67 Ｗ1－2（Ｒ２）：ファジィ協調法による多目的最適潮流計算法
　久保川淳司、佐々木博司、大久保嘉人、餘利野直人（広島大）　横山隆一（都立大）
71 Ｗ1－3（Ｒ２）：ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題に対する実行可能性とパレート最適性
　坂和正敏（広島大）　矢野均（名市女短大）

Ｗ２　（Ｒ２）　クラスタリング　11:00～12:00　司会　菊池浩明（富士通研究所）

75　Ｗ２－１（Ｒ２）：クラスター分析における類似度定義のためのファジィ集合モデルについて
　　宮本定明（徳島大）

79　Ｗ２－２（Ｒ２）：投影面上における多重ファジィ集合とクラスタリング
　　廣田豊彦、矢鳴虎夫（九州工大）

83　Ｗ２－３（Ｒ２）：数値データに基づく言語モデリング
　　安川隆廣、菅野道夫（東京工大）

Ｗ４　（Ｒ２）　社会・経済　2:10～3:10　司会　塚本弥八郎（名城大）

87　Ｗ４－１（Ｒ２）：ファジィ理論による経営診断法構築の試み
　　金子隆臣（九州東海大）

91　Ｗ４－２（Ｒ２）：ファジィ環境の下での一般均衡とその安定性
　　高萩栄一郎（福井工大）

95　Ｗ４－３（Ｒ２）：ファジィ環境下での住民意見集約法の地域整備問題への適用
　　加賀屋誠一（北大）

Ｗ５　（Ｒ２）　支援システム　3:20～4:20　司会　奥田徹示（大阪工大）

99　Ｗ５－１（Ｒ２）：最適構造設計計画用インテリジェントファジィネットワーク
　　河村廣、谷明勲，神原浩、山田稔（神戸大）

103　Ｗ５－２（Ｒ２）：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
　　内藤恭伸（㈱中部日立エレクトリック）　古橋武、内川嘉樹（名大）

107　Ｗ５－３（Ｒ２）：ファジィ理論による設備の最適配置に関する研究
　　武田展幸（㈱東芝）　椎塚久雄（工学院大）

Ｗ６　（Ｒ２）　心理　4:30～5:30　司会　河村廣（神戸大）

――　Ｗ６－１（Ｒ２）：（中止）

111　Ｗ６－２（Ｒ２）：ファジィ理論を応用したソシオメトリー分析Ⅲ
　　山下元（早大）　清水誠一（中川小）　西村和子（川村女子大）　伊藤良彦（城西大）
　　勝又保雄（目黒高校）　津田栄（国学院高校）

115　Ｗ６－３（Ｒ２）：ファジィ推論を用いた感情表現
　　中村祥紀、矢鳴虎夫、廣田豊彦（九州工大）

第3会議室【4階】

Ｗ１　（Ｒ３）　ロボット　9:50～10:50　司会　福田敏男（名大）

119　Ｗ１－１（Ｒ３）：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
　　前田陽一郎、田鍋実、高木友博（ＬＩＦＥ）

123　Ｗ１－２（Ｒ３）：ファジィ論理を用いた書道ロボット
　　侯麗雅、寺野寿郎、増井重弘（法政大）

127　Ｗ１－３（Ｒ３）：ファジィ制御のはめ合い動作への適用
　　右田博久（㈱富士ファコム制御）　野中智己（㈱富士電機総合研究所）

Ｗ２　（Ｒ３）　センサ・ロボット　10:00～11:00　司会　田中一男（金沢大）

131　Ｗ２－１（Ｒ３）：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
　　湯田盛和、前田陽一郎、田鍋実（ＬＩＦＥ）

135　Ｗ２－２（Ｒ３）：センサ・インテグレーション・システムの研究（第３報、角度情報を考慮したセンサ・インテグレーション・システム）
　　福田敏男、下島康嗣、新井史人、松浦英雄（名大）　武石明、大岡俊之（㈱日本航空）

139　Ｗ２－３（Ｒ３）：メカニカル・ファジィ制御に関する試論
　　小田哲久（愛知工大）

Ｗ４　（Ｒ３）　ＩＣ　2:10～3:10　司会　安信誠二（日立製作所）

141　Ｗ４－１（Ｒ３）：オリンパスデジタルファジィＩＣ　（ＬＤＭ２１３６）
　　宮沢東、溝渕孝二、鈴木隆（㈱オリンパス光学工業）

145　Ｗ４－２（Ｒ３）：ワンチップ　ダイナミック　ファジィコントローラ
　　山田長生（㈱富士通）　和野稔、杉田健介、加藤好洋、杉田聡、角敦子（㈱富士通デバイス）

149　Ｗ４－３（Ｒ３）：デジタルファジィプロセッサＦＰ－３０００
　　木下郁朗、喜多総一郎、江島秀二（㈱オムロン）

Ｗ５　（Ｒ３）　ファジィコンピュータ　3:20～4:20　司会　向殿政男（明治大）
153　Ｗ５－１（Ｒ３）：ファジィコンピュータプロトタイプボード　ＦＵＴＵＲＥ　Ｂｏａｒｄ
　　徳永秀和、勝亦敦、安信誠二（ＬＩＦＥ）
157　Ｗ５－２（Ｒ３）：ファジィ情報処理の効率化を指向したファジィコンピュータシステム
　　安信誠二、徳永秀和、勝亦敦、山本創造、井上由文（ＬＩＦＥ）
161　Ｗ５－３（Ｒ３）：アナログファジィプロセッサ　（ＦＰ－９０００，ＦＰ－９００１）
　　松本英俊、大渡恵史（㈱オムロン）　神酒勤（九州工大）

Ｗ６　（Ｒ３）　ハードウェア　4:30～5:30　司会　木下郁朗（オムロン）
165　Ｗ６－１（Ｒ３）：ベクトル化によるファジィ演算の高速化
　　中津山幹男、神長裕明、水沼充、杉本皆子（山形大）
169　Ｗ６－２（Ｒ３）：ファジィ集合演算プロセッサにおける演算回路の構成
　　勝亦敦、徳永秀和、安信誠二（ＬＩＦＥ）
173　Ｗ６－３（Ｒ３）：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
　　永井豊、竹内倶佳（電通大）、

第7会議室【4階】

Ｗ１　（Ｒ７）　推論（方法の評価）　9:50～10:50　司会　大野研（三重大）
177　Ｗ１－１（Ｒ７）：直観主義論理にもとづくファジィ推論の評価
　　中村友一、廣田豊彦、矢鳴虎夫（九州工大）
181　Ｗ１－２（Ｒ７）：パターン認識問題に対する種々のファジィ推論方法の比較
　　石渕久生、野崎賢、田中英夫（大阪府大）
185　Ｗ１－３（Ｒ７）：ファジィルールの分散表現を用いたパターン認識
　　石渕久生、野崎賢、田中英夫（大阪府大）

Ｗ２　（Ｒ７）　推論（アルゴリズム）　11:00～12:00　司会　乾口雅弘（大阪府大）
―　Ｗ２－１（Ｒ７）：（中止）
189　Ｗ２－２（Ｒ７）：ファジィ対応の逆問題の解の存在領域の決定法
　　林陽一、井村敦（茨城大）
193　Ｗ２－３（Ｒ７）：連続的ファジィ推論処理における繰り返し推論機構と手続き型ルール表現の提案
　　横山一也、小木元、中村和男（製品科学研究所）

Ｗ４　（Ｒ７）　推論（本質論・数学的理論）　2:10～3:10　司会　宮本定明（徳島大）
197　Ｗ４－１（Ｒ７）：ファジィルールの意味に基づくファジィ推論法の解釈
　　乾口雅弘、久米靖文（大阪府大）
201　Ｗ４－２（Ｒ７）：ファジィ論理関数の制限について
　　菊池浩明（㈱富士通研究所）
205　Ｗ４－３（Ｒ７）：固有ファジィ集合を用いた推移的結合
　　若林高明、大内東（北大）

Ｗ５　（Ｒ７）　推論（多段）　3:20～4:20　司会　大里有生（長岡技科大）
209　Ｗ５－１（Ｒ７）：ＡＴＭＳを用いたファジィ推論過程の効率的管理
　　大杉健一、石井直宏（名工大）　長尾和彦（弓削商船高専）
213　Ｗ５－２（Ｒ７）：不確実性伝播ルールに基づく多重多段推論法
　　乾口雅弘、久米靖文（大阪府大）
217　Ｗ５－３（Ｒ７）：ファジィ・エキスパート・システムにおける多重多段推論について
　　井室元良、吉田和明、前田博（九州工大）

Ｗ６　（Ｒ７）　論理　4:30～5:30　司会　江澤義典（関西大）
221　Ｗ６－１（Ｒ７）：Ｔｗｏ　Ｉｎｔｅｒｐｒｅｔａｔｉｏｎｓ　ｏｆ　Ｆｕｚｚｙ　Ｌｉｋｅｌｉｈｏｏｄ
　　Daniel G. Schwartz(Florida State University)
225　Ｗ６－２（Ｒ７）：近似推論の形式化
　　大里有生（長岡技科大）
229　Ｗ６－３（Ｒ７）：Ａｎ　Ａｌｔｅｒｎａｔｉｖｅ　Ｍａｔｃｈｉｎｇ　ｆｏｒ　Ｆｕｚｚｙ　Ｓｅｔｓ
　　Anca Ralescu、菅野道夫（東京工大）

6月13日（木）

メインホール【7階】

Ｔ３　（ＲＭ）制御（方法論）　1:10～2:10　司会　鈴木一如（ＬＩＦＥ）

235　Ｔ３－１（ＲＭ）：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）
　　平川進、西守克己、徳高平蔵、酒井由美子、岸田悟、石原永伯（鳥取大）
241　Ｔ３－２（ＲＭ）：ファジィ状態メモリによる倒立振子の制御
　　白井雄二（八代工高専）　佐々木守、上野文男、井上高宏（熊本大）
245　Ｔ３－３（ＲＭ）：ファジィ制御法によるＰＩＤ制御の実現
　　水本雅晴（大阪電通大）

Ｔ４　（ＲＭ）制御（実用）　2:20～3:20　司会　西守克己（鳥取大）

251　Ｔ４－１（ＲＭ）：ファジィ制御による天井走行クレーンの振れ止め制御
　　鈴木雄三、山田新一、藤川英司（武蔵工大）
255　Ｔ４－２（ＲＭ）：建設機械へのファジィ制御の適用
　　宮嶋俊和、佐藤俊文、水谷亮（㈱鹿島建設）
259　Ｔ４－３（ＲＭ）：心臓ペーシングに於けるファジィ・レート制御
　　杉浦敏文、大石浩子、木村元彦、水品静夫（静岡大）　原田幸雄（浜松医科大）

Ｔ５　（ＲＭ）制御（規則）　3:30～4:30　司会　中村嘉平（中部大）

263　Ｔ５－１（ＲＭ）：言語的な相対的重要度と相対的優先度をもつファジィ制御ルールによる並列ファジィ制御
　　林陽一、井村敦（茨城大）
269　Ｔ５－２（ＲＭ）：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）
　　水本雅晴（大阪電通大）
275　Ｔ５－３（ＲＭ）：酵母培養系へのファジィ制御の応用
　　三浦圭吾、Catalino G. ALFAFARA、清水浩、塩谷捨明、菅健一（大阪大）　鈴木一如（ＬＩＦＥ）

Ｔ６　（ＲＭ）制御（システム）　4:40～5:40　司会　水本雅晴（大阪電通大）

279　Ｔ６－１（ＲＭ）：位相操作を取り入れた信号復元システム
　　柴山秀雄、武藤憲司（芝浦工大）
283　Ｔ６－２（ＲＭ）：ブルドーザのファジィ制御［Ⅱ］
　　寺野寿郎、増井重弘、長屋敬一（法政大）
287　Ｔ６－３（ＲＭ）：ファジィルールを用いた半自動制御
　　寺野寿郎、増井重弘、大島一彦（法政大）

第2会議室【4階】

Ｔ３　（Ｒ２）意思決定　1:10～2:10　司会　前田博（九州工大）

291　Ｔ３－１（Ｒ２）：ファジィ事象における意思決定法とその評価
　　植村芳樹（奈良工業高専）
295　Ｔ３－２（Ｒ２）：ｎ人協力ゲームに対するファジィ満足度の同定とその解の性質
　　西崎一郎（京都大）　坂和正敏（広島大）
299　Ｔ３－３（Ｒ２）：項目の評価値と達成度の相互作用を考慮したファジィ積分
　　松下裕、勝倉裕（清水建設大崎研究所）　藤本勝成（東京工大）

Ｔ４　（Ｒ２）色彩　2:20～3:20　司会　西崎一郎（京都大）

303　Ｔ４－１（Ｒ２）：ファジィ理論を用いた逆カメレオン色問題
　　小野塚勇詞、稲村聡、高木敏幸、中西祥八郎（東海大）
307　Ｔ４－２（Ｒ２）：ファジィ理論を用いた色彩計画
　　西山太一、稲村聡、高木敏幸、中西祥八郎（東海大）
311　Ｔ４－３（Ｒ２）：ファジィ理論を用いた言語的調和配色システム
　　稲村聡、高木敏幸、中西祥八郎（東海大）

Ｔ５（Ｒ２）グラフ　3:30～4:30　司会　鬼沢武久（熊本大）
315　Ｔ５－１（Ｒ２）：組織ネットワーク解析へのファジィグラフ理論の適用
　　大村一郎（文理情報短大）
319　Ｔ５－２（Ｒ２）：ファジィ構造モデルにおける一対比較数の削減方法
　　長沢伸也（亜細亜大）
323　Ｔ５－３（Ｒ２）：教育におけるあいまい情報を使った学習過程の制御（ＣＡＩシステムを例題として）
　　吉根勝美、磯本征雄（名市大）　石井直宏（名工大）　木村吉男（中京大）

Ｔ６（Ｒ２）モデリング　4:40～5:40　司会　馬野元秀（大阪大）
327　Ｔ６－１（Ｒ２）：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）
　　堀川慎一、古橋武、内川嘉樹（名大）
331　Ｔ６－２（Ｒ２）：活性汚泥プロセスのファジィモデリング
　　鈴木一如（ＬＩＦＥ）　角本正明（㈱環境調査技術研究所）　遠矢泰典（㈱荏原総合研究所）
335　Ｔ６－３（Ｒ２）：都市ごみ焼却炉のファジィモデリング
　　鈴木一如（ＬＩＦＥ）　田中一男（金沢大）　宮村彰（㈱荏原総合研究所）　静間誠（㈱荏原インフィルコ）

第3会議室【4階】

Ｔ３（Ｒ３）プログラミング言語　1:10～2:10　司会　高木友博（ＬＩＦＥ）
339　Ｔ３－１（Ｒ３）：ファジィ理論応用のためのプログラム開発環境
　　中谷浩人、小川健二、小山修司、犬塚信博、石井直宏（名工大）　上田賀一（茨城大）
343　Ｔ３－２（Ｒ３）：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
　　井上由文、山本創造、安信誠二（ＬＩＦＥ）
347　Ｔ３－３（Ｒ３）：ファジィ関係データベースに対するＳＱＬ型データ操作言語の作成
　　馬野元秀（大阪大）　江澤義典（関西大）

Ｔ４（Ｒ３）表現　2:20～3:20　司会　廣田薫（法政大）
351　Ｔ４－１（Ｒ３）：日本語シフト型ヘッジによるファジィ集合の言語近似
　　江澤義典（関西大）　馬野元秀（大阪大）
355　Ｔ４－２（Ｒ３）：人間の信頼性の言語的解析
　　鬼沢武久（熊本大）
359　Ｔ４－３（Ｒ３）：概念ファジィ集合とその連想記憶による実現
　　高木友博、山口亨（ＬＩＦＥ）　菅野道夫（東京工大）

Ｔ５（Ｒ３）検索　3:30～4:30　司会　野本弘平（三菱電機）
363　Ｔ５－１（Ｒ３）：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
　　吉田和明、前田博（九州工大）　上田ちあき（㈱九州旅客鉄道）
367　Ｔ５－２（Ｒ３）：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
　　三宅輝久（筑波大）　高橋忠雄（㈱新日鉄情報通信システム）
371　Ｔ５－３（Ｒ３）：地震学におけるファジィ検索
　　伊藤秀美、若山晶彦（気象研究所）　横田崇（気象庁）

Ｔ６（Ｒ３）データベース　4:40～5:40　司会　伊藤秀美（気象研究所）
375　Ｔ６－１（Ｒ３）：ファジィデータベースにおける冗長性の取り扱い
　　中田典規（千葉経済短大）
379　Ｔ６－２（Ｒ３）：ファジィ測度に基づく様相演算子の文献検索への応用
　　村井哲也（札幌医科衛生短大）　宮腰政明、新保勝（北大）
383　Ｔ６－３（Ｒ３）：ファジィデータベース検索機能を備えた対話型ファジィ意思決定支援システム
　　前田博（九州工大）　近藤浩（㈱キャノン）

第7会議室【4階】

Ｔ３（Ｒ７）画像（認識１）　1:10～2:10　司会　増井重弘（法政大）
387　Ｔ３－１（Ｒ７）：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
　　廣田薫、片貝学、生駒哲一（法政大）
391　Ｔ３－２（Ｒ７）：確信度を用いたグローバル制約を持つ物体の認識
　　中山万希志、宮島耕治、糊田寿夫（ＬＩＦＥ）
395　Ｔ３－３（Ｒ７）：ファジィ推論を用いた船舶レーダー画像認識
　　村上周太、樋口知佳（九州工大）　勘久保広一（弓削商船高専）

Ｔ４　〈Ｒ７〉　画像　〈認識２〉　2:20～3:20　司会　中山万希志（ＬＩＦＥ）
399　Ｔ４－１（Ｒ７）：ファジィ推論利用の画像認識法
　　井阪秀夫（兵庫科学技術専門学校）
403　Ｔ４－２（Ｒ７）：ビデオプリントシステムにおける感性画像処理
　　源野広和、藤原義久、蚊野浩、福島清司（㈱三洋電機）
407　Ｔ４－３（Ｒ７）：ファジィ理論とＨｏｕｇｈ変換を用いた画像からの特徴抽出
　　市村直幸、竹内倶佳、永井豊（電通大）

Ｔ５　〈Ｒ７〉　画像　〈理解〉　3:30～4:30　司会　竹内倶佳（電通大）
411　Ｔ５－１（Ｒ７）：イメージによる風景画の着色
　　寺野寿郎、増井重弘、寺田達也（法政大）
415　Ｔ５－２（Ｒ７）：ファジィ論理を用いた画像の言語表現（シーンの理解）
　　寺野寿郎、増井重弘、原敬、杉浦寛幸、山内賢一（法政大）
419　Ｔ５－３（Ｒ７）：Ｋｎｏｗｌｅｄｇｅ　Ｂａｓｅｄ　Ｓｃｅｎｅ　Ｕｎｄｅｒｓｔａｎｄｉｎｇ
　　張偉京、菅野道夫（東京工大）

Ｔ６　〈Ｒ７〉　画像　〈処理〉　4:40～5:40　司会　植村芳樹（奈良工業高専）
423　Ｔ６－１（Ｒ７）：ファジィ推論を用いたトップダウン画像処理
　　宮島耕治、中山万希志、糊田寿夫（ＬＩＦＥ）
427　Ｔ６－２（Ｒ７）：ファジィ理論による筆者認識の検討
　　尾崎正弘（岡崎女短大）　足達義則（中部大）
431　Ｔ６－３（Ｒ７）：ファジィ推論を用いた動物細胞の高速認識・計測エキスパートシステム
　　福田敏男、塩谷成敏、新井史人（名大）　浅間一、長棟輝行、遠藤勲（理化学研究所）

6月14日（金）

メインホール【7階】

Ｆ１（ＲＭ）ニューラルネットワーク（システム）

9:30～10:30　司会　林陽一（茨城大）

435　Ｆ１－１（ＲＭ）：入出力データの良否判定ができるＣＭＡＣ・ファジィシステムの提案
小沢順、林勲、若見昇（㈱松下電器産業）

439　Ｆ１－２（ＲＭ）：機器分析により味覚の予測を行うシステム（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
亀岡孝治（三重大）　松田真典（㈱佐竹製作所）

445　Ｆ１－３（ＲＭ）：ファジィ特徴抽出と構造化ニューラルネットに基づく画像理解
椹木哲夫、片井修、岩井壮介（京都大）　塚田紘也（㈱地球科学総合研究所）　柴田克信（㈱新日本製鉄）

Ｆ２（ＲＭ）ニューラルネットワーク（理論的応用）

10:40～11:40　司会　林勲（松下電器産業）

451　Ｆ２－１（ＲＭ）：ニューラルネットを用いたファジィ回帰分析
石渕久生、田中英夫（大阪府大）

455　Ｆ２－２（ＲＭ）：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
西尾チヅル、中西祥八郎（東海大）

459　Ｆ２－３（ＲＭ）：ニューラルネットワークとファジィ理論を用いた時系列モデリングと予測
岡本武文、高木敏幸、中西祥八郎（東海大）

Ｆ３（ＲＭ）ニューラルネットワーク（学習アルゴリズム）

12:40～1:40　司会　中西祥八郎（東海大）

463　Ｆ３－１（ＲＭ）：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
斉藤貴之、向殿政男（明治大）

467　Ｆ３－２（ＲＭ）：区間値入力ベクトルに対するＢＰアルゴリズムの一般化
藤岡亮介、石渕久生、田中英夫（大阪府大）　大前瑞穂（㈱松下電器産業）

471　Ｆ３－３（ＲＭ）：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
藤岡亮介、石渕久生、田中英夫（大阪府大）　大前瑞穂（㈱松下電器産業）

Ｆ４（ＲＭ）ニューラルネットワーク（表現・評価）

1:50～2:50　司会　片井修（京都大）

475　Ｆ４－１（ＲＭ）：ファジィモデルとニューロモデルの性能評価に関する考察
梶谷雄治、鍬田海平、片山立、西田行輝（㈱三洋電機）

479　Ｆ４－２（ＲＭ）：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
橋山智訓、古橋武、内川嘉樹（名大）

483　Ｆ４－３（ＲＭ）：ニューラルネットワークによるファジィ関係知識ベースの自動生成
林陽一、井村敦（茨城大）

Ｆ５（ＲＭ）ニューラルネットワーク（方法論）

3:00～4:00　司会　山口亨（ＬＩＦＥ）

489　Ｆ５－１（ＲＭ）：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
山岡正人、向殿政男（明治大）

493　Ｆ５－２（ＲＭ）：ファジィニューラルネットワークの構成法（Ⅲ）
堀川慎一、古橋武、内川嘉樹（名大）

497　Ｆ５－３（ＲＭ）：有限要素神経回路網と学習アルゴリズム
村瀬治比古（大阪府大）

第2会議室【4階】

Ｆ１（Ｒ２）同定　9:30～10:30　司会　井上由文（ＬＩＦＥ）

501　Ｆ１－１（Ｒ２）：正規可能性分布とその応用
田中英夫、石渕久生（大阪府大）

505　Ｆ１－２（Ｒ２）：C^{∞}級の階層型ファジィモデル
市橋秀友（大阪府大）

509　Ｆ１－３（Ｒ２）：避航操船における操船者の危険度判断ルールの同定
嶋田和政、間渕重昭、原潔（神戸商船大）

Ｆ２　（Ｒ２）　評価　10:40～11:40　司会　磯本征雄（名市大）
513　Ｆ２－１（Ｒ２）：変動騒音を入力とする心理的応答システムの一評価手法
　　加藤裕一（呉工業高専）　山口静馬（海上保安大）
517　Ｆ２－２（Ｒ２）：ファジィ理論の教育評価への応用
　　宮武直樹（法政大）
521　Ｆ２－３（Ｒ２）：非加法的測度を用いたデザイン評価研究
　　井上勝雄、安斎利典（㈱三菱電機）

Ｆ３　（Ｒ２）　演算　12:40～1:40　司会　佐々木守寿（愛知教大）
525　Ｆ３－１（Ｒ２）：Between 集合の性質に関する一考察
　　吉川歩（京都工芸繊維大）
529　Ｆ３－２（Ｒ２）：繰り返されたファジィ演算について
　　堀内清光、武岡稔（鳴門教大）
533　Ｆ３－３（Ｒ２）：離散表現計算による weakly noninteractive ファジィ数の演算について
　　河口万由香、伊達惇（北大）、

Ｆ４　（Ｒ２）　測度・写像　1:50～2:50　司会　市橋秀友（大阪府大）
537　Ｆ４－１（Ｒ２）：離散的ファジィ集合の一表現方法について
　　廣田豊彦、矢鳴虎夫（九州工大）
541　Ｆ４－２（Ｒ２）：識別の枠の拡大と縮約に伴うファジィ測度の変形（劣正規ファジィ測度の一解釈）
　　室伏俊明、菅野道夫（東京工大）
545　Ｆ４－３（Ｒ２）：ファジィ測度に基づく知識と信念の論理
　　村井哲也（札幌医科衛生短大）　宮腰政明、新保勝（北大）

Ｆ５　（Ｒ２）　集合・集合処理システム　3:00～4:00　司会　佐々木守寿（愛知教大）
549　Ｆ５－１（Ｒ２）：非ファジィ化プロセスを含むファジィ関係方程式の解法
　　影井清一郎、加藤伸雄（横浜国大）
553　Ｆ５－２（Ｒ２）：メンバシップ関数の一解釈とファジィ集合演算の一提案（区間値ファジィ集合への拡張）
　　間渕重昭（神戸商船大）
557　Ｆ５－３（Ｒ２）：オブジェクト指向のファジィ集合処理システムＦＯＰＳの設計
　　山本創造、井上由文、安信誠二（ＬＩＦＥ）

第3会議室【4階】

Ｆ１　（Ｒ３）　環境　9:30～10:30　司会　小尻利治（岐阜大）
561　Ｆ１－１（Ｒ３）：ファジィモデルによる植生分布の予測
　　甲斐沼美紀子、森田恒幸、甲斐啓子、恒川篤史（環境研究所）　中森義輝（甲南大）
565　Ｆ１－２（Ｒ３）：多元的森林資源経営計画とファジィ集合理論
　　野上啓一郎（静岡大）
569　Ｆ１－３（Ｒ３）：浸透流を利用したジオトモグラフィーの基礎的研究
　　大野研（三重大）

Ｆ２　（Ｒ３）　言語　10:40～11:40　司会　和多田淳三（大阪工大）
573　Ｆ２－１（Ｒ３）：ファジィ理論を用いた知識ベースによる言語理解のための一考察
　　小林一郎、菅野道夫（東京工大）
577　Ｆ２－２（Ｒ３）：言語指示理解への事例ベース推論の適用
　　横川壽彦、櫻井健典、高木友博（ＬＩＦＥ）　小林重信（東京工大）
581　Ｆ２－３（Ｒ３）：言語カテゴリとあいまいさの様相（図形パターンの言語的記述実験）
　　中村和男、横井孝志、小木元、渥美浩章（製品科学研究所）

Ｆ３　（Ｒ３）　交通　12:40～1:40　司会　小木元（製品科学研究所）
585　Ｆ３－１（Ｒ３）：ファジィ推論による経路選択モデルの推計精度について
　　秋山孝正、邵春福（京都大）　中村恭子（ＪＲ西日本）
589　Ｆ３－２（Ｒ３）：ファジィ理論による道路選択支援システムについて
　　高井直人（㈱富士通静岡エンジニアリング）　椎塚久雄（工学院大）
593　Ｆ３－３（Ｒ３）：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
　　本多中二、板倉直明（電通大）　猪飼國夫（㈱ＭＩベンチャー）

F 4 （R 3） 統計十 1:50～2:50 司会 矢野均（名市女短大）

599 F 4－1（R 3）：ファジィ確率変数による相関分析について
渡辺則生（中央大） 菊地登志子（白鷗大） 今泉忠（多摩大）

603 F 4－2（R 3）：ファジィ数量化II類によるあいまい回答肢の研究
森本正昭（電通） 和多田淳三（大阪工大） 秋元武、吉岡雅人（プラスアイシステム）

607 F 4－3（R 3）：データによる統計的「知」のあいまいさへの一考察
小木元（製品科学研究所）

F 5 （R 3） 検定・推定 3:00～4:00 司会 甲斐沼美紀子（環境研究所）

611 F 5－1（R 3）：ファジィ観測データに基づくキュムラントの補正と統計的仮説検定
奥田徹示、浅居喜代治（大阪工大） 広沢博（㈱オムロン）

615 F 5－2（R 3）：ファジィ観測データに基づく最尤推定判別関数
古殿幸雄、奥田徹示、浅居喜代治（大阪工大）

── F 5－3（R 3）：（中止）

第7会議室【4階】

F 1 （R 7） 学習制御 1 9:30～10:30 司会 村上周太（九州工大）

619 F 1－1（R 7）：言語指示によるファジィ学習制御
朴桂珏、菅野道夫（東京工大）

623 F 1－2（R 7）：ファジィ推論ルールの自動生成手法の提案と走行ロボット制御用ルールの生成
荒木昭一、野村博義、若見昇（㈱松下電器産業）

627 F 1－3（R 7）：ファジィ制御のためのメンバーシップ関数の自動調節法
和多田淳三、山本隆広、浅居喜代治（大阪工大）

F 2 （R 7） 学習制御 2 10:40～11:40 司会 松井一意（日邦産業）

631 F 2－1（R 7）：リアルタイム学習型ファジィ制御の一方法
有川晴彦（㈱アーク・テクノリサーチ） 水本雅晴（大阪電通大）

635 F 2－2（R 7）：ファジィ セルフ・オーガナイズ手法の開発
宮本章広（㈱富士ファコム制御） 柳下修（㈱富士電機）

639 F 2－3（R 7）：予見学習ファジィ制御
前田幹夫（九州工大） 佐藤武雄（朝日新聞社）

F 3 （R 7） エキスパートシステム 1 12:40～1:40 司会 室伏俊明（東京工大）

643 F 3－1（R 7）：ソフトクラスタリングを用いたダム貯水池の実時間操作
小尻利治（岐阜大） 藤井忠直（岐阜県庁）

647 F 3－2（R 7）：ファジィ推論による文評価
合阪省、中村隆宏（㈱コンピュータ アプリケーションズ）

651 F 3－3（R 7）：LIFE FESHell ファジィプロダクションシステムにおけるあいまいさの取り扱いとその実現
小山宏、三好力（LIFE） 馬野元秀（大阪大） 深海悟（㈱NTTデータ通信）

F 4 （R 7） エキスパートシステム 2 1:50～2:50 司会 本多中二（電通大）

655 F 4－1（R 7）：都市ごみ焼却プラントの異常診断システム
小野秀隆（㈱三菱重工業）

659 F 4－2（R 7）：機械学習により生成された規則とあいまいな情報とによる加熱炉出口温度予測システムの開発
谷哲次、迫田誠（㈱出光興産）

663 F 4－3（R 7）：自動車のファジィ走行エキスパートシステム
前田幹夫、高田雄二、村上周太（九州工大）

F 5 （R 7） パターン認識 3:00～4:00 司会 小田哲久（愛知工大）

── F 5－1（R 7）：（中止）

667 F 5－2（R 7）：光ファジィ演算法による文字パターン類別法
玉野和保（広島工大）

671 F 5－3（R 7）：ファジィ関係を用いた手書き英文字の認識
中田浩史（㈱シャープ） 佐野学、田中一男（金沢大）

特 別 講 演 論 文

6月12日(水)

W3 (RM)　〔特別講演〕　　司会　廣田　　薫 (法政大学)

演題：　ファジィとＡＩ

講師：　向 殿 政 男 (明治大学教授)

W 3 (RM)

ファジィとＡＩ

"Fuzzy" and AI

向殿政男

Masao Mukaidono

明治大学理工学部情報科学科

Department of Computer Science

Meiji University

1. まえがき

人工知能（ＡＩ：Artificial Intelligence）という研究テーマは，当初，人工頭脳とも呼ばれていたことは良く知られている．人間の脳という存在証明がなされているものを，なんとか人工的に実現したいという人間の長い間の夢が，コンピュータの出現により，一気にふくらんだ．人工頭脳という命名には，そんな意気込みが感じられる．ところが御存知の通り，現実は厳しく，人間の脳に相当するものを人工的に作ろうという企ては，人間の脳の神秘さと不思議さ，そしてその夢の実現の困難さをいやという程知らさせることになる．更にこの研究により，我々が日頃，何気なく考え，実行していることに対する論理的な省察の必要性と，その複雑さとむづかしさを実感させられる．そして，知能とは何か，知的とは何か，ひいては人間と機械とは根本的にどう違うのかという古くて新しい哲学的な議論が，”考える”という点を通して再び呼び起こされることになる．この反省から，人工頭脳という名称は次第に使われなくなった．それでも現在は機械知能（ＭＩ：Machine Intelligence）という少しは謙虚な呼び名を使用されることもあるが，一般には人工知能（ＡＩ）という少し期待過剰気味な名称が定着している．

ＡＩが本来目指しているものは，人間の知的活動の解明であり，その応用であり，そしてその機械的実現であると言えよう．広く解釈すれば，すべての学問は，この最終目標を目指していると言えなくもないが，より具体的なアプローチとして，良く知られているように，生理学的アプローチ，心理学的アプローチ，哲学的アプローチ，数理的アプローチ，そして工学的アプローチ等，様々なものが存在する．そして，これらの分野は益々広がりつつあり，これらをＡＩというたった一言でくくるには，余りにも範囲は広すぎるであろう．通常，ＡＩと言えば，その工学的アプローチ，すなわち，人間の知的活動の機械的実現を意味していよう．こう解釈しても，ファジィやニューロの技術は明らかにＡＩの分野に含まれる．ＡＩをファジィ，ニューロ等と独立した別個の研究分野であるという非常に狭い見方をする場合もあるが，本講演では，ＡＩを上のように広義に解釈して，ＡＩの中でのファジィの役割ということについて主に私見を述べたい．これについては既に簡単に文章にしたことがあるので参考のために第４章にそれを再掲しておく．なお，ＡＩを狭い意味に解釈した場合のＡＩ，ファジィ，ニューロの比較については３章で簡単に述べる．その前に，あいまいさとコンピュータについて考えてみる．

2．あいまいさとコンピュータ

”あいまい”とは明確の否定概念である．”あいまい”の中味があいまいであるように，明確とは何かを”明確”に定義するのも難しそうである．よく，コンピュータは０と１とですべてを処理するので，極めて明確なものであると言われる．そこで，コンピュータで取り扱えるものが明確なものの代表と考えてみよう．現代のコンピュータの内部では，すべては確かに０と１の組み合せで表現されている．ある０と１との組み合わせに対して，ある記号を対応させることにより，コンピュータは記号処理機械となる．一方，桁という概念を導入することにより，ある０と１との組み合わせに対して，一つの数値を対応させることにより，コンピュータは計算の機械となる．すなわち，記号と数値が明確なものの代表と考えられる．ところが，記号を言葉と見なせばわかるように，記号としての言葉は明確であっても，その意味する内容となるとあいまいである．一方，学生のテストの点数は明確な数値であっても，その学生の能力を明確に表現しているとは言えないように，数値そのものは確かに明確であるが，現実との対応となるとあいまいである．このように，理論やコンピュータ内では明確であっても，現実との対応は一般にあいまいである．特に人間が関与するとそうである．ＡＩが人間の知的活動の機械的実現を目指すとするならば，人間を対象とせざるを得ず，従って”あいまい”と真面目に取り組まない訳には行かないなずである．ＡＩ研究におけるファジィ理論の役割は本質的なものと言えよう．ファジィ理論では，ファジィ集合をそのラベル(記号）とメンバーシップ関数（数値）という二つの概念で捉える．その間の対応を，ある程度主観的に，０と１との中間の度合を認めたように決めて良いというやり方であいまいさを取り扱っている．なお，よく，コンピュータは０と１のみで処理

するから駄目で，だからその途中のあいまいな度合を取り扱えるファジィ理論でなければならないと言われることがあるが，これは誤解を招く表現である．コンピュータは桁数を増加させれば，いくらでも連続的な量を表現できる．ある意味では現代のコンピュータは万能である．実際のファジィやニューロの応用は，この０と１のみを取り扱っている現代のコンピュータを用いて実現されているのである．ファジィ理論の発想をコンピュータの応用に適用したら，従来よりも更に面白い，知的なコンピュータの使い方ができるようになったというのが正しい言い方ではないだろうか．

それでは，ファジィコンピュータを考えることは無意味なのであろうか．原理的という立場からはそうであるといえるかもしれないが，二値論理のコンピュータのために用意された命令を用いて，ファジィな情報処理をプログラムによって一つ一つ明確に指示をして実行させなければならないということを考えると，現実的には大変意義のあることである．それは，主に次の二つの理由による．一つは，スピードの問題である．ファジィ情報に関する処理を，それに適したハードウェアで直接実行すると，従来のコンピュータ上でソフトウェアを用いてシミュレーションするに比べて，確実にスピードアップが計れる．もう一つは，すべてを細かく指示する必要がないので，プログラムが簡単でソフトウェアの量が極めて少なくて済むということである．このスピードとソフトウェア量という二つの極端な量的変化は，システムの質的変化をもたらす．ファジィコンピュータが実現されれば，現在では考えられないような応用が開ける可能性が極めて大きい．そして，コンピュータがより人間的に，そしてより知的になることは間違いない．

3．ＡＩ，ニューロそしてファジィ

前述したように，ＡＩを狭く解釈して，ＡＩ，ファジィおよびニューロと一口に言っても，その研究内容は必ずしも明確ではない．そこで例えば，それぞれを次のように狭義に解釈すれば，その差異を強調することができよう．すなわち，ＡＩとは，主として，第５世代コンピュータのプロジェクトが目指したように，ディジタル機構を用いた記号処理に基づく情報の処理の部分を言い，ファジィとは，広くあいまいさを取り扱うのではなく，ファジィ理論とそれに基づくファジィ推論などの応用を言い，ニューロとは神経生理学までも含めるのではなく，ニューロンモデルのネットワークを用いた学習などを言うとすればよい．しかし，これでは狭すぎて各研究分野とも余り面白いものにはならないかもしれない．実際にはこの三つの分野ともそれぞれ発展途上にあって，その守備範囲を広げつつあり，現在ではお互いに多くの共通部分を持っている．いや，その目指すところは同じと言えよう．事実，前述したようにＡＩを広義に人間の知的な機能の解明とその実現と解釈すれば，上の三つをすべて含んでしまうことになる（図１）．

ＡＩ，ファジィ，ニューロを上のように狭義に定義した場合でも，もちろんお互いに敵対するものではなく，それぞれ共存，協力可能な有意義で魅力的な研究分野である．ただ，それぞれの得意，不得意な面を持っているに過ぎない．例えば，ＡＩは明確であるけれども，すべてを細部にわたって明確に指示しなければならず煩わしいし，第一あいまいなものは処理できない．ファジィはあいまいな人間の知識をコンピュータに取り扱わせることができるが，学習ができず評価基準も明確でない．ニューロは学習ができるがその為に多くのデータを必要とし，学習した内容の意味もよく分からない等々である．お互いに不得意な面を他の得意な面が補うような関係にあると言えよう．表１に三者の長所と欠点を列挙する．

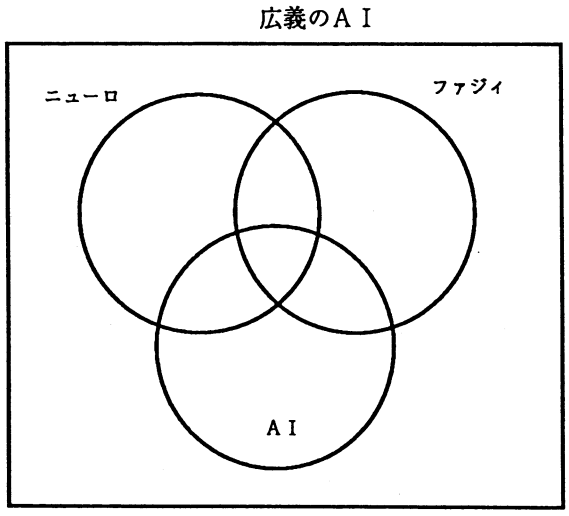


図１　ＡＩ，ファジィ，ニューロ

	長所	欠点
ＡＩ	・正確・明確・厳密	・あいまい情報の取り扱い ・煩わしい・複雑
ニューロ	・学習 ・あいまい情報の取り扱い	・多量のデータ ・分かりづらい (学習結果の意味)
ファジィ	・あいまい情報の取り扱い ・少量のデータ ・分かりやすい（知識の内容） ・人間の知識の取り扱い	・学習なし ・評価基準不明確 ・人間の知識が必要

表１　ＡＩ，ニューロ，ファジィの長所と欠点

4．知的情報処理とファジィ理論[1]

コンピュータによる知的情報処理及びあいまい情報処理といった場合，まず問題とされるのは，”知的”とは何か，”あいまい”とは何かということではないだろうか．

ここでの”知的”とは，現状では機械的な取り扱いが困難であるが，人間にとってはなんとか処理できるようなことと定義してもよいであろう．すなわち，知的情報処理とは，現在では人間の方が得意であるような情報処理を，コンピュータに人間と同等かそれ以上の能力でもって処理できるようにさせようとすることであるということができよう．このように考えると，知的情報処理の内容は，時代と共により高度なものへと変わっていくことになる．従来のコンピュータによる情報処理では，特に科学技術での応用がそうであるが，まず根本原理に立ち返り，対象としているシステムの正確で精密な基本原理と構造とを見い出す．そして，数少ないこの基本原理を用いて，正確で間違いのない数学的モデルを構築する．これに基づいて精密なアルゴリズムに従い処理して，最終的な解を得ていた．ところが，現実の知的情報処理といわれている分野では，厳密で数の少ない基本原理を見い出すことも，また正確な構造を明確にすることもできない場合がほとんどである．第一，社会科学で対象としている分野では，そのようなものは実際には存在していないのかもしれない．ところが，現実には，このような場合でも常識的に判断したり，または専門家が専門的な知識を使ったりして，最適ではないかもしれないがうまく処理をしているのである．そこで，厳密な数学的モデルではなく，人間の知識をルールの形でそのままコンピュータに取り扱わせることにより，人間に真似た情報処理をコンピュータに実行させようという知識情報処理の考え方が用いられるようになってきている．この時，知識は通常は言葉により表現されており，その言葉の意味内容は定性的であって一般にあいまいである．しかも，その知識やルール自身も１００％正しいと言う保証はないという意味でもあいまいなものであるのが普通である．

”あいまい”という内容も多岐にわたっている．ある事象が生起してしまえば，イエスかノーかが明確になるのであるが，未来予測のようにまだ起きていないからわからないというあいまいさがある．この生起に関するあいまいさはランダムネスと呼ばれ，主として確率論や統計学で取り扱われてきた．また，データや知識が不足していてよくわからないというようなあいまいさについては，従来の人工知能研究でも本質的な問題として取り扱われていた．ただし，そのため理論的枠組みとしては，やはり主として確率論や統計学が用いられるのが普通であった．一方，言葉の意味にまつわるようなあいまいさや，個人の主観により異なるようなあいまいさについても最近認識され出し，このようなあいまいさはファジィネスと呼ばれるようになった．ファジィネスを取り扱うための新しい理論がファジィ理論である．

”情報”とは何かということも，また答えるのがむずかしい問題の一つである．しかし，”言葉”が情報の典型的な一つのモデルになっているということはできよう．すなわち，情報が形式（シンタックス）と意味（セマンティックス）の混合物であるように，言葉もシンボル（アルファベット）と，それが表わしている意味との混合物である．言葉によるコミュニケーションの本来の目的は，意味の伝達の方にあるのであるが，シンボルを用いてしかお互の意味の伝達は現実にはできない．それが人間と人間との間であろうと，人間と機械との間であろうとである．ファジィ理論の特徴の一つとして，ファジ

[1] 向殿政男：”知的情報処理とあいまい情報処理におけるファジィ理論の役割”，システム／制御／情報，Vol.34, No.5 (1990-5)

ィ集合が言葉の形式的なモデルになっているということを利用して，コンピュータに言葉の意味を形式的に取り扱わせるための一つの手法を提供していることが挙げられている．このことについて，もう少し詳しく述べてみよう．まず，ファジィ理論では，ファジィ集合のラベル（シンボル）とそれに対応しているメンバーシップ関数とを意識的に分けている．ファジィ集合のラベルが言葉のシンボルに対応し，メンバーシップ関数が言葉の意味に対応しているということができよう．ただし，メンバーシップ関数は，あくまでも意味の形式的表現であるからコンピュータで取り扱うことができる．そして，コンピュータがメンバーシップ関数を処理するということは言葉の意味を形式的ではあるが，コンピュータが取り扱っているとみなすことができるということである．従来の狭義のＡＩが主として言葉を記号理論学に従い，シンボルとしてのみ処理していたのに対して，ファジィ理論が言葉の意味をコンピュータに処理させるための一つの手法を提供していると書いたのは，以上のようなことを意味しているのである．ファジィ理論では言葉の意味のあいまいさや，個人の主観や好みなどというあいまいさを，すなわちファジィネスを，メンバーシップ関数を自由に設定することにより，メンバーシップ関数の形に吸収させてしまっている．これにより，科学技術としては初めて，言葉のあいまいさや人間の個性や主観といったものを取り扱えるようになった．ここにファジィ理論のおもしろさと有効性の本質があるように思える．

人間の知識をコンピュータに取り扱わせるためには，知識が言葉により表現されており，その時大事なのは言葉の意味の方であり，しかもその言葉の意味にはファジィネスというあいまいさがつきまとっているということを考えると，知識情報処理におけるファジィ理論の果たす役割がいかに重要であるかがわかる．上でのべたような特徴を利用して，ファジィ理論が制御を中心として実際面で応用されて，その有効性が実証されるようになると，最近，急に大きな注目を集め始めるようになってきた．しかし，ファジィ理論は，今後解決しなければならないいくつかの問題点を抱えている．その一つは，ファジィ理論を応用するのにはどのようなシステムに向いていて，どのように応用すれば良いのかという評価基準が明確になっていないことである．これは，従来の科学技術の考え方にこだわる余り，記述がいたずらに厳密に，複雑に，そして煩雑になる反面，現実からかえってはなれてしまうという弊害をファジィ理論が救ったことの裏返しである．すなわち，厳密に，理論的に研究対象の原理と構造とを究明していけば，従来の理論の枠組みのなかで更に明確になっていく可能性があるにもかかわらず，この究明の努力を放棄して，安易にファジィ理論を適用してしまうという弊害を生じやすいということである．簡単に言えば，安易に流れやすいということである．基本原理や構造があいまいでよく分からなく，従来のアプローチに限界が感じられた時，人間の知識に基づいてルールとして記述してファジィ理論を適用する．その結果によりヒントを得て，更に従来のアプローチの歩を深く進めるというフィードバックを繰り返すことにより，従来の発想とファジィ理論との発想とが共同して科学技術を進歩させていくことができる分野は多いはずである．この時，ファジィ理論をいつ，どの部分に適用したら良いのかという評価基準を明確にすることが，今後のファジィ理論研究に課せられた一つの課題であろう．ファジィ理論のもう一つの課題は，実用になっているファジィ理論の応用は，現実には大いに役だっているにもかかわらず，理論的には極めて簡単なアイディアの域を少し出たにすぎないように思われるということである．ファジィ理論は，まだはじまったばかりで，学問的にも整理され，体系化されているとは言い難い点が気掛かりなところである．

今後の高度な情報化社会において，コンピュータが日常生活に，つまり家庭に入り込まざるを得なくなることは明らかである．その時，まったくの素人がコンピュータと違和感なく付き合えるためには，すなわち，人間側にストレスがたまらないようにコンピュータと付き合えるためには，基本的には，形式的な情報しか取り扱えないコンピュータの論理を，人間の論理にいかに近づけるかと言う努力が是非とも必要である．人間の論理とコンピュータの論理とは根本的に異なっている．人間の論理とは意味の世界の話であり，コンピュータの論理とは形式，すなわちシンボルの世界の話である．その時，あいまい情報処理と知的情報処理とは，画像，音声および言語などのマルチメディアを通して，人間の感覚や感性に直接訴えるためにも不可欠なものである．これなしには，人間に優しい科学技術は成り立ち得ないであろう．健全な高度情報化社会の発展は望み得ないであろう．この時，人間と機械との接点に立ち，マンマシンインターフェイスのための理論として，ファジィ理論の果たす役割は本質的であって極めて大きいはずである．

ファジィ理論は，問題点の一つとして指摘したその学問的体系化をまず確立しなければならないだろう．そして，自然科学と社会科学，それに人文科学をも視野に入れた広い境界領域にまたがる一つの学問として認知されるという努力を通して，従来の学問領域およびその手法との間の橋渡しを明確にする必要があろう．狭義のＡＩもニューロも，また，ファジィ理論と同様にあいまい情報と知的情報の処理を通して，人間に優しい科学技術を確立するという方向を目指していることは間違いない．よって，ファジィ理論が，狭義のＡＩやニューロという新しい学問分野とも協調して，それぞれの得意な分野をお互いに出し合うことにより総合化して，従来のディジタル技術に裏打ちされたコンピュータと供に，上記の目指す方向に積極的に取り組んでいくことを期待したい．

招 待 講 演 論 文

6月13日(木)

T 1 (RM)　〔招待講演〕　　司会　田中　英夫（大阪府大）

演題：　ファジィの数学的基礎

講師：　千 谷 慧 子（中部大学教授）

ファジイの数学的基礎
－ファジイ論理とファジイ集合論－

千谷慧子

1 まえがき

われわれの身の回りには真か偽かどちらかに決められない命題が多い．このような命題に対し，真または偽にどのくらい近いか，その程度を表現するような，真と偽のあいだの真理値を考えるのが広い意味のファジイの考え方である．特に，命題が真のとき真理値が1，偽のとき0，そして真でも偽でもないときは0と1の間の実数で表される場合，すなわち真理値が実数の [0,1] 区間の元に対応している場合，狭い意味のファジイまたは単にファジイという．一般に，真と偽の間の値といっても実数値で表すのが適当とは限らない．例えば，「今日は暑い」という命題の真理値は，気温が３０° Cの所があったり，５° Cの所があったりする場合ひとつの実数で表すには無理がある．場所毎に，３０° Cのところでは1，５° Cの所では0，２０° Cの所では0と1のあいだの実数値をとるというような，場所の関数として真理値を表すほうが適当である．場所を一点に固定すれば，「今日は暑い」の真理値は気温が高ければ 1 に近い実数，低ければ0に近い実数で表され，(狭い意味の) ファジイの命題として扱える．

ただし，ファジイの概念について議論するわれわれの論理は普通の2値論理であることに注意していただきたい．「気温が２０° Cのとき，'今日は暑い' という命題が完全に真とも完全に偽ともいえない」という命題は2値の世界の命題である．

ここでは日本ファジイ学会誌第7号に書いたファジイ論理 FL を簡単に復習してから，ファジイ論理に基ずいて展開されるファジイ集合論について考える．正確にいうと，2値論理，即ち古典論理でファジイ論理とファジイ集合論を考える．

2 ファジイ論理

古典論理から，すべての命題に対して A または A の 否定が成り立つという排中律を除いた論理は直観論理と呼ばれ，L. E. J. Brouwer(1881–1966) によってとなえられた．直観論理は，すべての命題が真または偽に決っていることを前提として命題 A が偽でなければ真であるという推論をすることを許さず，その命題を直接確認する方法があるときだけ A は真であるとする論理である．狭い意味のファジイ命題を扱うファジイ論理 FL は，直観論理に [0,1] 上の実数の演算に対応する論理演算 $\dot{+}$, $\cdot$, $\dot{-}$ と規則を付け加えてできる論理体系である．論理演算「または」(∨)，「かつ」(∧)，「ならば」(⊃, → などの記号で表されるがここでは → を使う)，「... でない」(¬⋯)，それから $\dot{+}$, $\cdot$, $\dot{-}$ はそれぞれ [0,1] 上のつぎの演算として解釈される．

1) 命題が真に近いほどその真理値は1に近いことから，

$$p \wedge q = \min\{p, q\}; \quad p \vee q = \max\{p, q\}$$

2) 命題「A ならば B」が正しいというのは，B の真理値が A の真理値より大きいかまたは等しいということであり，また，

$$A \to (B \to C) \quad と \quad A \wedge B \to C$$

は共に「A と B から C が出てくる」という論理概念を表しているから，その真理値は等しい．したがって → は次の (a), (b) を満たさなければならない．

(a) $p \le q$ のとき，かつそのときに限り $(p \to q) = 1$ となる．

(b) $(p \to (q \to r)) = ((p \wedge q) \to r)$.

この (a),(b) を満たすためには，$p \to q$ は

$$(p \to q) = \begin{cases} 1 & \text{if } p \le q \\ q & \text{if } p > q \end{cases}$$

でなければならない．なぜならば，$p \le q$ のとき (a) から $(p \to q) = 1$ となるのは明かである．$p > q$ のときはつぎのように考える．

$p \wedge q$ の定義から $q \wedge p \le q$ が成立つから，(a) と (b) をつかって，

$$(q \to (p \to q)) = ((q \wedge p) \to q) = 1$$

が出る．再び (a) を使って，

$$q \le (p \to q)$$

となる．一方 $(p \to q) \le (p \to q)$ と (b) により，

$$(p \to q) \wedge p \le q$$

が出る．したがって $p > q$ のとき，もし $q < (p \to q)$ とすると，$q < q$ となって，矛盾が出るから，

$$q = (p \to q)$$

でなければならない．

3) $\neg p$ は $p \to 0$ と定義され，2) から

$$\neg p = p \to 0 = \begin{cases} 1 & \text{if } p = 0 \\ 0 & \text{if } p > 0 \end{cases}$$

4)

$$p \dot{+} q = \min(1, p+q);\ p \cdot q = pq;\ \dot{-}p = 1 - p$$

ここで右辺の演算は実数の演算である．

古典論理の命題に現れる論理記号は，$\vee, \wedge, \to, \neg, \forall, \exists$ である．$\dot{+}, \cdot, \dot{-}$ は2値の世界では $\vee, \wedge, \neg$ と一致してしまうが，$[0,1]$ 値の世界では，$\dot{+}, \cdot, \dot{-}$ を加えることによって論理体系が豊かになる．たとえば $\vee, \wedge, \to, \neg, \forall, \exists$ だけでは定義できない Łukasiewicz の「ならば」 $\overset{L}{\supset}$ や globalization $\square$ などを $\dot{+}, \cdot, \dot{-}$ を使って表現することができる．すなわち

$$(p \overset{L}{\supset} q) = (\dot{-}p)\dot{+}q$$

$$\square p = \neg\dot{-}p = \begin{cases} 1 & \text{if } p = 1 \\ 0 & \text{if } p \neq 1 \end{cases}$$

結局，ファジイ命題 A の真理値を $[\![A]\!]$ と書くと，論理記号は次のように解釈される．

$[\![A \wedge B]\!] = [\![A]\!] \wedge [\![B]\!] = \min\{[\![A]\!], [\![B]\!]\}$

$[\![A \vee B]\!] = [\![A]\!] \vee [\![B]\!] = \max\{[\![A]\!], [\![B]\!]\}$

$$[\![A \supset B]\!] = [\![A]\!] \supset [\![B]\!] = \begin{cases} 1, & \text{if } [\![A]\!] \leq [\![B]\!] \\ [\![B]\!], & \text{otherwise} \end{cases}$$

$[\![\neg A]\!] = \neg[\![A]\!] = ([\![A]\!] \supset 0)$

$[\![\forall x A(x)]\!] = \inf[\![A(x)]\!],\quad [\![\exists x A(x)]\!] = \sup[\![A(x)]\!]$

ここで inf と sup はすべての対象 x に対する $[\![A(x)]\!]$ の下限と上限をとることを意味する．

$[\![\dot{-}A]\!] = \dot{-}[\![A]\!]$

$[\![A \dot{+} B]\!] = [\![A]\!] \dot{+} [\![B]\!]$

$[\![A \cdot B]\!] = [\![A]\!] \cdot [\![B]\!]$

$[\![A \dot{-} B]\!] = [\![A]\!] \dot{-} [\![B]\!]$

3 集合の概念

数学は命題はすべて真か偽のどちらかであるという前提でおこなわれる．従って2値論理，すなわち古典論理で展開される．2値の世界では，「ある対象 x が集合 A に属する」という命題は真か偽のどちらかであるから，集合 A は x が A に属するとき1，属さないとき0という値をとるような関数で表される．これに対して，A がファジイ集合の場合は「x が A に属する」という命題の真理値が $[0,1]$ の元で表されるので，A は各 x に $[0,1]$ の元を対応させる関数で表される．これは membership function と呼ばれているものである．このように集合の概念は真理値の範囲に依存している．すなわち，2値の世界の集合は $\{0,1\}$ 値関数として表され，$[0,1]$ 値の世界の集合は $[0,1]$ 値関数として表される．以下実数の区間 $[0,1]$ を I と書く．

2値の世界では，元を一つも含まない空集合 $\emptyset$ から始まって，空集合だけから成る集合 $\{\emptyset\}$，$\{\emptyset\}$ の部分集合の全体から成る集合 $\{\emptyset, \{\emptyset\}\}$，またその部分集合の全体から成る集合,... というふうに，次々に部分集合をつくるという操作で新しい集合をつくっていき，そこにできた集合の全体を集合論の universe，すなわちすべての集合の集まりである．

集合に関する命題を表現するための言語を整理すると，命題は，2つの集合が「等しい」ことを表す $=$ と，元 x が集合 A に「属する」ことを表す記号 $\in$ と，さらに変数と論理記号

$\vee$（または），$\wedge$（かつ），$\supset$（ならば），$\neg$（…でない），$\forall$（すべての），$\exists$（存在する）

から構成される．

例えば，$x = y$ というのは集合 x と y が同じ元をもつことであるから

$$x = y \leftrightarrow \forall t(t \in x \leftrightarrow t \in y)$$

が成り立つ．また $x \in y$ は x に等しい元が y に属していることと同値で，

$$x \in y \longleftrightarrow \exists t(t = x \wedge t \in y)$$

が成り立つ．

E. Zermelo(1871–1953) と A. Fraenkel(1891–1965) は，集合論の定理が，公理から論理によって導かれるように集合論を整理し，形式化した．すなわち集合論の定理を

Equality axioms: $\forall u, v[(u = u) \wedge (u = v \to v = u) \wedge (u = v \wedge \varphi(u) \to \varphi(v)]$

Extensionality: $\forall u, v[\forall z(z \in u \leftrightarrow z \in v) \to u = v]$.

Pairing: $\forall u, v \exists x \forall z(z \in x \leftrightarrow z = u \vee z = v)$.

Union: $\forall u \exists x \forall z(z \in x \leftrightarrow \exists y \in u(z \in y))$.

Power set $\forall u \exists x \forall z(z \in x \leftrightarrow \forall y \in z(y \in u))$

などの公理から古典述語論理によって形式的に導く公理的集合論を確立した．この集合論は Zermelo-Fraenkel の集合論と呼ばれ，現代数学はこの中で展開される：

先ず1つも元をもたない集合，すなわち空集合 $\emptyset$ の存在：

$$\exists x[\neg \exists z(z \in x) \wedge \forall x, y(\neg \exists z(z \in x) \wedge \neg \exists z(z \in y) \to x = y)]$$

が公理から証明される．そこで自然数 0 を $\emptyset$ と定義し，

1 は 0 だけから成る集合 $\{0\}$，

2 は 1 の元と 1 から成る集合 $1 \cup \{1\}$，

n まで定義されたとき $n+1$ は n の元と n から成る集合 $n \cup \{n\}$ と定義する．

従って n は n 個の元をもつ集合である．こうして自然数が定義され，自然数から整数，さらに有理数，実数が順に定義され，関数，微分，積分などが集合の概念で定義される．

4 ファジイ集合論

さて古典集合論の場合と同様に，先ずファジイ集合論の universe すなわちファジイ集合の全体をつくる．空集合だけから成る集合というのは $\{0\}$ のファジイ部分集合全体，すなわち，$\{0\}$ から $I(=[0,1])$ への関数の全体であるから無数にある．これらの集合全体を V_1^I とかく．次に V_1^I のファジイ部分集合全体，すなわち V_1^I から I への関数の全体を V_2^I とかく．こうしてすべての順序数 α に対して V_α^I をつくると，V_α^I 全体の和集合がファジイ集合論の universe すなわちファジイ集合全体で，これを V^I とかく．

ファジイ命題は，2つの集合が「等しい」ことを表す $=$ と，元 x が集合 A に「属する」ことを表す記号 $\in$ と，変数と，論理記号

$\vee$（または），$\wedge$（かつ），$\supset$（ならば），$\neg$（…でない），$\forall$（すべての），$\exists$（存在する）

それからファジイ特有の $[0,1]$ 上の演算に対応する論理演算

$$\dot{+}, \cdot, \dot{-}$$

から構成される．これらの命題 $x = y$ と $x \in y$ の真理値は，その命題の意味から，

$$[\![x \in y]\!] = [\![\exists t(t = x \wedge t \in y)]\!]$$

$$[\![x = y]\!] = [\![\forall t(t \in x \leftrightarrow t \in y)]\!]$$

を満たさなければならない．このような解釈は V_α^I が構成される各段階で帰納的に定義される．

いま x と y が V_1^I の元，すなわち $\{\emptyset\}$ から $[0,1]$ への関数で，例えば

$$x(\emptyset) = 0.8, \quad y(\emptyset) = 1$$

とすると

$$[\![x = y]\!] = [\![\emptyset \in x \leftrightarrow \emptyset \in y]\!] = (0.8 \leftrightarrow 1) = 0.8$$

となる．$x = y$ と $x \in y$ の真理値が決まると，論理記号はそれぞれ $[0,1]$ の上の演算に解釈されるので，ファジイ命題の真理値が決まる．

そこで集合論の公理を調べてみると，等号の性質を表現した公理，Equality axiom

$$\forall x \forall y[x = y \to (\varphi(x) \to \varphi(y))]$$

の真理値は必ずしも1にならない．例えば，$\varphi(x)$ を $\dot{-}(x = 1)$ という命題とすると上の x, y に対しては真理値が0になってしまう．すなわち，ファジイの世界では $=$ に対して Equality axiom が成り立たない．$=$ に対する Equality axiom は $\varphi(x)$ が論理記号 $\dot{+}, \cdot, \dot{-}$ を含まない命題の場合だけ成り立つ．

一方，$\square(x = y)$，すなわち $\neg\dot{-}(x = y)$ を $\stackrel{\square}{=}$ と書くと $(x \stackrel{\square}{=} y)$ の真理値 $[\![(x \stackrel{\square}{=} y)]\!]$ は，$[\![x = y]\!] = 1$ のとき1で，$[\![x = y]\!] \neq 1$ のとき0となるので，$x \stackrel{\square}{=} y$ は "x と y は V^I の同じ元である" という V^I について議論する古典論理の命題を表し，

$$(x \stackrel{\square}{=} y) \to (\varphi(x) \leftrightarrow \varphi(y))$$

は常に真理値が1になる．

すなわち，ファジイ集合論には2種類の等号 $=$, と $\stackrel{\square}{=}$ があり，$=$ は $\dot{+}, \cdot, \dot{-}$ をもたない命題に関してのみ等号の役をし，$\stackrel{\square}{=}$ はすべての命題に対して等号の役をする．さらに $\stackrel{\square}{=}$ はファジイ論理を対象として眺める古典論理の等号と一致する．このことからファジイ集合論は，V^I の上のファジイ集合論と V^I を扱う古典論理の集合論との二重の構造をもつ集合論であることが示される．従って，Lukacievitz の「ならば」はもちろん，I から I への任意の関数 f に対して，対応する論理記号 F，すなわち

$$[\![F(x_1, \cdots x_n)]\!] = f([\![x_1]\!], \cdots [\![x_n]\!])$$

となる論理記号 F を導入することができる．

一般セッション論文

第1日

6月12日(水)

W1（RM）　制御（設計）
W2（RM）　制御（チューニング）
W3（RM）　特別講演
W4（RM）　制御（操縦）
W5（RM）　制御（シミュレーション）
W6（RM）　制御（数学的理論）

W1（R2）　数理計画法
W2（R2）　クラスタリング
W4（R2）　社会・経済
W5（R2）　支援システム
W6（R2）　心理

W1（R3）　ロボット
W2（R3）　センサ・ロボット
W4（R3）　IC
W5（R3）　ファジィコンピュータ
W6（R3）　ハードウェア

W1（R7）　推論（方法の評価）
W2（R7）　推論（アルゴリズム）
W4（R7）　推論（本質論・数学的理論）
W5（R7）　推論（多段）
W6（R7）　論理

W1－1（RM）

ファジィモデルによるモデル予測制御系の設計法

A design method of model predictive control system based on a fuzzy dynamic model

鈴木一如(*)　中森義輝(**)　香春裕美子(**)　山中　猛(*)
Kazuyuki Suzuki　Yoshiteru Nakamori　Yumiko Kaharu　Takeshi Yamanaka
(*)　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research
(**)　甲南大学理学部応用数学科
Dep. of Applied Mathematics
Konan University

Abstract : In the previous paper, we proposed a concept of fuzzy modeling using time-series data of input-output process variables,and of a design method of a model predictive control system based on the identified fuzzy dynamic model. And then, we discussed an application study on modeling of a rotary-kiln incinerating sewage sludge. In this paper, the proposed algorithm is developed more in detail and discussed.

Key Words : Model predictive control system, Fuzzy dinamic model, Design algorithm

1．　はじめに

前報[1]では、プロセス入出力の時系列データから、前件部がファジィ集合、後件部がARXモデルで表現される形式のファジィダイナミックモデルの、対話的アルゴリズムによる同定法、および同定されたファジィモデルにもとづくモデル予測制御系の設計アルゴリズムの基本的な考え方を報告した。そこでの基本的な考え方は以下の通りであった。

(1)現象論モデルの構築できないプロセスのモデリングに対しては、入出力の時系列データからの統計的モデリング手法が有効であるが、非線形性の強い対象の特性を全域で単一のモデルで表現することは困難でファジィモデリングが優れていようこと。

(2)同定されたファジィ部分モデルの各々について最適制御量を求めておき、それらを前件部の適合度に従って統合しても、それが全域での最適制御量である保証ははないこと。

(3)プロセスの有限未来状態を予測し、それが望ましい状態になるよう現時刻における制御量を決定するモデル予測制御の考え方は、プロセス制御の望ましい姿を具現したアルゴリズムの一つであること。

本報では、提案アルゴリズムをさらに具体的に定式化し、ファジィモデル予測制御の開発に向けて、議論する。

2．　ファジィARXモデル

ここで同定されるファジィARXモデルの形式は、(1)~(2)式の形式のものである。

ルールL^i:

IF　$y_\alpha(t\text{-}l_\alpha)$ is A_α^i and $(y_\beta(t\text{-}l_\beta), y_\gamma(t\text{-}l_\gamma))$ is $A_{\beta\gamma}^i$ and .....

THEN　$Y^i(t) = \Sigma_{j=1}^{N} C_j^i Y(t\text{-}j) + \Sigma_{j=1}^{N} D_j^i U(t\text{-}j) + V^i$　(1)

但し,A_α^i, $A_{\beta\gamma}^i$, ...はファジィ集合,$Y(t) = [y_1(t), y_2(t), ...y_n(t)]^T$は出力変数ベクトル, $U(t) = [u_1(t), u_2(t), ...u_m(t)]^T$ は入力変数ベクトル、$V = [v_1, v_2, ..., v_n]$は定数ベクトルであり、C_j^i, D_j^iは係数マトリックスである。ルールの合成

によるY(t)の予測値は、

$$Y(t) = \Sigma_{i=1}^{p} \omega_i(t) Y^i(t) / \Sigma_{i=1}^{p} \omega_i(t) \qquad (2)$$

で与えられる。ここに、pはルールの総数、$Y^i(t)$はルールL^iの出力であり、荷重 $\omega_i(t)$ はメンバーシップ値、

$A_\alpha^i(y_\alpha^*(t\text{-}l_\alpha), A_{\beta\gamma}^i(y_\beta^*(t\text{-}l_\beta), y_\gamma^*(t\text{-}l_\gamma)), ...$, の積で与える。ここで、定数ベクトルVを考慮しているのは、次の理由による。

(1)一般に、時系列データから統計的手法を用いてファジィモデリングを行なうと、定数項が発生すること。

(2)赤池、中川によるARモデリング[2]では、定数項は発生しないが、これは、プロセスは白色雑音によって駆動されており、時系列データは定常状態においては、その時間平均値の周りに確立的に分布（通常は正規分布）しているとして、データから平均値を除した偏差についてモデリングを行なうのにたいして、ファジィモデリングでは、収集された時系列データが統計的に均質ではないとして、雑音のランダムな性質も含めたマクロモデル構築の立場をとっていること。

前報ではこれに従って、図1に示す下水汚泥回転乾燥焼却炉から収集した時系列データについてファジィモデリングを行ない表1に示すファジィARXモデルを得た。図中の各変数記号は、温度計測値T1～T4および燃焼完結点付近の温度T0、その付近の温度勾配Tmについて、それぞれ(3)～(6)式の通りである。

$$T1' = T1 - 3.97*(\,gas\,) \qquad (3)$$

$$T2' = T2 + 5.07*9(\,gas\,) \qquad (4)$$

$$T0 = \max.\{\,(T2 + T3)/2, (T1 + T2)/2\,\} \qquad (5)$$

$$Tm = (T2' + T3) / (T1' + T2') \qquad (6)$$

同定されたファジィモデルの(7)式による平均予測誤差は表2の通りであった。

$$E = (1/N) \Sigma_{i=1}^{N} | (y - y\hat{}) / y | \times 100\ (\%) \qquad (7)$$

ここでyは、実測値、y^は、モデル計算値を示す。

3．　モデル予測制御系の設計

3.1　モデル予測制御系の構成

本報で提案するモデル予測制御系の構成は図2の通りである。即ち、実プラントの時系列データから同定された(1)～(2)式のファジィARXモデルの操作入力が加えられると、過去の入出力値と現在の出力値とから、1ステップ未来の出力値Y_Mが計算される。現在の実プラントの出力値YとY_Mとから、モデル予測機構により、プラントの未来状態を数ステップにわたり予測し、現在状態から望ましい設定値へ回復させる予測軌道Y_Pを発生する。この際、設定値へ接近する望ましい軌道として、参照軌道Y_Rを与えておき、ファジィモデルによる未来値の計算に必要な前件部のメンバーシップ値の計算に、その値を順次用いて行く。数ステップ先の未来状態における数ステップにわたって、Y_PとY_Rが一致するように、最適化計算により求められた操作両をコントローラから発生し、実プラントとファジィモデルに入力する操作を繰り返していく。

3.2　モデル予測制御系の設計アルゴリズム

多変数予測制御を実現するために、(1)～(2)式で同定されたファジィARXモデルを状態空間表現に変換すると、(9)式のようになる。

ルールL^i:

IF　$y_\alpha(t\text{-}l_\alpha)$ is A_α^i and $(y_\beta(t\text{-}l_\beta), y_\gamma(t\text{-}l_\gamma))$ is $A_{\beta\gamma}^i$ and .....

THEN　$X^i(t) = A^i X^i(t-1) + B^i W^i(t-1)$

$$Y^i(t) = C X^i(t) \qquad (8)$$

ここで、以下の様にA^iは、(nxN) x (nxN)次の遷移行列、B^iは、(nxN + n) x N 次の駆動行列、Cは、n x (nxN)次の観測行列である。

$$A^i = \begin{bmatrix} A_1^i & I & 0 & \cdots & 0 \\ A_2^i & 0 & I & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ \vdots & & & & I \\ A_N^i & 0 & & & 0 \end{bmatrix} \qquad W^i(t) = \begin{bmatrix} U(t) \\ V^i \end{bmatrix}$$

$$B^i = [B_H^i \mid B_G^i] = \begin{bmatrix} B_1^i & I \\ B_2^i & 0 \\ \cdot & \cdot \\ B_N^i & 0 \end{bmatrix} \quad C = [I\ 0\ \cdots\ 0]$$

次に、(9)式のファジィ状態方程式モデルを(10)式のファジィインパルス応答モデルに変換する。これは、プロセスの挙動を我々に分かり易くするとともに、操作量の算出を容易にするためである。

IF $y_\alpha(t\text{-}l_\alpha)$ is A_α^i and $(y_\beta(t\text{-}l_\beta), y_\gamma(t\text{-}l_\gamma))$ is $A_{\beta\gamma}^i$ and .....

THEN $Y^i(t) = \Sigma_{l=1}^{Q} H_l^i U(t\text{-}l) + \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^i V^i$ (9)

ここで、

$$H_l^i = C(A^i)^{l-1} B_H^i \quad , \quad G = C(Ai)^{l-1} B_G^i$$

ルール合成による全域での予測値$Y(t)^m$は、

$$Y(t)^m = \Sigma_{l=1}^{Q} H_l(t) U(t\text{-}l) + \Sigma_{l=1}^{Q} G_l(t) \qquad (10)$$

但し、 $H_l(t) = \Sigma_{i=1}^{I} \omega(t)^i H_l^i / \Sigma_{i=1}^{I} \omega(t)^i$

$$G_l(t) = \Sigma_{i=1}^{I} \omega(t)^i G_l^i V^i / \Sigma_{i=1}^{I} \omega(t)^i$$

モデルによる未来状態の予測値は、

$$Y_M = Y_{M0} + H_F U_F + H_0 U_0 + G_0 \qquad (11)$$

ここで、

$Y_M = [Y^{mT}(t+L), .., Y^{mT}(t+L+P\text{-}1)]^T$, $Y_{M0} = [Y^{mT}(t), .., Y^{mT}(t)]^T$

$U_F = [U^T(t), ..., U^T(t+M\text{-}1)]^T$, $U_0 = [U^T(t\text{-}1), ..., U^T(t\text{-}Q)]^T$

$$H_F = \begin{bmatrix} H_L^{t+L}, H_{L-1}^{t+L}, ..., H_{L-M+2}^{t+L}, \Sigma_{i=1}^{L-M+1} H_i^{t+L} \\ H_{L+P-1}^{t+L+P-1}, H_{L+P-2}^{t+L+P-1}, .., H_{L+P-M+1}^{t+L+P-1}, \Sigma_{i=1}^{L-M+P} H_i^{t+L+P-1} \end{bmatrix}$$

$$H_0 = \begin{bmatrix} H_{L+1}^{t+L}\text{-}H_1^t, H_{L+2}^{t+L}\text{-}H_2^t, ..., H_{L+q}^{t+L}\text{-}H_Q^t \\ H_{L+P}^{t+L+P-1}\text{-}H_1^t, H_{L+P+1}^{t+L+P-1}\text{-}H_2^t, .., H_{L+q+P-1}^{t+L+P-1}\text{-}H_Q^t \end{bmatrix}$$

$$G_0 = \begin{bmatrix} \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^{t+L} - \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^t \\ \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^{t+L=1} - \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^t \\ \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^{t+L+P-1} - \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^t \end{bmatrix}$$

P, M, Lは、一致ホライズン、操作ホライズン、予測ホライズンである[3]。モデルによる予測誤差の修正は、(12)式による。

$$Y_P = Y_M + (Y - Y_{M0})$$

$$= H_F U_F + H_0 U_0 + G_1 - (H_F U_F + H_0 U_0 + G_2) \qquad (12)$$

$Y_P^T = [Y_{t+L}^{PT}, Y_{t+L+1}^{PT}, .., Y_{t+L+P-1}^{PT}]^T$, $Y^T = [Y_t, Y_t, ..., Y_t]^T$

$$Y_{M0} = \begin{bmatrix} Y_t^m \\ Y_t^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1^t, ..., H_Q^t \\ H_1^t, ..., H_Q^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{t-1} \\ U_{t-Q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^t \\ \Sigma_{l=1}^{Q} G_l^t \end{bmatrix}$$

参照軌道を(13)式のように与える。

$$Y_R^T = [Y_{t+L}^r, Y_{t+L+1}^r, ..., Y_{t+L+P-1}^r]^T$$

$$Y_{t+l}^r = \alpha^{(l-L+1)} Y_t + (1 - \alpha^{(l-L+1)}) Y^* \qquad (13)$$

$Y_t^T = [y_1(t), y_2(t), ..., y_o(t)]^T$, $Y^* = [y_1^*, y_2^*, ..., y_o^*]^T$は、現在値、設定値である。評価関数Jを最小にするコントローラは(15)式にて求められる。

$$J = \| Y_P - Y_R \| \rightarrow \min. \qquad (14)$$

$$U_F = (H_F^T H_F)^{-1} H_F^T (Y_R - Y - H_0 U_0 - G_0) \qquad (15)$$

4. まとめ

ファジィARXモデルに基づくモデル予測制御系設計アルゴリズムを定式化した。

[参考文献]

[1] 鈴木、中森、山中：ファジィ予測モデルによるプロセス制御、第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.27 - 32 (1990)

[2] 中川東一郎監修：エンジニアのためのプロセス解析と制御、システム綜合開発（株）、1989

[3] 大嶋正裕：モデル予測制御、プロセス制御技術1989、化学工学会関西支部編、1989

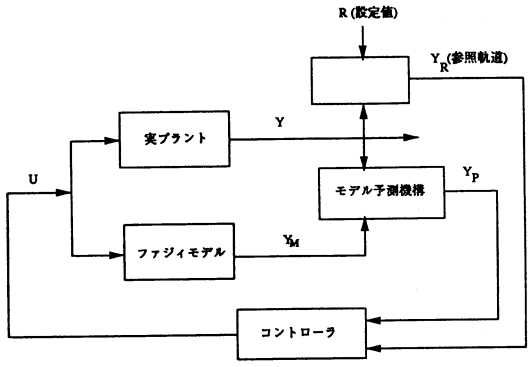


図2　ファジィモデルを用いたモデル予測制御系

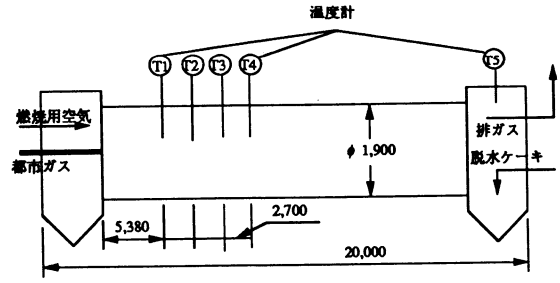


図1　下水汚泥回転乾燥焼却炉

表2　ファジィモデルの同定誤差（%）

	同定誤差	予測誤差
T4	5.72	4.99
T0	0.52	0.58
Tm	1.06	1.35

表1　同定されたファジィARXモデル

L^1: IF T0(t-1) is Small

THEN $T4(t) = -1.6022*10^{+03} + 1.9865*10^{-01}\,T4(t-2) + 3.8445*10^{-01}\,T4(t-1) + 5.6305*10^{+01}\,Tm(t-2) + 4.9730*10^{+02}\,Tm(t-1)$
$- 1.0321*10^{-01}\,T0(t-2) + 2.3723\,T0(t-1) - 4.4353\,gas(t-2) + 1.7876\,gas(t-1) + 1.2172*10^{-02}\,air(t-2)$
$- 5.2955*10^{-02}\,air(t-1) - 3.5673*10^{+01}\,cake(t-2) - 1.7607*10^{+01}\,cake(t-1)$

$Tm(t) = +4.3608*10^{-01} - 6.2909*10^{-05}\,T4(t-2) + 9.3049*10^{-05}\,T4(t-1) - 3.9566*10^{-02}\,Tm(t-2) + 5.3230*10^{-01}\,Tm(t-1)$
$- 1.2430*10^{-04}\,T0(t-2) + 2.0247*10^{-04}\,T0(t-1) - 3.6177*10^{-04}\,gas(t-2) + 3.0862*10^{-04}\,gas(t-1)$
$+ 5.6887*10^{-05}\,air(t-2) - 4.2737*10^{-05}\,air(t-1) - 2.4201*10^{-02}\,cake(t-2) + 1.6252*10^{-02}\,cake(t-1)$

$T0(t) = +1.72951*10^{+02} - 9.9824*10^{-03}\,T4(t-2) - 2.2935*10^{-02}\,T4(t-1) - 1.1418*10^{+01}\,Tm(t-2) - 5.8155*10^{+01}\,Tm(t-1)$
$+ 8.2636*10^{-01}\,T0(t-2) + 5.1993*10^{-01}\,T0(t-1) - 2.8680*10^{-01}\,gas(t-2) + 8.3027\,gas(t-1)$
$+ 6.5953*10^{-03}\,air(t-2) - 2.3242*10^{-02}\,air(t-1) - 2.8956\,cake(t-2) - 2.9961\,cake(t-1)$

L^2: IF T0(t-1) is Big and Tm(t-1) is Big

THEN $T4(t) = -2.0839 - 1.9889*10^{-01}\,T4(t-2) + 9.1812*10^{-01}\,T4(t-1) - 6.7042*10^{+01}\,Tm(t-2) + 1.6994*10^{+02}\,Tm(t-1)$
$+2.1593*10^{-01}\,T0(t-2) - 9.2747*10^{-02}\,T0(t-1) - 1.5226\,gas(t-2) + 8.5916*10^{-01}\,gas(t-1) - 7.5448*10^{-02}\,air(t-2)$
$+6.4937*10^{-02}\,air(t-1) - 9.5663*10^{+01}\,cake(t-2) + 4.4277*10^{+01}\,cake(t-1)$

$Tm(t) = +4.7732*10^{-01} + 1.5581*10^{-04}\,T4(t-2) + 1.2019*10^{-04}\,T4(t-1) - 1.0187*10^{-02}\,Tm(t-2) + 4.3226*10^{-01}\,Tm(t-1)$
$+ 7.2669*10^{-04}\,T0(t-2) - 7.7881*10^{-04}\,T0(t-1) - 1.2095*10^{-03}\,gas(t-2) + 6.6568*10^{-04}\,gas(t-1)$
$- 2.7725*10^{-05}\,air(t-2) + 8.3519*10^{-05}\,air(t-1) - 2.1198*10^{-02}\,cake(t-2) + 6.8887*10^{-03}\,cake(t-1)$

$T0(t) = +23258*10^{+02} - 1.0130*10^{-01}\,T4(t-2) + 1.1956*10^{-01}\,T4(t-1) + 5.7421*10^{+01}\,Tm(t-2) - 1.5315*10^{+02}\,Tm(t-1)$
$- 3.2498*10^{-01}\,T0(t-2) + 4.6411*10^{-01}\,T0(t-1) - 1.4470\,gas(t-2) + 1.4555\,gas(t-1) - 4.2955*10^{-02}\,air(t-2)$
$+ 3.7432*10^{-02}\,air(t-1) + 1.1371\,cake(t-2) - 3.0903\,cake(t-1)$

L^3: IF T0(t-1) is Big and Tm(t-1) is Small

THEN $T4(t) = -8.9586*10^{+02} + 2.2675*10^{-02}\,T4(t-2) + 6.0238*10^{-01}\,T4(t-1) + 2.2159*10^{+02}\,Tm(t-2) + 5.2168\,Tm(t-1)$
$- 1.0586\,T0(t-2) + 9.0036*10^{-01}\,T0(t-1) - 2.5837\,gas(t-2) + 2.1262*10^{-01}\,gas(t-1) + 1.4733*10^{-02}\,air(t-2)$
$+ 2.1731*10^{-01}\,air(t-1) + 6.9894*10^{+01}\,cake(t-2) + 2.0073*10^{+02}\,cake(t-10$

$Tm(t) = +3.2707*10^{-02} - 3.3194*10^{-04}\,T4(t-2) + 6.0387*10^{-04}\,T4(t-1) + 3.9080*10^{-02}\,Tm(t-2) + 1.0678\,Tm(t-1)$
$- 2.2720*10^{-03}\,T0(t-2) - 3.3733*10^{-04}\,T0(t-1) - 1.4668*10^{-03}\,gas(t-2) + 2.2235*10^{-03}\,gas(t-1)$
$+1.0084*10^{-04}\,air(t-2) + 3.7095*10^{-04}\,air(t-1) - 1.3174*10^{-01}\,cake(t-2) - 2.4479*10^{-01}\,cake(t-1)$

$T0(t) = +5.7742*10^{+02} + 1.4474*10^{-01}\,T4(t-2) + 6.9638*10^{-02}\,T4(t-1) - 1.5201*10^{+02}\,Tm(t-2) + 1.1661*10^{+02}\,Tm(t-1)$
$- 5.3785*10^{-01}\,T0(t-2) + 3.5696*10^{-01}T0(t-1) + 4.7231*10^{-02}\,gas(t-2) + 9.8804*10^{-01}\,gas(t-1)$
$+ 5.3769*10^{-03}\,air(t-2) + 6.4246*10^{-02}\,air(t-1) - 3.6095\,cake(t-2) + 1.4200*10^{+01}\,cake(t-1)$

W1－2（RM）

下水汚泥回転乾燥焼却炉のファジィ制御

Fuzzy control of a rotary-kiln for sewage sludge

鈴木一如 (*1)　岩井信幸 (*2)　入山守生 (*3)
Kazuyuki Suzuki　Nobuyuki Iwai　Morio Iriyama

(*1) 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

(*2) (株)荏原総合研究所
Ebara Research Co., Ltd.

(*3) 荏原インフィルコ株式会社
Ebara Infilco Co., Ltd.

Abstract : This paper presents an application of fuzzy control to a rotary-kiln sewage sludge incineration plant. The rotary-kiln is an ill-structered process because of complexity of incineration, large disturbances of inputs, lack of effective sensors to determine the finishing point or stable state of incineration and so on. Statistical data analysis on the data collected from a real working plant was carried out. On the basis of the results, fuzzy variables were selected and membership functions and control rules were designed. As a process model for computer simulations , AR model were identified from the time-series data. The results of simulations showed as good control performance as manual control on stable operation and on energy consumption.

Key Words : Fuzzy control, Rotary-kiln, Sewage sludge

1． はじめに

本報では、下水汚泥の回転乾燥焼却炉へのファジィ制御の応用事例を報告する。下水汚泥の回転乾燥焼却炉は、図1 にその本体概要を示すように、いわゆるセメントロータリーキルンプロセスのキルン部を主要構造としたもので、外径1.9 m、長さ22 mの回転する円筒である。このプロセスは、(1)外乱が多い、(2)相互干渉系である、(3)現象論モデルの構築が困難、(4)むだ時間の大きい分布定数系である、といった複雑なプロセスである。セメントキルンについては今までに、(1)入出力の時系列データから同定された自己回帰モデルをもとに設計された最適フィードバックレギュレータにより制御する方法[1]、(2)セメントの品質が、キルン内での熱履歴パターンに支配されることから、キルン軸方向の熱バランスモデルをたて、モデル予測制御する方法[2]、(3)オペレータの運転操作マニュアルをもとに、ファジィ理論を用いてこれを制御規則化し、ファジィ制御する方法[3]、などが研究され、実用化されてきた。

ロータリーキルンを下水汚泥の焼却炉として用いた場合には、汚泥の完全灰化(生焼けの防止)や、クリンカの生成防止のために、燃焼が完結する位置(燃焼完結点)をできるだけ安定化させることが制御の主目的となる。被燃焼物である下水汚泥は、下水処理場の水処理プロセスから排出される余剰汚泥を濃縮、脱水処理したもので、浮遊固形物、微生物体、砂れき等を含む泥状の物質であるが、水処理プロセスや濃縮、脱水プロセスの運転条件に加え、季節的な要因にも左右されて、その組成や性状(含水率、発熱量、粒径分布、粘性等)が大幅に変動する性質をもったものである。このプロセスの制御上の困難さは、このように被燃焼物の組成や性状がオンラインで計測困難で変動が大きいことに加え、炉内での燃焼過程が複雑で、実用的な数式モデルが得られないことにある。

従来のこの炉の燃焼制御は、排ガス処理装置の入口条件からの制約および経験的に得られている知見から、排ガスの炉出口温度を一定とするよう、補助燃料供給量を調節する方法で行なってきているが、オペレータは同時に、炉内の燃焼状況をITVカメラにより常時監視しながら、燃焼完結点の位置が適正な範囲になるよう、操作因子(燃料供給量の設定値、脱水ケーキ投入量、2次燃焼空気量、キルン回転数)を変更、調節してきている。しかし、このためのオペレータの負担は相当なもので、制御目的を達成するための効果的な自動制御方法の開発が求めら

れてきた[4]。

2. 入出力データの時系列解析

2. 1 データの収集と編集

手動運転を行なっている炉よりオンラインデータを採取し、統計的解析を中心にデータを検討した。また、脱水ケーキ投入量、燃料ガス供給量などをステップ的に変化させ、燃焼完結点の移動状況を観察した。熱電対による各部の温度(T1 ~ T5)及び燃料ガス供給量(gas)、空気供給量(air)、脱水ケーキ供給量(odei)は、サンプリング間隔1分のディジタル信号として収録し、燃焼完結点の位置(zone)は1時間ごとに観察窓から目視計測した。また、脱水ケーキの含水率(gansui)は1時間毎に採取したものを、常法に従い手分析により求めた。

(a) 予備検討

(1)高速フーリエ変換によるパワースペクトル密度関数の結果から、採取データはいずれもその支配周波数が長周期にあることが確認されたため（図2に例）、採取データから10分間隔のピックアップデータを1280分分作成し、以後の解析に供する。

(2)主成分分析を行なった結果、温度T1、T2は燃料ガス供給量と強い共線性があり、輻射顕熱の影響が考えられたため、次式による補正を行なう。

$$T1' = T1 - 3.97*(\text{fuel gas rate})$$

$$T2' = T2 + 5.07*9(\text{fuel gas rate})$$

(3)燃焼完結点付近の温度と温度勾配を表す指標として下記を導入する。

$$T0 = \max.\{ (T2 + T3)/2, (T1 + T2)/2 \}$$

$$Tm = (T2' + T3) / (T1' + T2')$$

この指標と目視による燃焼完結点の計測結果の相関図を図3に示すように、観測点から遠い部分の誤差を考慮すれば、Tmは燃焼完結点の位置を大略表現し得ており、また脱水ケーキ供給量などのステップ変化時の燃焼完結点の移動方向とTmの変化傾向はは良く一致していたため、これをもって燃焼完結点の移動状態を表す変数とした。燃焼完結点のデータは、約45%のデータしか望ましい範囲（5650 ~ 6500 mm）に入っておらず、マニュアル運転ではこれを安定化させることは相当に困難であることが示された。

(b) 生データとその統計的性質

前項で設定した生データのトレンドグラフを図4に示す。各変数ともかなり大幅な変動を示しており、モデリングのための十分にリッチな情報を含んでいると見なすことができる。データの特徴を列記すると次のようである。

(1)データ採取スタート後、燃焼帯位置が後退気味のため、燃料ガス量、空気量を段階的にやや増加させる。これにより、燃焼帯位置が前進してきたため、燃料ガス量、空気量を徐徐に減少させる。再び燃焼帯位置は後退しはじめる。23時頃、脱水ケーキ投入ホッパーの切り替えによる投入量の一時的増加に含水率の低下が加わって、乾燥効率が向上し燃焼帯がさらに後退したため、燃料ガス量、空気量を増加させたが、燃焼帯位置が前進し過ぎたため、両者を徐徐に減少させる。この結果、燃焼帯位置の前進は止り、以後含水率のゆるやかな上昇につれて徐徐に後退していく。

(2)乾燥帯の温度T4は、含水率の影響を受けて、これと逆の動きを見せている。T4は、ケーキの発火燃焼に直接関わることから、燃焼帯位置の動きとも類似した動きとなっている。

(3)T4,T5,gas, air,odei,gansui,zone,T0,Tmの9変数について主成分分析を行なった結果、これらすべての変数が共線性を持たない独立変数とすることができ、いずれの変数間の単相関係数によっても$|R|<0.78$と、相関性に乏しい結果が得られた。即ち、系を記述する変数はこの中から選択すべきことが分かった。

(4) 自己相関関数の分析結果によれば、各変数とも傾向変動的な要素は小さく、周期変動にランダム変動が重畳されたコレログラムの形状を示していた。また相互相関関数の分析結果によれば、操作変数としてのgas, air, odeiと状態変数としてのT4, T5, T0, Tm の間に顕著な相関関係が認められたため、以後、プロセスモデリングおよび制御検討のの対象とする系として、3入力（補助燃料供給量、燃焼用空気供給量、脱水ケーキ供給量）4出力（T4（乾燥帯温度）,T5（排ガス温度）,T0,Tm）系を設定した。

3. プロセスモデリング

ファジィ制御シミュレーションに用いるプロセスモデルのために、赤池、中川の方法[1]により、ARモデルを同定した。図5に示す。精度よく（FPE = 2.0×10^{-4}）同

定できたため、これをプロセスモデルとした。

3．　ファジィ制御システムの設計

先に述べたステップ応答実験結果及び設計技術者の知識を基に、各変数のメンバーシップ関数、制御規則を設計した。図6、図7にメンバーシップ関数を、表1に制御規則を示す。操作量は速度型とし、規則は多変数制御型になっている。規則1)~16)は安定運転のための規則であり、規則17)、18)は緊急処理を表す規則である。

4．シミュレーション結果と考察

前出のARモデルとファジィコントローラからなるフィードバック制御系を構成し、シミュレーションを行なった。制御サイクルは10分である。結果を表2に示す。メンバーシップ関数の形状を変えた各RUNおよび、制御規則を変更した各TYPEのいずれにおいても、手動運転に比べ、変動幅の小さい、即ち安定な運転ができていることが分かる。オペレータの制御動作よりも極め細かな制御が実現できているわけである。表3は、エネルギー消費の観点から、操作量の積算値を比較したものである。いずれのケースも手動運転に比べ、遜色のない制御が実現できていると言える。

5．まとめ

悪構造プロセスである下水汚泥の回転乾燥焼却炉のファジィ制御をシミュレーションにより検討した。

(1)制御系の構造を決定するためには、時系列データの統計的解析が有効である。

(2)中間変数T0、Tmの導入により制御目的を満足するプロセス状態を表現し得た。

(3)多変数ファジィ制御シミュレーションの結果、手動運転に比べ変動の小さい運転を達成し、かつエネルギー消費量も手動運転に劣らない運転ができる可能性を見いだした。

今後は、本制御系を実プロセスに実装して効果を確認したい。なお、データの収集にあたりご協力いただいた関係者に感謝します。

[参考文献]

[1]赤池、中川：ダイナミックプロセスの統計的解析と制御、サイエンス社（1972）

[2]中村、中川、相沢：セメントロータリーキルンの多変数モデル予測最適制御、計測と制御、27、(4)、1988

[3]L.P.Holland , J.J.Ostergaard ： Control of a Cement Kiln by Fuzzy Logic , Fuzzy Information and Decision Process (M.M.Gupta and E.Sanchez eds.) North-Holland Pub. 、pp.389 - 399、（1982）

[4]鈴木、入山、鈴木：回転乾燥焼却炉のファジィ制御、第26回下水道研究発表会講演集、pp.662 - 664、1989

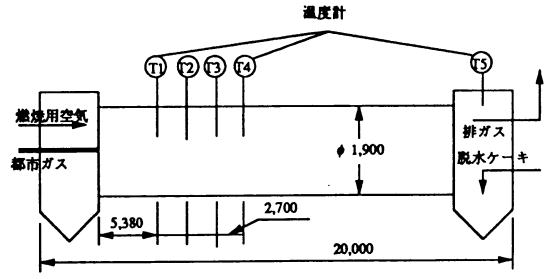


図1　下水汚泥回転乾燥焼却炉

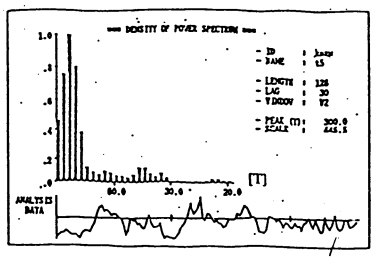


図2　パワースペクトル密度関数

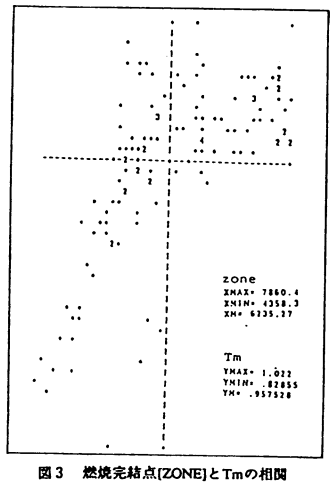


図3　燃焼完結点[ZONE]とTmの相関

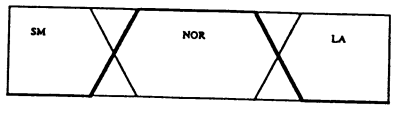


図6　状態量のファジィ変数

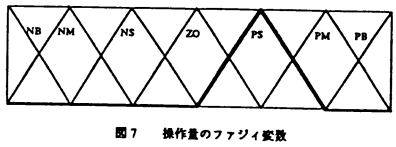


図7　操作量のファジィ変数

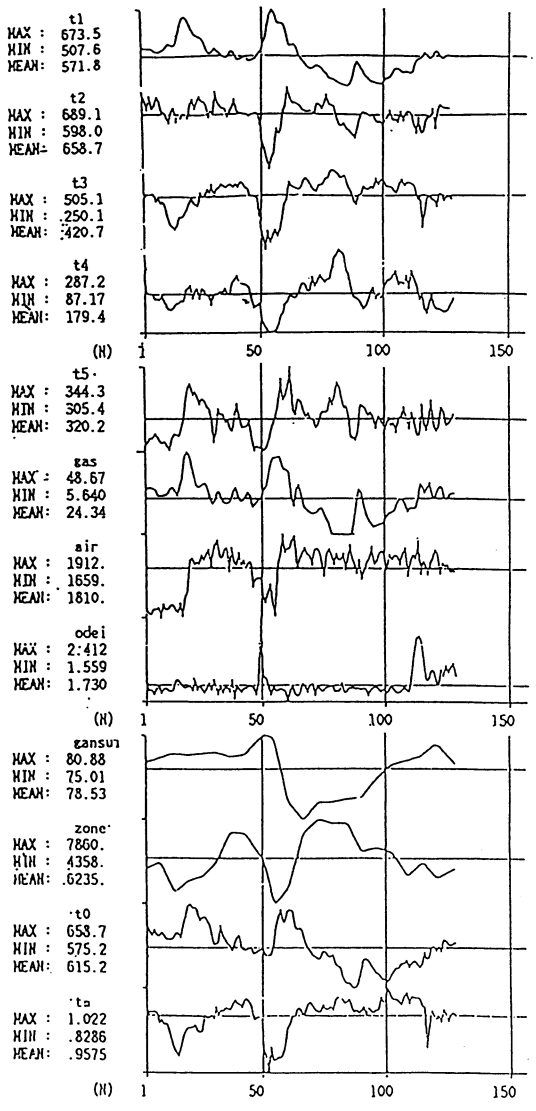


図4　モデリング、制御検討に用いたデータ

表2　各指標の変動幅

		実測値	TYPE-Y RUN1	TYPE-Y RUN2	TYPE-Z RUN1	TYPE-Z RUN2
T0	+2σ	655.1	631.5	630.7	631.0	634.7
	-2σ	575.4	615.7	620.6	611.2	595.1
Tm	+2σ	1.036	0.950	0.943	0.967	1.000
	-2σ	0.879	0.905	0.901	0.930	0.950
T4	+2σ	254.8	190.9	187.5	207.3	197.5
	-2σ	104.1	149.6	153.8	157.8	155.2
T5	+2σ	336.1	322.0	321.6	325.4	329.3
	-2σ	304.3	313.0	314.5	314.5	317.2
GAS	+2σ	43.98	30.88	30.12	31.06	33.51
	-2σ	4.71	22.81	24.74	20.57	17.11
AIR	+2σ	1935	1774	1741	1819	1960
	-2σ	1684	1706	1699	1703	1774
ODE	+2σ	1.974	1.754	1.747	1.729	1.824
	-2σ	1.486	1.710	1.707	1.668	1.705

```
[ SYS IN ]                                   [ SYS OUT ]
Y1: gas  -->|  - ID -  |--> t4  :X1
Y2: air  -->|  kazu-01 |--> t5  :X2
Y3: odei -->|          |--> to  :X3
            | - OPTIMUN LAG - |--> ta  :X4
            |        2        |

X1(n) = .5902E  0X1(n-1) +  .5539E  -1X1(n-2)
      +  .6149E  0X2(n-1) +  .4979E  0X2(n-2)
      +  .6351E  0X3(n-1) + -.2286E  0X3(n-2)
      +  .1099E  3X4(n-1) +  .4552E  2X4(n-2)
      +  .1215E  1Y1(n-1) + -.2363E  1Y1(n-2)
      +  .4343E -1Y2(n-1) + -.8051E -1Y2(n-2)
      +  .9706E  0Y3(n-1) + -.2972E  2Y3(n-2)

X2(n) = .1197E -1X1(n-1) + -.1895E -1X1(n-2)
      +  .7864E  0X2(n-1) +  .1896E  0X2(n-2)
      +  .9514E -1X3(n-1) + -.7814E -1X3(n-2)
      +  .1106E  1X4(n-1) + -.4309E  1X4(n-2)
      +  .9887E  0Y1(n-1) + -.9240E  0Y1(n-2)
      +  .5244E -2Y2(n-1) +  .1092E -2Y2(n-2)
      + -.1128E  1Y3(n-1) + -.4822E  1Y3(n-2)

X3(n) = .3131E -1X1(n-1) + -.2537E -1X1(n-2)
      + -.2571E  0X2(n-1) +  .2753E  0X2(n-2)
      +  .5887E  0X3(n-1) +  .1590E  0X3(n-2)
      + -.5578E  1X4(n-1) + -.1447E  2X4(n-2)
      +  .1199E  1Y1(n-1) + -.6382E  0Y1(n-2)
      + -.8087E -2Y2(n-1) +  .5207E -2Y2(n-2)
      +  .3444E  1Y3(n-1) + -.1200E  2Y3(n-2)

Y3(n) =-.1416E -3X1(n-1) + -.9310E -5X1(n-2)
      +  .1184E -2X2(n-1) + -.3178E -2X2(n-2)
      + -.1268E -2X3(n-1) +  .1434E -2X3(n-2)
      +  .9123E  0X4(n-1) + -.4861E  0X4(n-2)
      +  .1585E -2Y1(n-1) + -.1467E -2Y1(n-2)
      +  .2868E -4Y2(n-1) +  .4761E -4Y2(n-2)
      +  .5155E  0Y3(n-1) +  .1162E  0Y3(n-2)
```

図5　同定されたプロセスモデル

表1　ファジィ制御規則

1)IF T4-NOR TM-NOR T0-NOR THEN GAS-Z0,AIR-Z0,ODE-Z0
2)IF T4-NOR TM-SM T0-NOR THEN GAS-PS,AIR-PS,ODE-NS
3)IF T4-NOR TM-SM T0-NOR THEN GAS-NS,AIR-NS,ODE-PM
4)IF T4-SM TM-LA T0-NOR THEN AIR-NS,ODE-PS
5)IF T4-SM TM-SM T0-NOR THEN GAS-PM,AIR-PM,ODE-NS
6)IF T4-SM TM-NOR T0-NOR THEN GAS-Z0,AIR-Z0,ODE-NS
7)IF T4-NOR TM-NOR T0-SM THEN GAS-PS,AIR-Z0,ODE-Z0
8)IF T4-NOR TM-SM T0-SM THEN GAS-PM,AIR-PM,ODE-NS
9)IF T4-NOR TM-LA T0-SM THEN GAS-PS,AIR-NS,ODE-PS
10)IF T4-SM T0-SM THEN GAS-PS
11)IF T4-SM TM-SM T0-SM THEN GAS-PB
12)IF T4-SM TM-LA T0-SM THEN GAS-PS
13)IF T4-SM T0-SM THEN AIR-Z0,ODE-Z0
14) IF T0-LA THEN GAS-NB,AIR-NB,ODE-NM
15) IF T4-LA TM-SM T0-SM THEN GAS-PS,ODE-PS
16) IF T4-LA TM-SM T0-LA THEN GAS-PS
17) IF T5-LA THEN GAS-NB
18) IF T5-SM THEN GAS-PM

表3　1280分間の操作量の積算値の比較

ケース名 / 操作量	実測値	TYPE-Y RUN1	TYPE-Y RUN2	TYPE-Z RUN1	TYPE-Z RUN2
都市ガス量（Nm^3）	5193	5772	5900	5550	5442
2次空気量（Nm^3）	386100	374100	369800	378600	401500
汚泥投入量　（t）	369	372	371	365	379

W1－3（RM）

ファジィ最適フィードバック制御系の設計

Design of Fuzzy Optimal Feedback Control Systems

田中　一男　　佐野　学　　金沢大学工学部機械システム工学科
Kazuo TANAKA　Manabu SANO　Department of Mechanical Systems Engineering
Kanazawa University

鈴木　一如　　国際ファジィ工学研究所
Kazuyuki SUZUKI　Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

ABSTRACT:The purpose of this paper is to realize design of fuzzy optimal control systems. The main idea of this design method is that fuzzy systems are approximated by linear time-varying systems. The optimal feedback laws are determined by achieving the above approximation and by using the optimal control method for linear time-varying systems. Finally, the effectiveness of this design method is verified by simulation results.

Keywrods:optimal control, fuzzy systems, linear time-varying systems

1　はじめに

ファジィ制御器の設計は主観的な評価にたよって行なわれており、試行錯誤の域を脱していないのが現状である。このため、設計されたファジィ制御器がどのくらいの性能を持っているのかを定量的に論ずることもできないし、ましてやその制御則の妥当性を明確に示すことも難しい。

一方、このような欠点を克服すべきモデルに基づくファジィ制御の試みがなされている[1,2]。これはある意味で制御系の定量的な評価をめざすものである。これらの研究では制御系の安定性を保証するファジィ制御器の設計が実現されており、その有効性が確認されている。しかし、設定された評価関数を最小にするような最適制御系の設計の試みはなされていない。

設定された評価関数を最適にするような制御規則を求めるアルゴリズムが確立されれば制御系の評価を定量的に議論できる上に、方法論としても重要かつ意義深いことである。本研究の目的は設定された評価関数を最小にするようなファジィ最適制御系の設計を実現することである。最後に、本論文で提案した設計法の有効性をシミュレーションによって確認する。

2　最適レギュレータの設計法

本研究では後件部が線形関数で表現される高木、菅野のファジィモデル[3]を用いる。特に、ファジィモデルの後件部は(2.1)式に示すような状態方程式（1入力1出力のARモデル形式）で表現されているとする。

$$L^i: \text{IF } x(k) \text{ is } A_1^i \text{ and } \cdots \text{ and } x(k-n+1) \text{ is } A_n^i \text{ THEN}$$
$$x^i(k+1) = a_1^i x(k) + \cdots + a_n^i x(k-n+1) + b^i u(k) \qquad (2.1)$$

ここで、L^i $(i=1,2,\cdots,\ell)$はファジィモデルのi番目の規則を示している。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。$x(k)$～$x(k-n+1)$は状態変数、$u(k)$は操作量、$x^i(k+1)$はi番目の規則からの出力である。

ファジィモデルの推論値は(2.2)式に示すような重み付き平均で求められる。

$$x(k+1) = \left(\sum_{i=1}^{\ell} w^i(k) x^i(k+1)\right) \Big/ \sum_{i=1}^{\ell} w^i(k) \qquad (2.2)$$

ここで、$w^i(k)$は時刻k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。

$$w^i(k) = \prod_{j=1}^{n} A_j^i(x(k-j+1))$$

$A_j^i(x(k-j+1))$はファジィ集合A_j^iの$x(k-j+1)$におけるメンバーシップ値である。

(2.2)式を行列表現したものが次式である。

$$\boldsymbol{x}(k+1) = \sum_{i=1}^{\ell} v^i(k) \{A^i \boldsymbol{x}(k) + \mathbb{b}^i u(k)\} \qquad (2.3)$$

ただし、

$$v^i(k) = w^i(k) \Big/ \sum_{i=1}^{\ell} w^i(k) \qquad (2.4)$$

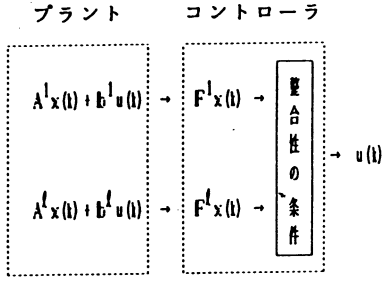
である。ここで、$\boldsymbol{x}(k)$は状態ベクトル、A^i、$\mathbb{b}^i$は(2.1)式の後件部の線形式のパラメータから作られる行列（またはベクトル）である。

(2.1)式に示した規則のパラメータをシステムの入出力データを使って同定する手法[3]が提案されている。しかし、本論文ではモデルの同定からはなれて、(2.1)式に示す制御対象のファジィモデルがすでに得られているものとして、最適レギュレータの設計について考えることにする。

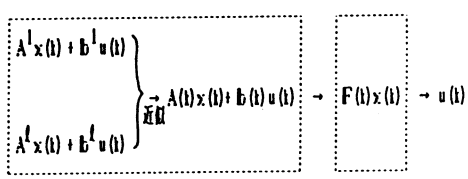
文献[1]の設計法では分散的に記述されている制御対象のファジィモデルの各規則（以後、プラント法則と呼ぶ）に対してファジィ制御器の各規則（以後、制御規則と呼ぶ）を独立に設計するため、対応する規則間では局所的に最適なフィードバックゲインが求められる。このフィードバックゲインにより各制御規則の操作量を計算し、整合性の条件[4]を考慮して最終的な操作量を算出する。本論文ではこの設計法を間接設計法と呼ぶ。間接設計法は局所分散的には最適制御を実現しているように見えるが、制御系全体としては最適制御にはなっていない。この理由は、各プラント法則を独立に考えて制御規則を設計しているが、実際には各プラント法則は互いに干渉しながら前件部空間（状態空間）をファジィ分割しており完全には独立していないからである。前件部のファジィ集合による干渉の影響を考慮しなければ評価関数を最小化するようなフィードバックゲインを求めることはできない。

本論文では間接設計法のように各プラント法則に対して制御規則を独立に設計することはせず、すべてのプラント法則とそのファジィ分割の影響を考慮した設計法を提案する。この設計法を直接設計法と呼ぶことにする。

Fig.1に直接設計法と間接設計法の概略を示す。



(1) 間接設計法



(2) 直接設計法

Fig.1 間接設計法と直接設計法

2.1 間接設計法

文献[1]で示されている間接設計法は(2.3)式の各プラント法則の後件部

$$\mathbf{A}^i \mathbf{x}(k) + \mathbf{b}^i u(k) \qquad (2.6)$$

に対して、最適フィードバック則

$$\mathbf{F}^i \mathbf{x}(k) \qquad (2.7)$$

を求める。時刻kでの操作量は整合性の条件を考慮することにより

$$u(k) = \Big(\sum_{i=1}^{\ell}\sum_{j=1}^{\ell} w^i(k) w^j(k)\, \mathbf{b}^{iT}\mathbf{b}^j\Big)^{-1} \times \sum_{i=1}^{\ell}\sum_{j=1}^{\ell} w^i(k) w^j(k)\, \mathbf{b}^{iT}\mathbf{b}^j \mathbf{F}^j \mathbf{x}(k)$$

で算出される。ただし、

$$\sum_{i=1}^{\ell}\sum_{j=1}^{\ell} w^i(k) w^j(k)\, \mathbf{b}^{iT}\mathbf{b}^j$$

はすべての$\mathbf{x}(k)$に対して正則行列であるとする。

2.2 直接設計法

直接設計法では制御対象のファジィモデルを線形時変システムの一種として捉え、最適なフィードバック則を近似的に求める。

線形時変システムは一般に

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{b}(k)u(k) \qquad (2.8)$$

で表現される。(2.8)式が(2.3)式の近似式となるためにはすべての時刻kに対して

$$\mathbf{A}(k) \simeq \sum_{i=1}^{\ell} v^i(k)\, \mathbf{A}^i \qquad (2.9)$$

$$\mathbf{b}(k) \simeq \sum_{i=1}^{\ell} v^i(k)\, \mathbf{b}^i \qquad (2.10)$$

が成り立たなければならない。もし、この近似が可能ならば、(2.11)式のファジィモデル

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{b}(k)u(k) \qquad (2.11)$$
$$y(k) = \mathbf{c}\mathbf{x}(k)$$

に対して、最適フィードバック則

$$u(k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) \qquad (2.12)$$

を次のように求めることができる。

[線形時変システムに対する最適フィードバックゲイン$\mathbf{F}(k)$の解法]

初期時刻をk_0とし、制御入力の系列を

$$U(N) = \{u(k_0), u(k_0+1), \cdots, u(N-1)\}$$

で表わす。このとき、(2.11)式の出力$y(k)$は$U(N)$と初期状態

$$\mathbf{x}(k_0) = \mathbf{x}_0$$

を与えると一意に決まる。評価関数を

$$J(\mathbf{x}_0, U(N)) = \mathbf{x}(N)^T \mathbf{G}\, \mathbf{x}(N) + \sum_{k=k_0}^{N-1} [y(k)^T q(k) y(k) + u(k)^T \mathbf{R}(k) u(k)] \qquad (2.13)$$

と置く。ただし、$q(k)$は1×1の半正定対称行列、$\mathbf{R}(k)$は$m\times m$の正定対称行列、$\mathbf{G}$は$n\times n$の半正定対称行列とする。本研究では$q(k)$、$\mathbf{R}(k)$は時刻kに依存しない一定値を要素てして持つ行列を用いる。

(2.13)式の評価関数を最小にする時変ゲイン$\mathbf{F}(k)$は次のように与えられる。

$$\mathbf{F}(k) = -L(k)^{-1}\mathbf{b}(k)^T S(k+1)\mathbf{A}(k) \qquad (2.14)$$

ただし、

$$L(k) = \mathbf{b}(k)^T S(k+1)\mathbf{b}(k) + \mathbf{R}(k) \qquad (2.15)$$

であり、行列$S(k)$は次のような漸化式から計算される。

$$S(k) = \mathbf{A}(k)^T S(k+1)\mathbf{A}(k) + \mathbf{c}^T q\, \mathbf{c} - \mathbf{A}(k)^T S(k+1)\mathbf{b}(k) L(k)^{-1} \mathbf{b}(k)^T S(k+1)\mathbf{A}(k)$$
$$S(N) = \mathbf{G} \qquad (2.16)$$

このとき、評価関数の最小値は

$$V_N(\mathbf{x}_0) = \min J(\mathbf{x}_0, U(N-1)) = \mathbf{x}_0^T S(k_0)\mathbf{x}_0 \qquad (2.17)$$

で与えられる。

直接設計法のアウトラインをFig.2に示す。このアルゴリズムは次のような4つのステップからなる。

(step 1) 初期時刻k_0から最終時刻Nまでの状態系列$\mathbf{x}(k_0)$～$\mathbf{x}(N)$を適当に設定する。ただし、少なくとも最終時刻Nまでには設定値（本研究では0）に収束するように設定する。

(step 2) 設定された状態系列$\mathbf{x}(k_0)$～$\mathbf{x}(N)$から

$$\mathbf{A}(k) = \sum_{i=1}^{\ell} v^i(k)\, \mathbf{A}^i \quad k = k_0 \sim N$$
$$\mathbf{b}(k) = \sum_{i=1}^{\ell} v^i(k)\, \mathbf{b}^i \quad k = k_0 \sim N$$

により$\mathbf{A}(k)$と$\mathbf{b}(k)$を計算する。

(step 3) 上で示した最適フィードバックゲインの解法によって(step 2)で求めた$\mathbf{A}(k)$と$\mathbf{b}(k)$か

らF(k)を求める。

(step 4) (step 3)で求めたフィードバックゲインF(k)を用いて制御した場合の評価関数値を求める。評価関数値が十分小さければ、(step 3)で求めたF(k)を最適フィードバックゲインとする。逆に、評価関数値が満足できない値であれば、評価関数値が減少するような状態系列をコンプレックス法により探索し(step 2)へ戻る。

この方法は非線形計画法の最適化に基づく解法のため、最適解への収束性が問題となる。

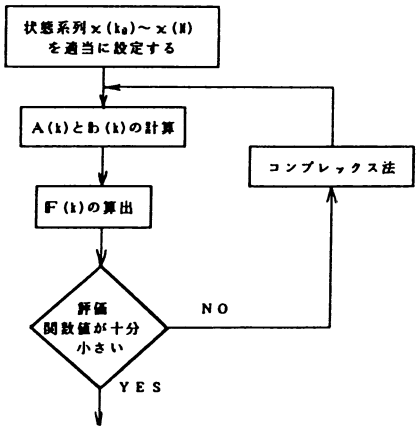


Fig.2 直接設計法のアウトライン

3 直接設計法の有効性

2章において、間接設計法と直接設計法について述べた。3章では、間接設計法に対する直接設計法の有効性を示す。

まず、6つの制御対象(model 1～model 6)を用意して両者の設計法の比較を行なう。ここで取りあげているmodel 1～model 6は(2.1)式において $\ell=2$、$n=2$ の場合に相当し、それぞれのモデルはFig.3に示すような前件部のファジィ集合とTable 1に示すような後件部のパラメータを持っている。

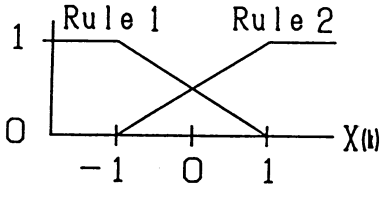


Fig.3 前件部のファジィ集合
(model 1～model 6で共通)

Table 1 model 1～model 6のパラメータ

	規則番号 i	a_1	a_2	b		規則番号 i	a_1	a_2	b
model 1	1	1.00	-0.50	1.00	model 4	1	0.40	-0.08	1.00
	2	-1.00	-0.50	1.00		2	1.40	-0.98	1.00
model 2	1	1.00	-0.25	1.00	model 5	1	-0.40	-0.08	1.00
	2	-1.00	-0.25	1.00		2	-1.40	-0.98	1.00
model 3	1	1.00	-0.50	1.00	model 6	1	0.40	-0.04	1.00
	2	1.20	-0.52	1.00		2	1.80	-0.81	1.00

シミュレーション結果はTable 2にまとめられている。Table 2では両者の設計法で実現された評価関数値が示されている。また、この表では(2.13)式の評価関数の重み行列や初期状態の値を変えた場合についての比較も示されている。

Table 2 直接設計法と間接設計法の比較

重み行列 : $G=\begin{bmatrix}1&0\\0&1\end{bmatrix}$ $q=1$ $R=1$ 初期状態 : $x(k)=1$, $x(k-1)=1$

	規則番号 i	Re	Im	r	θ (rad.)	直接設計法 評価関数値	間接設計法 評価関数値
model 1	1	0.246	0.370	0.444	0.985	1.126	2.632
	2	-0.246	0.370	0.444	2.158		
model 2	1	0.224	0.220	0.314	0.777	1.031	1.950
	2	-0.224	0.220	0.314	2.365		
model 3	1	0.246	0.370	0.444	0.984	1.264	1.265
	2	0.277	0.335	0.434	0.880		
model 4	1	0.095	0.160	0.186	1.040	1.207	1.230
	2	0.329	0.445	0.554	0.934		
model 5	1	-0.095	0.160	0.186	2.104	3.930	3.992
	2	-0.329	0.445	0.554	2.207		
model 6	1	-0.098	0.098	0.138	0.788	1.513	1.513
	2	0.351	0.302	0.462	0.710		

重み行列 : $G=\begin{bmatrix}1&0\\0&1\end{bmatrix}$ $q=1$ $R=100$ 初期状態 : $x(k)=1$, $x(k-1)=1$

	規則番号 i	Re	Im	r	θ (rad.)	直接設計法 評価関数値	間接設計法 評価関数値
model 1	1	0.492	0.496	0.699	0.789	1.268	99.01
	2	-0.492	0.496	0.699	2.352		
model 2	1	0.469	0.064	0.493	0.131	1.062	32.35
	2	-0.066	0.069	0.069	1.690		
model 3	1	0.492	0.496	0.699	0.789	1.601	14.43
	2	0.586	0.398	0.709	0.597		
model 4	1	0.190	0.200	0.281	0.790	1.361	1.817
	2	0.662	0.666	0.939	0.788		
model 5	1	-0.190	0.200	0.281	2.351	8.904	11.01
	2	-0.662	0.666	0.939	2.353		
model 6	1	0.198	0.021	0.199	0.105	3.819	3.842
	2	0.768	0.175	0.787	0.224		

重み行列 : $G=\begin{bmatrix}1&0\\0&1\end{bmatrix}$ $q=1$ $R=1$ 初期状態 : $x(k)=10$, $x(k-1)=10$

	規則番号 i	Re	Im	r	θ (rad.)	直接設計法 評価関数値	間接設計法 評価関数値
model 1	1	0.246	0.370	0.444	0.984	115.91	303.45
	2	-0.246	0.370	0.444	2.158		
model 2	1	0.224	0.220	0.314	0.777	119.63	219.02
	2	-0.224	0.220	0.314	2.365		
model 3	1	0.246	0.370	0.444	0.984	126.09	126.10
	2	0.277	0.335	0.434	0.879		
model 4	1	0.095	0.160	0.186	1.038	125.41	131.04
	2	0.329	0.445	0.554	0.934		
model 5	1	-0.095	0.160	0.186	2.104	394.52	400.36
	2	-0.329	0.445	0.554	2.207		
model 6	1	0.098	0.098	0.138	0.788	151.56	153.53
	2	0.351	0.302	0.462	0.710		

この表からわかるように直接設計法は間接設計法に比べて優れた評価関数値を示している。これは評価関数がそれほど複雑な形をしておらず、コンプレックス法による最適解の探索がそれほど難しい状況ではないことをうかがわせる。間接設計法と直接設計法の評価関数値を比較すると、

(case 1)両者の評価関数値がほとんど変わらない場合
(case 2)直接法の評価関数値の方がきわめてよい場合

に大別できる。どのような制御対象の場合が前者に属し、どのような制御対象の場合が後者に属するのかが判断できれば直接設計法を使うメリットが明らかになる。(case 2)の場合のように直接設計法に比べて間接設計法が著しく劣る原因の１つとして制御対象のファジィモデルが持つ非線形性を挙げることができる。ファジィモデルが持つ非線形性の強さは各プラント法則の状態方程式の特性の違いに起因するものである。そこで、各プラント法則の状態方程式の特性の違いが間接設計法にどのように悪影響を及ぼすかを考察する。

すでに述べたように間接設計法では制御対象のファジィモデルの各プラント法則に対して制御規則を独立に設計する。いま、ℓ個のプラント法則からなるファジィモデルを考える。それぞれのプラント法則の後件部の状態方程式は

$$\mathbb{A}^i x(k) + \mathbb{b}^i u(k) \qquad i=1,\cdots,\ell \quad (3.1)$$

である。このℓ個の状態方程式に対して線形の最適制御理論により最適フィードバック則

$$u(k) = \mathbb{F}^i x(k) \qquad i=1,\cdots,\ell \quad (3.2)$$

を求める。

いま、各iについて(3.2)式を(3.1)式に代入してまとめると次式が得られる。

$$(\mathbb{A}^i + \mathbb{b}^i \mathbb{F}^i)\, x(k) \quad i=1,\cdots,\ell \quad (3.3)$$

(3.3)式のℓ個の状態方程式の特性の違いを見るために、複素平面上での極の位置を示すパラメータRe、Im、r、θを定義する。Re、Im、r、θはFig.4に示すようなパラメータである。Reは実数部の値、Imは虚数部の値、rは原点からの距離、θは極と原点とを結んだ直線と実軸がなす角度を示している。rとθはReとImから計算されるパラメータである。

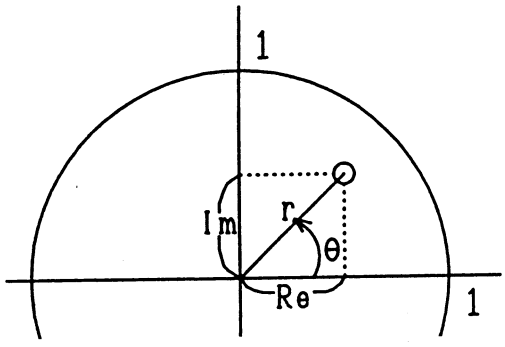


Fig.4　Re、Im、r、θの意味

Table 2では評価関数値のほかにRe、Im、r、θの値を示してある。これらのパラメータの値は単位円の上半分に存在する極についてのみ示されている。Table 2から次の２つの結果が導ける。

(結果１)直接設計法に比べて間接設計法が劣っている場合、各プラント法則についてθの値が著しく異なっている。

(結果２)Re、Im、rの値が著しく異なっていてもθの値が近ければ間接設計法は悪影響を受けない。

rは応答の収束速度に関するパラメータ、θは応答の振れの大きさ（減衰）に関係するパラメータであることから、間接設計法は各プラント法則が示す(3.3)式の収束速度の違いには影響を受けずに振れの大きさの違いに多大な影響を受けることがわかる。

Fig.5はmodel 1の制御対象に対して間接設計法と直接設計法によって設計されたフィードバック則を用いて制御した結果を示す。Fig.5から直接設計法の有効性が確認できる。

4　結論

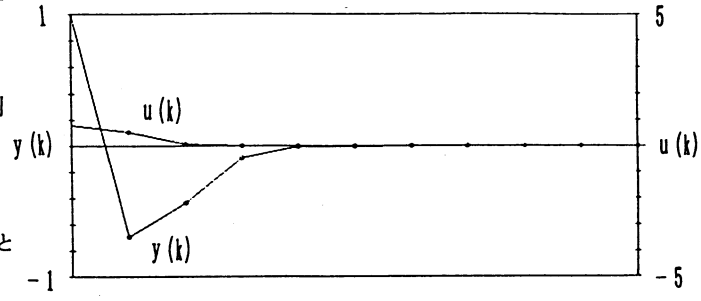
ファジィ最適フィードバック制御系の設計法を提案した。本研究の結果をまとめると

(1)直接設計法のアルゴリズムを構築した。

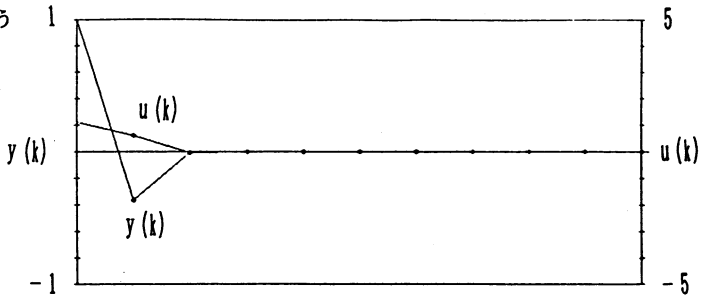
(2)間接設計法に対する直接設計法の有効性を示した。

(3)(3.3)式の各プラント法則に対してθの値を計算し、これらの値に違いが見られないときには間接設計法を、違いが認められるときには直接設計法を使用するとよい。

となる。



(1)間接設計法



(2)直接設計法

Fig.5　間接設計法と直接設計法の制御結果の比較

参考文献

[1]M.Sugeno and G.T.Kang :Fuzzy Modelling and Control of Multilayer Incinerator, FUZZY SETS AND SYSTEMS 18, pp.329-346 (1986)

[2]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論文集、pp.127-132 (1989)

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

[4]菅野：ファジィ制御、日刊工業新聞社 (1988)

[5]計測自動制御学会編：自動制御ハンドブック、オーム社 (1983)

[問い合わせ先]
〒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

W2－1（RM）

適応型修正ゲインアルゴリズムにもとづくファジィ制御系の高速自動チューニング手法

A Fast Self Tuning Method for Fuzzy Controller
Based on Adaptive Learning Gain Algorithm

片山 立 Ryu KATAYAMA　梶谷 雄治 Yuji KAJITANI　鍬田 海平 Kaihei KUWATA　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.

Abstract : This papaer proposes an automatic knowledge acquisition and fast self tuning method for fuzzy controller based on adaptive learning gain algorithm. In this method, firstly,proper PID parameters are used to generate equivalent initial fuzzy knowledge base.Then, the fuzzy control rules are precisely tuned by adaptive learning gain algorithm using quantitative values of output error and its derivative. Numerical example is given to illustrate the rapid convergence and stability of the proposed method.

1．はじめに

ファジィ制御系の設計を自動化する自動チューニング技術は、ファジィ制御システムの開発期間の大幅な短縮化をはかるとともに、使用者の操作状況や環境に応じて適応的に最適な運転条件を自律的に学習するような適応学習システムを実現するための有力なアプローチと考えられる。

ファジィ制御系の自動チューニング手法として提案されている方法を分類すると
(1)あらかじめ熟練オペレータの操業データを収集しておき、この入出力関係を教師データとしてファジィモデルを同定する方法[5,6,11,12]
(2)制御対象のステップ応答波形などをもとに、ファジィ制御装置の入出力ゲインのみをパラメータとして調整する方法[13]
(3)設計者が与えた理想的な制御応答に漸近するよう、制御動作実行中に逐次的にファジィ制御ルールを改善する方法[1,2,7,8,9,10,11]
に大別される。

(1)の方法は理想的な制御則の入出力関係が熟練オペレータによって与えられるという前提のもとで、この入出力関係を近似するモデルを同定する自動ファジィモデリングとみなすことができ、勾配法[5,11]、ニューラルネットとファジィモデルを融合したモデル[6,12]による手法などが提案されている。

一方、(2)の方法はファジィ制御ルールを固定しておきコントローラの入出力ゲインのみを調整するという簡便な方法であるが、たとえばむだ時間の大きい系などに対しては適用が困難であるという問題点がある。

これらに対し(3)は制御実行中に制御指標を改善するように逐次的に制御ルールやパラメータを改善するオンライン型の学習アルゴリズムであり、事前に熟練者の操作データを必要とせず、また非線形の強い制御系に対しても適用可能な、より汎用性のあるアプローチといえる。

前田ら[8]は、古典的な制御目標であるオーバーシュート量、整定時間、到達時間を改善するように、入出力変数に関するゲインを調整しておおまかに制御性能を改善しておき、その後、理想的な制御応答（参照軌道）と実際の制御応答の偏差（制御応答偏差）を解消するように、ルール後件部の実数値をオンラインで精密にチューニングする手法を提案している。しかしながらこの手法には次のような問題点があった。
(1)ファジィ分割が与えられたもとで、適切なファジィルールの後件部の初期値の設定を設計者のノウハウにもとづいて人手で行う必要がある。
(2)上と同様の理由で、ファジィ分割やメンバシップ関数を修正するたびに、ファジィルールの初期値を人手で再設定し直す必要がある。
(3)オンラインチューニング時のルール後件部の修正ゲインとして、制御応答偏差および制御応答偏差の差分の符号情報（正、ゼロ、負）のみにもとづいた有限固の固定ゲインを用いている（固定型修正ゲインアルゴリズム）ために、初期応答と理想応答との差が大きい場合には、収束の安定性および収束効率の面で、次のような問題点が発生する。[1,2]

①収束の安定性
修正ゲインの絶対値を大きくした場合には、制御応答およびファジィルールによって生成されるフィードバック曲面が、それぞれ理想応答および最適フィードバック曲面の近傍で振動し、収束しない。

②収束効率
逆に修正ゲインの絶対値を小さくした場合には、収束速度が非常に遅くなる。

本論文ではこれらの問題点を解決するために、適切な初期ファジィ知識をＰＩＤ制御則から等価的に自動生成する方法[1,2]を提案する。さらに制御応答偏差およびその差分の定量的な情報にもとづいて、ルール後件部の修正ゲインを適応的に精密に計算しながら良好な収束性を実現する適応型修正アルゴリズム[1,2]を提案する。また提案した手法の有効性を確認するために、２次遅れ系に対して適応型修正ゲインアルゴリズムと固定型修正ゲインアルゴリズムを適用した比較結果を示す。

2 自動チューニング手法

2．1 自動チューニング装置の構成とアルゴリズムの概要

自動チューニング装置の構成を図１に示す。

ファジィ制御系の自動チューニングは次の手順にしたがって行う。

［ステップ１］規範モデル（理想応答）の設定
フィードバック制御系全体が持つべきシステムの特性を規範モデルとして設定する。これをもとに与えられた初期条件から、目標値までのステップ応答に対する出力信号の理想応答波形（参照軌道）を計算することができる。

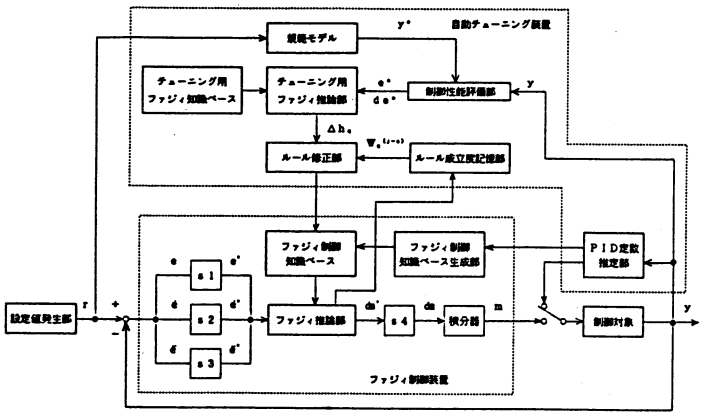


図１　自動チューニング装置の構成

［ステップ２］ＰＩＤ定数の推定

任意のファジィ分割に対する初期知識ベースの設定を自動化するために、まず制御装置をＰＩＤ制御装置としてとらえＰＩＤ定数をＣＨＲ（Chien-Hrones-Reswick）法やZiegler-Nichols法などの最適調整法[3]を用いて推定する。片山ら[1,2]は、ＰＩＤ定数のチューニングも上位のファジィ推論機構で行う構造の自動チューニング装置を提案していたが、適応型修正ゲインアルゴリズムの収束性が良好なので[2]、本論文ではＰＩＤ定数のチューニング部のかわりに、ステップ入力に対する制御対象の応答からＰＩＤ定数を推定する部分を備えたチューニング装置を提案する。これにより、チューニングの性能を損なわずに自動チューニング装置をより簡便に構成することができる。

［ステップ３］ＰＩＤフィードバック則から超平面ファジィフィードバック則への等価変換

ステップ２で求めたＰＩＤ制御則は制御装置の入力と出力の線形写像を表現している。このＰＩＤ制御則と等価なファジィ知識（メンバシップ関数とファジィ制御ルール）を生成する。

［ステップ４］ファジィ制御ルールのオンラインチューニング

制御応答偏差やその差分の定量的な情報を用いる適応型修正ゲインアルゴリズムを用いて、ファジィ制御ルールの後件部の実数値を制御実行中に修正する。

２．２　ＰＩＤフィードバック則から超平面ファジィフィードバック則への等価変換

２．１の［ステップ２］で求めたＰＩＤ定数から、ＰＩＤ制御装置の入力である

$$e = r - y,\ \int e dt,\ de/dt \qquad (1)$$

をもとに制御装置の出力である操作量mを算出するＰＩＤ制御則(2)が定められる。

$$m = K_P\left(e + (1/T_I)\int e dt + T_D(de/dt)\right) \qquad (2)$$

(2)式の微分をとると

$$dm/dt = K_P(de/dt + (e/T_I) + T_D(d^2e/dt^2)) \qquad (3)$$

を得る。(3)式に対して(4)式で表される正規化を行うとe,de/dt,d^2e/dt^2,dmを正規化して得られる新しい変数e',de'/dt(= ė '),d^2e'/dt^2(= ë ') ,dm'間の関係は(5)式で与えられる。

$$\left.\begin{aligned} e' &= s1\cdot e, \qquad \dot{e}' = s2\cdot de/dt \\ \ddot{e}' &= s3\cdot d^2e/dt^2, \quad dm/dt = s4\cdot dm'/dt \end{aligned}\right] \qquad (4)$$

$$dm' = (K_P/s4)\cdot((1/s2)\cdot\dot{e}' + (1/s1T_I)\cdot e' + (T_D/s3)\cdot \ddot{e}'/dt^2)\cdot dt \qquad (5)$$

(5)式は入力 e',ė ', ë ' から出力 dm' への線形写像関係を示している。(5)式の関係を満足するファジィ知識（メンバシップ関数とファジィ制御ルール）を生成することを考える。

①ファジィ分割

入力変数空間[e'× ė' × ë']=[-2,2]×[-2,2]×[-2,2]をL×M×N個の直方体に分割する。

②メンバシップ関数

①で定めたファジィ分割に対し、各入力変数の台集合[-2,2]上に以下のようなメンバシップ関数を定義する。

(a)区間[-1,1]

隣接する両端のメンバシップ関数と、成立度=0.5 で交わる３角形

(b)区間[-2,-1+a],[1-b,2] (a,b≥0)

区間[-2,-1],[1,2]で成立度=1,区間[-1,-1+a],[1-b,1]で、隣接する内側のメンバシップ関数と成立度=0.5で交わる台形の半分

これらのメンバシップ関数のラベルを、各e',ė ',ë ' 軸の値の小さいほうから便宜的にそれぞれ

i=1,⋯,L(e'軸),j=1,⋯,M(ė '軸),k=1,⋯,N(ë '軸)　(6)

と定義することにする。またメンバシップ関数i,j,kの成立度が１となる値をe'ᵢ,ė 'ⱼ, ë 'ₖ(i=1,⋯,L,j=1,⋯,M,k=1,⋯,N)とする。

③ファジィ制御ルール

(7)式で定義される、L×M×N個のファジィ制御ルールi_j_kを生成する。

ファジィ制御ルールi_j_k:

if e' = i and ė' = j and ë' = k,

then dm' = dm'_{ijk}　(7)

(i=1,⋯,L,j=1,⋯,M,k=1,⋯,N)

ここで dm'_{ijk} は(5)式の右辺に

(e', ė', ë') = (e'ᵢ, ė'ⱼ , ë'ₖ)　(8)

を代入して得られる左辺のdm'の値である。

$h_q = dm'_{ijk}$, q = 1,⋯,L×M×N とおくと(7)式は等価的に(9)式のように書くことができる。

ファジィ制御ルール q:

if e' = i and ė' = j and ë' = k,

then dm' = h_q　(q = 1,⋯,L×M×N)　(9)

このようにして定められたファジィ知識に対し、直線補間能力を有する代数積－加算－重心法を適用すると、線形な入出力関係(5)を等価なファジィ知識に変換することができる。[4] これを自動チューニングの初期知識ベースとして用いる。

２．３　適応型修正ゲインアルゴリズムによるオンラインチューニング

オンラインチューニングでは、現在の知識ベースにもとづく実際の制御応答を、あらかじめ与えておいた理想的な制御応答に近づけるように、制御実行中に実時間で制御ルールの後件部（実数値）を修正する。基本的なチューニングの考え方は、現在のサンプル時刻jにおける

制御応答y_jが時刻jにおける理想応答y^*_jに一致するように、現在の制御状態に影響を及ぼしたと考えられる、現在の時刻jより制御遅れ時間sだけ過去の時刻(j-s)で制御量mを算出するのに用いられたすべての制御ルールの後件部h_qを修正する。[8]

理想応答と制御応答の関係を分類するために、(10)式で定義される時刻jにおける制御応答偏差e^*_j、および時刻jと時刻(j-s)における制御応答偏差の変化分de^*_jを導入する。

$$e^*_j = y^*_j - y_j, \quad de^*_j = e^*_j - e^*_{(j-s)} \qquad (10)$$

理想応答に対して、時刻(j-s)から現在の時刻jまでに実際の制御応答がどうなっているかは、e^*_jとde^*_jの符号を考慮すると、たとえば図3に示される9パターンとなる。[8]

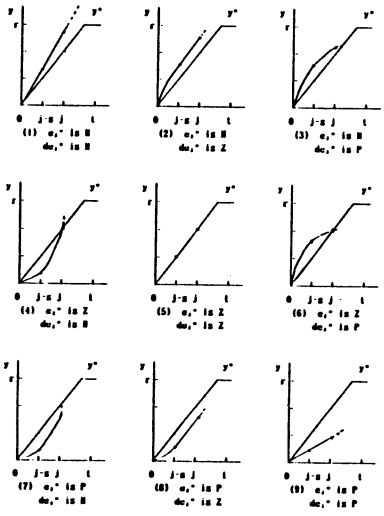


図3　制御応答パターンの分類

これらのもとで、一般化されたオンラインチューニングアルゴリズムは以下のように与えられる。

オンラインチューニングアルゴリズム[1,2]

現在の時刻jより制御遅れ時間sだけ前の時刻(j-s)に(9)式にもとづいて操作量の微分dm'を演算するために用いられたすべての制御ルールqの後件部h_qを、現時刻jで(11),(12)式にもとづいて修正する。

$$h_q^{NEW} = h_q^{OLD} + tsc3 \cdot w_q^{(j-s)} \cdot \Delta h_q \qquad (11)$$

$$\Delta h_q = \begin{cases} \text{表1に示すいずれかの定数} \\ \quad \text{(固定型修正ゲインアルゴリズム)} \\ \dfrac{\sum_{r=1}^{R} \mu_r \cdot p_r}{\sum_{r=1}^{R} \mu_r} \\ \quad \text{(適応型修正ゲインアルゴリズム)} \end{cases} \qquad (12)$$

ここで

$w_q^{(j-s)}$：時刻(j-s)における制御ルールqの成立度

μ_r：時刻jにおけるチューニングルールrの成立度

p_r：チューニングルールrの後件部の実数値

R　：チューニングルールの総数

固定型修正ゲインアルゴリズム[8]

e^*_j、de^*_jの符号情報のみにもとづいて、表1に示す有限個の固定ゲインを選択する。

表1　固定型修正ゲインの例

前件部		後件部	
e^*_j	de^*_j	Δh_q	(例)(実数値)
N	N	NB	-3
N	Z	NM	-2
N	P	NS	-1
Z	N	NS	-1
Z	Z	Z	0
Z	P	PS	1
P	N	PS	1
P	Z	PM	2
P	P	PB	3

適応型修正ゲインアルゴリズム[1,2]

e^*_j、de^*_jの符号情報のみならず定量的な情報にもとづき、図5に示すようなチューニング用ファジィ知識ベースを用いて(12)式にもとづいて精密なΔh_qを算出する。この例ではチューニングのための推論法として簡略化推論における代数積－加算－重心法を用いているが、他の方法でもよい。図4においてtsc1,tsc2はe^*_j、de^*_jに関するスケーリングファクタである。

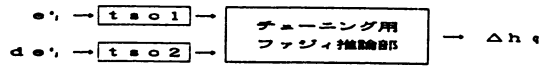


図4　適応型修正ゲインアルゴリズム

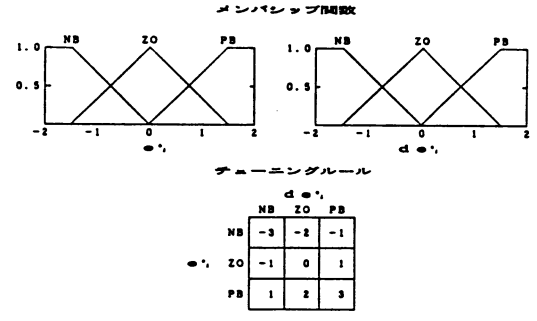


図5　チューニング用ファジィ知識ベース

3．数値例

提案した自動チューニング手法の有効性を検証するために、(13)式に示した2次遅れ系に対して速度型ファジィPI制御の数値実験を行った。

$$G(s) = C/(s^2 + As + B)$$
$$A = 0.638, B = 0.034, C = 1.228 \qquad (13)$$

ここで規範モデルの伝達関数は

$$H(s) = 1/(1+Ts)^5, \quad T=1.1 \text{ sec} \qquad (14)$$

で与えられるものとする。

規範モデルH(s)によって定められる理想応答と、制御対象(13)に対しPI制御（K_P=0.059 and T_I=7.43sec）を実行した場合の応答を図6に示す。次に図7に示すようなメンバシップ関数のもとで上記のPI制御則と等価な49個のファジィ制御ルールを2．2で述べた方法で自動生成した。これを初期知識ベースとしてフィードバック制御系に対し固定型修正ゲインアルゴリズム(tsc3=0.005,0.01,0.02,0.04,0.06)および適応型修正ゲインアルゴリズム(tsc3=0.4)を適用した。

適応型修正ゲインアルゴリズムによる応答波形の収束過程を図8に示す。また、両者のアルゴリズムに対する収束速度の比較を図9に示す。図9においてPは

$$P = \int (e^*_j)^2 \, dt \qquad (15)$$

で定義される制御応答誤差二乗積分値、kは制御サイクル回数kである。

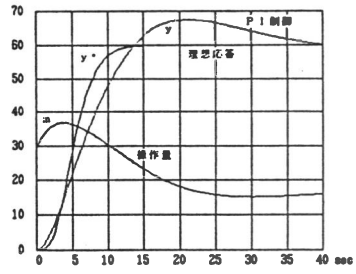


図６　理想応答とＰＩ制御による応答

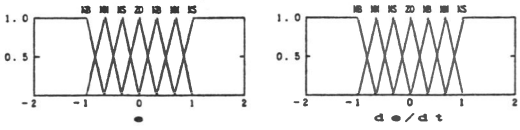


図７　e,de/dt に関するメンバシップ関数

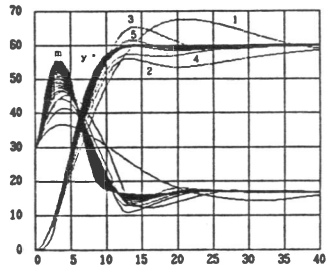


図８　適応型修正ゲインアルゴリズムによる
制御応答の収束過程

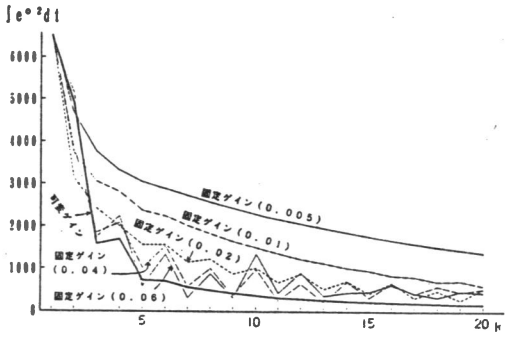


図９　収束速度の比較

考察

(1) 適応型修正ゲインアルゴリズムでは、参照軌道の両側から約５回の制御サイクルで、かなり参照軌道に近い応答が得られていることがわかる。

(2)固定型修正ゲインアルゴリズムにおいては、比例定数tsc3の値が小さい(0.005,0.01)場合には、Ｐは単調減少しているが収束は遅い。一方、tsc3の値を大きくするにつれて(0.02,0.04,0.06)、収束は速くなるが、最適解の近傍で振動現象が発生しＰのイテレーションに対する単調減少性が保証されない。これは、ルール後件部の修正量の比例定数tsc3を大きくしすぎたためルール後件部を過剰に修正しすぎ、そのため次の制御サイクルにおける操作量も過剰に修正されてしまうからと考えられる。

(3)適応型修正ゲインアルゴリズムは収束効率が最も優れており、単調減少性を有する固定型修正ゲインアルゴリズム(tsc3 = 0.01)と比較して約１／４のイテレーション回数で収束し、またＰの単調減少性もほぼ満足されている。これは制御応答偏差e°｣およびその差分de°｣の定量的な情報にもとづいて、参照軌道から離れている時にはルール後件部の修正量Δｈ｡を大きく、また参照軌道に近づいてきたら接近の度合いに応じて修正量Δｈ｡を小さく、しかも連続的な値として精密に計算しているからと考えられる。

４．おわりに

ファジィ制御ルールの初期知識ベースの自動生成法、および良好な収束性能を備えた適応型修正ゲインアルゴリズムによる自動チューニング手法について述べた。ファジィ制御系の自動チューニングは、適応制御、繰り返し制御、ニューラルネットによる適応・学習制御などと究極的には同じことをめざしていると考えられるので、今後はこれらの他のアプローチとの関係を明らかにしていく必要があると思われる。

［参考文献］

[1] 片山，他：階層的なファジィ推論機構にもとづくファジィ制御系の自動チューニング手法，平成２年電気関係学会関西支部連合大会講演論文集,S3 (1990)
[2] R.Katayama,et al.: An Automatic Knowledge Acquisition and Fast Self Tuning Method for Fuzzy Controller Based on Hierarchical Fuzzy Inference Mechanisms,preprints of 4th IFSA Congress (1991)
[3] 深海：自動制御の基礎,東京電機大学出版局 (1985)
[4] 水本：ファジィ制御向きのファジィ推論法，計測と制御，vol.28，no.11，pp.959-963 (1989)
[5] 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傷害物回避への応用，第６回ファジィシステムシンポジウム,pp.423-426 (1990)
[6] 林，他：ニューラルネット駆動型ファジィ推論による倒立振子の学習制御，第５回ファジィシステムシンポジウム，pp.183-188，(1989)
[7] 赤堀，他：最適化法によるファジィ推論の自動チューニング手法と走行車制御への応用，第５回ファジィシステムシンポジウム,pp.77-82 (1989)
[8] 前田，他：自己調整ファジィ制御装置の設計，第５回ファジィシステムシンポジウム,pp.89-94 (1989)
[9] 丹治，木下：外乱に対して安定な学習機能をもつファジィコントローラ,計測自動制御学会論文集,vol 23,no.12,pp.1296-1303 (1987)
[10]山崎,菅野：自動学習ファジィコントローラ,計測自動制御学会論文集,vol.20,no.8,pp.720-726 (1984)
[11]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ファジィ制御，日本ファジィ学会誌，vol.2，no.3 (1990)
[12]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,pp.208-215 (1991)
[13]堤，他：ファジィ制御系のパラメータ調整に関する考察，電気関係学会研究会資料・制御研究会，SC-89-18，pp.11-19 (1989)

［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

W2－2（RM）

２自由度ファジィＰＩコントローラのチューニング方法

A Tuning Method for Two Degrees of Freedom Fuzzy PI Controller

林　真司
Shinji HAYASHI

(株)東芝　総合研究所
Toshiba Corporation　R & D Center

Abstract : The control performance of fuzzy contorl system depends on it's control rules, menbership functions and scaling factors. But it is very difficult to tune them and requires human's trial and error. The author has already suggested a tuning method of scaling factors for Fuzzy PI Controller using parameters of control object model.

The paper proposes similar tuning method for Two degrees of Freedom Fuzzy PI Controller which has good performance for both set point variable and disturbance resistivity.

１．はじめに

ファジィ制御は、熟練オペレータの知識や現場のノウハウをIF－THEN型の簡単なルールによって実現できるものとして注目を集めており、近年実システムへの適用が活発に行われている。ファジィ制御において構成されるファジィコントローラは、ファジィ推論により非線形フィードバックを実現できることがひとつの特徴となっている。しかしながら、その制御性能は、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の制御パラメータに大きく依存するため、実システムに適用する場合にはこれらの制御パラメータの調整は重要な問題となる。これらのパラメータのうちスケーリングファクタは実際のプロセス量とファジィコントローラの入出力[-1,1]とを対応づける変換を行うもので、制御ルール獲得後も調整が必要となる。この課題の一つの解法として、制御対象のモデルのパラメータを用いたファジィＰＩコントローラのスケーリングファクタチューニング方法を提案している[1]。

ここでは、目標値追従性と外乱抑制性の両特性を考慮できる２自由度ＰＩコントローラの概念を拡張した２自由度ファジィＰＩコントローラ[2]を取り上げ、そのスケーリングファクタチューニング方法を提案し、シミュレーションによりチューニング方法の評価を行う。本方法は、ＰＩコントローラのパラメータチューニング方法として利用されているZiegler-Nichols法[3]やＣＨＲ法[4]の概念を応用したチューニング方法となっている。

２．２自由度ファジィＰＩコントローラの基本構成

本報告で対象とする２自由度ファジィＰＩコントローラの基本構成を図１に示す。

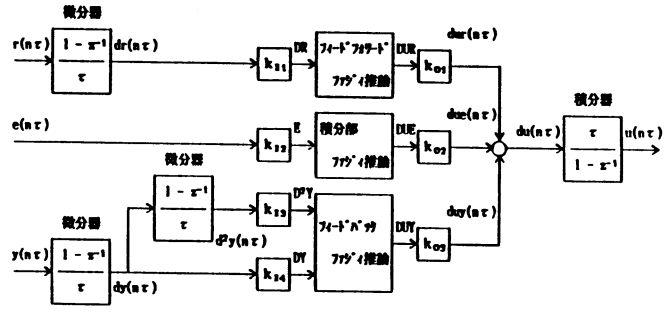


図１　２自由度ファジィコントローラの基本構成

２自由度ファジィＰＩコントローラは、２自由度ＰＩコントローラの概念をファジィコントローラに応用したので、図１に示すように、制御目標値の差分値から操作量の変化量を演算するフィードフォワードファジィ推論部、制御偏差から操作量の変化量を演算する積分ファジィ推論部、制御量の差分値と制御量の２階差分値から操作量の変化量を演算するフィードバックファジィ推論部により操作量が求められる。

フィードフォワードファジィ推論部の入力であるDRは、制御目標値の差分値dr(nτ)から次式により演算される正規化値である。

$$DR = k_{I1} * dr(n\tau) \qquad (1)$$

また、フィードフォワードファジィ推論部で計算された操作量変化量の正規化値DURは、次式により操作量変化量dur(nτ)に変換される。

$$dur(n\tau) = k_{O1} * DUR \qquad (2)$$

積分ファジィ推論部の入力であるEは、制御偏差e(nτ)から次式により演算される正規化値である。

$$E = k_{I2} * e(n\tau) \qquad (3)$$

また、積分ファジィ推論部で計算された操作量変化量の正規化値DUEは、次式により操作量変化量due(nτ)に変換される。

$$due(n\tau) = k_{O2}*DUE \quad (4)$$

フィードバックファジィ推論部の入力であるDYとD^2Yは、制御量の差分値dy(nτ)と制御量の2階差分値から次式で演算される正規化値である。

$$\begin{cases} DY = k_{I3}*dy(n\tau) \\ D^2Y = k_{I4}*d^2y(n\tau) \end{cases} \quad (5)$$

また、フィードバックファジィ推論部で計算された操作量変化量の正規化値DUYは、次式により操作量変化量duy(nτ)に変換される。

$$duy(n\tau) = k_{O3}*DUY \quad (6)$$

最後に、操作量は上記の操作量変化量から次式により計算される。

$$u(n\tau) = u((n-1)\tau) + dur + due + duy \quad (7)$$

本報告では、上述したファジィ推論の入力変数と出力変数のスケーリングファクタである正規化ゲイン{k_{I1}, k_{I2}, k_{I3}, k_{I4}}と制御ゲイン{k_{O1}, k_{O2}, k_{O3}}のチューニング方法を検討する。ただし、制御ルールとメンバーシップ関数は固定としておく。また、ファジィ推論として簡略化ファジィ推論[5]を用いたコントローラを対象として調整則を導出するが、他の推論を用いたコントローラに対しても利用可能である。なお、ファジィ推論で用いる制御ルールを表1に、メンバーシップ関数を図2に示しておく。

表1　制御ルール

E \ DE	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

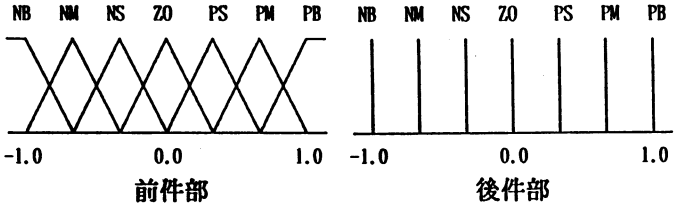


図2　メンバーシップ関数

3．スケーリングファクタ調整方法の導出

以下では、各パラメータが満足すべき時間スケール変換可能条件を導出したのち、その条件を満足する調整則を導出する。なお、ステップ応答モデルの場合、時間スケール変換t = at'はラプラス演算子のスケール変換s = as'に対応する[6]。従って、以下では時間スケール変換をラプラス演算子のスケール変換に置き換えて議論展開を行う。

3．1 時間スケール変換可能条件

2自由度ファジィPIコントローラの出力を連続時間システムとして表現すると次式となる。

$$u(s) = \frac{k_{O1}}{s}*F_R(k_{I1}*s*R) + \frac{k_{O2}}{s}*F_E(k_{I2}*E) + \frac{k_{O3}}{s}*F_Y(k_{I3}*s*Y, k_{I4}*s^2*Y) \quad (8)$$

$F_R(x1)$, $F_E(x2)$, $F_Y(x3,x4)$：ファジィ推論による非線形関数

さて、スケール変換s = as'により変換された制御対象に対して得られたパラメータを{b_{I1}, b_{I2}, b_{I3}, b_{I4}, b_{O1}, b_{O2}, b_{O3}}とし、そのパラメータを変換前のスケールに戻したパラメータと式(8)のパラメータが等しいとすると次式となる。

$$\begin{cases} b_{I1} = k_{I1}*a \\ b_{I2} = k_{I2} \\ b_{I3} = k_{I3}*a \\ b_{I4} = k_{I4}*a^2 \\ b_{O1} = k_{O1}/a \\ b_{O2} = k_{O2}/a \\ b_{O3} = k_{O3}/a \end{cases} \quad (9)$$

従って、時間スケール変換可能条件を、スケール変換s = as'に対するスケーリングファクタ{k_{I1}, k_{I2}, k_{I3}, k_{I4}, k_{O1}, k_{O2}, k_{O3}}の調整則が課せられる関数の条件として表すと次のようになる。

$$\begin{cases} k_{I1}\text{の調整則は関数値がa倍となる関数} \\ k_{I2}\text{の調整則は関数値が変化しない関数} \\ k_{I3}\text{の調整則は関数値がa倍となる関数} \\ k_{I4}\text{の調整則は関数値が}a^2\text{倍となる関数} \\ k_{O1}\text{の調整則は関数値が}1/a\text{倍となる関数} \\ k_{O2}\text{の調整則は関数値が}1/a\text{倍となる関数} \\ k_{O3}\text{の調整則は関数値が}1/a\text{倍となる関数} \end{cases} \quad (10)$$

3．2 スケーリングファクタ調整則

ここでは、制御対象のステップ応答データから求める簡単なモデルとして、次式のむだ時間＋1次遅れ系のモデルを考え、そのパラメータとスケーリングファクタとの関係を考える。これは、PIコントローラのCHR法に対応する。

$$G(s) = \frac{K}{1+Ts}e^{-Ls} \quad (11)$$

モデルパラメータとスケーリングファクタとの関係の導出の前に目標値の動特性との関係を導いておく。まず、目標値変化と直接関係するフィードフォワードファジィ推論部のパラメータ{k_{I1}、k_{O1}}について考える。k_{I1}は、目標値の1階差分値を[-1,1]に正規化するパラメータであるから1階差分値の最大値の逆数に比例すると仮定する。逆にk_{O1}はその逆の関係として1階差分値の

最大値に比例すると仮定する。このとき、次式のk_{I1}'とk_{O1}'はスケール変換により値が変化しない関数となる。

$$\begin{cases} k_{I1} = k_{I1}'/d\,r_{MAX} \\ k_{O1} = k_{O1}'*d\,r_{MAX} \end{cases} \tag{12}$$

次に、積分ファジィ推論部およびフィードバックファジィ推論部のパラメータは、目標値変化だけでなく制御対象の動特性に大きく関係する。ここでは、文献[1]と同様に正規化ゲインは目標値の最大変化幅の逆数に比例し、制御ゲインは目標値の最大変化幅に比例するとする。

$$\begin{cases} k_{I2} = k_{I2}'/r_{MAX} \\ k_{I3} = k_{I3}'/r_{MAX} \\ k_{I4} = k_{I4}'/r_{MAX} \\ k_{O2} = k_{O2}'*r_{MAX} \\ k_{O3} = k_{O3}'*r_{MAX} \end{cases} \tag{13}$$

以上の準備の下で、以下では近似モデルのパラメータ{L,T,K}と新たに定義したスケーリングファクタ$\{k_{I1}', k_{I2}', k_{I3}', k_{I4}', k_{O1}', k_{O2}', k_{O3}'\}$との時間スケール変換可能条件を満たす関係を導く。新たに定義したスケーリングファクタの時間スケール変換可能条件を以下に示しておく。

スケール変換s = as'に対して、スケーリングファクタ調整則の関数が課せられる条件は、次式のとおりである。

$$\begin{cases} k_{I1}'\text{の調整則は関数値が変化しない関数} \\ k_{I2}'\text{の調整則は関数値が変化しない関数} \\ k_{I3}'\text{の調整則は関数値がa倍となる関数} \\ k_{I4}'\text{の調整則は関数値が}a^2\text{倍となる関数} \\ k_{O1}'\text{の調整則は関数値が変化しない関数} \\ k_{O2}'\text{の調整則は関数値が}1/a\text{倍となる関数} \\ k_{O3}'\text{の調整則は関数値が}1/a\text{倍となる関数} \end{cases} \tag{14}$$

まず、次式のように制御ゲイン$\{k_{O1}', k_{O2}', k_{O3}'\}$はゲイン{K}の逆数に比例すると仮定する。

$$\begin{cases} k_{O1}' = k_{O1}''/K \\ k_{O2}' = k_{O2}''/K \\ k_{O3}' = k_{O3}''/K \end{cases} \tag{15}$$

このとき、制御対象のゲインが見かけ上相殺され、次式の制御対象に対して、スケーリングファクタ$\{k_{I1}', k_{I2}', k_{I3}', k_{I4}', k_{O1}'', k_{O2}'', k_{O3}''\}$を用いて制御するのと等価となる。

$$G(s) = \frac{1}{1+Ts}\,e^{-Ls} \tag{16}$$

また、調整則導出のために次式の仮想時定数{T'}を導入しておく。

$$T' = L + T \tag{17}$$

以上の仮定により、モデルパラメータ{L,T,K}からスケーリングファクタ$\{k_{I1}', k_{I2}', k_{I3}', k_{I4}', k_{O1}', k_{O2}', k_{O3}'\}$を決定する問題がパラメータ{T'}からパラメータ$\{k_{I1}', k_{I2}', k_{I3}', k_{I4}', k_{O1}'', k_{O2}'', k_{O3}''\}$を決定する問題に置き換えられる。ここで、スケール変換により仮想時定数{T'}はa倍となり、制御対象のゲイン{K}は変化しない。従って、式(14)のスケール変換可能条件と式(15)および式(17)の仮定を考慮すればパラメータ$\{k_{I1}, k_{I2}, k_{I3}, k_{I4}, k_{O1}', k_{O2}', k_{O3}'\}$はパラメータ{T'}により次式のように表すことができる。

$$k_{I1}' = \alpha_1 \tag{18a}$$
$$k_{I2}' = \alpha_2 \tag{18b}$$
$$k_{I3}' = \alpha_3*T' \tag{18c}$$
$$k_{I4}' = \alpha_4*T'^2 \tag{18d}$$
$$k_{O1}'' = \alpha_5 \tag{18e}$$
$$k_{O2}'' = \alpha_6/T' \tag{18f}$$
$$k_{O3}'' = \alpha_7/T' \tag{18g}$$

以上をまとめると、式(12),(13),(15),(18)から、次式の関係式が求められる。

$$k_{I1} = \alpha_1/d\,r_{MAX} \tag{19a}$$
$$k_{I2} = \alpha_2/r_{MAX} \tag{19b}$$
$$k_{I3} = \alpha_3*(L+T)/r_{MAX} \tag{19c}$$
$$k_{I4} = \alpha_4*(L+T)^2/r_{MAX} \tag{19d}$$
$$k_{O1} = \frac{\alpha_5}{K}*d\,r_{MAX} \tag{19e}$$
$$k_{O2} = \frac{\alpha_6}{K(L+T)}*r_{MAX} \tag{19f}$$
$$k_{O3} = \frac{\alpha_7}{K(L+T)}*r_{MAX} \tag{19g}$$

次に、式(19)の$\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7\}$を決定する。まず、$\{\alpha_1, \alpha_2\}$は、制御対象の動特性と大きく関係しないので{1.0,1.0}とした。次に、制御対象の動特性と密接に関係するパラメータ$\{\alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7\}$は、{L,T,K} = {1.0,1.0,1.0}とした制御対象に対する目標値追従のシミュレーションにより、$\{\alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7\}$ = {0.6,0.1,0.3,1.2,1.4}と決定した。図3にパラメータ決定時の目標値ステップ変化に対する応答を示す。

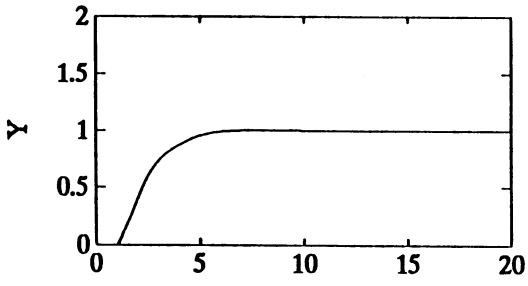


図3　パラメータ決定時の応答

以上の検討から、モデルパラメータ{L,T,K}からスケーリングファクタ$\{k_{I1}, k_{I2}, k_{I3}, k_{I4}, k_{O1}, k_{O2}, k_{O3}\}$は次のようにして決定すればよいことがわかる。

$$k_{I1} = \frac{smplt}{r_{MAX}} \tag{20a}$$
$$k_{I2} = \frac{1.0}{r_{MAX}} \tag{20b}$$

$$k_{I3} = \frac{0.60*(L+T)}{r_{MAX}} \quad (20c)$$

$$k_{I4} = \frac{0.10*(L+T)^2}{r_{MAX}} \quad (20d)$$

$$k_{O1} = \frac{0.30*r_{MAX}}{K*smplt} \quad (20e)$$

$$k_{O2} = \frac{1.20*r_{MAX}}{K(L+T)} \quad (20f)$$

$$k_{O3} = \frac{1.40*r_{MAX}}{K(L+T)} \quad (20g)$$

ただし、ここでは目標値変化をステップ入力と仮定して、次式の仮定を用いている。

$$d\,r_{MAX} = r_{MAX}/smplt \quad (21)$$

ここで、smpltは制御周期である。また、目標値変化がランプ入力の場合、$d\,r_{MAX}$はランプ入力の傾斜となる。

4．シミュレーションによる評価

まず、調整則を導出に用いたむだ時間＋1次遅れ系のむだ時間、時定数、ゲインを変更した制御対象および目標値の変化幅を変更したシミュレーションによりチューニング方法を評価した。次に、次式に示す代表的な制御対象に対するシミュレーションにより評価した。

$$G_1(S) = \frac{1}{1.+1.1S+0.1625S^2+0.00625S^3}e^{-0.05S}$$

$$G_2(S) = \frac{1+2S}{1.+1.1S+0.1625S^2+0.00625S^3}e^{-0.05S}$$

$$G_3(S) = \frac{1-0.5S}{1.+1.1S+0.1625S^2+0.00625S^3}e^{-0.05S} \quad (22)$$

$$G_4(S) = \frac{1}{1.+1.1S+0.1625S^2+0.00625S^3}e^{-2.0S}$$

$$G_5(S) = \frac{1}{1.+1.1S+1.6625S^2+0.15625S^3}e^{-0.05S}$$

むだ時間＋1次遅れ系に対するシミュレーションの結果、ゲイン、むだ時間、時定数、目標値変化幅のどの変更に対しても調整則導出時と同様の良好な性能を示すことを確認した。一例として、図4にゲインを2倍とした場合の応答を示す。

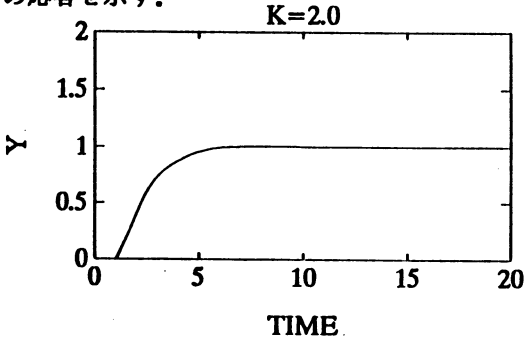


図4　ゲインを2倍とした制御対象の応答

代表的な制御対象に対するシミュレーションの結果、高次遅れ系、オーバーシュート系、逆応答系、むだ時間系に対しては良好な応答が得られた。振動系に対しても多少応答は遅くなっているがほぼ良好な応答が得られた。一例として、図5に高次遅れ系の応答を示す。

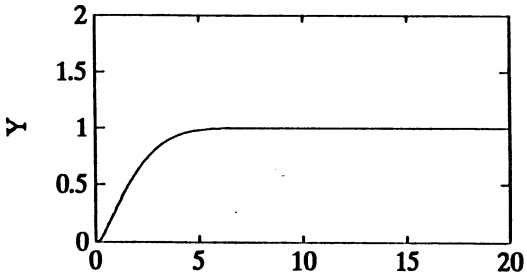


図5　高次遅れ系に対する応答

5．おわりに

本報告では、2自由度ファジィＰＩコントローラのスケーリングファクタ調整方法を提案した。提案した調整方法は、制御対象のステップ応答データから得られる簡単なモデルパラメータからスケーリングファクタを調整する方法である。本方法の特徴は、時間スケール変換可能な調整則という点で、制御対象の時定数に影響なく良好な制御応答が得られる。また、パラメータを変更することにより応答形状を選択することも可能な調整方法である。本方法の有効性を計算機シミュレーションにより確認できた。今後の課題としては、制御ルールのチューニング方法の検討が考えられる。

参考文献

[1] 林：ファジィ制御系のチューニング方法,第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,189/192 (1990)

[2] 林,飯野,重政：2自由度ファジィ制御方式,第31回自動制御連合講演会前刷, 123/124 (1988)

[3] J.G.Ziegler and N.B.Nichols：Optimum Settingsfor Automatic Controllers,Trans. ASME,64-8,759/768 (1942)

[4] K.L. Chien, J.A. Hrones and J.B. Reswick：On the Automatic Control of Generalized Passive Systems,Trans. ASME,74-2,175/185 (1952)

[5] 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講演論文集, 97/102 (1988)

[6] 北森：制御対象の部分的知識に基づく制御系の設計法,計測自動制御学会論文集,15-4,549/555,(1979)

問い合わせ先
〒210　川崎市川崎区浮島町4-1
(株)東芝　総合研究所　エネルギー機器研究所
林　真司　☎ 044-288-8020　FAX 044-299-3630
E-mail hayashi@etl.uki.rdc.toshiba.co.jp

W4－2（RM）

ファジィ連想記憶システムを用いた円盤型ヘリの学習制御

Fuzzy Associative Memory System Application to The Learning Control of A 4－fans Helicopter

山口　亨　Toru YAMAGUCHI　後藤賢治　Kenji GOTO,　吉田光伸　Mitunobu YOSHIDA　美多　勉　Tutomu MITA

技術研究組合　国際ファジィ工学研究所、Laboratory for International Fuzzy Engineering Research,　千葉大学　Chiba University

Abstruct : We propose a fuzzy associative memory system named FAMOUS (Fuzzy Associative Memory Organizing Units System) and show its usefulness for the learning control at 4-fans helicopter. The helicopter control knowledge is initially put into the fuzzy controller using fuzzy rules shown as the pair of "the condition (for example, the upper flying or the lower flying)" and "the operation (controller)". At the learning algorithm, each controller is individually trained under its condition, and the relationship between each condition and its operation is strengthened. FAMOUS recalls well-trained operations connection to the input condition, and controls the helicopter by synthesizing their operations.

1．はじめに

円盤型模型ヘリコプターの制御知識を、操縦者は短時間の訓練で獲得する。本稿では、この訓練の過程をファジィ連想記憶システム(1)を用いて模擬することを試みる。ファジィ連想記憶システム：Fuzzy Associative Memory Organizing Units System （ＦＡＭＯＵＳ）は、ファジィモデル(2)の利用により、制御の知識を、「状況」とその状況に応じた「操作モデル（制御器）」のペアとしてルール表現することができる。ＦＡＭＯＵＳは、観測値から状況を判断しそれに有効な操作モデルを連想により想起する(3)。現在の状況に対応する操作モデルが訓練不足であったり、状況に対応する操作モデルがＦＡＭＯＵＳの記憶中にない場合は、現在の状況に近いいくつかの操作モデルを想起し補完的に制御を行う。また、訓練で操作モデルを洗練するにしたがって、想起の度合いを強めていく。この過程は、円盤型ヘリの操縦者が各状況に応じた操作を訓練で洗練し獲得していく過程に近いものである。

本稿では、実機の模型ヘリコプターのホバリング制御実験を例題とし取り上げ、ＦＡＭＯＵＳを用いた制御システムの概要、初期知識の抽出、および抽出知識の洗練方法、学習実験の結果と考察を示す。

2．ファジィ連想記憶によるヘリの学習制御

４つのファンで空中を飛行する円盤型模型ヘリは、地面付近飛行時、空中水平飛行時、空中傾斜飛行時など、状況によってその動特性が大幅に異なる。操縦者がその知識を獲得するまでに以下に示すような手順をふむことが多い。

操縦者は、はじめは多くの状況へ対応できる保守的な操作を行いながら、対象の特徴を把握していく。この多くの状況へ対応できる保守的な操作モデル（制御器）をＦ1とする。その後、訓練を重ねることで、それぞれの状況に適した積極的な操作モデルを獲得していく。ここで、これらの特徴的な状況へ対応する積極的な操作モデル（制御器）をＦ2、Ｆ3とする。本稿では、複数の操作モデルを表現できる高木・菅野のファジィモデル(2)を用いる。このため各状況に応じた積極的な操作モデル（Ｆ2、Ｆ3など）を明示的に複数もつ構成が可能である。相互結合型のニューラルネットによるファジィ連想記憶システムＦＡＭＯＵＳを用い、学習を考慮したファジィモデルを実現することで、それぞれの操作モデルＦiの学習のレベルに応じて利用の度合いγiを調整し適応的な制御を実現する。この構成を図１に示す。

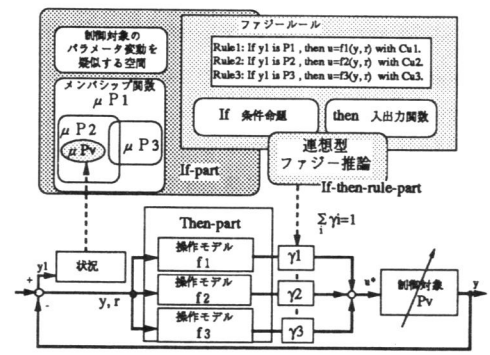


図１　連想記憶によるファジィ制御器

図１では、ファジィモデル型のファジィルールをＦＡＭＯＵＳで実現している。このＦＡＭＯＵＳは次の３つ

の特徴をもつ。1)人間へ親和性の高いファジィルールによる知識表現。2)高い知識の洗練能力。3)連想を用いた良好なファジィ推論。ファジィモデルでは操縦の知識をIf-partの「状況（例えば、上空飛行や低空飛行など）」とThen-partの「操作モデル（制御器）」のペアで表現する。If-then-rule-partでは、これらの「状況」と「操作モデル」をファジィルールから得られる関係を用いて相互結合型ニューラルネットの連想記憶で実現する。ファジィモデルは「状況」と「操作モデル」をある種の関数で表現するため、本稿の連想記憶システムは階層構造をもつ連想記憶システムである。図1で、ファジィルール中のCuiは関連度と呼ばれるもので、そのルールRiに理想の操作モデルFi*と現在の操作モデルFiとの関連を示す。もし、学習により操作モデルFiが洗練され理想に近づけば、 関連度Cuiは1に近づく。このように、ＦＡＭＯＵＳを用いると概念間の関連を柔軟に表現できる。また、ＦＡＭＯＵＳによるファジィ推論では、連想によりファジィルール中の複数の操作モデルの参照の度合（寄与度）を決定する。推論の際、入力条件に近く、かつ、（関連度Cuiが高く）よく洗練されている操作モデルが連想により想起され操作量の決定に寄与する。

3．ヘリコプター実験システム

3.1 実験システム構成

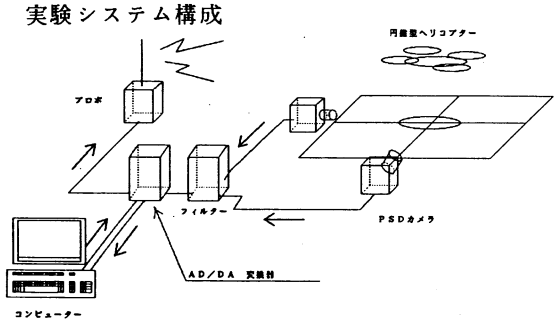


図2　実験システム構成

図2に円盤型ヘリコプター実験の操縦システムを示す。操縦者は機体の位置・状態を目で把握し、ラジコン送信器のスティックを用いて操縦を行なう。実験システムでは操縦者の目にあたる部分へ2つの2次元カメラを用いる。制御用マイコンは、この2つカメラの2次元位置データを3次元化し、操縦者のファジィルールをもとに連想型のファジィ推論を行い操作量u*を決定する。

3.2 ヘリコプターの特性

円盤型ヘリコプターは図3に示す様に4つの直流モータの電動ファンmi（i=1～4）を用いて飛行する。また、操作系統は通常のヘリコプターと同様で 1)アクセル（上昇・下降：z軸の操作）、2)ヨーイング（回転：ωの操作）、3)ピッチング（前後の傾き・移動：θyの傾きとy軸の操作）、4)ローリング（左右の傾き・移動：θxの傾きとx軸の操作）の4系統を持つ。

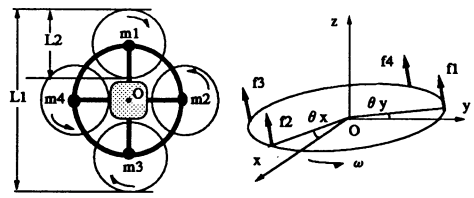


図3　円盤型ヘリコプター

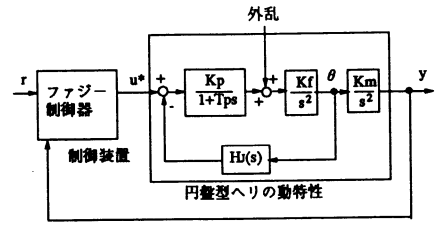


図4　ヘリコプターのブロック線図

円盤型ヘリコプターでは対称的な構造からピッチングとローリングの特性が同様である。本稿ではピッチングの操作を取り上げモデル化を示す。（ローリングやヨーイングに関してもピッチングと同様な手法を用いる。）円盤型ヘリコプターの特性は図4に示すブロック線図でモデル化できる[4][5]。図4で、制御量yは、機体の傾きθにより発生する目標点からの変位、HJ(s)は機体内蔵のジャイロのフィードバックを示す。ブロック線図を参考に各種同定試験を行った結果から式1に示す4次の伝達関数P_vで対象を近似する。

$$P_v = k e_0 / (s^4 + k d_3 s^3 + k d_2 s^2) \qquad (1)$$

ここに、kは変動パラメータ（$k_2 \geqq k \geqq k_3$）、e_i、d_i、k_iは正の係数である。

4．ヘリコプター制御に関する初期知識の抽出

操縦者は、上空飛行や低空飛行、大きく機体が傾いた場合など状況に応じてに特性が大きく変動することを知る。本稿では機体の傾きが少ない場合の高度による特性の変動に着目する。「上空」や「低空」などの状況による特性の変動をファジィモデルを用いてモデル化する。また、そのモデルを用いて操縦に関する初期的な知識を抽出する[4]。

4.1 ヘリコプターのファジィモデル

低空飛行では地面からのバックラッシュ（地面効果）がはたらき、操縦の感度が高くなる。（$k = k_2$の状況）また、地面からの乱流で外乱が増す。上空飛行では地面効果がなくなり操縦の感度が低くなる。（$k = k_3$の状況）操縦者は、ヘリコプターの特性としてこの2つの特徴的なモデルがあることを得る。これらの特徴的な低空のモデルをP_2、上空のモデルをP_3とする。ファジィモデル

の考え方を用いて変動のプラントモデルP_vを式2のP_1で定義する。

$$P_1 := \alpha_2 P_2 + \alpha_3 P_3 \qquad (2)$$

ただし、$0 \leqq \alpha_1 \leqq 1$、$\alpha_2 + \alpha_3 = 1$、また、αiは、図5に示す、高度hにおけるそれぞれの参照モデルに対するメンバシップ値である。

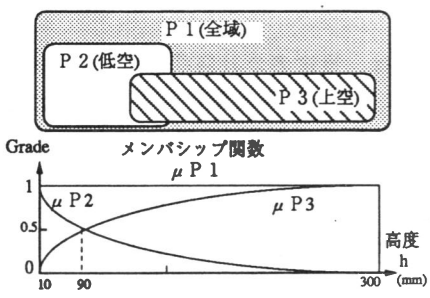


図5　ヘリコプターのファジィモデル

4.2 初期知識の抽出

上空と低空の2つの代表的な参照モデルを持つヘリコプターに対し、操縦者は、はじめは両方のモデルを操縦できる一つのロバストで消極的な操作モデルで操縦を行なう。この全域P1に対応するロバストな操作モデル（制御器）をf1とする。操縦者は訓練を重ね、f1を洗練し各状況（上空飛行、低空飛行）に対応する専用の操作モデルを得る。低空のモデルP2、上空のモデルP3に対応する操作モデルをそれぞれf2、f3とする。以上の操縦に関する知識のアウトラインをファジィモデル形式で表現したものが式3である。

Rule1: If h is P1, then u=f1(y,r) with Cu1.
Rule2: If h is P2, then u=f2(y,r) with Cu2.
Rule3: If h is P3, then u=f3(y,r) with Cu3. (3)

ここに、hはルールへの入力で機体の高度、yは機体の目標点からの変位、uは操作量、Piは各状況に対応するファジィ集合で、P1は「全域」、P2は「地面付近」、P3は「上空」を代表するメンバシップ関数、また、fiはPiに対応する操作モデル（制御器）である。また、rは目標値である。（ただし、r＝0）Cuiは操作モデルの関連度を示す。

式3で、ファジィルールへの学習性を考慮して関連度Cuiを用いる。関連度は、現在のfiと理想のfi*との関連を示し、理想に近い程1に近い値となる。関連度Cuiが高くなるとその状況における操作モデルの寄与する度合が増加する。各操作モデルの寄与度γiは、ファジィルールのIf-then関係とCuiによる連想記憶のファジィ推論で得られる。寄与度γiは連想記憶の推論値aiを正規化したものである。ファジィ制御器による操作量u*は寄与度γiにより、次式で合成される。

$$u^* = \sum_{i=1}^{3} \gamma i \cdot f i(y,r) \qquad (4)$$

式3で、操縦に関する初期知識としては、低空の操作モデルf2や上空の操作モデルf3を獲得していないため、全域の操作モデルf1を仮にf2、f3に設定する。このため関連度Cu2、Cu3は低い値となる。ファジィ連想記憶システムでは、このような不完全な知識（知識のアウトライン）を関連度を用いて表現し、連想によるファジィ推論や、学習を用いた知識の洗練を行なうことができる。このファジィ連想記憶による制御装置構成を図6に示す。

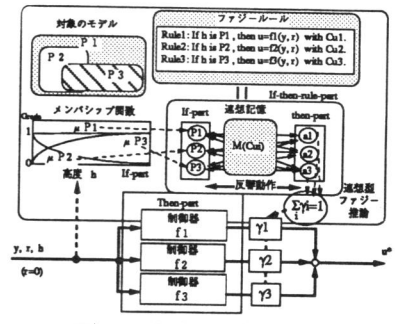


図6　制御装置構成

図6で、初期状態では全域に対応する保守的な操作モデルf1を操縦に用いる。その応答情報や操縦者の修正情報を用い各状況に対応した操作モデルf2、f3を学習により洗練する。最終的には特徴的な状況P2、P3に対し洗練後の操作モデルf2、f3による操縦へ移行する。

4.3 全域の操作モデルf1の抽出

操作モデルf1はヘリコプターのパラメータ変動の全域P1に対し有効な制御器である。このため低空のモデルP2から上空のモデルP3までの変動域に対する同時安定化補償器[6]を考慮する。操縦者は、全域に対する操作に機体の変位yと機体の速度を用いる。これらの変位と速度（変位の微分）のフィードバックゲインをh_{10}、h_{11}とする。式1よりこのf1による閉ループ伝達関数は式5となる。

$$P_{cv} = ke_0/(s^4+kd_3s^3+kd_2s^2+ke_0h_{11}s+ke_0h_{10}) \qquad (5)$$

操縦者の変位、速度に対する比率に関する知識と操作データからフィードバックゲインをh_{10}、h_{11}を求める。この例題では変動パラメータkが1つで、かつ、制御器の構造が明確なため、式5の特性方程式からラウス・フィルビッツの安定条件[7]を用いて式6の同時安定化の条件を得る。

$$k>e_0h_{11}/d_2d_3 \ \& \ k>e_0h_{11}^2/d_3(d_2h_{11}-d_3h_{10}) \qquad (6)$$

ここで、式6を満足することから操縦者から抽出した操作モデルf1は、低空から上空までの全域の同時安定化補償器である。

4.4 学習性を持つファジィ連想記憶の設計

ここでは、図6におけるIf-then-rule-partのファジィ連想記憶の設計法を説明する[1][3]。ファジィルール上に表現されている関係を用いて相互結合型ニューラルネットのBAM（Bidirectional Associative Memories）[8]を利用して連想記憶システムを実現しファジィルール

銘記する。ＢＡＭの構成を図７に示す。

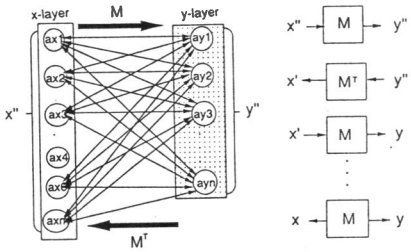


図７　双方向連想記憶（ＢＡＭ）

ＢＡＭは２層のニューロンが相互に結合するネットワークを形成する。これらの結合の強さをマトリクスＭで表し相関マトリクスと呼ぶ。ここで相関マトリクスＭがＸ，Ｙ層に対しパターンｘ，ｙのペアを銘記しているとする。Ｘ層にたとえノイズを含むｘ（ｘ”）が与えられても相関マトリクスＭを用いた連想（反響動作に伴う状態推移ｔ）で最終的にｘ，ｙのペアが想起される。ＢＡＭの連想における反響の演算は式７で与えられる。

$$Yt=\phi(MXt),\quad Xt+1=\phi(M^{T}Yt) \qquad (7)$$

ただし、$Xt=[ax1, ax2, \cdots, axm]^{T}$，$Yt=[ay1, ay2, \cdots, ayn]^{T}$ は連想ステップｔにおける各ニューロンの活性値ベクトルである。また、$\phi(\cdot)$ は各ニューロンがもつ関数で、入力値を｛０，１｝に変換する。ここではシグモイド関数を用いる。

ここで、銘記したいパターンのペアが、（ｘ1，ｙ1），…，（ｘn，ｙn）で与えられた場合、相関マトリクスＭは式８で得られる。

$$M=\sum_{i=1}^{n}\beta\, yi\, xi^{T},\quad M^{T}=\sum_{i=1}^{n}\beta\, xi\, yi^{T} \qquad (8)$$

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、［０，１］のパターンのペアを［－１，１］のバイポーラへ変換し用いる。ＢＡＭの銘記できる制約として、パターンのペア間が直交性が強く、かつ、それぞれの層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に離れている必要がある。このため、ファジィルールをそのまま銘記することが難しい。そこで前述のＢＡＭを２つ組み合わせた図８の構成を用いる。

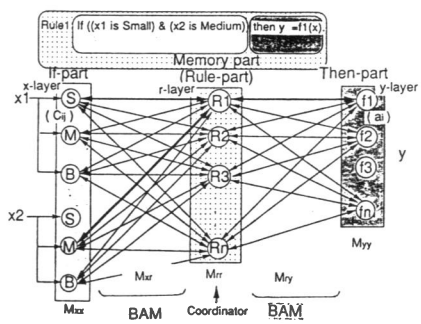


図８　連想記憶によるファジィルールの実現

式３のファジィルールではｒ－ｙ層に関連度Ｃuiを用いる知識表現のため、銘記のパターンにそのＣuiを乗算する。図８の相関マトリクスを左からＭxx、Ｍxr、Ｍrr、Ｍry、Ｍyyとし式７と同様な連想時の反響動作により推論を行う。

５．学習による初期知識の洗練

この例題では、操縦者の教師信号なしで初期知識の操作モデルｆ1による応答を教師信号として各状況に対応する操作モデルｆ2、ｆ3を洗練するフィードバック誤差学習[9]を行なうことが可能である。しかし、センサの処理能力を考慮し、本稿では操縦者の修正信号を教師信号として用いる教師有りの学習法を用いる。各状況における操作モデルの学習に、２乗誤差を最小にする誤差逆伝播法の原理と同様なＷidrow-Hoffの学習則[10]を用いる。また、各操作モデルを模擬する制御器の構造として初期知識で得た操作モデルｆ1の構造を用い、その制御パラメータの初期値としてｆ1のパラメータ値h_{10}、h_{11}を用いる。ここで、操縦者の修正信号を△ｕ、操作モデルｉの変位ｙのフィードバックゲインの修正量を$\triangle h_{i0}$、変位の微分のゲインの修正量を$\triangle h_{i1}$とする。学習で求めるフィードバックゲインの修正量は、式９の誤差Ｅを最小化するものである。

$$E=\int_{t=1}^{T}(\triangle u-\triangle h_{i0}y-\triangle h_{i1}\dot{y})^{2}\rightarrow\min \qquad (9)$$

式９を離散時間表現し式10を得る。

$$E=\sum_{t=1}^{T}(\triangle u_{t}-\triangle h_{i0}y_{t}-\triangle h_{i1}\dot{y}_{t})^{2}\rightarrow\min \qquad (10)$$

ここに、添え字ｔは時刻を示す。式10から、

$$dE/dh_{i0}=\sum_{t=1}^{T}(\triangle u_{t}-\triangle h_{i0}y_{t}-\triangle h_{i1}\dot{y}_{t})(-y_{t})=0 \qquad (11)$$

式11を得る。式11を変形し、近似の学習式12を得る。

$$\triangle h_{i0}=-\sum_{t=1}^{T}\triangle u_{t}y_{t}/\sum_{t=1}^{T}y_{t}^{2} \qquad (12)$$

同様に、式13を得る。

$$\triangle h_{i1}=-\sum_{t=1}^{T}\triangle u_{t}\dot{y}_{t}/\sum_{t=1}^{T}\dot{y}_{t}^{2} \qquad (13)$$

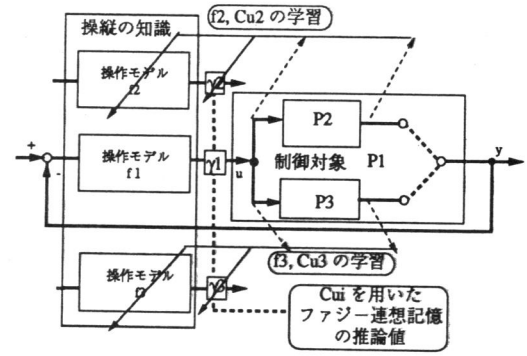
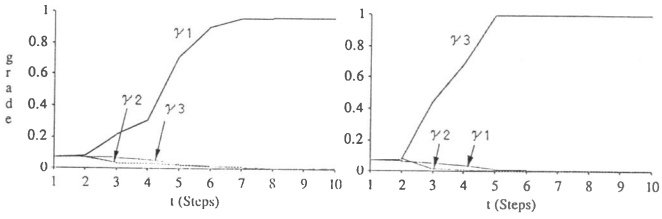


図９　学習方式

各状況に応じて操作モデルのパラメータを式12、13を

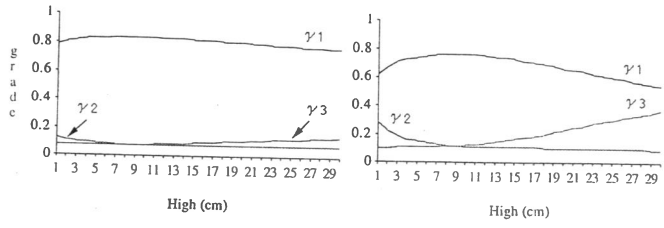
用いて調整する。図９に示すように、これらの学習により操作モデルが洗練されるに従って対応する関連度Ｃuiを１へ近付ける。このため学習後は操縦への寄与度γiが、全域の操作ｆ1から各状況別の低空の操作ｆ2や上空の操作ｆ3へ移行する。



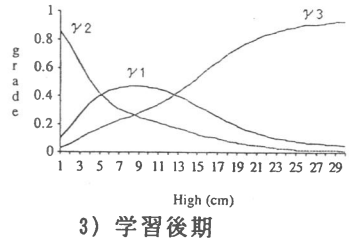
1）学習前　　2）学習後

図１０　学習による推論値の推移

上空の状況Ｐ3における寄与度γiの推移（連想型の推論のダイナミクス）を図10に示す。学習前は、操作モデルとしてｆ1を想起するが、学習後は洗練後の操作モデルｆ3を想起する。また、状況を低空から上空まで変化させた場合の各操作モデルの寄与度γiの学習の度合に応じた推移を図11に示す。これらの寄与度には推論ステップｔ＝４の値を用いる。文献８に見られるＨebb学習則と同様な考え方（操作モデルを洗練する度合で関連度を強くする）を用いて各操作モデルの関連度Ｃuiをその学習進度に応じて変化させる。学習初期ではＣu1：Ｃu2：Ｃu3＝６：１：１、学習中期では５：４：４、学習後期では１：９：９と変化させる。関連度の変化により学習後は各状況に応じた操作モデルの寄与度が増す。連想型の推論は、状況に適合し、かつ、洗練されている操作モデルを想起する。



1）学習初期　　2）学習中期



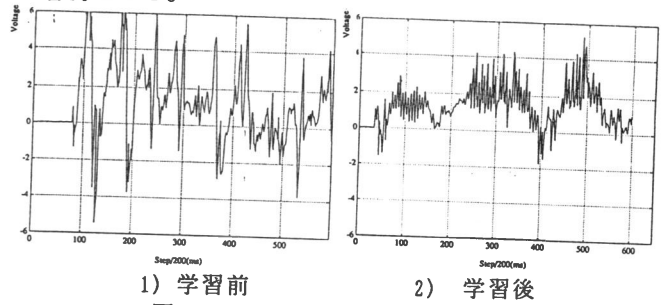
3）学習後期

図１１　学習進度に応じた推論結果

６．学習実験の結果と考察

ホバリング実験の学習前後の観測結果を図12に示す。横軸が時間で縦軸がセンサ出力（0.083倍で変位となる）である。学習後、変位積分の平均は約８％向上した。操作モデルの各パラメータは$h_{21}<h_{11}<h_{31}$であった。また、これらのすべての制御器が式６の同時安定化の条件を満足した。低空では外乱が増加する傾向をもつが、学習で得た低空用の制御器ｆ2は外乱に強い傾向をもつ。

本実験では各状況の特徴に応じた操作モデルを学習で獲得できた。ファジィ知識表現を用いることで学習をそれぞれの特徴的な参照モデル別に行うことができ、学習の高速化が図れるとともに獲得した知識を抽出すことが容易となる。



1）学習前　　2）学習後

図１２　ホバリング実験の結果

７．おわりに

学習性を考慮したファジィ連想記憶システムを、円盤型模型ヘリコプターのホバリングの学習制御へ適用することを試みた。操縦に関する初期知識を抽出し、その抽出した知識を学習で洗練し、操縦の知識を獲得した。抽出した初期知識の学習による洗練において高速化が図れ、洗練後の知識の抽出が容易であった。

８．参考文献

(1)山口・高木・銅谷：連想記憶ｼｽﾃﾑを用いたﾌｧｼﾞｨ推論，日本ﾌｧｼﾞｨ学会、第6回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ、93-96(1990)

(2)T. Takagi & M. Sugeno : Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modelling and Control, IEEE Trans. SMC15-1, 116-132(1985)

(3)山口・今崎・春木：連想記憶によるﾌｧｼﾞｰﾙｰﾙの推論・学習方式、電学論C、110巻、3号、207-215 (1990)

(4)山口・吉田・佐藤・美多：ﾌｧｼﾞｨ連想記憶ｼｽﾃﾑによる円盤型ﾍﾘの制御、SICE第8回ｼｽﾃﾑ工学部会研究会、33-39(1991)

(5)杉浦・他：ﾌﾗｲﾝｸﾞﾌﾗｯﾄﾍﾞｯﾄの制御(第2報)、第23回計測自動制御学会学術講演会、425-426(1983)

(6)山口・栗山・美多：ﾌｧｼﾞｨ適応制御における安定化補償器問題、第33回自動制御連合講演会、155-158(1990)

(7)中野・美多：「制御基礎論」、昭晃堂(1982)

(8)B. Kosko: Adaptive Bidirectional Associative Memories, Applied Optics, V. 26, No. 23, 4947-4960(1987)

(9)五味・川人：ﾌｨｰﾄﾞﾊﾞｯｸ誤差学習による閉ﾙｰﾌﾟｼｽﾃﾑの学習制御、ｼｽﾃﾑ制御情報学会論文誌V. 4, No. 1, 37-47(1991)

(10)B. Widrow & M. E. Hoff: Adaptive switching circuits, WESCON conv. Rec., 4 (1960).

W4－3（RM）

シミュレータ上でのヘリコプターのファジィ制御 +

Fuzzy Control of a Simulated Helicopter

百武　友幸*　　室伏　俊明**　　菅野　道夫**
Tomoyuki HYAKUTAKE　Toshiaki MUROFUSHI　Michio SUGENO

* キヤノン株式会社　Canon Inc.
** 東京工業大学　システム科学専攻　Tokyo Institute of Technology, Dept. of Systems Science

Abstruct: A hybrid controller made by the velocity type and the position type is applied to control of a helicopter which is wellknown as an unstable and nonlinear system. This fuzzy system can control several kinds of flight such as hovering flight, forward flight and turns even in windy weather. The controller consists of four sub-controllers. The indirect fuzzy inference method is used.

1. はじめに

ヘリコプターは、垂直上昇、静止飛行、後退など多様な運動特性を持ち、空間的に狭い場所での運用が可能なため機動性が非常に高い。このため今日では、この特徴を活かして物資輸送、救助活動、報道活動など様々な活動に利用されている。また最近では手軽に使える、都市間のコミューター航空機として注目を集めている。

しかし一方では、ヘリコプターは典型的な高速不安定システムとして知られており、外乱に反応しやすく、パイロットは常にヘリコプターを希望の姿勢、速度及び高度に保つために操縦し続けている必要がある。また増減速など飛行状態の移行時には、複数の操縦装置の操作をバランスよく行なう必要があるため、パイロットの緊張感は高くなりその負担は増加する。このように、ヘリコプターはその操縦が非常に難しいため、熟練者以外には自由に扱うことが出来ないのが現状である。また制御工学的に見るとヘリコプターは、非線形システム、多自由度、干渉系など制御上好ましくない性質を持つため、ヘリコプター制御に関する研究はあまりなされていない。これらのことから、ヘリコプターの制御の研究は学問的にも、実際的にも重要である。

そこで本研究では、パイロットの操縦支援システムを構築することを目的とし、ヘリコプターのファジィ制御器の設計を行なった。この制御器では速度型と位置型のハイブリット型の制御法を用いた。計算機上でシミュレーション実験を行なった結果、機体の高度、機重、重心および風などの環境の変化にも適応することがわかった。また、ルールおよび各パラメータの切り替えを行なうことにより、ホバリングから前進飛行へといった飛行状態の移行が可能となり、各種の飛行に対応させることができるようになった。

+ 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. ヘリコプターの操縦方法

本研究で対象としたのは、シングルロータ・ヘリコプターと呼ばれるものである。このヘリコプターは運動性能の根元となる巨大なメイン・ロータと、その回転により発生する反トルクを打ち消すためのテール・ロータから構成されている。このメイン・ロータと空間における多くの自由度を持つことによって、左右の非対称性に基づく非線形性、軸間干渉などの操作制御上の問題点が現われる。

さてヘリコプターの操縦には、以下の４種類の操作が必要である。

(1) 前後方向の操縦

前後方向の操縦は、機体を前または後ろに進めるためのものである。これはサイクリック・スティックと呼ばれる操縦装置を右手で前後に動かし、メイン・ロータ面を傾けることにより達成される。この操縦では、機体を傾け過ぎないように注意する必要がある。

(2) 横方向の操縦

横方向の操縦は、機体を左または右に進めるもので、サイクリック・スティックを右手で左右に動かしてロータ面を左右に傾けることにより達成される。ここでも、機体を傾け過ぎないように注意する必要がある。

(3) 機首方向の操縦

機首方向の操縦は、機首を右に向けたり左に向けるために必要で、テール・ロータの揚力を増減することにより、メイン・ロータを回転させるのに必要な反トルクとの釣り合いを変化させ、機首方向を制御する。この増減は、アンチ・トルク・ペダルと呼ばれる操縦装置を、両足の前後動によって操作することによって達成される。

(4) 垂直方向の操縦

垂直方向の操縦は、上昇したり下降するために必要で、メイン・ロータの揚力を機体の重量よりも増減させることによって行なわれる。この増減はコレクティブ・

ピッチ・レバーと呼ばれる操縦装置を左手で引いたり、下げ降ろしたりして操作することによって達成される。この操作で注意すべき点は、反トルクが変動するため機首方向の操作も同時に行なう必要があると言う点である。

表1　ヘリコプターの操舵と挙動

操舵	挙　　動
Longi.stick	Pitching　前後方向
Late.stick	Rolling　横方向
Pedal	Heading
Collective	垂直方向

3. コントローラの設計

3.1 基本構造

本研究のコントローラは、図1に示すようなブロックで構成されている。

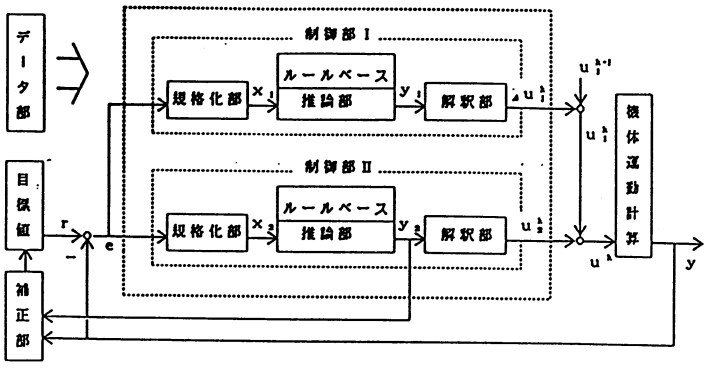


図1　コントローラの構成

規格化部、解釈部

規格化部は、実際の測定値とコントローラの変数値の変換を行ない、解釈部は、コントローラの出力と実際の操作量の変換を行なう。各スケーリングファクタは調節可能なパラメータであり、このパラメータの一部の変更により加速度や応答性などを変化させることも可能である。

推論部

推論法は間接法と呼ばれる方法を使用した[1]。ルールベースの記述は次に示すように、前件部変数1つに対して後件部変数が1つというごく単純なものである。また各々の変数は、"Right" "Left" などの言語ラベルを用いて2つにファジィ分割されている。

R1 : if　X　is　"Right"　then　Head is "Left"
R2 : if　X　is　"Left"　then　Head is "Right"

制御部

本論文のコントローラにおいては、いわゆる速度型と位置型のハイブリット型の制御法を採用した。

① 制御部Ⅰ

この制御部は、制御部Ⅱの後件部の補正を行なう部分である。ここでは、ヘリコプターを操縦する時の本来の目的である速度や位置に関する情報を入力変数とし、推論結果は速度型で出力される。そしてその推論結果は、制御部Ⅱの後件部のメンバーシップ関数の補正のために用いられる。この制御部は、入力変数に本来の制御目標となる変数を扱うため、希望の速度や位置を得る役割を持っている。したがって、上位の制御を行なう部分であると言うこともできる。

② 制御部Ⅱ

この制御部は、ヘリコプターのトリム制御を行なう部分であり、このコントローラの基礎となる部分である。ここでは、希望の飛行状態を得るために必要な、姿勢角に関する情報を入力変数とし、推論結果は位置型で出力される。この制御部は、機体の姿勢角の安定、及び機首の保持を行なうので、下位の制御を行なう部分であると言うこともできる。この制御部では、前件部と後件部の両方のメンバーシップ関数の補正を受けている。前者は補正部で、後者は制御部Ⅰでそれぞれ毎回補正を受ける。

制御がⅠ、Ⅱからなるこの制御法の特徴は、その補正方法にある。位置型は操作量そのものを推論結果として出力する方法である。しかし、まわりの環境などが変化した場合には、それまでの出力値では対応することができなくなるため、後件部メンバーシップ関数を補正する必要がある。

そこで本論文では、位置型の制御部（制御部Ⅱ）の後件部メンバーシップ関数を補正するために、別個に速度型の制御部（制御部Ⅰ）を設けた。そしてその補正方法としては、後件部のメンバーシップ関数の中心点を推論し変更するという形をとった。制御部Ⅰの前件部変数は、本来の制御目標となる変数と希望の状態を得るために大事だと思われる変数である。この制御部を導入することにより、まわりの環境が変化した時などにも希望の制御目標（制御部Ⅰの前件部変数の目標値つまり希望の速度など）が得られるように、制御部Ⅱの後件部メンバーシップ関数が補正され、全体としての出力は環境に適応したものとなる。

補正部

ロール角、ピッチ角の目標値は、高度、速度、風、及び機体の重心の位置、さらには現在の飛行状況など、環境により随時変更していく必要性があると思われる。ベテランパイロットにおいても、その時の状況をうまく判断してその補正を常に行なっていると思われるが、この部分はいわゆる「長年の勘」と言われる部分であり、その言語化はたいへん難しいと思われる。

そこで、このコントローラにおいては、コントローラ自身の構造をうまく活かした補正方法を用いた。それは制御部Ⅱの出力が零となるように、ロール角、ピッチ角の目標値の補正を行なってゆくという方法である（図２）。

本来、ヘリコプターの制御目的は、希望の高度、速度、及び方向を保つことであり、ロール角やピッチ角を一定に保つことではない。そこで、このコントローラにおいては、速度や位置に関する推論を行なう制御部Ⅰの出力が、最終的なコントローラの出力と一致する方が好ましいと考えこのような方法を取った。ただし、旋回時はロール角（バンク）を一定に保つ必要があるため、ロール角の補正は行なわないことにする。

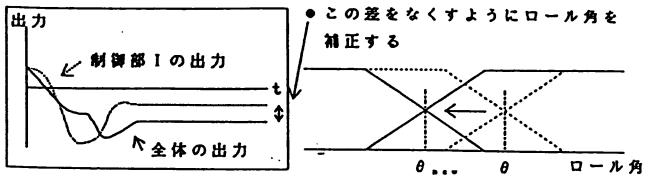


図２　姿勢角の補正

データ部

ホバリング、前進飛行、旋回飛行など各飛行時のルールや、規格化部、解釈部で用いるスケーリングファクタが蓄積されていて、飛行状態の変更を行なう時にそれらの入れ替えを行なう。

3.2　ルールについて

ヘリコプターの飛行は、おおまかに言って３つの飛行状態に分類できる。すなわち、ホバリング、前進飛行、旋回飛行である。本研究では、この３つの飛行状態のルールをそれぞれ検討、作成しそのルールを入れ替えることによって飛行状態の変更を行なっている。

ここではその具体例として、旋回飛行時のルールを挙げ、その入力変数と記述例を示す。

旋回飛行時のルール

旋回飛行時では、前後方向の操縦は一定の速度を保つことを、横方向の操縦は一定のバンク角を保つことを、機首方向の操縦は横滑りを防止することを、また、垂直方向の操縦は一定高度を保つことをそれぞれ目的とする。

以上のことを考慮した制御部Ⅰ、制御部Ⅱの入力変数を以下に示す。

・制御部Ⅰの入力変数

前後方向の操縦：前後方向の速度、加速度
横方向の操縦　：ロール角、ロール角速度
機首方向の操縦：ヘッド角速度、横方向の速度
垂直方向の操縦：上昇率

・制御部Ⅱの入力変数

前後方向の操縦：ピッチ角、ピッチ角速度
横方向の操縦　：ロール角、ロール角速度
機首方向の操縦：ヘッド角速度、横方向の速度
垂直方向の操縦：上昇率

ここでは、全体で２８個のルールが作成される。
次に、その操縦のルールを具体的に示す。

① 制御部Ⅰ

前後方向の操縦の制御ルール：

```
R1.  if   速度 is "Forward"   then  Longi.stick is "Pull"
R2.  if   速度 is "Backward"  then  Longi.stick is "Push"
R3.  if  加速度 is "Forward"   then  Longi.stick is "Pull"
R4.  if  加速度 is "Backward"  then  Longi.stick is "Push"
```

横方向の操縦の制御ルール：

```
R1.  if   Roll is "Right"   then  Late.stick  is "Left"
R2.  if   Roll is "Left"    then  Late.stick  is "Right"
R3.  if  dRoll is "Right"   then  Late.stick  is "Left"
R4.  if  dRoll is "Left"    then  Late.stick  is "Right"
```

機首方向の操縦の制御ルール：

```
R1.  if  dHead is "Right"   then  Pedal       is "Left"
R2.  if  dHead is "Left"    then  Pedal       is "Right"
R3.  if   速度 is "Right"   then  Pedal       is "Right"
R4.  if   速度 is "Left"    then  Pedal       is "Left"
```

垂直方向の操縦の制御ルール：

```
R1.  if  上昇率 is "Up"     then  Colle.stick is "Push"
R2.  if  上昇率 is "Down"   then  Colle.stick is "Pull"
```

② 制御部Ⅱ

前後方向の操縦の制御ルール：

```
R1.  if  Pitch is "Up"      then  Longi.stick is "Push"
R2.  if  Pitch is "Down"    then  Longi.stick is "Pull"
R3.  if dPitch is "Up"      then  Longi.stick is "Push"
R4.  if dPitch is "Down"    then  Longi.stick is "Pull"
```

横方向の操縦の制御ルール：

```
R1.  if   Roll is "Right"   then  Late.stick  is "Left"
R2.  if   Roll is "Left"    then  Late.stick  is "Right"
R3.  if  dRoll is "Right"   then  Late.stick  is "Left"
R4.  if  dRoll is "Left"    then  Late.stick  is "Right"
```

機首方向の操縦の制御ルール：

```
R1.  if  dHead is "Right"   then  Pedal       is "Left"
R2.  if  dHead is "Left"    then  Pedal       is "Right"
R3.  if   速度 is "Right"   then  Pedal       is "Right"
```

R4. If 速度 is "Left" then Pedal is "Left"

垂直方向の操縦の制御ルール：

R1. If 上昇率 is "Up" then Colle.stick is "Push"

R2. If 上昇率 is "Down" then Colle.stick is "Pull"

ここで、制御部Ｉの前後方向のルール R1 の示す内容は、「もし機体の前進速度が目標値よりも大きいならば、速度を落とすためにサイクリック・スティックを手前に引け。」と言う意味である。

このようなルール群をホバリング（３６ルール）、前進飛行（３２ルール）の各々についても作成する。

4. シミュレーションの結果

シミュレーションは、各飛行時における入力変数の目標値をまず決め、各パラメータを調整するようにして行なった。これによって得られた結果を図３、４に示す。初期状態は、いずれの場合も初速度 50kt、高度 2000ft である。

図３は定速飛行の例であり、10秒後に右手より10m/sの定常風が吹く。10m ほど流され偏差が残っているが、これは位置を入力変数に加えていないためである。風に打ち勝つように各操作がうまくなされているようすがわかる。

図４は、無風時での８の字旋回飛行の例である。比較的滑らかに旋回の移行ができている。

これ以外の飛行（二点間飛行、上昇飛行など）においても、それぞれ良好な結果が得られた。

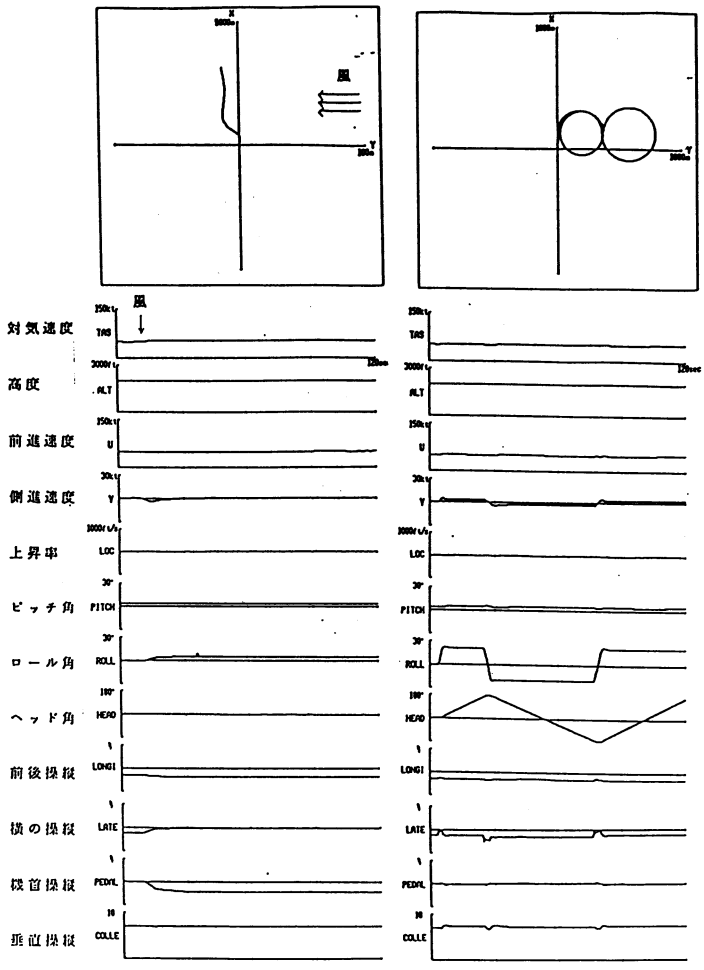


図３　定常飛行　　図４　８の字旋回飛行

5. おわりに

本稿では速度型と位置型の制御のハイブリット型の制御法を用いてヘリコプターのファジィ制御器を設計した。計算機上でシミュレーションを行なった結果、風や重心、機重の変化に適応する制御器が得られた。また、ルールを切り換えることにより通常飛行、旋回飛行など各種の飛行が可能となった。

今後の課題としては、パイロットとコントローラとのインタフェースや今回とりあげなかった飛行状態のルールの検討などが挙げられる。

最後に、ヘリコプターのフライトシミュレーションソフトウェアを提供して下さった川崎重工業株式会社に深謝いたします。

参考文献

[1] 菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1989)

[2] 上村誠，石川主典，須藤直樹：高速・不安定システムにおけるヒューマン・インターフェース，科学技術振興調整費ファジィ・シンポジウム講演予稿集 pp.75-84 平成２年１１月９日

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
百武 友幸 Tel 045-922-1111 EXT.2645

W5－1（RM）

ファジィ理論の構造振動制御問題への応用

Application of Fuzzy Set Theory to Structural Vibration Control

古田　均　渡邊英一　三ケ尻吉孝　岡南博夫　金吉正勝　田中　洋
Hitoshi FURUTA　Eiichi WATANABE　Yoshitaka MIKAJIRI　Hiroo OKANAN　Masakatsu KANEYOSHI　Hiroshi TANAKA

京都大学　京都大学　京都大学　大阪府立高専　日立造船　日立造船
Kyoto Univ.　Kyoto Univ.　Kyoto Univ.　Osaka Technical College　Hitachi Zosen　Hitachi Zosen

Abstract: In this paper, an attempt is made to apply the fuzzy set theory to structural control of earthquake-excited oscillations. Available fuzzy control rules are extracted and optimum membership functions for each factor are determined through the numerical simulation process. The numreical examples of 1 degree of freedom model and 2 degree of freedom model show that the fuzzy control technique is useful for reducing the amplitude and acceleration of structural oscillation due to earthquake.

1．はじめに

現在、構造物の振動制御に関する研究が数多く行われている。これらの研究の大部分は振動をいかに小さくするかに主眼をおいている。つまりシステムがいかに複雑になろうとも振動をできるだけ小さくするという立場をとっているように思われる。これに対し本研究では、非常に簡単なシステムを用いて、最適とは言えないまでもある程度の制振効果をあげることを目標とする。

本研究では、この目標を達成するためにファジィ制御の利用を試みる。ファジィ制御の特徴として、入力から出力までの計算時間が短い、プログラムが極めて簡単などを挙げることができる。この特性は、地震による振動の制御においても有用であると思われる。地震は突発性があり、構造物に加わる力も大きいので、その制御システムとしては、故障が少なく、非常時においても確実に作動する、また大きな力が加わっても壊れにくいものが求められる。その点、ファジィ制御システムは非常に簡単な構造をしているので、信頼性が高く頑健性に富むと言える。また、振動制御のための制御力は、構造物の応答に基づいて計算されるが、計算に要する時間が短いファジィ制御はこの点においても利点を持つといえる。このように、ファジィ制御は、構造物の振動制御においてもいくつかの利点を持つと考えられる。

本研究では、まずファジィ制御ルールの抽出を行い、最適なメンバーシップ関数の選定を行う。そして、種々の振動パラメータ、例えば制御力の加え方、位相遅れ、外力等の影響について、1自由度系、2自由度系を対象として、数値シミュレーションにより検討を加え、ファジィ制御法の有効性について考究する。

2．ファジィ理論の振動制御への応用

本研究では、ファジィ制御の考え方を構造物の振動制御に応用する。つまり、構造物の応答量などを入力とし、それにファジィ推論を施して制御力の大きさと向きを出力として得る。

2．1　ファジィ制御ルールの設定

ファジィ制御ルールとしては表1、表2に示すｉｆ（前件部）－ｔｈｅｎ（後件部）型のｉ層の相対応答速度の

表1 相対応答速度のみを考慮したルール

V_i						
NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
PB	PM	PS	ZR	NS	NM	NB

V_i：ｉ層の相対応答速度

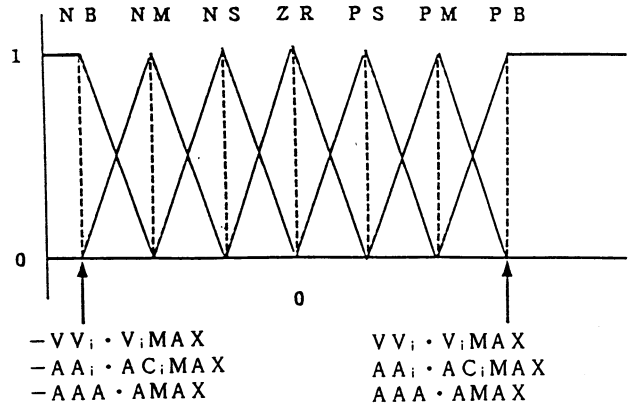
NB＝Negative Big　NM＝Negative Medium
NS＝Negative Small　ZR＝Zero
PS＝Positive Small　PM＝Positive Medium
PB＝Positive Big

表2　ルール2[1)]

		V_i						
		NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
A	NB	PB	PM	NB	ZR	NB	NM	NB
	NM	PB		NM		NM		NB
	NS	PB		NS		NS		NB
	ZR	PB		PS		NS		NB
	PS	PB		PS		PS		NB
	PM	PB		PM		PM		NB
	PB	PB		PB		PB		NB

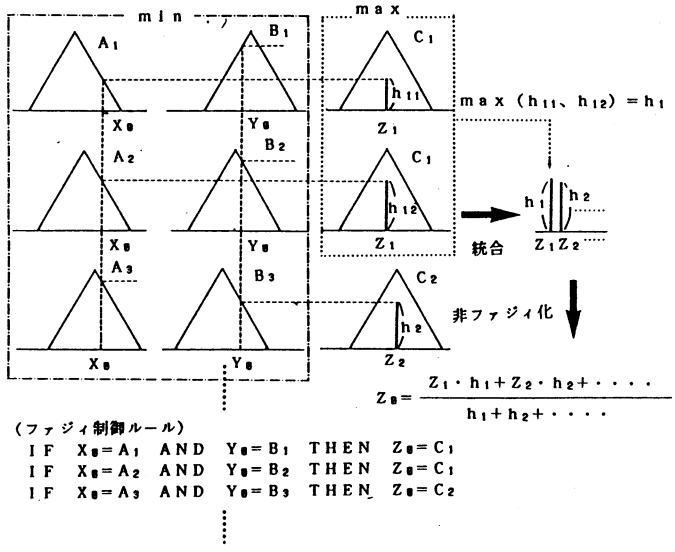
V_i：ｉ層の相対応答速度
A：地動加速度

みを考慮したルール（ルール１）とｉ層の相対応答速度と地動加速度を考慮したルール（ルール２[1)]）を用いる。また、ルール２の地動加速度をｉ層の相対応答加速度に変更したルール３も用いる。前件部で用いる相対応答速度V_i、地動加速度Ａ、相対応答加速度AC_iのメンバーシップ関数は図 1に示すような三角形のメンバーシップ関数とする。メンバーシップ関数の中心値の設定については、例えばｉ層の相対応答速度のメンバーシップ関数の場合、無制振時のｉ層の相対応答速度の絶対値の最大値、つまり図 1のV_iMAXをあらかじめ数値シミュレーションで求めておき、そのV_iMAXに係数　VV_i（$0 < VV_i \leqq 1.0$）をかけた$VV_i \cdot V_iMAX$をPositive Big の中心値とした。Positive Medium の中心値は(2/3)・$VV_i \cdot V_iMAX$、Positive Smallの中心値は(1/3)・$VV_i \cdot V_iMAX$ とした。Negative Big, Medium, Small の中心値は Positive の場合と原点に関して対称になるようにした。また、メンバーシップ関数の幅の設定については図 1 に示すように幅 $W=(2/3)\cdot VV_i \cdot V_iMAX$ とした。ｉ層の相対応答加速度、地動加速度のメンバーシップ関数も同様にして作成した。ルール１を用いて係数VV_iを1.0 から 0.1 の間でチューニングしたところ（この場合、最大制御力：最大外力の 5 %、入力地震波：エルセントロ地震ＮＳ成分を用いた）VV_iの値が小さいほど、つまりBig、Medium、Smallに分けたメンバーシップ関数のBigの網羅する部分が広いほど良い制御結果が得られた。そこで、$VV_i = 0.1$、$AA_i = 0.1$、$AAA = 0.1$ とした。また、VV_iの値が小さいほど良い制御が行えたという結果が得られているので、ファジィ制御の特殊な場合として、制御力をBig、Medium、Smallに分けるのではなく、常にBigの最大制御力を加えるというルール（ルール４）についても検討を加えた。



V_iMAX　：ｉ層の無制振時の相対応答速度の絶対値の最大値
AC_iMAX：ｉ層の無制振時の相対応答加速度の絶対値の最大値
AMAX　：地動加速度の絶対値の最大値
VV_i、AA_i、AAA：係数

図 1 前件部メンバーシップ関数



$$Z_0 = \frac{Z_1 \cdot h_1 + Z_2 \cdot h_2 + \cdots}{h_1 + h_2 + \cdots}$$

図 2 ｍｉｎ－ｍａｘ－高さ法

２．２　ファジィ推論法

本研究において用いたファジィ推論法は、ｍｉｎ－ｍａｘ－高さ法である。ｍｉｎ－ｍａｘ法以外にも、代数積－加算法についても検討したが、数値計算の結果ではほとんど違いがなかったので、ｍｉｎ－ｍａｘ法を用いた。本研究ではファジィ推論に高さ法[2)]（図 2 参照）を用いるので後件部で用いる制御力Ｐのメンバーシップ関数には、代表値のみで表されたメンバーシップ関数を用いることにする。現在最も多用されている非ファジィ化手法は重心法であるが、高さ法のほうが重心法より計算が簡単であるにもかかわらず、高さ法のほうが重心法よりも良好な結果を与えるという研究結果も報告されている[2)]。

２．３　制御力を加える方法

制御力を加える際の時間遅れを考慮して、制御力は図 3に示すように台形波として加えている。0.02秒ごとに制御力を算定し、時間遅れを0.002秒から0.02秒まで変化させてみたが、大きな違いはみられなかった。そこで、今回の数値計算では、時間遅れTIME LAG=0.001秒（0.002秒を1ステップとしているから5ステップ遅れ）、図 3において k=0.01として計算している。

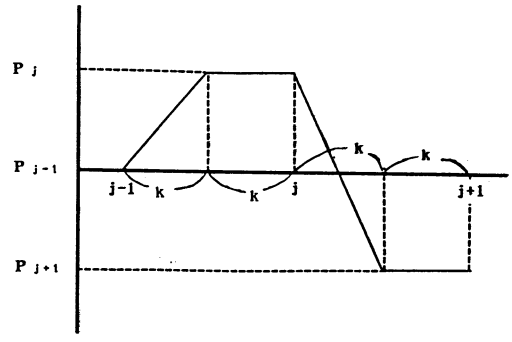


図 3 制御力を加える方法
(TIME LAG = k秒)

3．数値計算例

3．1　1自由度モデル

1自由度系の構造モデルを用い、以下の条件下で数値計算を行った。地震波：エルセントロ地震ＮＳ成分（最大加速度341.6 gal）、最大制御力：重量の 0.88%、モデルの周期 T：2 秒、減衰：1 %。本結果と文献 3）の最適制御の結果との比較を表 3に示す。ただし、比較には制振時の応答量と無制振時の応答量の比率を用いている。また、TIME LAG= 0.01 秒としている。この比較より加速度を制御する面では最適制御の方が優れていることが分かるが、振動による構造物の損傷の主要な原因と思われる変位を制御する面では、本研究で用いたファジィ制御もかなり良い結果を与えている。また、ファジィ制御の特殊な場合であるルール３が、３つの応答量のすべての面でルール１、ルール２と同程度の制御結果を得ていることも分かる。

表 3　最適制御とファジィ制御との比較
エルセントロ地震NS成分(T=2.0)

	$\max X / \max X_0$	$\max V / \max V_0$	$\max AC / \max AC_0$
最適制御	0.46	———	0.53
ルール1	0.63	0.62	0.98
ルール2	0.63	0.62	0.94
ルール3	0.63	0.61	1.00
ルール4	0.61	0.61	1.01

X_0 ：無制振時相対応答変位　　X　：制振時相対応答変位
V_0 ：無制振時相対応答速度　　V　：制振時相対応答速度
AC_0：無制振時相対応答加速度　　AC ：制振時相対応答加速度

この傾向が地震波、モデルの周期、最大制御力の大きさなどを変えても同じであるかを調べるために、地震波：十勝沖地震の余震のＮＳ成分（最大加速度 80.7 gal）、モデルの周期 T：0.5 秒 に変更した場合、また地震波：エルセントロ地震ＮＳ成分、モデルの周期 T：1 秒、最大制御力：最大外力の 50 %に変更した場合のルール１～ルール３のファジィ制御結果をそれぞれ表 4、表 5に示す。これらの場合もルール４は他のルールと同程度、あるいはそれ以上の制御結果を得ていることが分かる。ルール４のように常にBigの制御力を加えるルールを用いても構造物が加振しないのはTIMELAG を短く取りすぎているせいだと考えられる。そこで、TIME LAG= 0.05 秒としそれ以外の条件は表 5に示した制御と全く同じにした

表 4　十勝沖地震の余震のNS成分(T=0.5)

	$\max X / \max X_0$	$\max V / \max V_0$	$\max AC / \max AC_0$
ルール1	0.44	0.48	0.59
ルール2	0.46	0.49	0.61
ルール3	0.49	0.52	0.64
ルール4	0.42	0.45	0.57

表 5　エルセントロ地震NS成分(T=1.0)

	$\max X / \max X_0$	$\max V / \max V_0$	$\max AC / \max AC_0$
ルール1	0.14	0.21	0.52
ルール2	0.14	0.17	0.51
ルール3	0.16	0.19	0.55
ルール4	0.07	0.12	0.48

表 6　エルセントロ地震NS成分(最大外力の50%)

	$\max X / \max X_0$	$\max V / \max V_0$	$\max AC / \max AC_0$
ルール1	0.31	0.36	0.64
ルール2	0.49	0.54	0.74
ルール3	0.34	0.44	0.62
ルール4	0.34	0.33	0.68

場合の制御結果を表 6に示す。確かに表 6の制御結果は、表 5に比べて劣っているがルール４が他のルールと同程度以上の制御結果を与えるという傾向に変化はみられない。このことから、制御力をTIME LAG= 0.05 秒程度で加えられる制御システムならばルール４の常に大の制御力を加える制御で十分制御できることが分かる。

3．2　2自由度モデル

2自由度系モデルを対象として、1層、2層を独立と考え、各層にそれぞれファジィ制御ルールを適用して1層、2層ともに制御力を加える場合と1層にのみ制御力を加える場合の制御結果について考える。ただし、2自由度系モデルとして、モデルの周期 T：1 秒、減衰：1 %の1自由度系モデルを2つ重ね合わせたモデルを考えている。表 7に、地震波：エルセントロ地震ＮＳ成分、最大制御力：最大外力の10%、1層、2層ともに制御力を加えた場合の制御結果を示す。また、表 8に地震波：十勝沖地震の余震のＮＳ成分、最大制御力：最大外力の 10 %、1層にのみ制御力を加えた場合の制御結果を示す。これらの結果より、常に大の制御力を加えるルール４は、他の３つのルールと同程度の制御結果を与えることが分かった。

表 7　エルセントロ地震NS成分(最大外力の10%)
1層，2層ともに制御力を加える場合

	$maxX_1/maxX_{10}$	$maxV_1/maxV_{10}$	$maxAC_1/maxAC_{10}$
ルール1	0.39	0.53	1.07
ルール2	0.34	0.54	1.05
ルール3	0.42	0.51	1.06
ルール4	0.36	0.53	1.08

	$maxX_2/maxX_{20}$	$maxV_2/maxV_{20}$	$maxAC_2/maxAC_{20}$
ルール1	0.36	0.50	0.88
ルール2	0.32	0.45	0.84
ルール3	0.41	0.55	0.87
ルール4	0.34	0.47	0.91

X_{10} ：i層の無制振時相対応答変位　X_1 ：i層の制振時相対応答変位
V_{10} ：i層の無制振時相対応答速度　V_1 ：i層の制振時相対応答速度
AC_{10}：i層の無制振時相対応答加速度　AC_1 ：i層の制振時相対応答加速度

表 8　十勝沖地震の余震のNS成分(最大外力の10%)
1層にのみ制御力を加える場合

	$maxX_1/maxX_{10}$	$maxV_1/maxV_{10}$	$maxAC_1/maxAC_{10}$
ルール1	0.48	0.60	0.85
ルール2	0.50	0.58	0.82
ルール3	0.50	0.60	0.87
ルール4	0.46	0.55	0.87

	$maxX_2/maxX_{20}$	$maxV_2/maxV_{20}$	$maxAC_2/maxAC_{20}$
ルール1	0.55	0.61	0.71
ルール2	0.56	0.60	0.71
ルール3	0.56	0.60	0.72
ルール4	0.50	0.61	0.70

4．結論

本研究では、ファジィ制御を用いた実用的な振動制御システム開発のための基礎的なデータを得るために、ファジィ制御ルール、ファジィ推論法、制御力の大きさ、時間遅れ、等の影響を数値シミュレーションにより検討した。数値計算では、1自由度系、2自由度系モデルを用い、特に2自由度系モデルでは制御力のかけ方についても検討を加えた。　以下、本研究で得られた結論を箇条書にして示す。

1) 制御ルールについては、本研究で用いた1自由度系、2自由度系のような簡単な構造モデルでは、速度に関するルールのみで十分な制振効果が得られることが分かった。
2) メンバーシップ関数の設定には、対象モデルの構造特性がかなり影響を及ぼし、最適なメンバーシップ関数の同定はそれほど容易ではない。しかしながら、本研究の目的で示したように、最適ではなくてもある程度の制御ができれば満足するのであれば、そのためのメンバーシップ関数の選定はそれほど難しくない。
3) 制御力の大きさに制限があり、その制限が外力に比べてかなり小さい場合には、ファジィ制御と一定制御力を加える場合とで、それほど大きな差異はみられなかった。この一定制御力を加える方法は、ファジィ制御の特殊な場合と考えらる。より簡単な制振システムの開発を目的とするのであれば、この一定制御力制振システムで十分であると考えられる。しかし、模型実験による検討を加えたところ、振幅が小さい場合には、加振してしまう場合があることが分かった。これは、模型実験では、数値シミュレーションのように理想的な形で制御力を与えることができないためであると思われる。
4) 2自由度系モデルの1層と2層を独立と考え、1自由度系モデルのためのファジィ制御ルールを別々に適用して制御した結果、かなり良好な制振効果が得られた。ファジィ制御を用いると、多自由度系の振動特性（例えば振動モードなどの影響）を直接考慮しなくても、かなりの制振効果を得ることができる。
5) 2自由度系で、1層のみに制御力を作用させた場合でも、ある程度の制振は可能である。ただし、この場合はモード解析を行い、1次モード、2次モードの振動数やモード形状からの情報を取り込むことが必要であろう。

今後の課題としては、まずファジィ制御ルールおよびメンバーシップ関数の改良が挙げられる。最適制御において用いられる振動制御に関する知識をファジィ制御ルールの形で取り入れることができるならば、さらに実用的なファジィ振動制御システムを開発することが可能である。

5．参考文献

1) 榊山 哲也、Bernardo Creamer、馬場 研介、橘 英三郎、井上 豊：建築構造物のファジィ制御を用いた制震システムの研究、日本建築学会学術講演梗概（中国）、pp.841-842、1990.10.
2) 水本 雅晴：わかりやすいファジィ理論－ファジィ推論とファジィ制御－、コンピュートロール、コロナ社、pp.32-45,.1989.
3) 安部 裕、深尾 康三：アクティブマスダンパーにおける最適制御アルゴリズムについて（その2）、日本建築学会学術講演梗概（中国）、pp.825-826、1990.10

W5－2（RM）

多質点系構造物のファジィ制御
Fuzzy Control of Multi-degree-of-freedom-system Structures

新宮清志*1　船本大蔵*2　阿部圭太*2　染谷幸孝*3　堤 典昭*4
Kiyoshi SHINGU　Daizo FUNAMOTO　Keita ABE　Yukitaka SOMEYA　Noriaki TSUTSUMI

*1日本大学理工学部　*2日本大学大学院　*3三菱重工業　*4日本下水道事業団
*1Nihon University　*2Nihon University, Graduate School
*3Mitsubishi Heavy Industries　*4Japan Sewerage Works Agency

Abstruct : Fuzzy control of a shell structure was presented at the 6th Fuzzy System Symposium in Tokyo in 1990 [1]. There are several methods of vibration control of structures. In this paper, damping ratios of dampers of multi-degree-of-freedom-system structures which are modeled from Rahmen structures, are controlled using fuzzy theory. As some examples, responses of three-degree-of-freedom-systems subjected to external forces are shown.

1．序

本論は構造物のファジィ制御に関する一連の研究の一つであり、前回のシンポジウムにおいては、シェル構造物のファジィ制御について発表した[1]。現在、構造物の制振として様々な方法があるが、本論文はラーメン構造物をモデル化した多質点系構造物での可変ダンパーの減衰をファジィ制御を用いて変化させ、効率よく制振できる事を数値シミュレーションによって示すものである。具体例としては、3質点系モデルに種々の周波数の外力が入力した場合の振動応答を示す。

2．運動方程式・解析法

多自由度系に於ける運動方程式は次のように表すことができる。

$$[M]\{\ddot{X}\}+[C]\{\dot{X}\}+[K]\{X\}=\{F\} \qquad (1)$$

ここに、
$[M]$, $[C]$, $[K]$　：質量，減衰，剛性行列
$\{\ddot{X}\}$, $\{\dot{X}\}$, $\{X\}$, $\{F\}$：加速度，速度，変位，外力
いま、3質点系モデルを想定すれば、質量・剛性・減衰行列は、次のように表される。ただし、減衰行列は連成・非連成の2つの場合を想定する。

$$[M]=\begin{bmatrix} m_1 & & \\ & m_2 & \\ & & m_3 \end{bmatrix} \qquad (2)$$

$$[K]=\begin{bmatrix} k_1+k_2 & -k_2 & \\ -k_2 & k_2+k_3 & -k_3 \\ & -k_3 & k_3 \end{bmatrix} \qquad (3)$$

連成の場合

$$[C]=\begin{bmatrix} c_1+c_2 & -c_2 & \\ -c_2 & c_2+c_3 & -c_3 \\ & -c_3 & c_3 \end{bmatrix} \qquad (4)$$

非連成の場合

$$[C]=\begin{bmatrix} c_1 & & \\ & c_2 & \\ & & c_3 \end{bmatrix} \qquad (5)$$

なお、減衰は質量比例を採用し次式で表されるものとする。

$$c_i=2\omega_i\zeta m_i \qquad (i=1\sim n) \qquad (6)$$

本論では、固有値解析はパワー法、動的応答解析にはニューマークβ法を用いる。

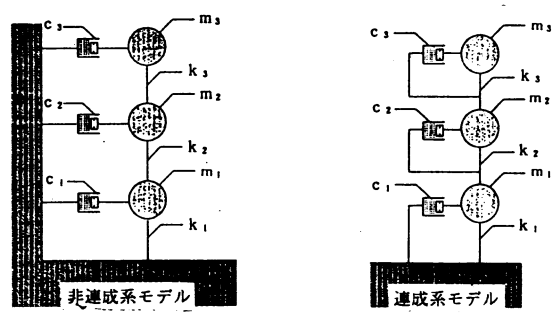


図1　多質点系モデル

3．ファジィ推論法

ファジィ推論法としてmin-max重心法（縮小法）を採用し、前件部・後件部ともに三角型のメンバーシップ関数を用いるものとする。

$$A(x) = (-|x-b|+a)/a \vee 0 \qquad (7)$$

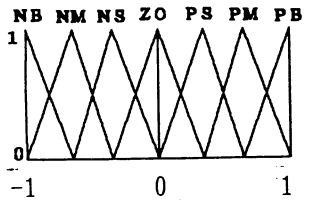


図２　前件部

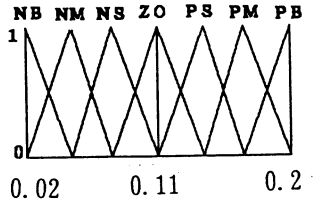


図３　後件部

4．制御規則

制御規則については、以下に示すような考えに基づいて定める。

先ず、静止状態から地盤がＵだけ変化した瞬間であるＲ１付近では、部材の慣性のため応答に時間遅れが生じ偏差Ｅは正で非常に大きくΔＥは零に近い。この状態では、減衰率ζを非常に小さくすればよい。したがって次のように表せる。

Ｒ１：if　Ｅ＝ＰＢ　and　ΔＥ＝ＺＯ　then　ζ＝ＮＢ

次にＲ２付近の場合Ｅは正で中くらい、ΔＥは負で少し小さいので、これも少しだけ運動を妨げないよう減衰率ζを小さくすればよい。よって､次のように表される。

Ｒ２：if　Ｅ＝ＰＭ　and　ΔＥ＝ＮＳ　then　ζ＝ＮＳ

Ｒ３付近ではＥは正で小さく、ΔＥは目標値（$\bar{U}_{n+1}$）に向かってきておりＲ２より小すなわち負で中くらいとなる。ここで事前にブレーキをかける意味で減衰率ζは少し大きくする。

Ｒ３：if　Ｅ＝ＰＳ　and　ΔＥ＝ＮＭ　then　ζ＝ＰＳ

Ｒ４付近ではＥは目標値に達しているが、ΔＥが最大となるので減衰率ζは大きくしなければならない。したがって、次のようになる。

Ｒ４：if　Ｅ＝ＺＯ　and　ΔＥ＝ＮＢ　then　ζ＝ＰＢ

Ｒ５以降は今までの逆に考えていけばよい。以上をまとめると次のような制御規則表ができる。この表を基にして多重推論を行い減衰係数を逐次定めていく。このように質点と地盤との相対変位を小さくするように制御することにより、各々の質点間の相対変位が小さくなり、必然的に応力も小さくなる。

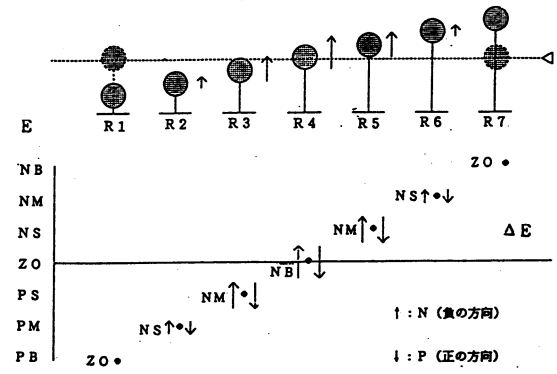


図４　質点の運動とＥ・ΔＥ

表１　制御規則表

Ｅ＼ΔＥ	ＮＢ	ＮＭ	ＮＳ	ＺＯ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＢ
ＮＢ				ＮＢ			
ＮＭ			ＰＭ	ＮＭ	ＮＳ		
ＮＳ		ＰＳ	ＰＳ	ＮＳ	ＺＯ	ＰＳ	
ＺＯ	ＰＢ	ＰＭ	ＰＳ	ＺＯ	ＰＳ	ＰＭ	ＰＢ
ＰＳ		ＰＳ	ＺＯ	ＮＳ	ＰＳ	ＰＳ	
ＰＭ			ＮＳ	ＮＭ	ＰＭ		
ＰＢ				ＮＢ			

5．　制御方法

時刻ｎにおける地盤の変位をU_nとし時刻ｎ＋１における地盤の変位は次式によって求まるものとする。

$$U_{n+1} = U_{n+1} + (U_n - U_{n-1}) \qquad (8)$$

式（７）によって予測した地盤の変位U_{n+1}と、時刻ｎにおける一質点の任意の部分の応答変位R_nとの偏差をE_nとすると、

$$E_n = U_{n+1} - R_n \qquad (9)$$

と表すことができる。また、１サンプリング時間におけるR_nの変化分をΔE_nとすると、次のようになる。

$$\Delta E_n = R_{n-1} - R_n \qquad (10)$$

したがって、振動制御の手順は次のとおりである。先ず、時刻ｎにおける地盤の変位U_nと一質点の応答変位R_nを観測する。次に、式（８）～（10）の３個の式に

より、E_nとΔE_nを求める。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。このような操作を繰り返すことによって、減衰係数ｃを逐次定めていく。

６．解析モデル

解析にあたり使用したモデルの質量ｍ及びバネ定数ｋは以下のとおりである。

$m_i = 1$ gf・sec^2／cm　(i=1~3)
$k_1 = 300$ gf／cm
$k_2 = 200$ gf／cm
$k_3 = 100$ gf／cm

７．固有振動解析結果

固有振動モード及び振動数を以下に示す。

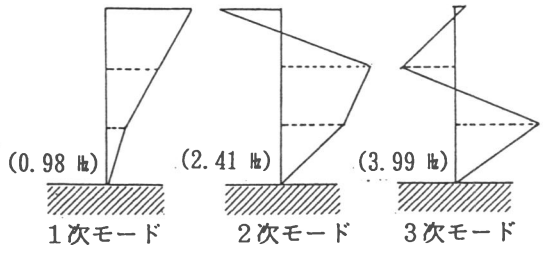


図５　固有振動モード

８．応答解析結果

最大 200galになるように設定した正弦波加速度波形（1Hz,2Hz,5Hz）を入力した場合の応答変位及び減衰率を以下に示す。

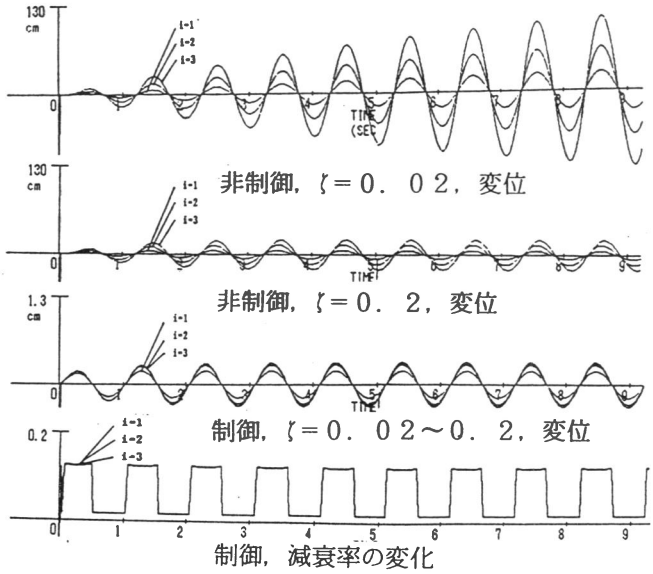


図６　連成，１Ｈｚの場合の応答

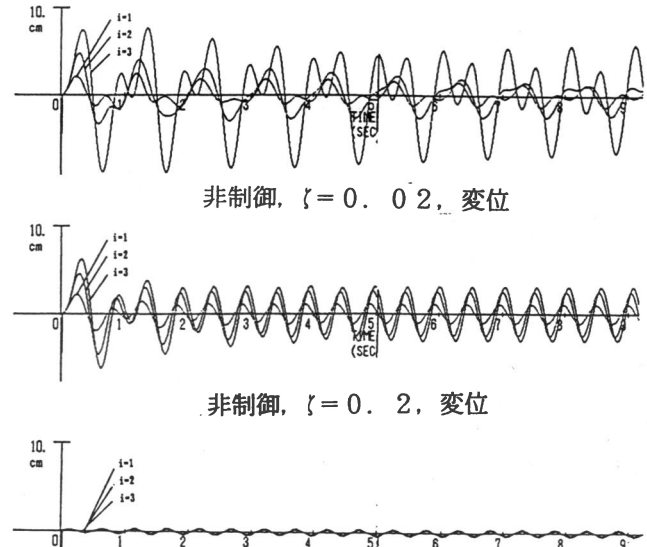


図７　連成，２Ｈｚの場合の応答

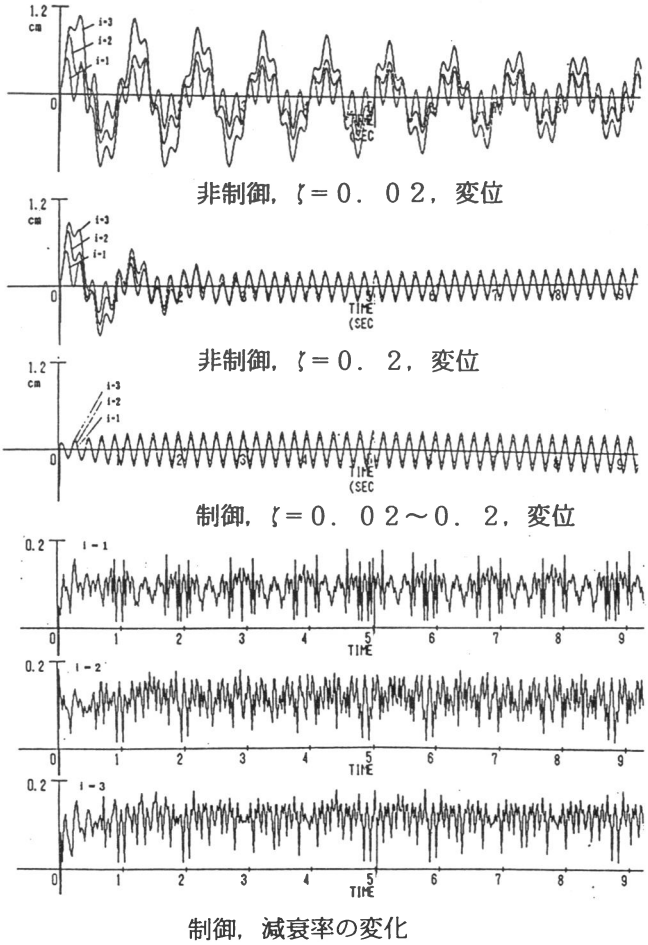
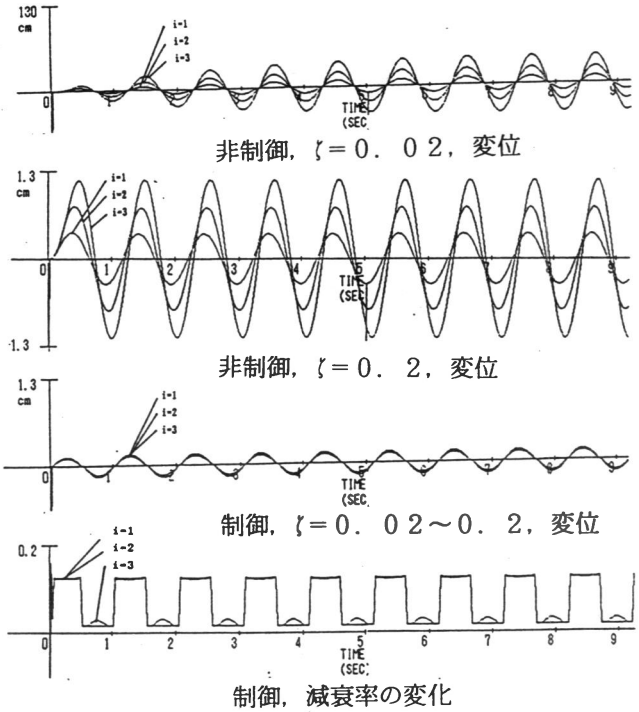


図８　連成，５Ｈｚの場合の応答



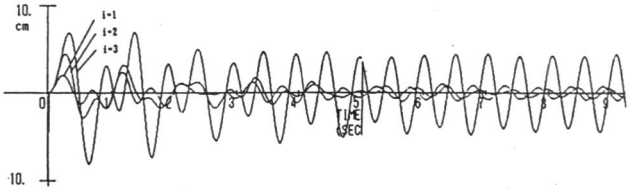
非制御，ζ＝０．０２，変位

非制御，ζ＝０．２，変位

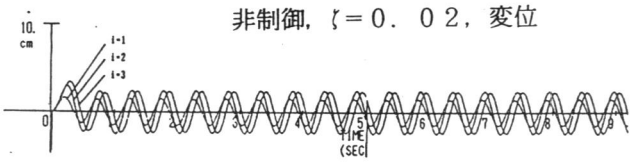
制御，ζ＝０．０２～０．２，変位

制御，減衰率の変化

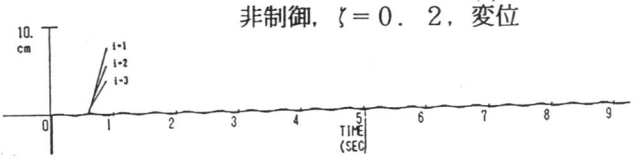
図９　非連成，１Ｈｚの場合の応答



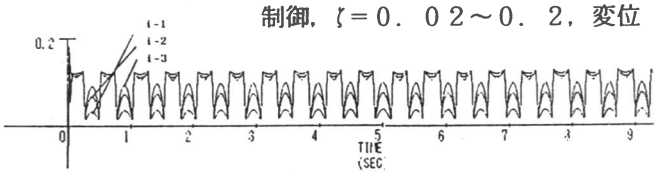
非制御，ζ＝０．０２，変位



非制御，ζ＝０．２，変位

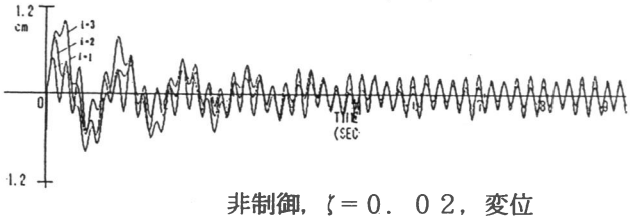


制御，ζ＝０．０２～０．２，変位



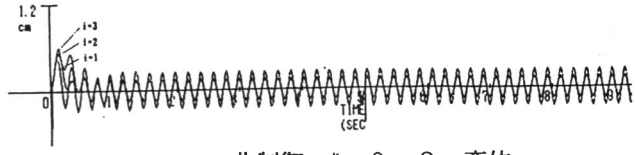
制御，減衰率の変化

図１０　非連成，２Ｈｚの場合の応答

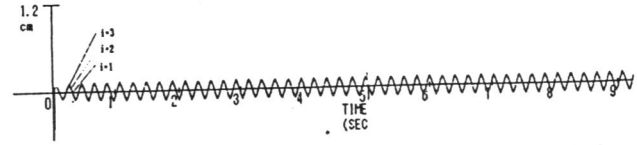


非制御，ζ＝０．０２，変位

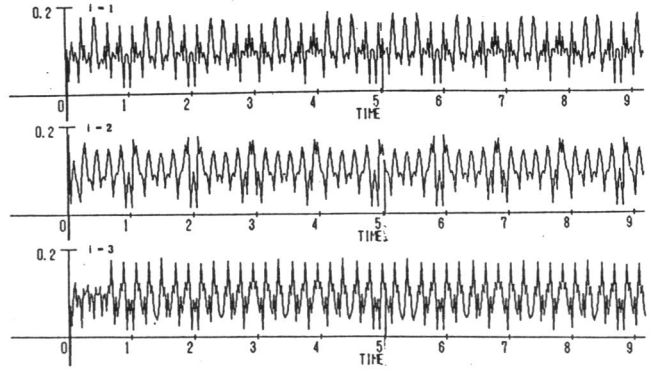
図１１　非連成，５Ｈｚの場合の応答（ａ）



非制御，ζ＝０．２，変位



制御，ζ＝０．０２～０．２，変位



制御，減衰率の変化

図１１　非連成，５Ｈｚの場合の応答（ｂ）

９．結論

連成および非連成の場合ともにファジィ制御の効果が良く出ている。特に入力振動数が固有周期に近い１Hzの場合および過渡応答状態において顕著な効果が現れていることが分かる。今後はモデル実験を行いシミュレーションの確認を図る予定である。

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」ファジィシステムシンポジウム講演論文集，PP 227~230，1990.9

[２]菅野：「ファジィ制御」日刊工業新聞社，1988

[３]新宮，船本，阿部，染谷，堤：「一質点系モデルにおけるファジィ制御の応用」日本大学理工学部学術講演会論文集，C-05，PP 29~30，1990.11

問い合わせ先：〒274　船橋市習志野台 7-24-1
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

W5－3（RM）

宇宙適応構造物ドッキングのファジィ制御の応用

Application of Fuzzy Control to Tracking and Rendezvous for Docking Operation of An Adaptive Structure

松崎雄嗣　　細田寛人
Yuji Matsuzaki　　Hiroto Hosoda

名古屋大学工学部航空学科
Department of Aerospace Engineering
Nagoya University

Abstruct: This paper describes a study on a computer simulation on an application of a fuzzy logic control (FLC) to tracking and rendezvous of an adaptive space structure with a moving target in order to examin effectiveness and feasibility of the FLC. The simulation analysis was made to avoid some practical limitation and difficulty encountered in the previous experimental study in which the floating condition in the space was realized by the use of the wire-suspension system. It is proved that the FLC using a generalized version of state evaluation rule based on an explicit function of the state variables is useful. A rapid rendezvous is possible if the tracking is made by using the bending-deformation module. When the tracking is controled by changing the shear-deformation modules, the tracking is more accurate but it takes much more steps (times) to complite the rendezvous.

1．はじめに

米国、ヨーロッパ、カナダ、日本により進められている宇宙ステーション計画によれば、ステーションにおける微小重力環境を利用して様々な実験や材料の製造試験が計画されている。一方、ステーションにはスペースシャトル等の発着が、軌道上でのミッションを行なう上で必要不可欠である。しかし、その際に生じる動力学的影響が微小重力環境を著しく損なうことが考えられ、そのような影響をできるかぎり小さくしてドッキング、分離を行なうことが必要とされる。

近年日本を中心にして、構造体の形状を目的に応じて自動的に制御し変形させる適応構造物の概念（文献１、２）が提唱されている。そこで筆者らは、ソフトドッキングのために適応構造物の考え方を文献３で導入した。図１で示されるように、ドッキングシステムを重心に対し対称に変形することにより重心の移動を抑え、それによって慣性の影響によるドッキング時の衝撃力を減少させようというものである。

筆者らは、ソフトドッキングを目的とした２次元トラス宇宙適応構造物の模型をもちいて、ドッキング対象物の動きを追尾する実験をファジィ制御を用いて行なってきたが（文献４）、地上での実験は宇宙における浮遊状態を模擬するため制約が大きく、制御は難しいものであった。今回は、模型をコンピュータでシミュレートすることによって理想的な無重量空間をつくり、ドッキング対象物の動きを追尾しながら接近して、ドッキングするまでを主にファジィ制御を用いて行なったので報告する。

2．実験モデル

２次元トラス宇宙構造物模型の平面図を図２に示す。模型全体は天井からワイヤで吊してあり、各モジュール

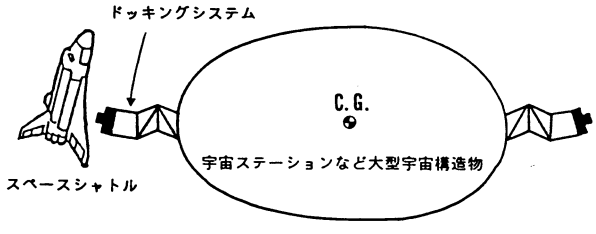


図１　ソフト・ドッキング

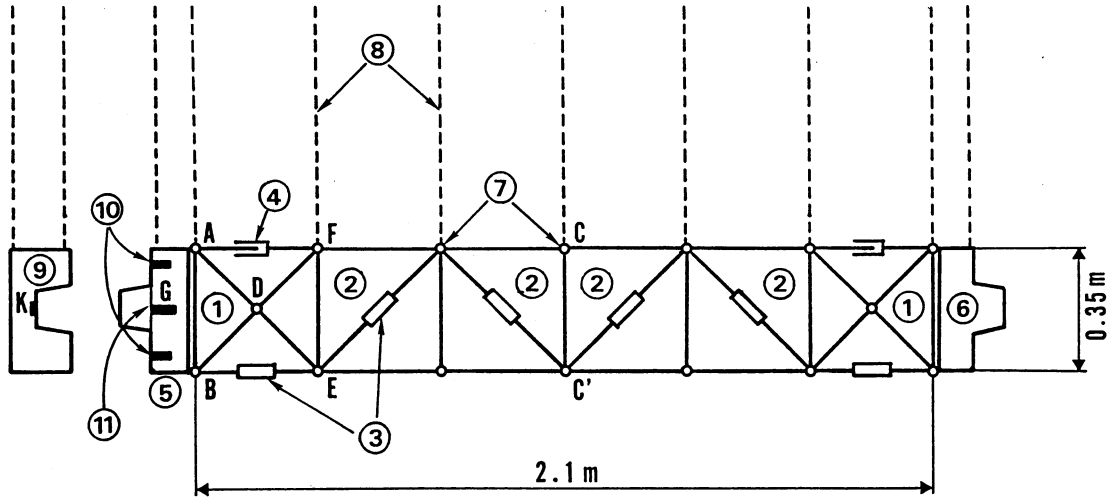


図２　２次元トラス宇宙適応構造物模型の平面図
（１：曲げ変形モジュール、２：剪断変形モジュール、３：リニア・アクチュエータ、４：スライド機構、５：ドッキング機構、６：ドッキング機構質量ダミー、７：ピン・ジョイント、８：ワイヤ、９：ドッキング・ターゲット、１０：距離計測用レーザー・センサ、１１：追尾用レーザー・センサ）

につけられたリニア・アクチュエータの伸縮で左右対称に変形することによって、部材ＣＣ'を移動させることなく変形が可能である。また、ドッキング機構につけられたレーザー・センサによりターゲットとのズレ、距離及び傾きが計測できる。

今回のシミュレーションでは、模型の幾何学的性質を考慮し図３のようなモデルを用いて行なった。アクチュエータの特性についても可能な限り考慮し、なるべく実際の模型と同じ動きができるようにした。ターゲットポイントＫは、直線ＴＴ'上を正弦波振動し追尾用レーザー光を意味するＧＨでこれを追尾する。また、ターゲットとの距離は$\overline{GH}$で表される。

曲げ変形モジュールのアクチュエータ①は、その伸縮により直角三角形ＤＡＢを点Ｄを中心に回転させるように変形でき、ターゲットの追尾に主に用いる。剪断変形モジュールのアクチュエータ②、③は、装置全体の伸縮と追尾のために用いる。

３．追尾・ドッキングの制御

初期の状態として、図３のようにアクチュエータ②、③が伸びて、装置全体が縮んだ形状から始める。

ターゲットは、上下方向に振幅数ｍｍ、周期６０～１２０secで正弦波振動させる。

制御は、次のような２段階の方法をとる。

Ⅰ）アクチュエータ②、③を定速で縮めて装置全体を伸展させ、ターゲットとの距離をつめる。同時にアクチュエータ①を伸縮させ、曲げ変形モジュールの変形でターゲットの動きを追尾する。

Ⅱ）ターゲットとの距離が１００ｍｍまで近づいたらターゲットの上方向への追尾はアクチュエータ②を、下方向へはアクチュエータ③をそれぞれ縮めることで行なう。これによって、追尾を行なう毎に装置が伸展することになりドッキングが可能になる。また、同時にアクチュエータ①の伸縮によりターゲットとドッキング機構が正対するように調整を行なう。

制御Ｉは、入力としてターゲットとの距離ℓ、ターゲットの相対速度ｖ、相対的ズレｄを用い、出力はアクチュエータの伸縮量ｍである。

ある時刻t_0にターゲットの相対速度がｖ、ズレがｄと計測され、このままターゲットが等速運動を続けたとすれば、Δｔ後のズレｄは、

$$d = d_0 + v \cdot \Delta t \qquad (1)$$

となる。Δｔを制御にかかる時間とすれば、１回の操作

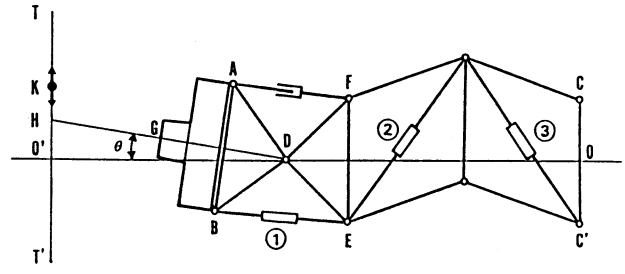


図３　シミュレーション・モデル

ではこのｄを消去するように行なえばよい。

曲げ変形モジュールの変形は、幾何学的に図４より

$$\sin\theta = (2ab+b^2)/a^2 \qquad (2)$$

さらにこの状態からアクチュエータがｍだけ伸びると、sinθの変化分Δsinθは、

$$\Delta\sin\theta = \{2(a+b)+m\}\cdot m/a^2 \qquad (3)$$

ここで、変形は小さいものとして、b<<a，m<<a　とすれば、

$$\Delta\theta = 2m/a \qquad (4)$$

リニアアクチュエータの特性として、１回の操作量ｍと操作にかかる時間Δｔの関係は、

$$|m| = \begin{cases} (0.43/c_1)\cdot(\Delta t)^2 \\ \qquad\qquad \text{for } |m| < 0.00156c_1{}^3 \\ 0.052c_1(\Delta t)^2 - 0.00156c_1{}^3 \\ \qquad\qquad \text{for } |m| > 0.00156c_1{}^3 \end{cases} \qquad (5)$$

ここでc_1は、モータの特性を決める定数で、今回はc_1＝８になっている。

（１）、（４）、（５）により操作量ｍは、

$$\begin{cases} d+v\cdot\sqrt{2.33c_1\cdot|m|} = 2\ell m/a \\ \qquad\qquad \text{for } |m| < 0.0156c_1{}^3 \\ d+v\cdot\sqrt{(|m|+0.0156c_1{}^3)/0.052c_1} = 2\ell m/a \\ \qquad\qquad \text{for } |m| > 0.0156c_1{}^3 \end{cases} \qquad (6)$$

を入力ℓ，ｖ，ｄに対してｍについて解くことにより得られる。ただし、操作が$d_\theta = 0$のまわりに限られるとして$d_\theta = 0$とおいている。

入力に対しては、図５のようなメンバーシップ関数を用いてファジィ処理をおこなう。ファジィ制御則は、if-then形式を用いて次のようになる。

R_1 ： if ℓ is LD, d is P and v is P then m_1.

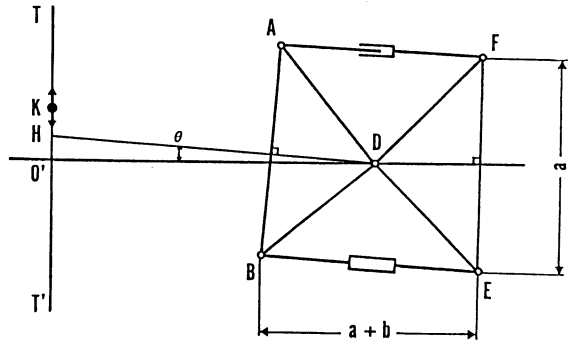


図４　曲げ変形モジュールの変形

R_2 ： if ℓ is LD, d is P and v is Z then m_2.

.....

R_{27} ： if ℓ is SD, d is N and v is N then m_{27}.

ここで、後件部のm_iはクリスプ値であり、対応するℓ，ｄ，ｖのメンバーシップ関数の代表値に対して計算された出力値であり、表１に示される。実際の出力値ｍは、表１にメンバーシップ関数を重みとしてかけ、荷重平均をとった値として得られる。即ち重みとして、

$$W_1 = \mu(\ell)\cdot\mu(d)\cdot\mu(v) \qquad (7.1)$$

$$W_2 = \mu(\ell)\cdot\mu(d)\cdot\mu(v) \qquad (7.2)$$

・・・・・・・・・・・・

$$W_{27} = \mu(\ell)\cdot\mu(d)\cdot\mu(v) \qquad (7.27)$$

出力値 ｍ は、

$$m = \sum_{i=1}^{27} m_i\cdot W_i \Big/ \sum_{i=1}^{27} W_i \qquad (8)$$

以上が制御Ⅰでの推論法であるが、制御Ⅱに関しても同様な考え方で行なっている。

４．結果と考察

以上に示された制御規則と推論法を用いてドッキング

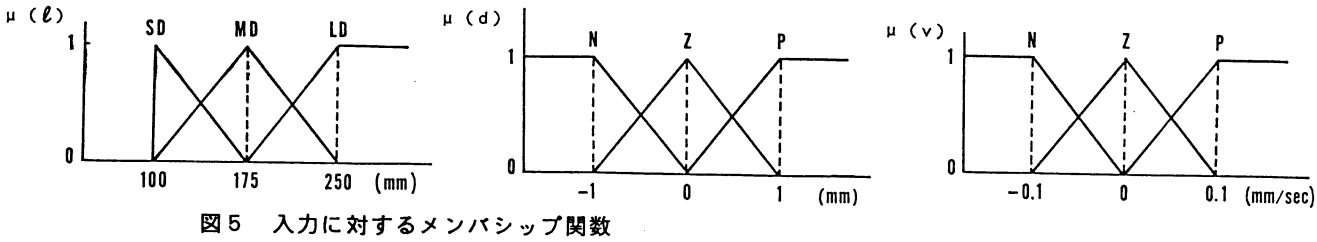


図５　入力に対するメンバシップ関数

(SD: Short Distance, MD: Medium, LD: Large, N: Negative, Z: Zero, P: Positive)

表1　制御Ⅰの制御則

ℓ= LD

		d		
		N	Z	P
v	N	-0.34	-0.02	0.22
	Z	-0.27	0	0.27
	P	-0.22	0.02	0.34

ℓ= MD

		d		
		N	Z	P
v	N	-0.36	-0.02	0.24
	Z	-0.30	0	0.30
	P	-0.24	0.02	0.36

ℓ= SD

		d		
		N	Z	P
v	N	-0.44	-0.02	0.27
	Z	-0.34	0	0.34
	P	-0.27	0.02	0.44

の制御を行なった。

ターゲットは振幅６ｍｍ、周期９０secで正弦波振動させている。

図．６は、ターゲットとの距離を１６８ｍｍに固定して制御Ⅰでの曲げ変形モジュールのみを使っての追尾を行なったものである。点線はターゲットの動きｙを、実線はターゲットとのズレｄのそれぞれ時間経過を示している。

図．７は、制御Ⅱでの剪断変形モジュールを使っての追尾と接近のもようである。ターゲットとの距離は破線で示してある。

図．８は、制御Ⅰと制御Ⅱを連続して用いたものである。制御Ⅰでは追尾の精度は劣るが速やかにターゲットに接近しており、衝突の危険のある距離まで近づくと、制御Ⅱによって精度の高い追尾を行なっている。

５．おわりに

２次元トラス宇宙適応構造物模型のシミュレーションによるソフトドッキングのファジィ制御を試み、追尾及び接近の制御に良好な結果を得た。

今後は、シミュレーションで得た結果を実際の模型での実験に応用することが課題であり、そのためにも、さらに精度及びロバスト性を高めることが必要である。

６．参考文献

[１] B. Wada, "Adaptive structure", AIAA paper No. 89-1160-CP. (1989)

[２] K. Miura and S. Matsunaga, "An Atempt to Introduction Intelligence in Structure", AIAA paper No. 89-1289-CP. (1989)

[３] Y. Matsuzaki, H. Furuya, F. Kuwao and K. Tanaka, "Docking/Separation Test of Two-Dimensional Truss Structure with Variable Geometries", AIAA paper No. 90-0945-CP. (1990)

[４] Y. Matsuzaki, H. Hosoda and Y. Hayakawa, "Application of Fuzzy Control to Tracking for Docking Operation of an Adaptive Space Structure", Proceed. of the First Joint U.S./Japan Conference on Adaptive Structures, Technomic, Lancaster, USA, pp. 792-803. (1991)

[５] 菅野道夫，"ファジィ制御"，日刊工業新聞社 (1988)

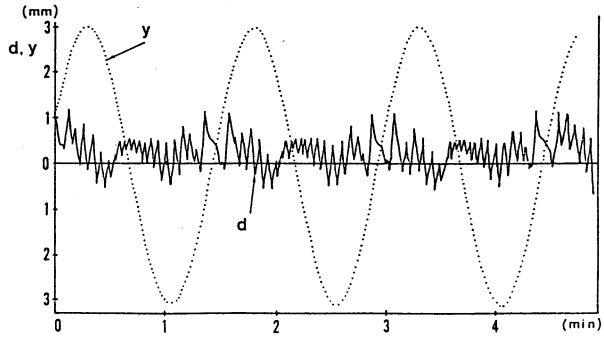


図６　制御Ⅰによる追尾

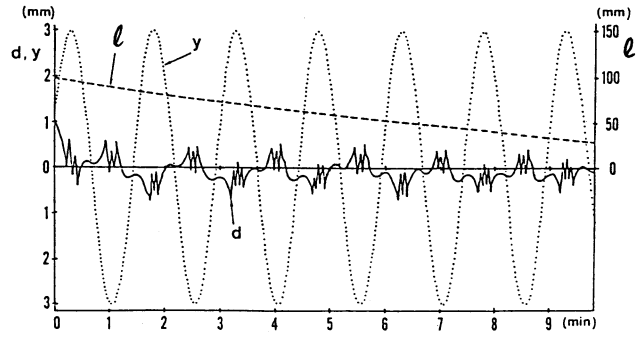


図７　制御Ⅱによる接近と追尾

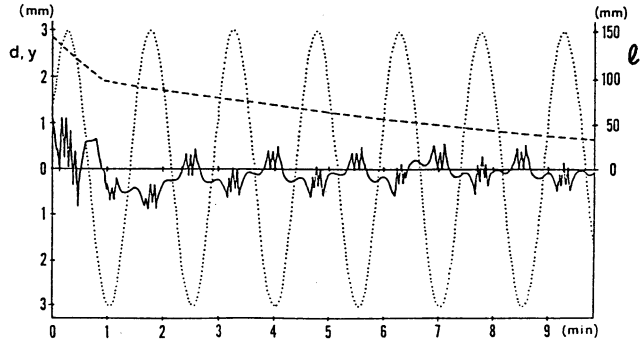


図８　制御Ⅰと制御Ⅱによる接近と追尾

W6－1 (RM)

雑音低減システムおけるメンバーシップ関数のパワースペクトル領域での影響

Effect of power spectrum of output signal in fuzzy noise reduction system for variation of menbership function.

柴山 秀雄 Hideo SHIBAYAMA
石本 真一 Shin'iti ISHIMOTO
武藤 憲司 Kenji MUTOU

芝浦工業大学
Shibaura Institute of Technology

Abstract : This paper proposes a noise reduction system by use of fuzzy control, and shows the experiment results. The system is constructed by three kinds of fuzzy rules which are difference from the Mamdani's control process known as the min-max-gravity method. The noise reduction system by the digital signal processing technique, the three-point-average method, is also carried out. From the comparison among the signal to noise ratio by the fuzzy systems and one by the digital system, the fuzzy system is shown better noise reduction results than ones by the digital sysytem.

1 はじめに

ファジィ推論として、Mamdani による「MIN-MAX - 重心法」の推定法をはじめ、いくつかの推論方法が提案されている［1,2,3,4 ］。ファジィ推論の改善法として、水本は「代数積- 加算- 重心法」を提案し、Mamdani による制御法に較べ良好な制御結果を示した［4 ］。本論文では、ファジィ推論を用いた雑音除去システムに「MIN-MAX-重心法」と、水本が提案している3種のファジィ推論を適用した結果を述べる。雑音除去システムは一種の低域通過フィルタであるが、ディジタル信号処理で良く使われている「3 点移動平均法」による低域通過フィルタを用いた除去結果についても述べる。これらの雑音除去システムの評価値として信号対雑音比で評価した場合、ファジィ推論法の方は優れている結果を示した。

2 推論法

推論プロセスは

①入力に対する各規則の適合度を求める。
②求めた適合度を基に各規則の推論結果を求める。
③各推論の推定結果から最終的な推定結果を求める。

であり、本章では①項と②項について述べる。

Mamdani は推論法として「MIN-MAX-重心法」を提案したが、ここでは、「代数積- MAX-重心法」「MIN-代数和- 重心法」「代数積- 代数和- 重心法」についての各推論法の違いを述べる。

適合度をファジィ集合に作用させる方法として、「MIN 法」や「代数積法」をあげることができる。MIN 法はファジィ集合の中で適合度以上をカットする方法であり、代数積法はファジィ集合に対し適合度の重みを施す方法である。図1 はその模擬図である。

第4 章で述べる雑音除去システムは2 入力1 出力の推論系であるので、説明図は2 入力1 出力の推論系を例にとって述べる。

雑音除去システムにおける入力からファジィ制御規則により求まる2 操作信号のファジィ集合をC1、C2とし、その適合度をWc1,Wc2 とする。

2.1 ＭＩＮ - ＭＡＸ - 重心法

MAX-重心法においては適合度Wc1,Wc2 を最大値として、ファジィ集合C1、C2を操作する。この結果をC1Wa1 、C2Wa2 とすれば

$$C1Wc1 = Wc1 \hat{} C1 \quad (1)$$
$$C2Wc2 = Wc2 \hat{} C2 \quad (2)$$

で与えられる。ここに、^は min 演算を示す。この2つのファジィ集合(C1Wc1と C2Wc2) のmax 演算を施すことによって出力ファジィ集合C

$$C = C1Wc1 \cup C2Wc2 \quad (3)$$

を得る。ここに、U はmax 演算を示す。図2(a)は

演算の様子を示したものである。

2.2 代数積 - ＭＡＸ - 重心法

C1Wc1 と C2Wc2 はファジィ集合 C1 と C2 と適合度Wc1 と Wc2の代数積を用いて、

$$C1Wc1 = Wc1 \cdot C1 \qquad (4)$$
$$C2Wc2 = Wc2 \cdot C2 \qquad (5)$$

で与えられる。ここに、・は代数積演算を示す。ファジィ集合C の決定はMIN-MAX-重心法と同じであり、

$$C = C1Wc1 \cup C2Wc2 \qquad (6)$$

で与えられる。図2(b)は演算の様子を示したものである。

2.3 ＭＩＮ - 代数和 - 重心法

MIN-代数和- 重心法は式(1) 、(2) の演算と同じである。ファジィ集合C の決定はファジィ集合の代数和演算は

$$C = C1Wc1 + C2Wc2 \qquad (7)$$

で与えられる。ここに、+ は代数和演算を示す。図2(c)は演算の様子を示したものである。

2.4 代数積 - 代数和 - 重心法

C1Wc1 と C2Wc2を求める演算は代数積- MAX-重心法と同様である。ファジィ集合C の決定は

$$C = C1Wc1 + C2Wc2 \qquad (8)$$

で与えられる。ここに、+ は代数和演算を示す。図2(d)は演算の様子を示したものである。

3 重心

第2 章で述べた推論プロセスの③項の非ファジィ化は推論したファジィ集合Ｃの重心 y_0 を用いて推定値としている。したがって、重心は

$$y_0 = \frac{\int C(y)ydy}{\int C(y)\,dy} \qquad (9)$$

で与えられる。

4 3点式ファジィ雑音除去システム

白色雑音が重畳している信号 f (t) の時系列信号を f_k (k=0,1,2,・・・∎) とする。この雑音の周波数成分の中で、高周波数性分を取り除く雑音除去システムをファジィ推論で構築する。出来るだけ簡易なシステムで雑音除去が行えるようにするために、３つのサンプル値から信号を推定するシステムとした。時刻 n-1、n 、n+1 における時系列信号を f_{n-1} 、f_n 、f_{n+1} とし、この３点からｎ番目の信号 f^*_n を推定する。f^*_n は f_{n-1} と f_{n+1} の間に存在すると仮定する。図３は時系列信号の模擬波形である。f_n を中心とした変化分を

$$D_x = f_n - f_{n-1} \qquad (10)$$
$$D_y = f_{n+1} - f_n \qquad (11)$$

とする。

D_x とD_y の２入力を用いて、修正信号ｙをファジィ推論する。D_x とD_y はｎ番目前後の増減量を表しており、「前後の変化分が大きいときは、補正する信号には雑音成分が多く含まれていると考え、修正量を大きくする。」という規則とする。このとき、推論規則は

if "D_x is NB" and "D_y is PB"
then "y is PB" (12)

と表せる。

これと逆に、前後に変化分が少ない場合には、雑音が少ないと考え、

if "D_x is NB" and "D_y is NB"
then "y is ZO" (13)

と表せる。

ここに、ファジィ集合は
「 NB 、NM、NS、ZO、PS、PM、PB 」
で表現された７言語ラベルである。表１に２入力 (D_x とD_y) を用いた3 点式ファジィ雑音除去システム推論規則を示す。

この推論規則を用いて、修正値ｙを求め、ｎサンプル時刻の推定振幅値 f^*_n は

$$f^*_n = f_n + y \qquad (14)$$

で表す。

5 実験方法と結果

5.1 メンバーシップ関数と信号

前件部である入力のメンバーシップ関数と後件部である出力におけるメンバーシップ関数を図４に示す。

信号として，最大値が１の正弦波信号を考える。その信号に白色雑音が重畳している状態を仮定する。図５(a) は雑音が混入していないＳＮ比が無限大の場合の波形であり、雑音が混入し、Ｓ.Ｎ比が19.0dBになった波形を図５(b) に示す。第４章で述べた推論規則に基づいて実験を行う。

5.2 ファジィ推論法による雑音処理の結果

ディジタル信号処理で利用されている「3点移動平均法」は低域通過フィルタであり、時系列信号のサンプル値を f_{n-1}、f_n、f_{n+1} とすれば、n番目の推定信号振幅 f^*_n は

$$f^*_n = (f_{n-1} + 2 f_n + f_{n+1})/4 \quad (15)$$

で計算される。3点移動平均法で処理した結果を図5(c)に示す。

第2章で述べたファジィ推論方法による雑音処理結果を図5(d)～(f) に示す。

処理結果の各波形の特徴ある差異は表れていないが、図5 (b) の波形と比較すれば，細かく変化していた振幅変化が取れて、波形が平滑化されている。

5.4　SN比

雑音の低減効果をみるためにSN比で各処理結果を比較した結果、SN比が19dBであった信号が、移動平均ではSN比が23.8dBになり，4.8dB のSN比の向上があった。ファジィ推論による処理結果では、SN比は24.4dBになり、5.4dB のSN比の向上があった。移動平均処理に比べてファジィ推論法の方が1dB 以下ではあるが、雑音除去効果が大きいことを示した。また、各推論方法の差異による変化はなかった。

6　後件部のメンバーシップ関数による影響

後件部のメンバーシップ関数による影響を調べるために、図6に示したメンバーシップ関数について、MIN-MAX-重心法で処理した結果を示す。

6.1 スペクトル

処理した波形のパワースペクトルを図7に示す。メンバーシップ関数によって、雑音が低減している周波数帯域が異なっていることがわかる。

6.2　SN比

SN比で処理結果を比較した結果を表2に示す。後件部のメンバーシップ関数による影響は大きく、低減効果が3.1dB ～ 5.4dBの範囲で変化している。

7 むすび

ファジィ推論を用いて低域通過フィルタを構築し、実験を行った。その結果、次のことが分かった。(1) SN比が19dBである信号に対して行った実験では、移動平均処理した結果と比較して、0.6dB 程度ではあるが，ファジィ推論での結果の方が効果が大であった。(2) ファジィ推論法の違いによる差異はなった。(3) 後件部のメンバーシップ関数による違いの影響は大きく、雑音が低減する周波数帯域も異なっている。

参考文献

[1] 水本：”ファジィ制御に対する改善法（Ⅰ）” 第3回ファジィシステムシンポジュウム講演論文集、 PP. 153-158 、 1987.

[2] 水本：”ファジィ制御に対する改善法（Ⅱ）” 第4回ファジィシステムシンポジュウム講演論文集、 PP. 91-96 、 1988.

[3] 水本：”ファジィ制御に対する改善法（Ⅲ）” 第5回ファジィシステムシンポジュウム講演論文集、 PP. 499-504 、 1989.

[4] 水本：”ファジィ制御に対する改善法（Ⅳ）” 第6回ファジィシステムシンポジュウム講演論文集、 PP. 9-13 、 1990.

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（直） FAX 03-5476-3164

表1　3点式ファジィ雑音除去システム推論規則

推論規則		前件部Ⅰ Dx						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
前件部Ⅱ Dy	NB	ZO	PS	PS	PM	PM	PB	PB
	NM	NS	ZO	PS	PS	PM	PM	PB
	NS	NS	NS	ZO	PS	PS	PM	PM
	ZO	NM	NS	NS	ZO	PS	PS	PM
	PS	NM	NM	NS	NS	ZO	PS	PS
	PM	NB	NM	NM	NS	NS	ZO	PS
	PB	NB	NB	NM	NM	NS	NS	ZO

表2　後件部の違いによる出力結果のS／N比

移動平均	23.8	後件部 γ	24.4
後件部 α	22.1	後件部 δ	24.1
後件部 β	23.5	後件部 ε	22.9

初期のSN比：19dB　　単位[dB]

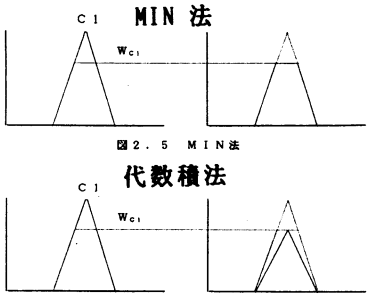
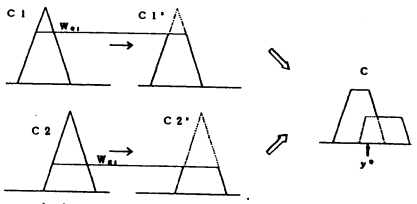
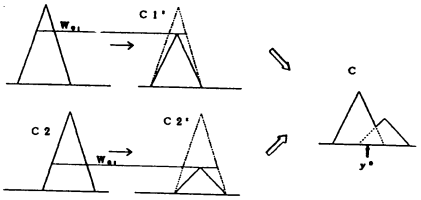


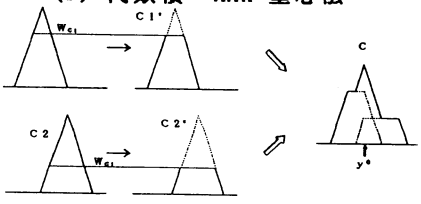
図1　MIN 法と代数積法の模擬図



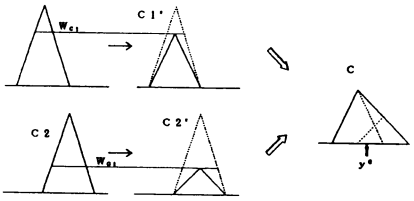
(a) MIN-MAX-重心法



(b) 代数積- MAX-重心法



(c) MIN-代数和- 重心法



(d) 代数積- 代数和- 重心法

図2　ファジィ推論の説明図

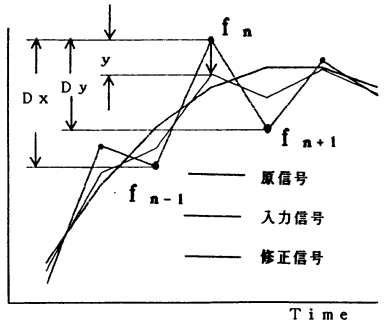


図3　3 点式ファジィ雑音除去システム

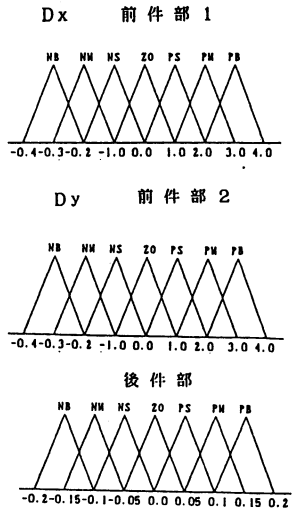


図4　前件部と後件部のメンバーシップ関数

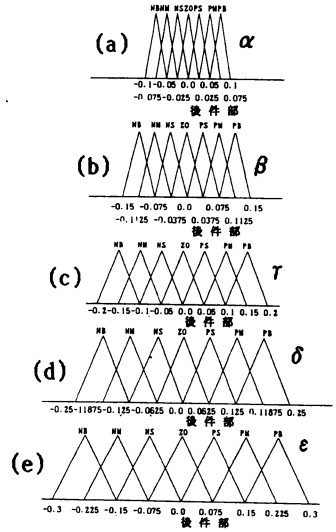


図6　後件部のメンバーシップ関数

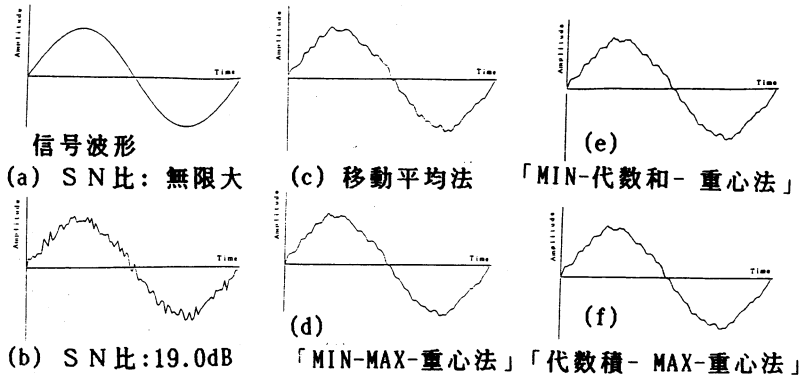


図5　移動平均法で処理した波形と各ファジィ推論方法による雑音処理結果

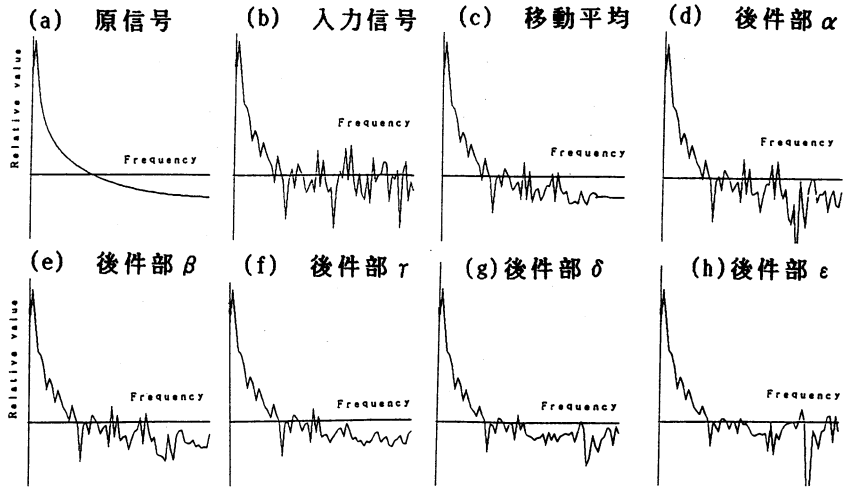


図7　処理した波形のパワースペクトル

W6－2（RM）

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

Number of Fuzzy Labeling and Control Performance for Fuzzy Control.

藤本　浩二[1)]　　勘久保　広一[2)]　　村上　周太[1)]
Kouji FUJIMOTO　　Kouihi KANKUBO　　Shuta MURAKAMI

[1)]九州工業大学　工学部
Fuculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology
[2)]弓削商船高等専門学校
Yuge Mercatile Marine College

Abstract: We consider a fuzzy controller corresponding to PI controller. This controller is applied to a controled object which is a first order lag system with dead time. Antecedent part is divided into 3 parts, 5 parts, 7 parts (membership function of triangle shape), and consequent part into 3 parts, 5 prats, 7 parts (membership function of singleton). In each combination of antecedent part and consequent part, we compare control efficiency under the performance criteria such that the overshoot is kept 0% or 20% and the I.T.A.E index is minimized.

1．はじめに

現在，ファジィ制御系を構成するにあたり，前件部分割数と後件部分割数を何分割にすれば最適な制御が出来るか解っていない．そこで，本論文では制御対象として一次遅れ＋無駄時間系のファジィ制御において，前件部を３分割，５分割，７分割（三角形のメンバーシップ関数）にし，後件部は３分割，５分割，７分割（シングルトンのメンバーシップ関数）にして，それぞれの組み合わせにおいて，目標値変化に対して，”オーバーシュート量０％または２０％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比較を行い最適な分割数を求める．また，制御コントローラとしてのＰＩ制御のパラメータＫｐ，ＫｉとＰＩ型ファジィ制御のパラメータＡ，Ｂ，Ｃとの関係を求め，ゲイン定数，無駄時間，時定数，サンプリングタイム，目標値とファジィ制御系のパラメータＡ，Ｂ，Ｃとの関係式を求める．

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 としている．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 : 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，後件部分割数に対するファジィ制御ルールテーブルを表１にそのメンバーシップ関数の一部を図２に示す．

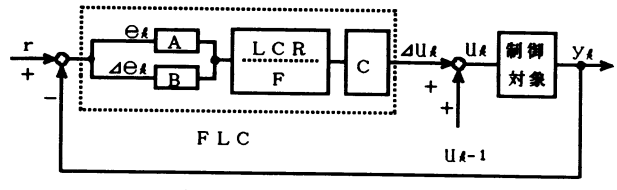
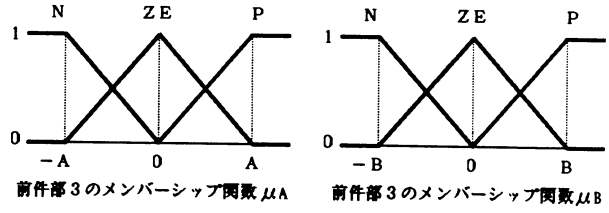
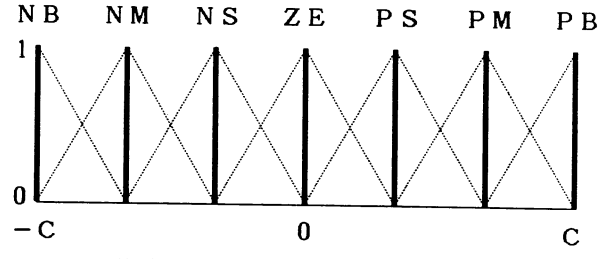


図１　ファジィ制御装置





後件部７のメンバーシップ関数 μCi

図２　メンバーシップ関数

表1　ファジィ制御ルールテーブル

前件部3　後件部3

e \ Δe	N	Z	P
N	N	N	Z
Z	N	Z	P
P	Z	P	P

前件部3　後件部5

e \ Δe	N	Z	P
N	N	NS	Z
Z	NS	Z	PS
P	Z	PS	P

前件部7　後件部7

e \ Δe	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NS	NS	Z
NM	NB	NB	NB	NM	NS	Z	PS
NS	NB	NB	NM	NS	Z	PS	PM
Z	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
PS	NM	NS	Z	PS	PM	PB	PB
PM	NS	Z	PS	PM	PB	PB	PB
PB	Z	PS	PM	PB	PB	PB	PB

前件部5　後件部3

e \ Δe	NB	NS	Z	PS	PB
NB	N	N	N	N	Z
NS	N	N	N	Z	P
Z	N	N	Z	P	P
PS	N	Z	P	P	P
PB	Z	P	P	P	P

前件部5　後件部5

e \ Δe	NB	NS	Z	PS	PB
NB	NB	NB	NB	NS	Z
NS	NB	NB	NS	Z	PS
Z	NB	NS	Z	PS	PB
PS	NS	Z	PS	PB	PB
PB	Z	PS	PB	PB	PB

前件部5　後件部7

e \ Δe	NB	NS	Z	PS	PB
NB	NB	NB	NM	NS	Z
NS	NB	NM	NS	Z	PS
Z	NM	NS	Z	PS	PM
PS	NS	Z	PS	PM	PB
PB	Z	PS	PM	PB	PB

表1に本論文で用いたルールテーブルを示す．

ここで，ファジィ制御装置の入力である．e，Δeの非ファジィ情報が与えられると，出力Δuの非ファジィ値は次の重み付き平均で推論される．

$$u = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i \cdot d_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \qquad (1)$$

ただし，$w_i = \mu_{Ai}(e) \wedge \mu_{Bi}(\Delta e)$であり，前件部適合度を表している．

3．分割数と制御性能について

ファジィ制御のパラメータA，B，Cを全てFreeyにして制御面積を最小にするようにA，B，Cを決めると前件部と後件部の組み合わせで図3のような関係があることが解る．ただし，A×2，B×2，C×2・・・などは，前件部3，後件部3のパラメータA，B，Cを基準にしたものでそれぞれのパラメータの大きさを表している．

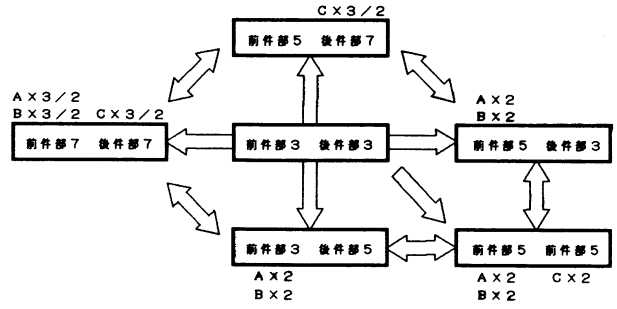


図3　分割数とパラメータの関係

また，この関係はオーバーシュート0%，20%のどちらでも成り立つ．では，図3のようにパラメータを設定した場合どのようなことになるかと言うと，どの組み合わせも前件部3，後件部3と同じ制御になることが解る．つまり，分割数を増やして良い制御をしようとしても，それらを使わずに前件部3，後件部3と同じになるようにパラメ

ータが決定される．これらの関係からＩ．Ｔ．Ａ．Ｅ法の評価において前件部３，後件部３の組み合わせがシステムが簡単で最も良いことが解る．

４．ＰＩ制御とファジィ制御のパラメータの関係

前の節で前件部３，後件部３の組み合わせがよいことが解った．では，この組み合わせのときどのような制御をし，パラメータはどなような値を取っているのかを調べてみると，制御面積を最小にするファジィ制御のパラメータとＰＩ制御のパラメータとの間に次のような関係があることが解った．（ただし，Ｌ＞０とする．）

$$Kp=\frac{C}{B}\ ,\qquad Ki=\frac{C}{A} \qquad (2)$$

また，

$$B=1,\ A>>1 \qquad (3)$$

ただし，Ｂ＝１はオーバーシュート０％のときと２０％の時定数が小さいときに成り立つ．

なぜ，このような関係が成立するのかファジィ制御の式からこの関係を導き出してみる．

本論文では，初期値として$e_0=1$，$\Delta e_0=1$を使用している．これは，$e_0=1$，$\Delta e_0=0$とするよりも良い応答が得られるからである．

（１）ｔ＝０のとき

$$\Delta u=\frac{(1-\Delta e_0/B)\times 0+\Delta e_0/B\times C+(1-\Delta e_0/B)\times C+e_0/A\times C}{(1-\Delta e_0/B)+\Delta e_0/B+(1-\Delta e_0/B)+e_0/A}$$

$$=\frac{e_0/A\times C+C}{2-\Delta e_0/B+e_0/A} \qquad (4)$$

ここで，$\Delta e_0=1$である．また，Ｂ＝１，Ａ＞＞１とすると

$$\Delta u\fallingdotseq C/A\times e_0+C/B\times\Delta e_0 \qquad (2-\Delta e_0/B+e_0/A\fallingdotseq 1) \qquad (5)$$

となり

$C/A=K_I$，$C/B=K_P$と置けばＰＩ制御と同じ制御をしていることが解る．

（２）０＜ｔ≦無駄時間のとき（$e_k=1$，$\Delta e_k=0$）

$$\Delta u=\frac{(1-e_k/A)\times 0+e_k/A\times C}{(1-e_k/A)+e_k/A}$$

$$=\frac{e_k/A\times C}{1} \qquad (6)$$

ここで，$\Delta e_0=0$である．また，Ｂ＝１とすると

$$\Delta u\fallingdotseq C/A\times e_k+C/B\times\Delta e_k \qquad (7)$$

となり

$C/A=K_I$，$C/B=K_P$と置けばＰＩ制御と同じ制御をしていることが解る．

（３）$e_k>0$，$\Delta e_k<0$のとき

$$\Delta u=\frac{-\Delta e_k/B\times(-C)+(1-e_k/A)\times 0-\Delta e_k/B\times 0+e_k/A\times C}{-\Delta e_k/B+(1-e_k/A)-\Delta e_k/B+e_k/A}$$

$$=\frac{e_k/A\times C+\Delta e_k/B\times C}{1-2\Delta e_k/B} \qquad (8)$$

ここで，Ｂ＝１とすると

$$\Delta u\fallingdotseq C/A\times e_k+C/B\times\Delta e_k \qquad (1-2\Delta e_k\fallingdotseq 1) \qquad (9)$$

となり

$C/A=K_I$，$C/B=K_P$と置けばＰＩ制御と同じ制御をしていることが解る．

（４）$e_k<0$，$\Delta e_k<0$のとき

$$\Delta u=\frac{-e_k/A\times(-C)-e_k/A\times(-C)-\Delta e_k/B\times(-C)+(1+\Delta e_k/B)\times 0}{-e_k/A-e_k/A-\Delta e_k/B+(1+\Delta e_k/B)}$$

$$=\frac{2e_k/A\times C+\Delta e_k/B\times C}{1-2e_k/A} \qquad (10)$$

ここで，Ａ＞＞１とすると

$$\Delta u\fallingdotseq 2C/A\times e_k+C/B\times\Delta e_k \qquad (1-2e_k/A\fallingdotseq 1) \qquad (11)$$

となり

$C/B=K_P$は同じだが，Kiにあたるものが２倍になっていることが解る（このほかにもあと何通りかあるがこの４つで代表できるため省略する）．

つまり，（１），（２），（３）のような場合はファジィ制御とＰＩ制御の違いはほとんど見られずＣ／Ａ，Ｃ／ＢがそれぞれK_i，K_pと同じ働きをしていることが解る．ファジィ制御はオーバーシュートが０％のとき，ほぼ（１），（２），（３）のみで制御するためＰＩ制御と同じ制御をしていると言える．また，ＰＩ制御と同じ制御をしようとするとＢ＝１，Ａ＞＞１となることが解る．

次に，オーバーシュートがある場合はオーバーシュートが大きければ大きいほど（４）のパターンを使う頻度が増える．また，（１）のΔuの値を大きくしようとするためＰＩ制御とはズレが生じてくるうえＢ＝１からもだんだんずれてくることになる．

結局，オーバーシュートが０％のときはＰＩ制御とほぼ同じ制御をしていることになる．ただし，外乱を加えた場合は（４）のパターンを使うためＰＩ制御と同じ制御にはならない．

５．ゲイン定数，無駄時間，時定数，サンプリングタイム，目標値とファジィ制御系のパラメータＡ，Ｂ，Ｃとの関係式の同定．

オーバーシュート０％のときの制御面積を最小にするパラメータＡ，Ｂ，Ｃとゲイン定数，無駄時間，時定数，サンプリングタイム，目標値との間に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Ｌ≧１かつＬ／Ｔ≧０．１の範囲内のデータを使って式を導いたため範囲外のものは最適になるとは限らない．）

【１】Ｌ≧１のとき

$$A=R\times\{(8.149378\times L+2.246741)/(L/T-0.000258\times L^2-0.002819\times L+0.002331)+3.263076\times L-1.726728\}/(10\times ST) \qquad (12)$$

$$B=R \qquad (13)$$

$$C=R\times(0.377\times T/L+0.19)/K \qquad (14)$$

【２】Ｌ＝０のとき

$$A = R \times T / T S - 0.05 / T S \qquad (15)$$

$$B = R \qquad (16)$$

$$C = A / K \qquad (17)$$

ただし，

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
ＳＴ　：サンプリングタイム
Ｋ　　：ゲイン

を意味する．

また，ＰＩ制御のパラメータとの関係が解っているので，【１】の式を使えばＰＩ制御のパラメータも求めることができる．

式（１２），（１３），（１４），（１５），（１６），（１７）で求められたパラメータの値を用いてシミュレーションさせた結果を図４．１～図４．４に示す（ただし，本論文では，ルンゲクッタなどは用いず全て完全解を使っている）．

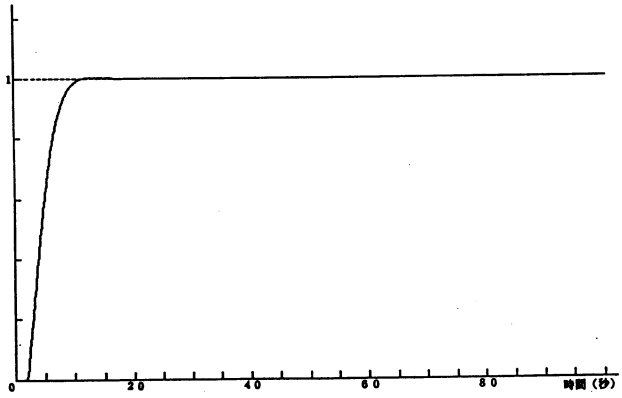


図４．１　T=10　ST=0.1　K=1　L=2　R=1

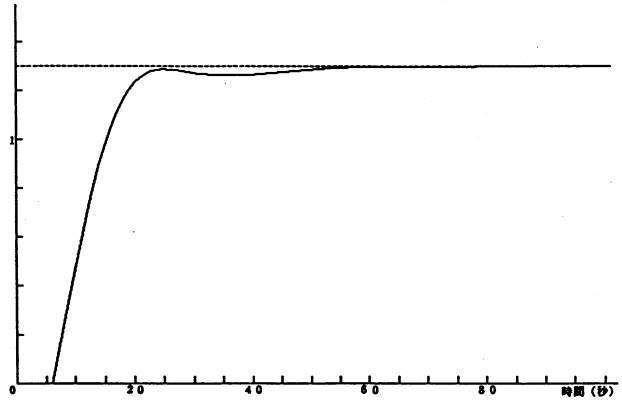


図４．２　T=5　ST=1　K=0.8　L=6　R=1.3

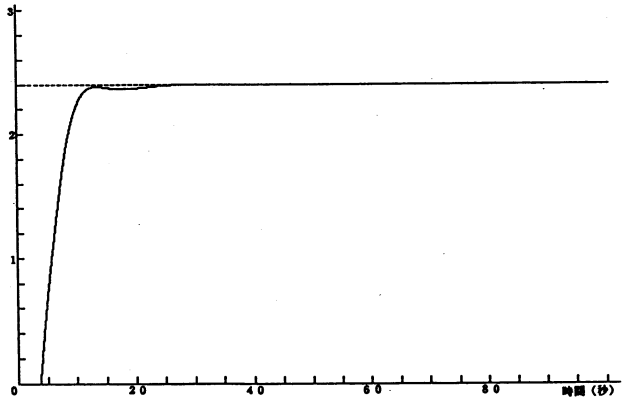


図４．３　T=12　ST=0.03　K=1.8　L=3.7　R=2.4

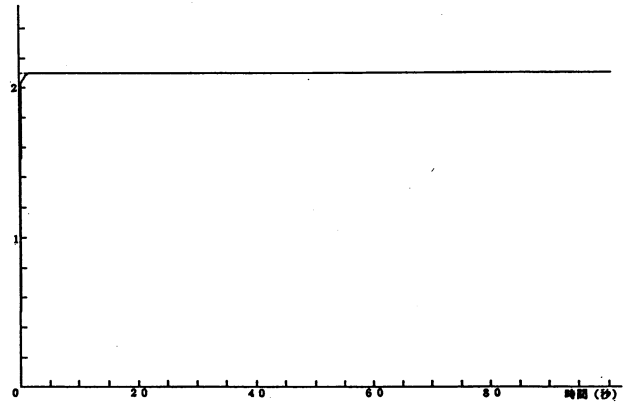


図４．４　T=5.6　ST=0.3　K=4.2　L=0　R=2.1

６．おわりに

本論文で，前件部分割数と後件部分割数の組み合わせの関係を求めることが出来た．さらに，ＰＩ制御におけるパラメータＫｐ，Ｋｉとファジィ制御におけるパラメータＡ，Ｂ，Ｃとの関係を知ることが出来た．また，オーバーシュート０％の下で制御面積を最小にするパラメータとゲイン定数，無駄時間，時定数，サンプリングタイム，目標値との関係式を求めることが出来た．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関係式も求めてみたい．

参考文献

［１］前田，村上，山崎：自己調整ファジィ制御装置の設計；　第５回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集，　８９／９４（１９８９）

W6－3（RM）

ファジィ行列階数の工学的応用

An Application of Margin Rank of Fuzzy Matrix

荒木宏之* 影井清一郎* 大里有生**
Hiroyuki ARAKI Seiichirou KAGUEI Ario OHSATO
*横浜国立大学 工学部
Faculty of Engineering, Yokohama National University
**長岡技術科学大学 計画経営系
Nagaoka University of Technology, Dept. of Planning and Management Science

Abstract : The margin rank gives a grade of regularity of a matrix. As a result of this property, in this report the margin rank is applied to evaluating controllability of time-invariant linear dynamical system. The surety of this evaluation is found in an example of simple electric circuit system.

1 はじめに

報告[1]で,ファジィ数を要素とする行列に"限界階数"と呼ばれる新しい階数を導入した.この新しい階数は,代表値の行列階数が保たれる範囲をメンバシップ値で示したものである.限界階数を用いることにより,線形写像の1対1対応,線形系の可制御性や可観測性などの度合いを扱うことができる.

今,k次の正方ファジィ行列$\tilde{\mathrm{A}}$を考える.$\tilde{\mathrm{A}}$の代表値の行列Aは正則とする.ここで,特異行列との等価性の度合いともいうべき次の関数$g(\tilde{\mathrm{A}})$を導入する.

$$g(\tilde{\mathrm{A}}) = \sup_{\det \mathrm{X}=0} \min\{f_{\tilde{a}_{11}}(x_{11}), f_{\tilde{a}_{12}}(x_{12}), \cdots, f_{\tilde{a}_{kk}}(x_{kk})\} \tag{1}$$

このとき,$\tilde{\mathrm{A}}$の限界階数$r(\tilde{\mathrm{A}})$は次式で定義される.

$$r(\tilde{\mathrm{A}}) = k - g(\tilde{\mathrm{A}}) \tag{2}$$

$g(\tilde{\mathrm{A}})$については次の性質がある.ただし,$\det \mathrm{A} > 0$とする.$0 < \phi < 1$なるϕに対し,$f_{\tilde{a}_{ij}}(x) = \phi$なる解を$\{x_{ij}^-, x_{ij}^+\}$とする.$(i,j)$要素を$x_{ij}^-$または$x_{ij}^+$とする行列をXとして,次式で定義される関数$F(\phi)$を考える.

$$F(\phi) = \min_{\mathrm{X}} \det \mathrm{X} \tag{3}$$

すると,$F(\phi) = 0$の根が$g(\tilde{\mathrm{A}})$となる[3].

2 限界階数 (margin rank)

限界階数は次のようにも導入することができる.

ここでは,ファジィ数を要素とするベクトルや行列をそれぞれファジィベクトル,ファジィ行列という.

定義: ファジィ行列$\tilde{A}$とクリスプ行列Xとの間に式(4)を定義する.

$$f_{\tilde{A}}(X) \equiv \min_{(i,j)} f_{\tilde{a}_{ij}}(x_{ij}) \tag{4}$$

式(4)の$f_{\tilde{A}}(X)$はファジィ行列$\tilde{A}$とクリスプ行列Xとの等価性の度合といえる.

定義: n個のファジィベクトル$\tilde{\mathrm{a}}_1 \sim \tilde{\mathrm{a}}_n$があり,$n$個の一次従属なベクトル$\mathrm{x}_1 \sim \mathrm{x}_n$に対し,式(5)を定義する.

$$\phi \equiv \sup_{(\mathrm{x}_1, \cdots, \mathrm{x}_n)} \left[\min_{i=1\sim n} f_{\tilde{\mathrm{a}}_i}(\mathrm{x}_i)\right] \tag{5}$$

ここで sup は全ての一次従属なベクトルの組$(\mathrm{x}_1, \cdots, \mathrm{x}_n)$についてとる.

このときファジィベクトル$\tilde{\mathrm{a}}_1 \sim \tilde{\mathrm{a}}_n$は level ϕで一次従属,または level $1-\phi$で一次独立という.特に,代表値ベクトル$\mathrm{a}_1 \sim \mathrm{a}_n$が一次従属ならばファジィベクトル$\tilde{\mathrm{a}}_1 \sim \tilde{\mathrm{a}}_n$は level 1 で一次従属であり,逆もまた真である.

定義: ファジィ行列$\tilde{V}$の行または列ベクトルのうち, 最大n個がlevel $1-\phi$で一次独立ならば, その階数を式(6)で定義する.

$$\text{rank}\,\tilde{V} \equiv n-\phi \tag{6}$$

定義: n次の正方行列$\tilde{A}$の行列式$\det\tilde{A}$は, 拡張原理により式(7)で与えられる.

$$f_{\det\tilde{A}}(y) = \sup_{\det X=y} f_{\tilde{A}}(X) \tag{7}$$

ここでXはn次の正方行列である.

正方行列$\tilde{A}$の行または列ベクトルはlevel $f_{\det\tilde{A}}(0)$で一次従属である.

ファジィ行列$\tilde{V}$のn次の小行列とすると, 式(8)が成り立つ.

$$\text{rank}\,\tilde{V} = \max_{\tilde{A}}\left\{n - f_{\det\tilde{A}}(0)\right\} \tag{8}$$

これらのことから,rank $\tilde{V}$が限界階数となることが判る.

3 動的線形系の可制御性の評価

通常, 式(9)(10)で示されるような線形系の可制御性は, 式(11)の様にその制御行列の階数で示される事が知られている.

$$\frac{dx}{dt} = Ax(t) + Bu(t) \tag{9}$$

$$y(t) = Cx(t) + Eu(t) \tag{10}$$

$$\text{rank}\,M_c = n \quad \text{但し}\ M_c = \left(B\ AB\ A^2B\cdots A^{n-1}B\right) \tag{11}$$

このシステムが可制御であるならば, 式(11)の様に, 制御行列の階数は状態ベクトル$x(t)$の次元と一致する.

しかしこの評価は実用上, 充分であるとはいえない. 実際, 正則な行列の任意の近傍には正則でない行列が存在するので, 制御行列階数が状態ベクトル$x(t)$の値と一致していても, 実際のシステムがパラメータの曖昧さなどによって不可制御である場合もあり得る. 換言すれば, 可制御性の質は, 整数値しか取り得ない通常の行列階数には反映しないのである.

システムのパラメータの曖昧さを考慮すれば, 式(9)の係数行列A, Bはそれぞれの要素をファジィ数とするファジィ行列となる.

ここでファジィ行列階数としての限界階数を用いることによって, 可制御性の質の評価が可能となるのである.

4 可制御性の評価例

図1で示されるような線形な電気回路系について, その可制御性の質の評価を考える.

回路の各素子は表1のように設定されている.

表 1: 評価に用いた回路の各素子の値

抵抗 $[\Omega]$				コイル $[mH]$	コンデンサ $[\mu F]$
R_1	R_2	R_3	$\tilde{R}_4$	L	C
100	100	100	$2\tilde{0}0$	1	0.047

この回路の状態変数方程式は, 式(12)で表される.

今, この回路において,$\tilde{R}_4$は誤差を含んでいるものとし, これ以外のものは誤差は一切無いと仮定する.

$\tilde{R}_4$は一般的な抵抗であり±5%程度の誤差を含んでいるものと考え, その値は誤差幅を半値半幅とするようなファジィ数であるとする(図2).

この時, 制御行列の評価法として次の2つを考える.

1. $\tilde{R}_4$によって定められる制御行列各要素の区間をそのまま$\left[x_{ij}^-, x_{ij}^+\right]$として, 式(3)によって限界階数を評価する.

2. 系が不可制御となるR_4をさがし, その時の$\tilde{R}_4$のメンバシップ値をϕとして評価する.

方法1.が, いわゆる'限界階数'の評価である. しかしこの方法による評価は,R_4がひとつに定まらないという問題がある. つまり, 制御行列の各要素の区間を決定する際に, 要素毎に, また分母と分子とでR_4が異なった値を取り得るのである. 実際にはR_4は何等かの値に定まっているはずなのでこの評価法は実際のシステムとの間に差異を生じてしまう.

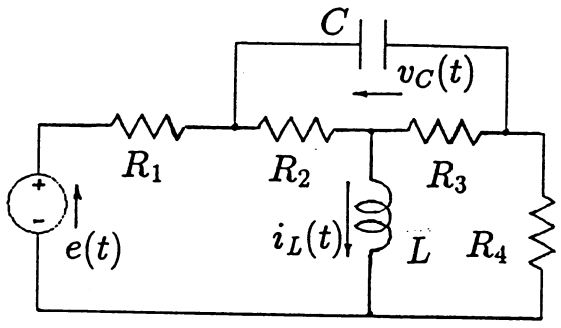


図 1: 評価に用いた電気回路システム

これに対し, 方法 2. は, 限界階数とは異なるものではあるが, $\tilde{R}_4$の中心値から不可制御な点までの距離ともいうべき値の評価である. またR_4がひとつに決定できるので, 実際のシステムとの間に差異はない. 具体的には, この電気回路システムは $R_4 = 212.766[\Omega]$ で不可制御となるので, この時のメンバシップ値から

$$\begin{aligned} \text{rank } \tilde{M}_c &= 2 - \phi \\ &= 2 - 0.36170 \\ &= 1.63830 \end{aligned}$$

となる.

ここで, 以上 2 通りの方法で rank $\tilde{M}_c$を評価した結果を表 2および図 3に示す.

表 2: 2 通りの評価による制御行列の階数

評価法	rank $\tilde{M}_c$	$\tilde{R}_4$の区間
R_4不定	1.10275	197.945 ~ 202.055
R_4決定	1.63830	187.234 ~ 212.766

この結果から明らかなように, 限界階数はより用心深い評価を行なっている. 従って, 限界階数による可制御性の質の評価は実際よりもかなり慎重な評価であるといえる.

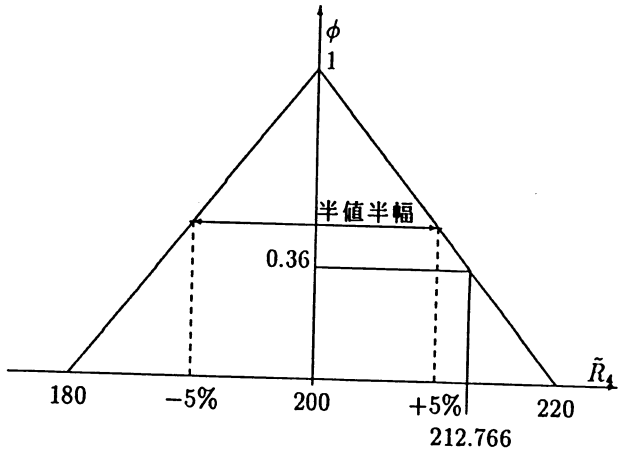


図 2: $\tilde{R}_4$のメンバシップ関数

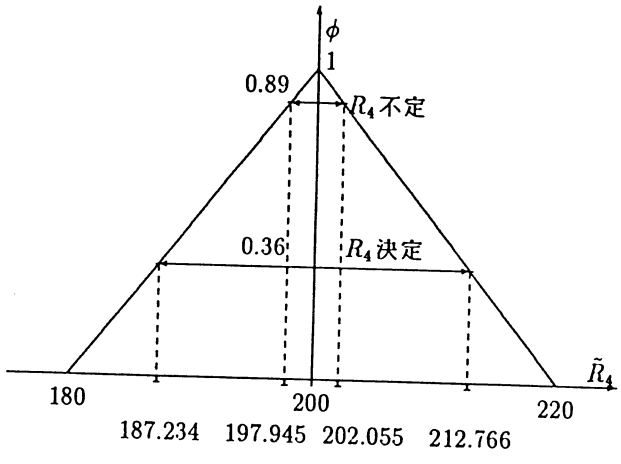


図 3: 2 通りの評価による制御行列の階数

$$\begin{pmatrix} \frac{dv_C}{dt} \\ \frac{di_L}{dt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{R_1+R_2+R_3+R_4}{C(R_1+R_4)(R_2+R_3)} & \frac{R_2R_4-R_1R_3}{C(R_1+R_4)(R_2+R_3)} \\ \frac{1}{L}\left(\frac{R_3}{R_2+R_3}-\frac{R_4}{R_1+R_4}\right) & -\frac{1}{L}\left(\frac{R_1R_4}{R_1+R_4}+\frac{R_2R_3}{R_2+R_3}\right) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_C(t) \\ i_L(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{C(R_1+R_4)} \\ \frac{R_4}{L(R_1+R_4)} \end{pmatrix} e(t) \tag{12}$$

5 まとめ

限界階数を利用することによって, 可制御性の質の評価が可能になることが判った. 但し, 限界階数による評価は, 実際のシステムの許容範囲よりもかなり用心深いものであるといえる.

参考文献

[1] 影井・大里:ファジィ行列の階数とその評価, 第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,pp.265-270 (1989).

[2] 荒木・影井・大里:ファジィ行列階数の評価アルゴリズム, 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,pp.291-293 (1990).

[3] S.Kaguei and A.Ohsato: Rank of Fuzzy Matrix and its Evaluation,Int.J.Fuzzy Set & System, 38,pp.355-364(1990).

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
荒木宏之
TEL:045-335-1451 内線 2923
FAX:045-331-1027

W1－1（R2）

電源計画問題へのファジィ線形計画法の適用

An Application of Fuzzy Linear Programming to Generation Planning Problem

佐々木博司 Hiroshi SASAKI　歌谷昌弘 Masahiro UTATANI　高崎耕太郎 Kotaro TAKASAKI　久保川淳司 Junji KUBOKAWA　餘利野直人 Naoto YORINO

広島大学
Hiroshima University

Up to now, generation planning has aimed at only economy. In recent years, however, it is requested to consider other factors such as environmental problems and energy shortage. The planners should make a decision by simultaneously taking into account these versatile factors. Such human decisions are based on vague subjectivity, which is expressed by words such "generally" or "about". Fuzzy linear programming is to maximize the degree of the satisfaction of the planners at the objectivs and constraints by expressing it as a membership function.

In this paper, we introduce, in the generation planning problem, a new set of criteria which consist of the environmental index, supply reserve index and an index for representing cost fluctuations. Then, we formulate the generation planning problem as a network problem, in which transmission line planning is included. The formulated multiobjective problem has been solved by fuzzy linear programming; the effect of each index is examined through numerical simulations.

1．はじめに

電源計画問題は、将来の需要に対し、最も経済的にどのような電源設備をいつどれだけ建設するかを決定する問題である。この問題に対して経済性を評価基準とした様々な手法が提案されてきたが、現実には環境問題・エネルギー事情といったその他の要因を無視することはできず、計画者は様々な要因を総合的に考慮し決定を下すことになる。

このような人間の判断は、「だいたい」、「およそ」などのあいまいな主観的側面に従うものと考えられる。ファジィ線形計画法はこのような目的や制約に対する計画者の主観的な満足度をメンバーシップ関数によって表し、満足度最大化を図るものである。その特徴は制約と目的を区別することなく同一の概念で扱うため多目的問題として解くことが可能であり、α－レベルの概念によって通常の線形計画問題に帰着できるということである。

本研究では、従来、経済性のみを目的として解かれてきた電源計画問題に環境指標・供給予備力指標・コスト変動指標という新たな評価基準を導入する。また、電源計画問題を送電線設備計画を含めたネットワーク問題として定式化する。そして、多目的問題としてファジィ線形計画法による解法を示し、シミュレーションにより各指標の有効性を検討する。

2．ファジィ線形計画法[1]

現実の計画問題においては制約条件および目的関数はあいまいな満足度基準に従うものが多く、人間はこれらを柔軟に取り扱い決定を下す。ここで、次のような多目的線形計画問題を考える。

$$\begin{aligned} &\min \quad z(x)=cx \\ &\text{sub.to } Ax \leq b \quad x \geq 0 \end{aligned} \tag{2.1}$$

この問題は最大化決定に従えばα－レベルの概念を用いて、メンバーシップ関数のα連続性により通常の線形計画問題に帰着できる。図1に解法アルゴリズムを示す。

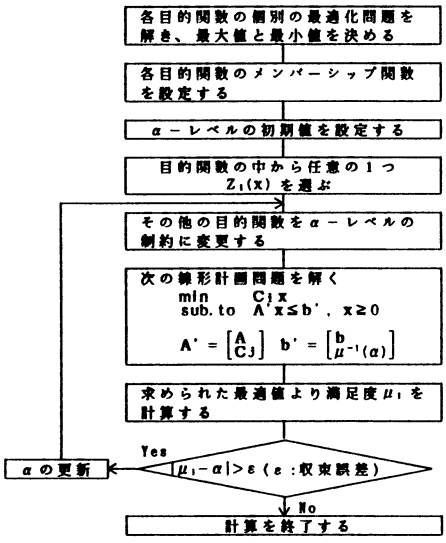
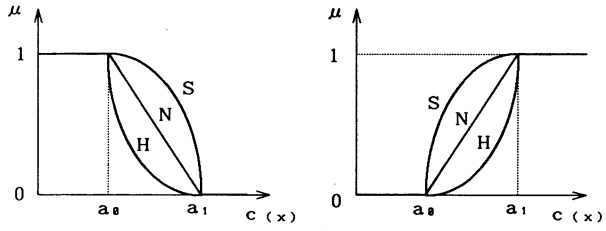


図1　解法アルゴリズム

3．メンバーシップ関数

意志決定者のあいまい性はメンバーシップ関数による満足度基準として表されるので、メンバーシップ関数を変えることにより制約や目的を特徴づけることができる。本研究では最大化・最小化について、図2に示す3つのタイプのメンバーシップ関数を用いることにする。



（a）最小化　　（b）最大化

図2　メンバーシップ関数

4．各指標の導入

（1）環境指標

火力発電所において化石燃料を大量に燃焼させる電力業界にとって、環境問題を無視することはできなくなっている。このような状況を電源計画に反映させるため、環境指標としてCO_2の排出量を評価することにする。

（2）供給予備力指標

最大の予測需要を基に計画をたてることは、供給安定性の面からは望ましいが、経済性という面で問題がある。逆の場合、将来の需要に対応できなくなる恐れがある。そこで需要を可能性の幅をもたせた変数とし、供給安定性の上から最大の予測需要に対応することが最も望ましいとする。

（3）コスト変動指標

電源計画が将来の時点を対象とする以上、コスト係数にも不確定性が伴う。本研究では、コスト係数を計画者の意志を反映した図3のようなファジィ数[2]として扱い、次の2つの目的関数最小化をコスト変動指標とする。

$$F_1 = \mathbf{C}^m\mathbf{x} \qquad (4.1)$$

$$F_2 = \Delta\mathbf{C}_\alpha\mathbf{x} = \{(\overline{C}_h - \mathbf{C}^m) - (\mathbf{C}^m - \underline{C}_h)\}\,\mathbf{x}$$

ここで、$h = 1-\alpha$

$$(4.2)$$

F_1はファジィ数の平均、F_2は変動幅を表している。hはあいまいさの度合いであり、hが大きくなるほどあいまいさの可能性を多く含むという意味をもつ。

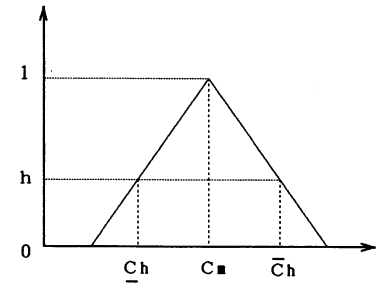


図3　ファジィ数のンバーシップ関数

5．地域性を考慮した電源計画問題の定式化

電源計画問題を「導入すべき電源とその設備容量、およびそのために必要な送電線網とその線路容量を決定する問題」として定式化した。年負荷持続曲線は全地域の合計であり、図4のようにいくつかの負荷レベルからなる階段状のものを仮定した。制約と目的を以下に示す。

＜制約＞

（1）設備容量kwバランス

$$\sum_i\sum_k (X_{ik}+\Delta X_{ik}) \geq (1+r)\sum_i (D_i+\Delta D_i) \qquad (5.1)$$

Xik, ΔXik　：i地域k種電源の既存、新設容量
Di, ΔDi　：i地域最小予測需要、変動予備力
r　：予備率

（2）ピーク時ネットワーク制約

$$\sum_k (x_{ik}+\Delta x_{ik}) - \sum_j (L_{ij}+\Delta L_{ij}) = D_i+\Delta D_i$$

ただし、$L_{ij} = -L_{ji}$, $\Delta L_{ij} = -\Delta L_{ji}$　　(5.2)

xik　：i地域k種既存電源ピーク時出力
Δxik　：i地域k種新設電源ピーク時出力
Lij　：i，j地域間の既存線路容量
ΔLij　：i，j地域間の新設線路容量

（３）負荷レベル別発電電力量制約

$$\sum_k y_{mk} = d_m + \Delta d_m \qquad (5.3)$$

y_{mk}　　：m負荷レベルでのk種電源発電分担

d_m, Δd_m ：m負荷レベルでの需要、変動予備力

（４）電源別発電電力量制約

$$y_{mk} \leqq \sum_i (x_{ik} + \Delta x_{ik}) \qquad (5.4)$$

（５）ピーク時稼働容量制約

$$x_{ik} \leqq X_{ik}, \quad \Delta x_{ik} \leqq \Delta X_{ik} \qquad (5.5)$$

（６）新設電源、新設線路建設量上限制約

$$\Delta X_{ik} \leqq \Delta X_{ik}^{max}, \quad |\Delta L_{ij}| \leqq \Delta L_{ij}^{max} \qquad (5.6)$$

X_{ik}^{max} ：i地域k種電源建設量上限

L_{ij}^{max} ：i，j地域間の線路建設量上限

＜目的＞

（１）経済性指標

設備年経費（電源及び線路）と燃料費の和を現在価値換算したものを考える。ここで、設備年経費は建設量に比例し、燃料費は発電量に比例するものとした。

$$F_1 = F_1(f, c, v) = \sum_i \sum_k f_{ik}\Delta X_{ik} + \sum_i \sum_j c_{ij}\Delta L_{ij} + \sum_m \sum_k v_k Y_{mk} T_m \qquad (5.7)$$

f_{ik} ：i地域k種電源の単位当たり設備年経費

c_{ij} ：i，j地域間の単位当たり設備年経費

v_k ：k種電源の燃料単価

T_m ：m負荷レベルの持続時間

（２）環境指標

CO_2排出量は各種電源の発電量に比例するものとした。

$$F_2 = \sum_m \sum_k e_k Y_{mk} T_k \qquad (5.8)$$

e_k ：k種電源のCO_2排出係数

（３）供給予備力指標

$$F_3 = \sum_i \Delta D_i \qquad (5.9)$$

（４）コスト変動指標

ファジィ数の平均とα－レベルでの上下限を用いた２つの関数の最小化である。

$$F_4 = F_1(f_{ik}^M, c_{ij}^M, v_k^M) \qquad (5.10)$$

$$F_5 = F_1(\delta(f_{ik}), \delta(c_{ij}), \delta(v_k)) \qquad (5.11)$$

ここで、$\delta(z) = (\overline{z} - z^M) - (z^M - \underline{z})$

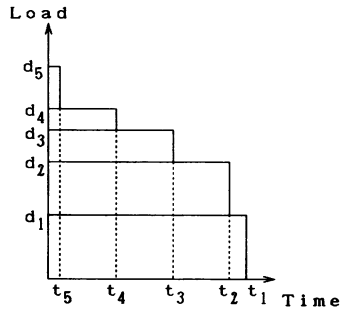


図４　負荷持続曲線

６．各指標によるシミュレーション結果

ここで、シミュレーションに用いた系統構成と計画基準年の各地域の需要、および将来の予測需要を示す。点線は将来建設可能な設備を表す。

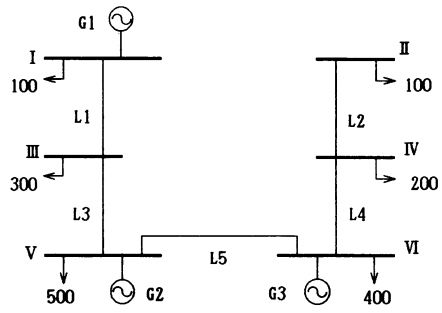


図５．計画基準年における需要（単位はＭＷ）

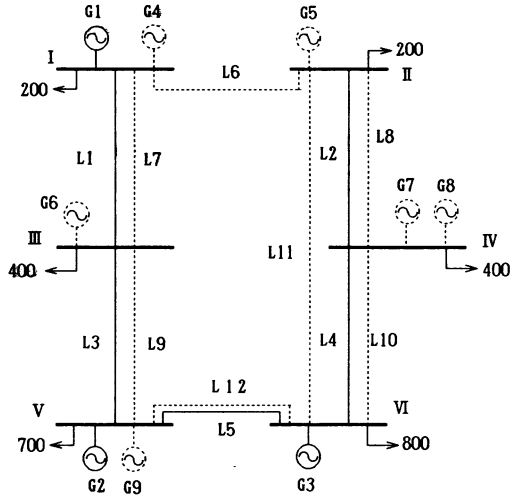


図６．将来の需要（単位はＭＷ）

（１）環境指標との協調

ここで、経済性指標と環境指標との２目的問題としたシミュレーションを行った。図７はそれぞれのメンバーシップ関数を変化させた場合のコストとCO_2排出量であ

る。メンバーシップ関数の設定によるファジィ協調の変化を見ることができる。

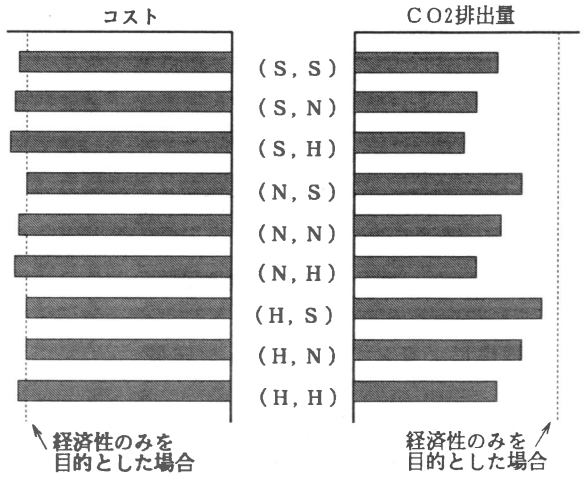


図７．環境指標との協調

（２）供給予備力指標との協調

経済性指標と供給予備力指標との２目的問題としたシミュレーションを行った。図８はそれぞれのメンバーシップ関数を変化させた場合のコストと対応需要（予測最小需要＋変動予備力）である。

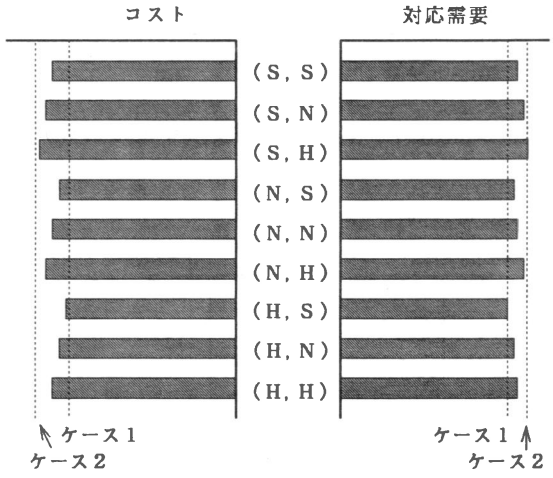


図８．供給予備力指標との協調

（３）コスト変動指標

原子力、石油、石炭の各燃料単価のみをファジィ数とし、コスト変動指標を用いたシミュレーションを行った。ここで、経済性を目的とした通常の線形計画法により、（ａ）ファジィ数の下限を用いた場合、（ｂ）平均を用いた場合、（ｃ）上限を用いた場合、そして（ｄ）コスト変動指標によるファジィ線形計画法の場合という４つの計画の比較を行う。図９は、石油の燃料単価が２０円の場合に石炭燃料単価を変化させた場合の各計画の総コストの変化を示す。コスト変動指標を用いた場合、コストの変動幅が抑えられているのがわかる。

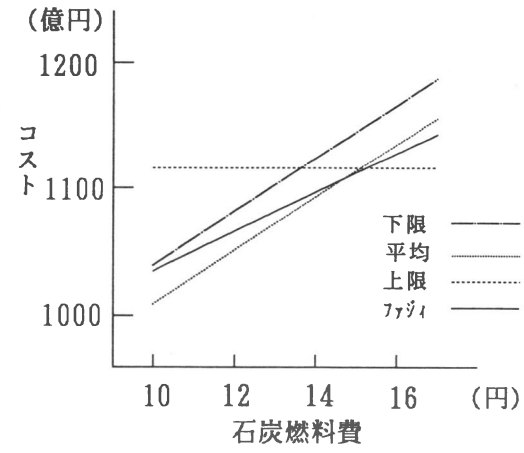


図９．石炭の燃料費変化によるコストの変化

７．おわりに

本研究では、従来、経済性のみを目的とした電源計画問題に環境指標、供給予備力指標、コスト変動指標という新たな評価基準を導入した。さらに、電源計画問題を地域特性を考慮した、送電線設備計画を含むネットワーク問題として定式化した。そして、この問題を多目的問題としたファジィ線形計画法による解法を示し、シミュレーションにより各指標の有効性を確認した。ファジィ線形計画法の特徴は、制約と目的を同一の概念で扱うことができ、メンバーシップ関数の設定により各指標に対する計画者の主観的判断を計画に取り入れることができるということである。

今後の課題として、運用面を考慮した地域性電源計画問題の定式化、貯蔵設備を含む電源計画問題への拡張などが研究されることを期待する。

８．参考文献

[1] 田中、他：「ファジィ関数による線形計画問題の定式化」，システムと制御，Vol.25，No.6，pp.351-357

[2] 坂和正敏：「ファジィ理論の基礎と応用」，森北出版（１９８７）

[3] 大山、他：「地域主義と全国主義に基づく多地域電源開発計画」，電学論Ｂ，103巻10号，pp.49-56

[4] 佐藤、他：「電力供給設備拡充問題へのファジィ線形計画法の導入」，電力技術研資 PE-82-3

[5] MIT："Electric Generation Expansion Analysis System. Vol-1: Solution Techniques, Computing Methods, and Results. Vol-2: Details of soluthion Techniques, Data of Test Systems, and Glossary of terms", EPLI EL-2561. Final Reort. August 1982

W1－2（R2）

ファジィ協調法による多目的最適潮流計算法

A Solution Method of Multi-Objective Optimal Power Flow by Means of Fuzzy Coordination

久保川淳司　佐々木博司　大久保嘉人　餘利野直人　横山隆一
Junji KUBOKAWA　Hiroshi SASAKI　Yoshito OKUBO　Naoto YORINO　Ryuichi YOKOYAMA

広島大学
Hiroshima University

東京都立大学
Tokyo Metropolitan University

Abstract : As the necessity of high quality electric power supply is increased, it has been required to realize sophisticated power system operations in which several requirements stemming from economical, security and environmental aspects should simultaneously be satisfied. In general, a problem to satisfy several criteria is called a multi-objective optimization problem. Although the most powerful means to obtain desirable system operations is optimal power flow (OPF), the conventional OPF only optimizes one objective while the remaining objectives are treated as constraints. However, since these objectives are in trade-off relationships to each other, it is necessary to develop an efficient multi-objective OPF.

This paper proposes an efficient solution method of the multi-objective optimal power flow by means of fuzzy coordination. In this method, if a obtained solution can not satisfy the operator's requirements, a guide to update the membership function is given interactively. A program based on the proposed method has been coded and applied to the IEEE 118 test system. The computation time is quite fast compared with the conventional multi-objective OPF with a preference index. The results indicate that this method can be used in on-line environment.

1．はじめに

近年、良質の電力エネルギー供給に対する社会的要求が高まるにつれ、経済性、セキュリティ、あるいは環境などの多方面からの要求を満たすような高度な系統運用が求められている。一般に、このように複数の規範を同時に満足させる方法は多目的最適化と呼ばれている。現在まで、電力系統の高度な運用を支援する最も有効な手段として最適潮流計算法（以下ＯＰＦと略記）が研究され、欧米ではほぼ実用化されつつある。しかし、これは単一の運用目的に対してのみの最適化を行い、それ以外の目的は制約にして解を求める方法である。しかし、目的が複数個ある場合はそれぞれの目的は複雑に干渉し合うトレードオフの関係にあるため、多目的計画法の概念をＯＰＦに適用した多目的ＯＰＦが必要になった。これまでに我々は、ε 制約法を用いた多目的ＯＰＦを提案し研究を行ってきた。文献[3]では、全非劣解曲面を求め、系統運用計画者の持つ選好指標の最小な非劣解を選ぶ手法を提案した。この手法は多目的ＯＰＦの提案という意味では重要であったが、全非劣解曲面を求めるために莫大の計算時間を必要とするため実際の大規模系統に適用することはほとんど不可能であった。そこで、これを克服するため局所情報を用いて探索することにより高速化する手法を提案した[4]。

本稿では、多目的ＯＰＦにファジィ協調法を採用し最適解を得る手法を提案する。さらに、ファジィ協調法において今まで検討が不十分であったメンバシップ関数を更新して、満足解を得る過程を考察する。提案した手法の有効性を示すためプログラムを作成し、IEEE30母線系統に適用した結果を示す。

2．多目的最適化問題

多目的最適化問題は、許容解集合Ｘの下で、ｐ個の目的関数を同時に最小化するベクトル最小化問題であり、次のように書ける。

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{minimize}}\ \mathbf{f}(\mathbf{x}) \qquad (1)$$

$$\text{subj. to}\ \mathbf{x} \in \mathbf{X} = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{g}(\mathbf{x}) \leqq \mathbf{0}\}$$

ここで、$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \cdots, f_p(\mathbf{x}))$
：ベクトル目的関数
$\mathbf{x}$ ：決定変数ベクトル
$\mathbf{g}(\mathbf{x})$：不等式制約式

この多目的問題の解は互いに優劣をつけられない非劣解（non-inferior solution ）の集合の概念で考えられる。非劣解とは、ある目的関数に対する改善は、他の目的関数の悪化を避けられない点を言い、非劣解集合は普通無限個の点を与える。

電力系統においては唯一解を求めることが要求されるが、そのためには何らかの形で人間の意志を反映させる必要がある。唯一解を決定する代表的な手法として次の3つがある。

（1）目標計画法
各目的に対して設定した目標値からの距離関数の最小化問題であり、最適化というより目標の満足化である。
（2）スカラー化手法
ベクトル最小化問題を通常の非線形計画問題として扱うため目的関数をスカラー化する手法である。
（3）ファジィ協調法
メンバシップ関数の規定により人間の満足度を定量化し、本来通訳性がない問題を同一尺度で取り扱う。

手法（1）の目標計画法は問題が目標値に依存し、非劣解の概念に拡張した場合、手法（2）のスカラー化手法と本質的に同じである。本研究では、手法（3）を用いて多目的問題を考察する。

3．多目的最適潮流計算法の定式化

3.1 評価指標

系統運用にあたって最も重要であると思われる、経済性、環境、セキュイティを評価指標に定める。

(1)経済性指標…火力発電機の発電コストの和

$$F_1(y)=\sum_{i=1}^{n}\left(a_i+b_iP_{Gi}(y)+c_iP_{Gi}^2(y)\right) \quad (2)$$

ここで、$P_{Gi}(y)$　：発電機 i の出力
a_i, b_i, c_i：コスト係数

(2)環境性指標…火力発電機のＮＯｘ排出量の和

$$F_2(y)=\sum_{i=1}^{n}\left(\alpha_i+\beta_iP_{Gi}(y)+\gamma_iP_{Gi}^2(y)+\delta_iEXP(\varepsilon_iP_{Gi}(y))\right) \quad (3)$$

ここで、$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \delta_i, \varepsilon_i$：排ガス係数

(3)安全性指標…線路潮流の基準値からの偏差の和

$$F_3(y)=\sum_{i=1,j=1}^{n}\omega_{ij}f\left(P_{Lij}(y)-P_{Lij}^{*}\right) \quad (4)$$

ただし、$f(x)=\begin{cases}x & x>0\\ 0 & x\leqq 0\end{cases}$

ω_{ij} ： 重み係数
P_{Lij} ： 母線 i から母線 j に流れる線路潮流
P_{Lij}^{*} ： 基準値

3.2 等式制約

従来の一目的ＯＰＦと同様に、等式制約として各ノードの潮流方程式を等式制約として取り扱う。

$$P(y)-P^{*}=0 \quad (5)$$
$$Q(y)-Q^{*}=0 \quad (6)$$

ここで、P^{*}、Q^{*}は母線の有効、無効電力の指定値を表す。

3.3 不等式制約

不等式制約として各母線電圧の大きさ、発電機有効・無効電力出力上下限、線路潮流に対する制約を考慮する。

4．ファジィ協調法による多目的ＯＰＦ

4.1 ファジィ協調法

多目的問題に対する人間の価値判断（選好順序）のあいまい性を考慮すれば意志決定者(DM:Decision Maker)は「各目的関数をだいたいある値以下にしたい」というようなファジイ目標を持つものと考えられる。このようなＤＭのファジイ目標は対応する目的関数に対してメンバシップ関数を規定することにより定量化される。よって、従来単位が異なる複数の目的関数を同一の尺度で取り扱うことができる。ＤＭはメンバシップ関数を規定した後、メンバシップ関数の結合の最大化問題を解くことによりファジィ協調解を得る。しかし得られた解に満足できない場合、メンバシップ関数の更新を行う。

本研究ではメンバシップ関数に線形型を用い、ファジィ決定集合にはメンバシップ関数の和を用いる。

$$\max\ DM(x)=\sum_{i=1}^{n}\mu_i(x) \quad (7)$$

$$\text{subj.to}\ x\in X=\{x\mid g(x)\leqq 0\}$$

ただし、DM（x）：ファジィ決定集合
$\mu_i(x)$：目的関数 i に対する満足度

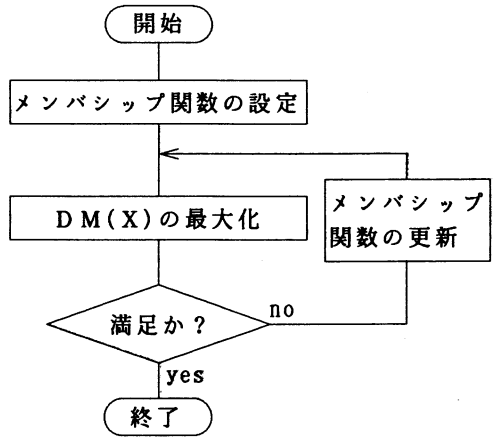
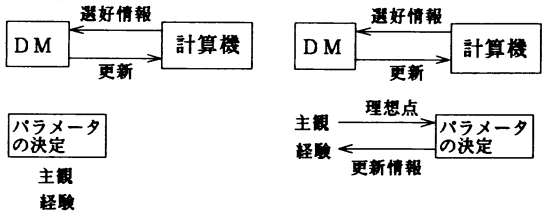


図6　ファジィ協調法の解法アルゴリズム

電力系統においてファジィ協調法を用いた例は多数あるが、メンバシップ関数の更新について詳細に述べたものはない。複雑に干渉し合う目的関数のためメンバシップ関数の変更によって得られる解の明確な予想は不可能で、ＤＭの意志を反映した更新は複雑かつ困難である。そこで本研究ではＤＭの更新決定に対する補助的な役割をする更新アルゴリズムを提案する。

従来の対話型手法において、パラメータの更新は局所的選好情報によりＤＭが決定していた。本研究で提案するアルゴリズムは複雑な更新を計算機に委ね、ＤＭの主観や経験などにより修正を必要とする場合は更にパラメータの更新を行う。つまり、最終的な更新量の決定はＤＭが行う。



a）従来法　　b）提案法

図７　対話型手法の概念

4.2 メンバシップ関数の更新アルゴリズム

(1) 更新パラメータの決定

ＤＭが目的関数ｆｉ（ｘ）の改善を望んだ場合、ｆｉの優先度を上げれば良い。その為の方策として、

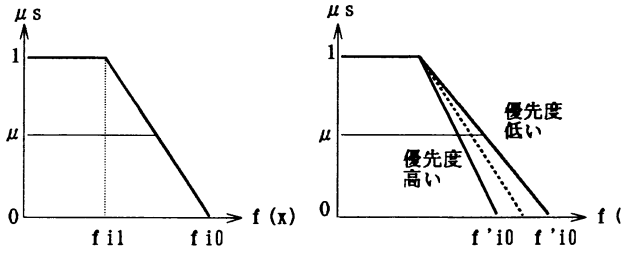
①パラメータｆｉ0を減少させる

②ｉ以外のｆｊ0(i≠j)を増加させる

の２通りが考えられる。本研究では、選好情報である目的関数のトレードオフ比を有効に利用するため、後者のパラメータを更新する。また、ｆｉ（ｘ）の改悪の場合は逆である。

ここで、f_{i0}：最低限許容できる目的関数の値

f_{i1}：完全に満足できる目的関数の値



a）線形型　　b）優先度の調整

図８　線形型メンバシップ関数

(2) 更新量の決定

線形型の場合、メンバシップ関数間と目的関数間のそれぞれのトレードオフ比は比例関係にあるため、選好情報で得られる各目的関数間のトレードオフ比をメンバシップ関数の更新量の決定に用いることができる。その更新量α_{ij}(i, j=1, …, p, i≠j)はトレードオフ比の定数倍とする。ここで、α_{ij}は目的関数ｉの要求達成に対してｊが負担する更新量である。

$$\alpha_{ij} = \frac{\partial f_i(x)}{\partial f_j(x)} \qquad (8)$$

ただし、$\alpha_{ij} > 0$ for 目的関数$f_i(x)$の改善要求

$\alpha_{ij} < 0$ for 目的関数$f_i(x)$の改悪要求

結局、すべての目的関数に対する要求を加味した更新量α_jは次式で与えられる。

$$\alpha_j = \sum_{i=1}^{p} \alpha_{ij}$$

5．例題系統への適用

IEEE118例題系統を用いて提案したメンバシップ関数の更新アルゴリズムの対話過程を表１に示す。

DMは各目的関数の最大値$f_i^{max}(x)$、最小値$f_i^{min}(x)$の情報をもとに、ｆｉ1とｆｉ0を設定し、メンバシップ関数を規定する。STAGE1 の理想点はすべての目的関数に対する満足度が０．８の点とした。ＤＭはこの点が到達可能な解かはわからない。STAGE1 で得られた解を理想点と比較して、$f_1(x)$ と $f_2(x)$の改善、$f_3(x)$の改悪が要求される。その要求に対してアルゴリズムは更新パラメータと更新量を決定する。更新されたメンバシップ関数の最大化より、STAGE2 でＤＭの要求どうりに改善、改悪がなされた。ＤＭは現在の理想点が達成可能であるという意志から、STAGE3 では、理想点を更新せず、STAGE2 より理想点に近い満足解を得ることに成功した。

表1　DMとの対話過程

STAGE	1	2	3
目的関数	f1　f2　f3	f1　f2　f3	f1　f2　f3
理想点	23.6, 0.54, 138.8	25.0, 0.58, 140.	25.0, 0.58, 140.
Fi1	22.0, 0.48, 136.0	22.0, 0.48, 136.	22.0, 0.48, 136.
Fi0	30.0, 0.80, 150.0	31.0, 0.81, 159.	38.1, 0.80, 180.
F（x）	26.0, 0.64, 138.0	25.2, 0.61, 139.	25.0, 0.59, 140.
μ（x）	0.49, 0.50, 0.85	0.64, 0.59, 0.86	0.81, 0.67, 0.92

f1:経済性指標　f2:環境指標　f3:安全性指標

F（x）:目的関数の値　μ（x）:満足度

Fi1、Fi0：更新パラメータ

6．まとめ

作成したファジイ協調による多目的ＯＰＦプログラムの計算時間と収束反復回数の比較を示すため IEEE118 例

題系統を用いてシミュレーションを行った。結果を表２に示す。比較のため、ε制約手法を用いた結果も合わせて示す。

表2　各手法の計算時間の比較

	一目的	Fuzzy線形型	ε-制約手法
行列の計算 [sec]	0.20721	0.36087	0.37012
ＬＵ分解 [sec]	1.07315	1.07738	1.42480
ペナルティ [sec]	0.00684	0.00613	0.00684
一反復当たり[sec]	1.28721	1.44438	1.80176
TOTAL TIME [sec]	5.24699	5.87073	10.89917
収束反復 [回]	4	4	6

表において、ε制約法は非劣解１点を求める為の計算時間を示している。線形型のファジィ協調法は目的関数が各評価関数の線形和となるため、行列のスパース性がが一目的ＯＰＦと同じであるため、計算時間や反復回数において一目的のＯＰＦとほぼ同じ結果となっている。一方、ε制約手法は副目的を制約として扱うため、ヘシアン行列のスパース性を損なう行列配置となるため一反復あたりの計算時間も増加し、さらに反復回数が増るためトータルの計算時間は一目的ＯＰＦに比べ約二倍となっている。

ファジィ協調法はＤＭの意志を問題に直接反映させることができ、収束特性も一目的ＯＰＦとほとんど変わらない。また、和ファジィ決定集合の最適解は$\mu_i(x)$が０と１以外の場合は非劣解の保証があるため、パレート最適性の検証を必要としない利点がある。

本研究では多目的最適潮流計算法において対話による唯一解の決定アルゴリズムをファジィ協調法をもちいて行うことを提案し、その有効性を示した。今後の研究課題としてメンバシップ関数の他の表現に対する考察や、今回考慮しなかった運用に対する要求を取り扱うことが考えられる。

７．参考文献

[1] H.W.Dommel, W.F.Tinney "Optimal Power Flow Solutions" IEEE Trans PAS-87, pp.1866-1876, 1976

[2] D.I.Sun, et al "Optimal Power Flow by Newton Approach" IEEE Trans PAS-103, pp.2864-2880, 1984

[3] 横山「信頼性選好指標に基づく電力潮流の多目的最適化」電学論B,106,233 (昭 61)

[4] 佐々木「電力系統における最適潮流計算の多目的最適化」電気学会電力技術研究会 PE-90-148

[5] 志水「多目的と競争の理論」共立出版　1982

[7] 坂和「非線形システムの最適化」森北出版 1986

[8] 坂和「多目的計画法とファジイ計画法」システムと制御,Vol.32,No.8 pp.447-454,1988

[9] 坂和「多目的非線形計画問題に対する対話型ファジイ意志決定手法とその応用」電子通信学会論文誌,82/11,Vol.J65-A,No.11,pp.1182-1189

W1-3 (R2)

ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題に対する実行可能性とパレート最適性

FEASIBILITY AND PARETO OPTIMALITY FOR MULTIOBJECTIVE NONLINEAR PROGRAMMING PROBLEMS WITH FUZZY DECISION VARIABLES AND FUZZY PARAMETERS

坂和正敏　広島大学工学部第2類（電気系）計数管理工学講座
Masatoshi SAKAWA　Department of Industrial and Systems Engineering
Hiroshima University, Higashi-Hiroshima 724 Japan
矢野　均　名古屋市立女子短期大学
Hitoshi YANO　Nagoya Municipal Women's College, Nagoya 464 Japan

In this paper, we consider multiobjective nonlinear programming problems involving both fuzzy parameters and fuzzy decision variables. Using the four indices for ranking two fuzzy numbers, four types of feasibility and Pareto optimality are defined. By combining these concepts, the generalized fuzzy Pareto optimal solution concept is introduced and it is shown that it may be obtained on the basis of the nonlinear programming method.

1. まえがき

ファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題を取り扱うために、坂和・矢野[6]は、既に、Duboisら[1,2]の導入した4種類の指標に基づいて、それぞれ、4種類のα実行可能性とγパレート最適性の概念を提案した。また、α実行可能性とγパレート最適性を同時に考慮した(α,γ)パレート最適解の概念を導入するとともに、(α,γ)パレート最適解の部分集合は、非線形計画法により求められることを示した。

本論文では、坂和ら[6]が取り扱ったファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題の一般化として、目的関数・制約式に含まれるパラメータがファジィ数で表され、しかも、決定変数がファジィ変数で表されるような多目的非線形計画問題に対する、実行可能性とパレート最適性について考察する。即ち、ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題に対して、Duboisら[1,2]の導入した4種類の指標を用いて、それぞれ、4種類のファジィα実行可能性とファジィγパレート最適性の概念を導入する。また、ファジィα実行可能性とファジィγパレート最適性を同時に考慮したファジィ(α,γ)パレート最適解の部分集合は、非線形計画法により求められることを示す。

2. ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題

本論文では、決定変数がファジィ変数として表される、次のようなファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題について考察する。

$$\min \quad (f_1(\tilde{x}, \tilde{a}_1) \ldots f_k(\tilde{x}, \tilde{a}_k)) \qquad (1)$$

$$\text{subject to } \tilde{x} \in \tilde{X}$$

$$= \{\tilde{x} \in F(R^n) \mid g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j) \leq 0,\ j=1,\ldots,m\}$$

ここで、$\tilde{x}$, $\tilde{a}_i$, $\tilde{b}_j$は、それぞれファジィ数のn次元ベクトル

$$\tilde{x} = (\tilde{x}_1, \ldots, \tilde{x}_n)^T, \qquad (2)$$

$$\tilde{a}_i = (\tilde{a}_{i1}, \ldots, \tilde{a}_{ip_i}),\ i=1,\ldots,k \qquad (3)$$

$$\tilde{b}_j = (\tilde{b}_{j1}, \ldots, \tilde{b}_{jq_j}),\ i=1,\ldots,k \qquad (4)$$

で、$\tilde{x}_\ell$, $\tilde{a}_{i\ell}$, $\tilde{a}_{j\ell}$, $\tilde{b}_{j\ell}$は、それぞれ、次のようなメンバーシップ関数で定義されるL-Lファジィ数[2]であると仮定する。

$$\mu_{\tilde{x}_\ell}(x_\ell) = L(|x_\ell - x_\ell^m| / x_\ell^s) \qquad (5)$$

$$\mu_{\tilde{a}_{i\ell}}(a_{i\ell}) = L(|a_{i\ell} - a_{i\ell}^m| / a_{i\ell}^s) \qquad (6)$$

$$\mu_{\tilde{b}_{j\ell}}(b_{j\ell}) = L(|b_{j\ell} - b_{j\ell}^m| / b_{j\ell}^s) \qquad (7)$$

ここで、x_ℓ^m, $a_{i\ell}^m$, $b_{j\ell}^m$, は各メンバーシップ関数の平均値、x_ℓ^s, $a_{i\ell}^s$, $b_{j\ell}^s$, は左右の広がりのパラメータを、L(.)は型関数を表す[2]。また、$F(R^n)$は実数直線上で定義されるL-Lファジィ数のn次元ベクトルを表す。

この時、ファジィ変数ベクトル $\tilde{x}$は、平均値ベクトルx^mと広がりのパラメータベクトルx^sにより一意に決定されることに注意しよう。そこで、以下では、ファジィ変数ベクトルを、形式的に、

$$\tilde{x} = (x^m, x^s) \in S \qquad (8)$$

と表す。ここで、$S \subset R^{2n}$は、2n次元実数空間上の有界閉集合であると仮定する。

ところで、Duboisら[1,2]は、可能性・必然性の概念に基づいて、2つのファジィ数 $\tilde{m}$, $\tilde{n}$ に対して、次の4種類の指標を導入した。

$$Pos(\tilde{m}\geqq\tilde{n}) = \sup\{\min(\mu_{\tilde{m}}(u), \mu_{\tilde{n}}(v)) \mid u\geqq v\} \quad (9)$$

$$Pos(\tilde{m}>\tilde{n}) = \sup_{u}\{\inf_{v}\{\min(\mu_{\tilde{m}}(u), 1-\mu_{\tilde{n}}(v)) \mid u\leqq v\}\} \quad (10)$$

$$Nes(\tilde{m}\geqq\tilde{n}) = \inf_{u}\{\sup_{v}\{\max(1-\mu_{\tilde{m}}(u), \mu_{\tilde{n}}(v)) \mid u\geqq v\}\} \quad (11)$$

$$Nes(\tilde{m}>\tilde{n}) = \inf\{\max(1-\mu_{\tilde{m}}(u), 1-\mu_{\tilde{n}}(v)) \mid u\leqq v\} \quad (12)$$

ここで、Pos, Nesは Possibility, Necessityの省略形で、$\mu_{\tilde{m}}(u)$, $\mu_{\tilde{n}}(v)$はファジィ数$\tilde{m}$と$\tilde{n}$のメンバーシップ関数を表す。

以下では、ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題(1)に対して、4種類の指標(9)-(12)に基づく、それぞれ4種類のファジィα実行可能性とファジィγパレート最適性を定義する。

3. ファジィα実行可能性

ファジィ変数$\tilde{x}_q$, $q=1,\ldots,n$を決定変数とする、ファジィパラメータを含む非線形制約集合

$$\text{subject to } \tilde{x} \in \tilde{X}$$
$$\tilde{X} = \{\tilde{x} \in F(R^n) \mid g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j) \leqq 0,\ j=1,\ldots,m\} \quad (13)$$

について考察する。坂和ら[6]は、既に、ファジィ変数とファジィパラメータを含む非線形制約集合に対して、4種類の指標(9)-(12)に基づくそれぞれ4種類の実行可能性を定義した。同様の観点から、ファジイ制約集合(13)に対しても、4種類の指標(9)-(12)に対する適合度をα ($0\leqq\alpha\leqq1$)とすれば、次の4種類のファジィα実行可能集合を定義することができる。

【定義1】(ファジィα実行可能性)

(I) ファジィ制約集合(13)に対して、

$$\tilde{x} \in \tilde{X}_{UWF}(\alpha) = \{\tilde{x}\in F(R^n) \mid Pos(g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)\leqq 0)\geqq\alpha,\ j=1,\ldots,m\} \quad (14)$$

のとき、$\tilde{x}\in F(R^n)$はファジィα-Very Weak Feasible(ファジィα-VWF)であるという。

(II) ファジィ制約集合(13)に対して、

$$\tilde{x} \in \tilde{X}_{MWF}(\alpha) = \{\tilde{x}\in F(R^n) \mid Pos(g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)\leqq 0)\geqq\alpha,\ j=1,\ldots,m\} \quad (15)$$

のとき、$\tilde{x}\in F(R^n)$ はファジィα-Medium Weak Feasible(ファジィα-MWF)であるという。

(III) ファジィ制約集合(13)に対して、

$$\tilde{x} \in \tilde{X}_{MSF}(\alpha) = \{\tilde{x}\in F(R^n) \mid Nes(g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)\leqq 0)\geqq\alpha,\ j=1,\ldots,m\} \quad (16)$$

のとき、$\tilde{x}\in F(R^n)$ はファジィα-Medium Strong Feasible (ファジィα-MSF)であるという。

(IV) ファジィ制約集合(13)に対して、

$$\tilde{x} \in \tilde{X}_{USF}(\alpha) = \{\tilde{x}\in F(R^n) \mid Nes(g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)\leqq 0)\geqq\alpha,\ j=1,\ldots,m\} \quad (17)$$

のとき、$\tilde{x}\in F(R^n)$ はファジィα-Very Strong Feasible(ファジィα-VSF)であるという。

αレベル集合の左右の端点をそれぞれ、$[g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)]^L_\alpha$, $[g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)]^R_\alpha$で表せば、レベル集合の性質[4]から、次の関係が成立する。

$$[g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)]^L_\alpha = \min_{x\in X_\alpha(x^m, x^s)} \min_{b_j\in[b^L_{j\alpha}, b^R_{j\alpha}]} g_j(x, b_j) \quad (18)$$

$$[g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j)]^R_\alpha = \max_{x\in X_\alpha(x^m, x^s)} \max_{b_j\in[b^L_{j\alpha}, b^R_{j\alpha}]} g_j(x, b_j) \quad (19)$$

ここで、$x\in X_\alpha(x^m, x^s)$はファジィ変数ベクトルのαレベル集合を表す。また、$b^L_{j\alpha}$, $b^R_{j\alpha}$はファジィパラメータベクトル$\tilde{b}_j$のαレベル集合の左右の端点を表す。(18), (19)式の右辺は、(x^m, x^s)の関数とみなすことができるので、これらを$G^L_{j\alpha}(x^m, x^s)$, $G^R_{j\alpha}(x^m, x^s)$で表すことにする。この時、4種類の指標の性質[5]から、次の定理が成立する。

【定理1】

(I) $$\tilde{X}_{UWF}(\alpha) = \tilde{X}_{MSF}(\alpha) = \{(x^m, x^s)\in S \mid G^L_{j\alpha}(x^m, x^s)\leqq 0,\ j=1,\ldots,m\} \quad (20)$$

(II) $$\tilde{X}_{USF}(\alpha) = \tilde{X}_{MWF}(\alpha) =$$

$= \{(x^m, x^s) \in S \mid G^R_{j1-\alpha}(x^m, x^s) \leqq 0, j=1, \ldots, m\}$ (21)

定理1において、$G^L_{j\alpha}(x^m, x^s)$, $G^R_{j1-\alpha}(x^m, x^s)$には、それぞれ最小化および最大化のオペレーションが含まれているので、(20), (21)式はそのままでは(x^m, x^s)に関する非線形不等式の集合としては取り扱えない。ここで、次の定理が成立する。

【定理2】

$\tilde{X}_{UWF}(\alpha) = \tilde{X}_{MSF}(\alpha) =$

$\{(x^m, x^s) \in S \mid g_j(x, b_j) \leqq 0, j=1, \ldots, m,$

$x \in X_\alpha(x^m, x^s), b_j \in [b^L_{j\alpha}, b^R_{j\alpha}], j=1, \ldots, m\}$ (22)

この定理は、(20)式のファジィ制約集合は、等価的に、$x, (x^m, x^s)$およびb_jを決定変数とする非線形不等式の集合に置き換えることができることを示している。

4. ファジィγパレート最適性

ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題(1)に対するパレート最適性を定義するために、まず、制約集合が(x^m, x^s)に関する非線形不等式の集合Sで表される、次のようなファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題について考察する。

$$\min \quad (f_1(\tilde{x}, \tilde{a}_1) \ldots f_k(\tilde{x}, \tilde{a}_k)) \qquad (23)$$

subject to $\tilde{x} = (x^m, x^s) \in S \subset R^{2n}$

問題(23)に対するパレート最適性は、4種類の指標(9)-(12)を用いれば、それぞれ、次のように定義することができる。

【定義2】 (ファジィγパレート最適性)

(Ⅰ) 問題(23)に対して、

$Pos(f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i) \geqq f_i(\tilde{x}^*, \tilde{a}_i)) \leq \gamma, i=1, \ldots, k$ (24)

を満たす$\tilde{x} \in S$が存在しないとき、$\tilde{x}^* \in S$をファジィγ-Very Weak Pareto optimal (ファジィγ-VWP)であるという。

(Ⅱ) 問題(23)に対して、

$Pos(f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i) > f_i(\tilde{x}^*, \tilde{a}_i)) \leq \gamma, i=1, \ldots, k$ (25)

を満たす$\tilde{x} \in S$が存在しないとき、$\tilde{x}^* \in S$をファジィγ-Medium Weak Pareto optimal (ファジィγ-MWP)であるという。

(Ⅲ) 問題(23)に対して、

$Nes(f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i) \geqq f_i(\tilde{x}^*, \tilde{a}_i)) \leq \gamma, i=1, \ldots, k$ (26)

を満たす$\tilde{x} \in S$が存在しないとき、$\tilde{x}^* \in S$をファジィγ-Medium Strong Pareto optimal (ファジィγ-MSP)であるという。

(Ⅳ) 問題(23)に対して、

$Nes(f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i) > f_i(\tilde{x}^*, \tilde{a}_i)) \leq \gamma, i=1, \ldots, k$ (27)

を満たす$\tilde{x} \in S$が存在しないとき、$\tilde{x}^* \in S$をファジィγ-Very Strong Pareto optimal (ファジィγ-VSP)であるという。

ここで、ファジィ目的関数のメンバシップ関数を陽に求めることは困難であるが、そのγレベル集合の左右の端点を、それぞれ、$[f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i)]^L_\gamma$, $[f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i)]^R_\gamma$で表せば、レベル集合の性質[4]から、次の関係が成立する。

$$[f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i)]^L_\gamma = \min_{x \in X_\gamma(x^m, x^s)} \min_{a_i \in [a^L_{i\gamma}, a^R_{i\gamma}]} f_i(x, a_i) \qquad (28)$$

$$[f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i)]^R_\gamma = \max_{x \in X_\gamma(x^m, x^s)} \max_{a_i \in [a^L_{i\gamma}, a^R_{i\gamma}]} f_i(x, a_i) \qquad (29)$$

ここで、$x \in X_\gamma(x^m, x^s)$はファジィ変数ベクトルのγレベル集合を表す。また、$a^L_{i\gamma}, a^R_{i\gamma}$はファジィパラメータベクトル$\tilde{a}_i$のγレベル集合の左右の端点を表す。(29), (30)式の右辺は、(x^m, x^s)の関数とみなすことができるので、これらを$F^L_{i\gamma}(x^m, x^s)$, $F^R_{i\gamma}(x^m, x^s)$で表すことにする。この時、4種類の指標の性質[5]から、次の定理が成立する。

【定理3】

(Ⅰ) ファジィγ-VWP集合 $\tilde{X}_{UWP}(\gamma) =$

$= \{(x^{m*}, x^{s*}) \in S \mid$

$F^R_{i\gamma}(x^m, x^s) \leq F^L_{i\gamma}(x^{m*}, x^{s*}), i=1, \ldots, k$

を満たす $(x^m, x^s) \in S$ が存在しない$\}$ (30)

(Ⅱ) ファジィγ-MWP集合 $\tilde{X}_{MWP}(\gamma) =$

$= \{(x^{m*}, x^{s*}) \in S \mid$

$F^R_{i\gamma}(x^m, x^s) \leq F^R_{i1-\gamma}(x^{m*}, x^{s*}), i=1, \ldots, k$

を満たす $(x^m, x^s) \in S$ が存在しない$\}$ (31)

(Ⅲ) ファジィγ-MSP集合 $\tilde{X}_{MSP}(\gamma) =$

$= \{(x^{m*}, x^{s*}) \in S \mid$

$F^L_{i1-\gamma}(x^m, x^s) \leq F^L_{i\gamma}(x^{m*}, x^{s*}), i=1, \ldots, k$

を満たす $(x^m, x^s) \in S$ が存在しない} (32)

(IV) ファジィγ-VSP集合 $\tilde{X}_{VSP}(\gamma)$ =

$= \{(x^{m*}, x^{s*}) \in S \mid$

$F^L_{i1-\gamma}(x^m, x^s) \leq F^R_{i1-\gamma}(x^{m*}, x^{s*}),\ i=1,\ldots,k$

を満たす $(x^m, x^s) \in S$ が存在しない} (33)

定理1において、$F^R_{i\gamma}(x^m, x^s), F^L_{i\gamma}(x^m, x^s)$等には、すべて最小化および最大化のオペレーションが含まれているので、(30)-(33)式はそのままでは(x^m, x^s)に関する非線形不等式の集合としては取り扱うことはできない。そこで、ファジィγパレート最適解を、通常の非線形計画法を用いて求めるために、次のような多目的非線形計画問題について考察する。

$$\min \quad (f_1(x, a_1) \ldots f_k(x, a_k)) \tag{34}$$

subject to

$$a_i \in [a^L_{i\gamma}, a^R_{i\gamma}],\ i=1,\ldots,k$$
$$x \in X_\gamma(x^m, x^s)$$
$$(x^m, x^s) \in S$$

問題(34)において、決定変数は、$x, (x^m, x^s)$およびa_iであることに注意しよう。この問題のパレート最適解のうち、(x^m, x^s)の集合を$X^p(\gamma)$で表せば、次の定理が成立する。

【定理4】

$$\tilde{X}_{VWP}(\gamma) \supset X^p(\gamma) \tag{35}$$

この定理は、ファジィγ-VWP部分集合が通常の非線形計画法に基づいて求められることを示している。

5. ファジィ（α, γ）—パレート最適解

以上より、4種類の指標を用いて、対応するしきい値α, γを設定することにより、それぞれ、4種類のファジィα実行可能性とファジィγパレート最適性を定義した。これらの概念は、通常の実行可能性とパレート最適性の概念の自然な拡張と考えられる。これらの実行可能性とパレート最適性の概念の組合せにより、いくつかのパレート最適解を定義することができるが、ここでは、3, 4節で示されたように、パレート最適解の部分集合が通常の非線形計画法で求めることが可能な、次のようなファジィ(α, γ)-VWPの概念を定義する。

【定義3】

ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題(1)に対する制約集合

$\tilde{x} \in \tilde{X}_{VWF}(\alpha)$

$= \{\tilde{x} \in F(R^n) \mid Pos(g_j(\tilde{x}, \tilde{b}_j) \leq 0) \geq \alpha,$

$j=1,\ldots,m\}$

上で

$Pos(f_i(\tilde{x}, \tilde{a}_i) \geq f_i(\tilde{x}^*, \tilde{a}_i)) \leq \gamma,\ i=1,\ldots,k$

なる $\tilde{x} \in X_{VWF}(\alpha)$ が存在しないとき $\tilde{x}^* \in X_{VWF}(\alpha)$ をファジィ(α, γ)-Very Weak Pareto optimal（ファジィ(α, γ)- VWP)であるという。

ここで、α、γは、ファジィ変数とファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題(1)に対して、意思決定者が主観的に設定する、実行可能性、パレート最適性の度合いをあらわすしきい値である。

文　献

(1) D. Dubois : "Linear Programming with Fuzzy Data", Analysis of Fuzzy Information, Volume 3, (Ed. by J. C. Bezdek) CRC Press, Florida, pp. 241-263 (1987).

(2) D. Dubois and H. Prade : Fuzzy Sets and Systems : Theory and Applications, Academic Press (1980).

(3) D. Dubois and H. Prade : "Ranking Fuzzy Numbers in the Setting of Possibility Theory", Information Science, 30, pp. 183-224 (1983).

(4) H. T. Nguyen : "A note on the extension principle for fuzzy sets", Journal of Mathematical Analysis and Applications **64**, pp. 369-380 (1978).

(5) 坂和、矢野：”ファジィパラメータを含む多目的線形計画問題に対する統一的アプローチ”、電子情報通信学会論文誌、J71-A, 8, pp. 1569-1575 (1988).

(6) 坂和、矢野：”ファジィパラメータを含む多目的非線形計画問題に対する実行可能性とパレート最適性”、電子情報通信学会論文誌、J72-A, 7, pp. 1062-1068 (1989).

W2－1（R2）

クラスター分析における類似度定義のための ファジィ集合モデルについて

Fuzzy Set Models for the Definition of Similarity Measures in Cluster Analysis

宮本　定明
Sadaaki MIYAMOTO

徳島大学工学部
Faculty of Engineering, University of Tokushima

ABSTRACT: An important problem in cluster analysis and multidimensional scaling is definition of similarity or distance measures for various types of data. In particular, no systematic methods for defining measures for binary data and nominal data have been studied. Our purpose in this paper is to consider a simple type of fuzzy set model for deriving similarity measures for binary or nominal data. Moreover, a similarity for mixed type of data that is similar to Gower's measure is obtained using vector-valued membership functions. This type of measures is proved to satisfy triangular inequality. Application of these measures to agglomerative clustering is considered and the use of probabilistic sets in merging clusters is discussed.

1．はじめに

クラスター分析や多次元尺度構成法などのデータ解析においては、分析対象集合の要素である個体のペアの間に類似度あるいは距離が定義されなければならない。本報告では、この類似度を定義するためのファジィ集合モデルについて考察を行なう。従来、階層的クラスター分析においては様々な類似度が提案されているが、２値尺度および名義尺度をとるデータについてはおおむね発見的あるいは経験的な議論のみにとどまっており、モデルについて深く考察された例はない。たとえば、２値尺度、名義尺度、間隔尺度をすべて含む混合型のデータについては、Gowerの測度[1],[2]と呼ばれる類似度がよく知られているが、この測度は、それぞれの型のデータについて適宜類似度を定め、それらの平均をとる、という内容しかもっていない。ここでの課題は、２値データおよび名義データに対してある単純なファジィ集合モデルを適用し、様々な測度をシステマティックに導出することである。ベクトル値をとるファジィ集合を用いることによって、Gowerの測度に類似した類似度を導くことができ、かつ、この類似度はメトリックの性質を満たすことが示される。また、このモデルによって、データにおける欠損値について幾つかの異なる扱いが可能であることがわかる。さらに、この集合モデルを階層的クラスター分析において直接的に利用する方法を示す。このとき、確率的集合（probabilistic sets,[3]）のアイデアを利用することができる。

2．クラスター分析のための類似度について

以下に述べる方法の一部は、階層的クラスター分析のみならず、多次元尺度構成法など、他のデータ解析の方法にも利用できるが、ここでは、階層的クラスター分析のみに限定して考察する。（従って、ここでクラスター分析というのは階層的方法のことである。）まず、分類する対象の集合を$X=\{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$とし、その要素を個体と呼ぶ。各個体は幾つかの属性$a_1, \ldots, a_m$をもち、$a_1, \ldots, a_m$に関する測定値が得られていると仮定する。例えば、Xはある人間の集りを意味し、属性$A=\{a_1, \ldots, a_m\}$はそれらの人の性別、身長、体重、血液型等を意味するかも知れない。個体x_iに対し、属性a_kについて得られたデータをx_{ik}と表す。階層的クラスター分析は、

（１）個体対の間に類似度あるいは距離を定義する、
（２）定義した類似度（あるいは距離）にもとづいてクラスターを生成する、

の２段階からなる。個体間の類似度を記号$S(x_i, x_j)$で表す。距離の場合は、$d(x_i, x_j)$と表す。類似度と距離の違いは、前者がその値が大きくなればなるほど２つの個体の関連性が強くなることを意味するのに対し、後者は値が小さいほど関連性が弱いことを表す点にある。また、後に、２つのクラスター間の類似度あるいは距離を定義する必要が生じる。（クラスターとは、部分集合$K_1, \ldots, K_N$の集りで、Xの分割をなすものであると仮定する。また、$K_1, \ldots, K_N$が分割をなす、とはこれらの集合が互いに素で、かつ、$K_1, \ldots, K_N$の合併がXに等しいことをいう。）クラスター間の類似度あるいは距離を同じ記号によって$S(K_i, K_j)$あるいは$d(K_i, K_j)$で表す。以下では、主に、類似度について論じ、必要に応じて距離に言及する。

クラスター分析の第一段階である類似度については様々な提案があるが、特に、２値データ、すなわち、$x_{ik}=$

0 or 1となる場合は経験的な議論が多い。よく知られた方法として、データを2x2表に集計し、表における値を用いて類似度が定義されている。この方法を４つのパラメータa,b,c,dを用いて次のように述べることができる。そこで，a は $x_{ik}=x_{jk}=1$となる属性A_kの数、b は$x_{ik}=1$, $x_{jk}=0$となる属性の数、cは$x_{ik}=0, x_{jk}=1$となる属性の数、dは$x_{ik}=x_{jk}=0$となる属性の数を表す。これに基づく類似度として、

[Jaccard係数]

$$S_J(x_i,x_j) = a/(a+b+c),$$

[Rogers-Tanimoto係数]

$$S_R(x_i,x_j)=(a+d)/[a+d+2(b+c)]$$

などが知られている。さらに、データが名義尺度、すなわち、0/1に限らず有限個の記号をとる場合、これらの測度を形式的に一般化した類似度が提案されている。たとえば、Rogers-Tanimotoの係数は２つの個体のデータが同一の値をとる属性の数を n_{a+d}, 異なる値をとる属性の数をn_{b+c}とするとき、

$$S_R(x_i,x_j)=n_{a+d}/[n_{a+d}+2n_{b+c}]$$

と表される[4]。ただ、この一般化の方法は発見的であって、なんらかの方法論によるものではない。また、２値データ、名義データ、実数値データが混在する場合の類似度として、Gowerによる測度[1]が提案されているが、この測度はそれぞれの型のデータに対する類似度を平均しているに過ぎない。本稿では、これらの測度をファジィ集合モデルを用いて考察する。

３．ベクトル値ファジィ集合モデル

データが名義データであると仮定し、２値データの類似度をファジィ集合モデルによって拡張することを試みる。まず、名義データは有限個の記号$C=\{c_1,\ldots,c_p\}$からなるものとし、データはこれらの記号のいずれかをとるものとする。集合Cに対応するベクトル空間R^pを考え、この空間で第k成分のみが1の単位ベクトルをe_kとかく。この空間に値をとるファジィ集合に対し、集合和、集合積の演算はそれぞれ成分毎のmax,minで定義するものとする。また、一般にAのファジィ集合Bのメンバーシップを$B[a_1],\ldots,B[a_n]$とするとき、Bの基数を

$$|B| = \|B[a_1]\| + \ldots + \|B[a_n]\|$$

で定義する。ここで、$\|B[a_1]\|$は$B[a_1]$のL_1ノルムを意味する。

そこで、X x Aで定義され、このベクトル空間に値をとるファジィ関係Tを次のように定める。すなわち、任意の個体x_iが属性a_jについて値$x_{ij}=c_k$をとるとき、

$$T(x_i,a_j) = e_k \qquad (1)$$

このファジィ関係を、Xで定義され、A上のファジィ集合に値をとる集合関数とみなし、同じ記号Tを用いて

$$T(x_i) = \{e_k/a_j\}$$

と表す。ただし、$\{e_k/a_j\}$はa_j上で値e_kをとるファジィ集合を表すものとする。このとき、個体間の類似度を

$$S(x_i,x_j) = |T(x_i) \cap T(x_j)|/|T(x_i) \cup T(x_j)|$$

で定義する。

この測度に対し、次の性質が成立する。

性質１　２値データの場合、上の $S(x_i,x_j)$ は Rogers-Tanimotoの係数に一致する。

性質２　名義尺度データの場合、この測度$S(x_i,x_j)$は$S_R(x_i,x_j)=n_{a+d}/[n_{a+d}+2n_{b+c}]$ に一致する。

性質３　$d(x_i,x_j)=1-S(x_i,x_j)$は３角不等式

$$d(x_i,x_j) \leq d(x_i,x_k) + d(x_k,x_j)$$

を満たす。従って、$d(x_i,x_j)$はメトリックの性質を満足する。

性質１、２の証明は簡単であるので省略する。性質３については、Späth[5]による次の補題に注意する。

補題(Späth) $d'(x,y)$, $x,y \in X$ をX上で定義されたメトリック、すなわち、

(i)　$d'(x,x) \geq 0$, $d'(x,x)=0 \Leftrightarrow x=0$;

(ii) $d'(x,y) = d'(y,x)$,

および３角不等式をみたすものとする。このとき、

$$d''(x,y)=d'(x,y)/[d'(x,0)+d'(y,0)+d'(x,y)]$$

とおけば、$d''(x,y)$もメトリックの性質を満たす。

そこで、$x,y \in X$に対し、

$$|T(x) \cup T(y)| - |T(x) \cap T(y)| = \Sigma^n_{j=1} \|T(x)[a_j]-T(y)[a_j]\|$$

$$2|T(x) \cup T(y)| = \Sigma^n_{j=1} \|T(x)[a_j]\| + \Sigma^n_{j=1} \|T(y)[a_j]\| + \Sigma^n_{j=1} \|T(x)[a_j] - T(y)[a_j]\|$$

であることに注意して、

$$d'(x,y)=\Sigma^n_{j=1} \|T(x)[a_j] - T(y)[a_j]\|$$

とおけば、先に定義した $d(x,y) = 1 - S(x,y)$ と補題の$d''(x,y)$との関係は、$d(x,y)=2d''(x,y)$ と表される。

ゆえに、d(x,y)はメトリックである。

次に、データが実数値をとる場合を考えてみよう。個体x_iが属性a_jにおいてとるデータを x_{ij}とする。まず、単位区間[0,1]にはいるようにデータを規格化するため、データの範囲を$R_j=\max_{i,k}|x_{ij}-x_{kj}|$、最小値を$N_j=\min_i x_{ij}$と仮定し、$z_{ij}=(x_{ij}-N_j)/R_j$とおく。 そこで、２次元空間に値をとる関係Tを

$$T(x_i,a_j)=(z_{ij},\ 1-z_{ij}) \qquad (2)$$

で定義する。このT(x)を用いて名義データの場合と同じ式によってS(x,y),d(x,y)を定義することができる。実数データにおけるd(x,y)についても性質１～３が成立することは明らかである。

異なる型のデータが混在する混合型のデータについてもこのモデルを適用することができるのは明らかである。すなわち、名義型のデータについては(1),実数型のデータについては(2)によりTを定義できるから、すべての属性についてTの値が定まり、S(x,y),d(x,y)をベクトル値ファジィ集合モデルによって定義することができる。この方法によって得られる測度は、Gowerの係数に似ているが、一致はしない。

Gowerの係数では、欠損値を含むデータを扱うことができる。一般に、欠損値の解釈は一通りではない。このモデルにおいて、欠損値を扱う方法は、次の２通りである。

(I)欠損値をベクトル空間の特定の値にあてはめる。

(II)Tの値域が欠損値を含まないように限定する。

(I)の方法では、欠損値を零ベクトルにあてはめる方法と、ベクトル(1/p,1/p,...,1/p)にあてはめる２つの考え方がある。(II)の場合、xに依存するT(x)の値域をR(T,x) と書くと、$|T(x)\cap T(y)|$は $R(T,x)\cap R(T,y)$でカウントされる。また、$|T(x)\cup T(y)|$は $R(T,x)\cap R(T,y)$、あるいは、$R(T,x)\cup R(T,y)$で数えられることになる。

上に示したベクトル値集合モデルで、Jaccard係数を表現するには、基数|・|の代りに、ベクトル値ファジィ集合に対する加法的測度M(・)を用いる。

$$S(x_i,x_j)=M(T(x_i)\cap T(x_j))/M(T(x_i)\cup T(x_j))$$

0/1データ及び実数値データの場合、空間は２次元であるが、測度Mは、第１成分のみの和をとり、第２成分について無視するとすれば、Jaccard係数の型の測度が得られる。

４．クラスター生成の方法

第二段階であるクラスターの生成手順の概略を次のステップ(i), (ii), (iii)として示す。

(i)すべての個体を初期クラスターに設定する：

$K_i=\{x_i\}$, i=1,...,n; N=n;

クラスター間類似度を個体間類似度によって定義する：

$S(K_i,K_j)=S(x_i,x_j)$, i,j=1,...,N, $i\neq j$.

(ii)類似度が最も大きい個体対p,qを探す：

$S(K_p,K_q)=\max S(K_i,K_j)$, for all i,j;

K_pとK_qを結合してK_rとする：$K_r=K_p\cup K_q$;
クラスターの数N=1ならば終了、そうでなければN=N-1とする.

(iii)K_rとほかのクラスターK_iとの間の類似度$S(K_r,K_i)$を再計算する。ステップ(ii)に戻る。

ステップ(iii)における再計算の方法として様々な方法が提案されているが、それらを２つに分けることができる。

(A) 個体間の類似度 $S(x_i,x_j)$ とクラスター間の類似度$S(K_i,K_j)$が同一の数学モデルによって定義されるもの（重心法、Ｗａｒｄ法）

(B) 個体間の類似度 $S(x_i,x_j)$ とクラスター間の類似度$S(K_i,K_j)$を定義する２つの数学モデルの間に特に関連がないもの（最短距離法、最長距離法など）

(B)では、個体間の測度$S(x_i,x_j)$とクラスター間の測度$S(K_i,K_j)$の間に必然的な関連がない。また、(A)のタイプの結合法としてよく知られているものは、すべてユークリッド空間のモデルに基づいている。

ここではファジィ集合モデルを用いた(A)のタイプのクラスター結合法を考察する。(A)のタイプの結合法を単一のモデルによる方法と呼ぶ[6]。このアプローチによれば、個体間の測度とクラスター間の測度とを同じモデルによって定義することになる。従って、$T(K_i)$を適当に定めることによって、

$$S(K_i,K_j)=M(T(K_i)\cap T(K_j))/M(T(K_i)\cup T(K_j))$$

と定義し、これを上記ステップ(ii)に用いればよい。ここで、Mは基数あるいは前節の最後にあげた測度を表す。

$S(K_i,K_j)$を定めるための一つの考え方は、K_iに属するすべての個体についてその各成分のメンバーシップの平均値を用いて$T(K_i)$を計算することである。すなわち、$x_q\in K_i$について$T(x_q,a_j)$の第k成分を$z_{qj}{}^k$とかくならば、$T(K_i,a_j)$の第k成分は$[\Sigma_q\ z_{qj}{}^k]/|K_i|$で与えられる。ただし、和$\Sigma_q$はすべての$x_q\in K_i$についてとるものとする。この$T(K_i)$を用いて上記の$S(K_i,K_j)$を計算することができる。

いま一つの方法として、確率的集合のアイデアを応用

することを考えよう。簡単のため、データは実数値をとると仮定し、個体に対しては、(2)式でグレードが定義されるとする。また、Mは第一成分のみをカウントする測度であるとする。そこで、一般性を失うことなく、次のように仮定する。まず、$K_i=\{x_1,\ldots,x_p\}$, $K_j=\{x_{p+1},\ldots,x_q\}$とする。ベクトル$T(x_i,a_k)$の第一成分を$v^k{}_i$と書く。このとき、クラスター$K_i$の属性$a_k$に関する第一成分は、$v^k{}_1,\ldots,v^k{}_p$からなる。このことを

$$T(K_i,a_j)\sim\{v^k{}_1,\ldots,v^k{}_p\}$$

と表そう。同様に$T(K_j,a_k)\sim\{v^k{}_{p+1},\ldots,v^k{}_q\}$とする。さらに、$v^k{}_1\leq v^k{}_2\leq\ldots\leq v^k{}_p$, $v^k{}_{p+1}\leq\ldots\leq v^k{}_q$と仮定する。

$T(K_i)$等を定義するには、$T(K_i,a_k)$のメンバーシップを決める必要がある。そこで、K_iを構成する個体のグレードの分布によって$T(K_i,a_k)$を定めよう。確率的集合のアイデアに従い、個体のグレードがメンバーシップの分布を決定する標本であるとみなすことにする。このとき、$T(K_i,a_k)$のグレードを表す分布関数を$F(y;T(K_i),a_k)$と書くと、

$$\begin{aligned}
F(y;T(K_i),a_k) &= 0 \quad (\ y < v^k{}_1\ )\\
F(y;T(K_i),a_k) &= j/p \quad (\ v^k{}_j \leq y < v^k{}_{j+1}\ )\\
F(y;T(K_i),a_k) &= 1 \quad (\ v^k{}_p \leq y\ )
\end{aligned}$$

と定めることができる。次に、$M(T(K_i)\cup T(K_j))$等を計算しなければならない。まず、

$$M(T(K_i)) = \Sigma^m{}_{k=1}\ [v^k{}_1+\ldots+v^k{}_p]/p$$

と定義するのは自然である。次に、$T(K_i)\cup T(K_j)$の分布関数$F(y;T(K_i)\cup T(K_j),a_k)$を定める必要がある。発見的ではあるが、$T(K_i,a_k)$と$T(K_j,a_k)$の分布が独立であるかのようにみなせば、

$$F(y;T(K_i)\cup T(K_j),a_k) = F(y;T(K_i),a_k)F(y;T(K_j),a_k)$$

$$\begin{aligned}
F(y;T(K_i)\cap T(K_j),a_k) &= F(y;T(K_i),a_k)\\
&\quad + F(y;T(K_j),a_k)\\
&\quad - F(y;T(K_i),a_k)F(y;T(K_j),a_k)
\end{aligned}$$

となる。詳細な議論は省略する。また、これらについては、

$$M(T(K_i)\cup T(K_j)) = \Sigma_k \int y\ dF(y;T(K_i)\cup T(K_j),a_k)$$

$$M(T(K_i)\cap T(K_j)) = \Sigma_k \int y\ dF(y;T(K_i)\cap T(K_j),a_k)$$

のようにスティルチェス積分で定義する。

最後にクラスターK_iとK_jが結合されたとき、

$$T(K_i\cup K_j,a_k)\sim\{v^k{}_1,\ldots,v^k{}_p,\ldots,v^k{}_q\}$$

と定義すればよい。

5．おわりに

本稿では、ファジィ集合モデルの階層的クラスター分析への応用に関して２つのことを考察した。すなわち、ベクトル値ファジィ集合によって、名義尺度を含む様々なデータに対する測度を統一的に扱うことができることを示した。また、ファジィ集合モデルによって単一モデルの結合法を導くため、クラスターのグレードを平均値で定義する方法と、確率的集合のアイデアを用いる方法を示した。確率的集合の応用は、平均値の方法に比べて、個々の対象のグレードがそのまま用いられる点など、方法論的に興味ある手法であると考えられる。一方、標本分布をそのまま確率分布として用いたこと、独立性の仮定を用いたことなど厳密でない点もある。しかしながら、確率的集合のアプローチを現実的な問題に応用しようとするとき、多くの場合このように独立性を仮定しなければならないと思われる。また、この結合法では、計算に時間がかかるので、数多くの個体を分類するには適当でないが、クラスター分析の様々な応用分野では個体数がそれほど多くはない例もごく普通に認められ、計算時間の問題もそれほど深刻ではないことも多い。従って確率的集合の方法が有用性の点で劣るとは必ずしも言えない。

参考文献

[1] J.C.Gower, A general coefficient of similarity and some of its properties, Biometrics,27,857-872,(1971)

[2] B.S.Everitt, Cluster Analysis, 2nd ed., Heinemann, (1980)

[3] K.Hirota, Concepts of probabilistic sets, Fuzzy Sets and Systems,5,31-46,(1981)

[4] M.R.Anderberg, Cluster Analysis for Applications, Academic Press,(1973)

[5] H.Späth, The minisum location problem for the Jaccard metric, OR Spectrum,3,91-94 (1981)

[6] S.Miyamoto, New measures of similarity and model reference algorithms for hierarchical agglomerative clustering, COMPSTAT1988, Short Communications,117-118 (1988)

W2－2（R2）

投影面上における多重ファジィ集合とクラスタリング

PROJECTED MULTIPLE FUZZY SET ON THE PLANE AND ITS CLUSTERING

矢鳴虎夫　廣田豊彦
Torao Yanaru　Toyohiko Hirota
九州工業大学・知能情報工学科
Department of Artificial Intelligence,
Kyushu Institute of Technology

ABSTRACT: The fuzzy set as a point defined on the n-dimensional cube $[0,1]^n$, which is introduced by B.Kosko[1], can be projected on the arbitrarily selected plane expanding on the two vectors for specialization. And the projected point can also be defined as a fuzzy set on the plane depending on the projection. Furthermore,the projected fuzzy set whose components are also drawn around the projected point can become a multiple fuzzy set, when the hierarchical clusterization and reducing transformation are performed on the components.Then we introduce here a methodology on how to clusterize the component vectors as a fuzzy set on the projected plane.

まえがき：筆者らはB.Kosko の提案しているn次元超立方体$[0,1]^n$[1] に基づいて，それを２次元平面に投影した場合のファジィ集合について理論的研究を進めている．投影理論については論文[2]で詳しく述べている．本論文は，点として投影されたファジィ集合を多重ファジィ集合として　捉える方法と，その多重化のためのクラスタリング法についての研究である．

一方，人工知能分野においては，述語の階層化とネットワークに基づいて「対象」の知識表現がなされているが，述語の扱いはラベル情報の扱いの域を出ていない．このことは，将来，高度なヒューマンインターフェースを目指そうとする場合，柔軟さにおいてそれなりの限界が予想される．この限界を越える１っの考え方は，これらの述語（対象）１っ１っがラベル情報の他に意味コードもしくはイメージコードを持ち，そのコードの世界での演算系が定義されていて，ラベル情報と連動出来る処理体系を創り出すことである．本研究はこのような背景を踏まえて，単なるファジィ集合でなくて，人工知能における知識表現と連動出来るための多重ファジィ集合の提案とその理論を構築するための糸口と考えている．

多重化のためのクラスタリング法は，２次元平面に投影されるファジィ集合（１点）は原理的に元のファジィ集合のもつ情報をかなり失うので，これを補うべく，

１）成分ベクトルをその投影されたファジィ集合（点）の周りに縮小して描き，
２）更に，その縮小変換を個々の成分ベクトルの相対的関係を分析し階層化を行う，

ということでなされる．この手法によってファジィ集合は，その見え方（特徴ベクトルによる写像の仕方[2]）によって，自然界の色々な木に似たパターンとして表現される[3]．更に$[0,1]^n$の中に定義される複数のファジィ集合の投影を考えると，これらは自然界の星座や森などの形を呈してくる．この意味でこの図形をコスモスダイヤグラムと呼んでいる[4]．

1．投影されたファジィ集合群およびその縮小変換

n次元超立方体$[0,1]^n$ の中に定義されているファジィ集合を２次元平面に投影することによって失われる情報を補うために以下のような成分ベクトルの縮小変換を行う．今Aを$[0,1]^n$ の中のファジィ集合とすると，

$$A = (a_1/x_1, a_2/x_2, \ldots, a_n/x_n) \qquad (1)$$

と書くことができる．ここに，$\{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$は$[0,1]^n$としての台集合であり，$\{a_1, a_2, \ldots, a_n\}$ はその重み集合である．このとき投影されたファジィ集合はベクトルの加法性を保存して，

$$proj(A) = \sum_{i=1}^{n} proj(a_i) \qquad (2)$$

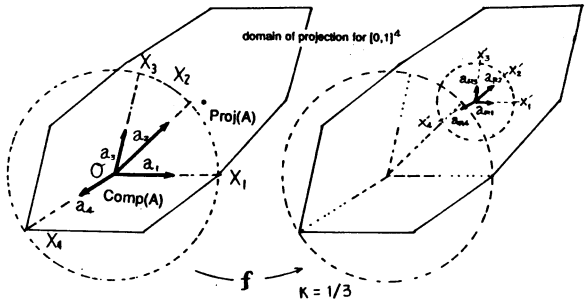
で与えられる．また成分ベクトルの縮小変換 f は，

$$f: \{a_i(o) \mid a_i \in proj(comp(A)\} \rightarrow \{a_{Ri}(proj(A))\} \qquad (3)$$
$$|a_{Ri}| = k|a_i| \quad (0<k\leqq 1) \quad (i=1,2,\ldots,n)$$

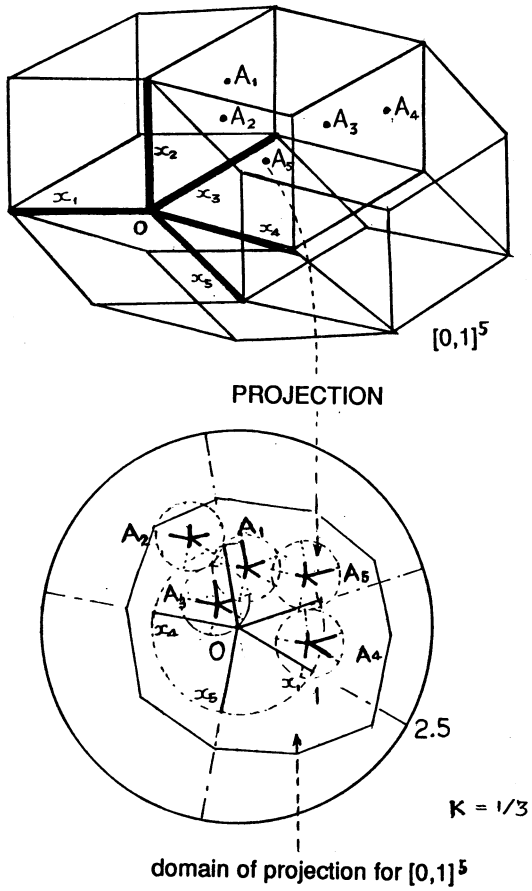
として与えられる．ここに，o は原点，　R は「縮小」の意味，k は縮小係数，そして，comp(A) は A の成分ベクトル　の意味である．

図－1は $[0,1]^4$ に定義された1っのファジィ集合の縮小変換の例である．このようにして選ばれた平面上にファジィ集合を定義することが出来る．

図－2は $[0,1]^5$ に定義された5っのファジィ集合群を投影したときの例である．



図－1　$[0,1]^4$ に定義された1っのファジィ集合Aの，投影点周りへの縮小変換



図－2　$[0,1]^5$ に定義された5っのファジィ集合（ファジィ集合群）の投影

2. クラスタリングと多重化

「1っのファジィ集合を形成する成分は，それ自体さらにその下のクラスのファジィ集合の抽象である」という考え方を一般化すると多重ファジィ集合を作り出すことができる．知識工学における「対象」の知識表現では，属性の階層化は通常行われている手法であるが，この「対象」の述語としてのラベル情報に数値的意味コード（イメージコード）を連動して一層柔軟な処理体系を作るためには，ファジィ集合の多重化は極めて重要である．

一般にある成分（属性）のサブ成分に関する情報があらかじめ与えられている場合には必然的に多重化される．一方，任意のファジィ集合が与えられている場合，これを多重構造として捉えたのがよいかどうかは　そのクラスタリングの基準レベルに依存する．図－3はそのための投影面におけるクラスタリングと多重化の説明図である．

いま1っのファジィ集合 A を

$$A = \{ a_0/X_0, a_1/X_1, a_2/X_2, a_{11}/X_{11}, a_{12}/X_{12}, a_{21}/X_{21}, a_{22}/X_{22} \} \quad (4)$$

としよう（このさい，添字は後の多重化を説明するために便宜的につけたもので初めから分類されているわけではない）．

クラスタリングはまず proj(A) と 各成分ベクトルのうち内角がもっとも小さいものに焦点をあてて，それがある基準レベル以下であればこれを主幹として取り出す．つまり，

$$\text{inter.angle}(a_0, \text{proj}(A)) = \min(\text{inter.angle}(a_i, \text{proj}(A)) < \varepsilon \quad (5)$$
$$(\text{for } i=0,1,2,11,12,21,22)$$

として a_0 が ε レベルで分類され取り出される．
次に a_0 を取り除いたもので

$$\min(\text{inter.angle}(a_i, \text{proj}(A')) < \varepsilon \quad (6)$$
$$(\text{proj}(A') = \Sigma \text{proj}(a_i),\ \text{for } i=1,2,11,12,21,22)$$

が存在すればそのベクトルを取り上げる．
もしなければ，ベクトル群を2群に分けその組合せに対して(6)式の手続きを繰り返す．その結果，例えば図－3の場合，

$$\text{inter.angle}(a_1, \text{proj}(A'')) = \min(\text{inter.angle}(a_i, \text{proj}(A''))) < \varepsilon \quad (7)$$
$$(\text{proj}(A'') = \sum_i \text{proj}(a_i),\ \text{for } i=11,12)$$

$$\text{inter.angle}(a_2, \text{proj}(A''')) = \min(\text{inter.angle}(a_i, \text{proj}(A'''))) < \varepsilon \quad (8)$$
$$(\text{proj}(A''') = \sum_i \text{proj}(a_i),\ \text{for } i=21,22)$$

以下同様の手続きを繰り返してクラスター-ごとに縮小変換を行う．まず１回目の縮小変換を投影点(proj(A))周りに行い（図－４），２回目と３回目の縮小変換はクラスタリングによって選び出された縮小成分ベクトルの頂点を新たな原点として描くものとする（図－５　および図－６）．このことを数式をもって記述すると以下のようになる．

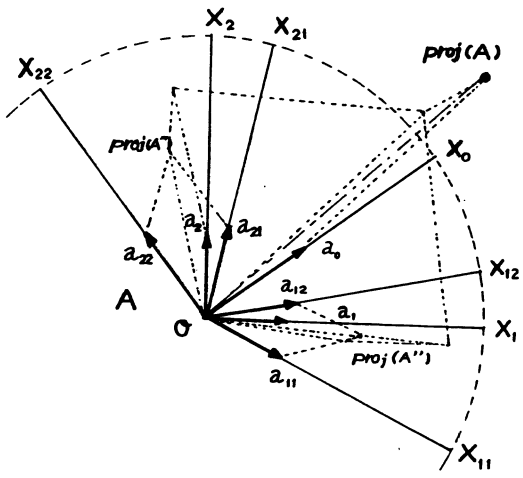
$$ff: \quad \{a_{Ri}(proj(A)\} \rightarrow \{a_{RRi}(proj(A)+a_{Ro})\} \quad (9)$$
$$(for\ i=1,2,11,12,21,22)$$

$$fff: \quad \{a_{RRi}(proj(A)+a_{Ro})\}$$
$$\rightarrow \{a_{RRRi}(proj(A)+a_{Ro}+a_{RR1})\} \quad (10)$$
$$(for\ i=11,12)$$
$$\rightarrow \{a_{RRRj}(proj(A)+a_{Ro}+a_{RR2})\} \quad (11)$$
$$(for\ j=21,22)$$

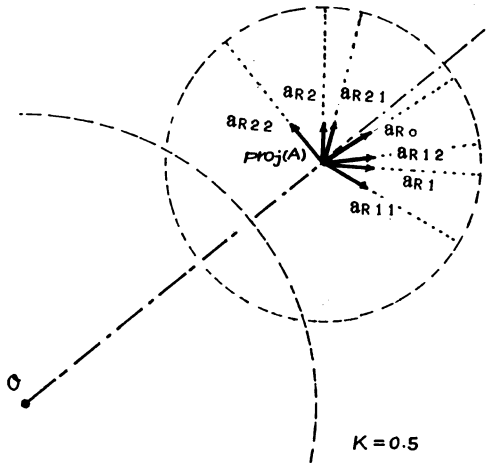
ここに，$|a_{RRRi}|=k|a_{RRi}|=k^2|a_{Ri}|=k^3|a_i|$．

このようにして多重ファジィ集合は投影面上においてさまざまな自然の木に似たパターンを呈する．さらに多重集合群を考えると，これは星座的であったり，ときには森のような形になったりする（図－９参照）．この意味でこのような図形を，将来，この方法論に関する研究とと応用研究がますます発展することを期待して，コスモスダイヤグラムと呼ぶことにする．

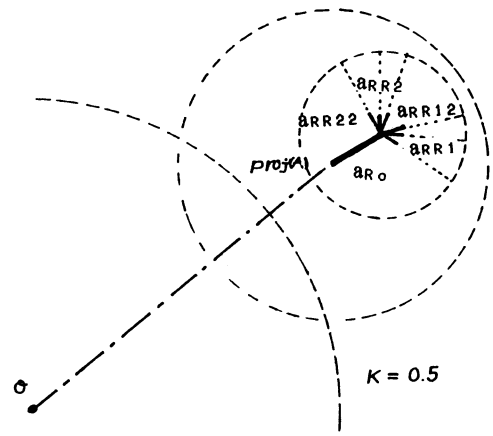
図－７および図－８はinter.angle(a_0,proj(A)) = 0^0, inter.angle(a_1,proj(A''))=0^0,　inter.angle(a_2,proj(A'''))=0^0　の特別の場合を描いたもので，投影される角度（投影用特徴ベクトルの選び方）によって図－３と図-６におけるものとは異なるパターンになることを示す．



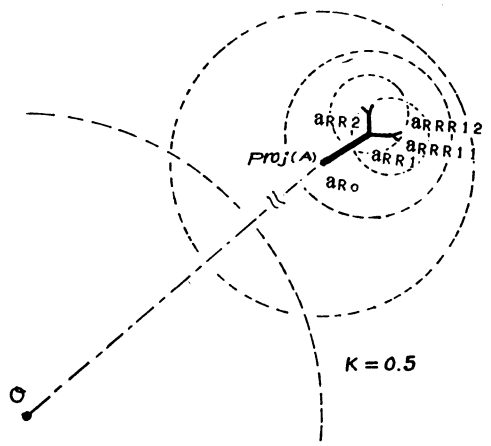
図－３　投影された多重ファジィ集合の例（投影点ベクトルと成分ベクトルとの内角が０°でない場合）



図－４　１回目の縮小変換によって描かれた投影点周りのファジィ集合

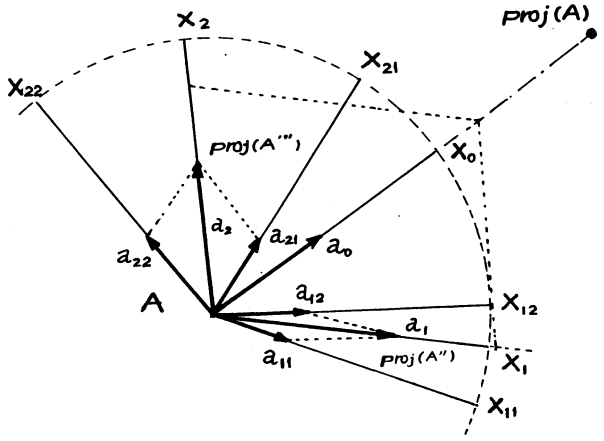


図－５　２回の縮小変換によって描かれた多重ファジィ集合

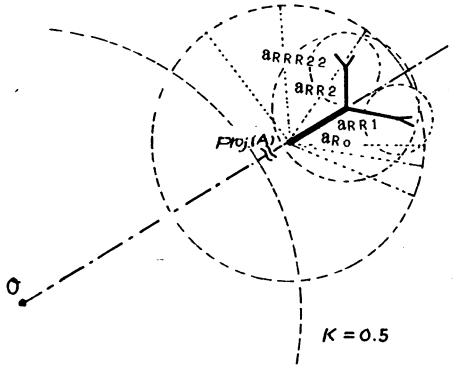


図－６　３回の縮小変換によって描かれた多重ファジィ集合

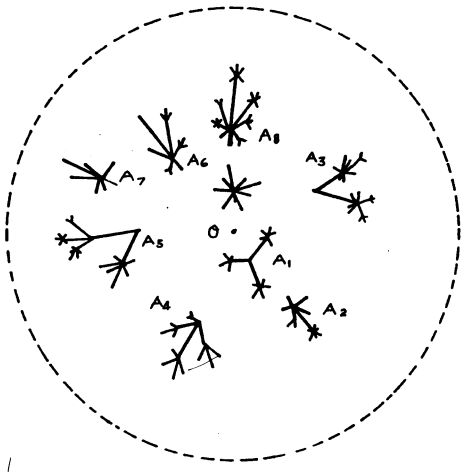
したがって，内角が0^{θ}になるような投影面を選べば，このときの投影ファジィ集合の座標系を基本フレームとしてファジィ集合の見え方に関する理論を発展させることが出来る[4].



図－７　投影されたファジィ集合の例（投影点ベクトルと成分ベクトルとの内角が０°のとき）



図－８　３回のクラスタリングと縮小変換によって出来た木状の多重ファジィ集合



図－９　多重ファジィ集合群のイメージとコスモスダイヤグラム

３．むすび

筆者らはｎ次元超立方体に定義される離散系ファジィ集合の２次元平面での投影を考え，さらにこの集合の多重化に関するクラスタリングの方法を考えて来た．この方法によって，つまり投影されたファジィ集合を成分ベクトルの内角が最も小さい成分を選び出すという手法を繰り返して一種の木状の図形が描けることを示し，これをコスモスダイヤグラムと呼ぶことにした．このことは逆に，木状もしくは森状の実パターンに対する解析が可能であることを意味している．

その他，投影面上に何らかの測度が定義されている場合を考えると，投影された複数のファジィ集合でその測度に従属した関係を与えることが出来る．このことに関して，すでにその考え方だけを発表しているが更に進んだ研究が必要である[3].

＜参考文献＞

[1] Bart Kosko : Neural Networks and Fuzzy System, prentice hall,chap. 16,17, 1991

[2]廣田豊彦，矢鳴虎夫：離散型ファジィ集合の一表現法について，第７回ファジィシステムシンポジュウム，1991年7月，（名古屋）

[3] Torao Yanaru,Toyohiko Hirota : Expression of a Multiple Fuzzy Set Defined on Dependent Coordinates System and Reducing Transformation to Cosmos Diagram, Proc.inter. Cong. of biomedical fuzzy systems, pp.35-38,Feb.,1991,(Tokyo)

[4] Torao Yanaru, Toyohiko Hirota : Expression of a Group of Fuzzy Sets on Dependent Coordinates System and Cosmos-Diagram, Proc. fourth IFSA world Cong.,July,1991,(Brussel)

W2－3（R2）

数値データに基づく言語モデリング

Linguistic Modeling Based on Numerical Data

安川　隆廣　　菅野　道夫
Takahiro YASUKAWA　　Michio SUGENO

東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

Abstruct : In this paper, we propose a new method of linguistic modeling which is divided in two part. One is a fuzzy number modeling based on numerical data, and the other is a linguistic approximation of fuzzy number. Fuzzy clustering is used in this modeling. Three applications of linguistic modeling are given.

1　はじめに

ファジィモデルが他のモデルと比較し最も優っている点は、定性的にシステムの入出力関係を把握できることである。さらにルールが言葉で記述されている場合、その理解はより容易になる。この言語記述されたルールからなるファジィモデルを言語モデルという。

ファジィモデリングについては、現在までにいくつかの手法が提案されているが、言語モデリングに関する研究例[1]は少ない。その理由として、言語モデルにはその精度とともに、人間がより容易にモデルを理解できるという要件があり、その２つを共に満たすのが困難であったことが考えられる。

本論文で提案する言語モデリングは、大きく２つの部分に分かれている。１つはファジィナンバーと呼ばれるファジィ集合で記述されたファジィナンバーモデルを同定する部分で、もう１つは同定したファジィナンバーモデルを言語近似する部分である。前者をファジィナンバーモデリング、後者を言語近似と呼ぶ。

ファジィナンバーモデリングでは、出力データをファジィクラスタリングし、その結果を変数空間に射影することにより空間を分割する。このため、従来のモデリングと比較し、同程度の誤差でルール数を少なくできる。

言語近似は段階分けされており、モデルを解釈する人間の選択により、簡単な表現から複雑な表現まで実現することができる。また、ルール数の増減も本モデリング手法では容易に行うことができる。

３つの適用例を示し、本手法の有効性を確認する。

2　ファジィナンバー　モデリング

2．1　位置型ファジィナンバーモデル

従来の代表的なファジィモデリング手法は、まず入出力空間をそれぞれ分割し、その分割空間間の関係を、予測誤差が極小となるように繰り返し法を用いて求めていくものである。

この手法は、例えば入力変数の次元が増加すればルール数は指数関数的に増加するなど、一般的にルール数が多くなる。このため、従来のモデリング手法は言語モデルに適したものではない。

本論文で提案するファジィナンバーモデリングの基本的方針は、出力がほぼ同じ値となる入力がどのようなファジィ集合であるかを求めるものである。

ここで位置型とは、後件部変数が出力値そのものの次元を持つルールである。また、モデリングの前提条件として後件部の変数は既知とする。

位置型ファジィナンバーモデリングアルゴリズム

1　出力データを最適分割数でファジィクラスタリングする。本論文ではファジィクラスタリングとして、Fuzzy C_means Method[2]を用いた。また、最適分割数を決定する方法として、分割数を２から順に増加し、（クラスタ内変動－クラスタ間変動）が極小値をとる分割数を最適分割数とする手法[3]を用いた。

2　データを２つの群に分割した後、クラスタリング結果を各入出力変数軸に射影し、メンバーシップ関数を構成する。構成法は図１のように凸性を満足する点を線形補間する。ここではさらに、台形型メンバーシップ関数に近似している。

3　各出力クラスタ毎にルールを構成する。原則的に１つのクラスタに対し１つのルールが構成されるが、あるクラスタに複数の凸ファジィ集合が認められる場合は、各凸ファジィ集合について、ルールを構成する。

各データ群について、それぞれのモデルを構成する。

4　モデル予測誤差を、モデリングに用いていない他方のデータを用いて評価し、それぞれのモデル予測誤差評価の平均値から入力変数の組を同定する。一般的には、全ての入力変数の組み合わせの中から最も良いものを選択するが、実際には発見的方法として、変数増加法を用いる。変数増加法とは予測誤差を評価して入力変数の次元を１つずつ選択していく手法である。

5　全データを用いてメンバーシップ関数を再構成し、モデリングを終了する。

本モデリング手法における同定法を、構造同定とパラメータ同定に分けて整理すると次のようになる。

構造同定
- ルール数……最適分割数によるファジィクラスタリング
- 変数選択……評価用データによる予測誤差を用いた変数増加法

パラメータ同定……クラスタリング結果の射影を用いたメンバーシップ関数の構成

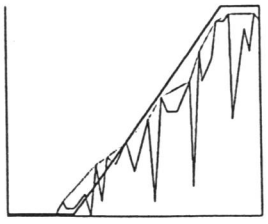


図1　メンバーシップ関数の構成

2．2　位置微分型ファジィナンバーモデル

位置型ファジィナンバーモデルには、入力変数空間上の全ての領域にルールを構成しないため、ルールが構成されている領域外の入力では、出力値を推論できないという問題がある。これに対し、後件部が出力値と、出力変数の入力変数に対する微分値からなる次のようなルールを用いる。

If x1 is A1 and … xn is An then
　y is B and dy/dx1 is P1 and … dy/dxn is Pn (1)

これを位置微分型ルールと呼び、このルールからなるモデル（位置微分型モデル）を用いることにより、ルールの領域外の入力に対しても、出力値を外挿的に推論することができる。

位置微分型ファジィナンバーモデリングアルゴリズム

1　位置型ファジィナンバーモデリングの後、全データ点における出力の各入力変数に対する微分値を、重み付き最小2乗法を用いて近似する。

2　クラスタリング結果を各出力微分値軸に射影し、メンバーシップ関数を構成する。

位置微分型ルールの推論法

推論法を容易にするため、本論文では後件部のファジィ集合は、全てメンバーシップ値を重みとする重み付き平均値を用いたシングルトンとする。

1　入力データ点から各ルールの中心までの距離を算出する。ここで、ルールの中心とは前件部の適合度が1となる入力空間の領域である。図2にデータAからルールR1の中心までの距離を示す。

2　次式を用いて出力値を推論する。

$$y=\sum_{i=1}^{m}\{W(di)*(bi+\sum_{j=1}^{n}(dij*pj))\}/\sum_{i=1}^{m}W(di) \quad (2)$$

m:ルール数　　n:入力変数の数
bi:Biのシングルトン　pj:Pjのシングルトン
di:ルールiの中心からの距離
dij:diのj入力変数軸上の値
W(di):重み関数, e.g. W(di)=exp(-di)

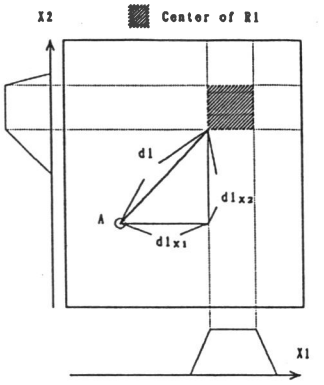


図2　ルールの中心までの距離

位置微分型モデルには
(1)　外挿的に推論できる。
(2)　入力の変化が出力に及ぼすシステムの特性を定性的に理解できる。
といった特徴がある。

この2つのモデルを、例えば前件部の適合度が、あるしきい値以上ならば位置型、それ以下ならば位置速度型を用いて推論するなど、場合により使い分ける。

3　言語近似

ルールに記述されたファジィナンバーを言語近似することにより、言語モデルに変換する。

言語近似は、ファジィナンバー（N）に最もマッチする言語（L）を、あらかじめ言語を登録した辞書から探索することによって行う。マッチング度の指標として、ファジィ集合間の相似度と包含度[4]を用いる。

ファジィ集合間の相似度

$$S(N,\ L)=\|N\cap L\|/\|N\cup L\| \quad (3)$$

ファジィ集合間の包含度

$$I(N,\ L)=\|N\cap L\|/\|L\| \quad (4)$$

ここで、$\|\cdot\|$：相対濃度　N, L：ファジィ集合

(3)、(4)式は、それぞれ２つのファジィ集合間の相似度、包含度を［０，１］の区間値で評価するものである。

ファジィナンバーを、その形を極力保存するように言語近似するためにはＳのみを用いて近似すれば良い。しかし人間がルールを解釈するという見地からは、Ｉも重要な指標である。つまり、Ｉが低い場合は人間は誤ったルールの解釈をしている部分が多いことになる。Ｓ、Ｉの用い方はルールを解釈する人間の判断に依存する。

また柔軟に言語近似するため、次のように修飾語[5]等を用い３つに段階分けを行なっている。

レベル１：単語のみで近似
レベル２：単語および修飾語を用いて近似
レベル３：単語、修飾語および論理結合子を用いて近似

本論文では修飾語として次のものを用いている。

{very, more or less, slightly, sort of,
not, more than, less than}

段階分けをすることにより、近似した言葉と近似度を確認しながら、ユーザーが段階を選択することができる。

ルール数の増減は、ファジィナンバーモデリングにおいてクラスタ数を最適分割数から増減することにより実現する。

４　適用例

４．１　ガス燃焼炉モデル

システムモデリングの例題としてよく用いられるBox-and-Jenkinsのガス燃焼炉[6]のモデリングを行なった。これは、２９６個の入力（ガス流量）と出力（Co2濃度）の時系列データ（u(t),y(t)）に基づき、モデリングを行なうものである。

ファジィナンバーモデリングの結果、入力変数としてu(t-3),u(t-4),y(t-1)が選択され、ルール数６のモデルが同定された。他のモデリングとの予測誤差の比較を表１に、位置型モデル(1)から構成した言語モデルを表２に示す。結果から、本モデリング手法は従来のモデリング手法と比較し、予測誤差は同程度ながらルール数がかなり少ないことが判る。

モデル名	入力変数	ルール数	誤差
Tong's model[7]	y(t-1),u(t-4)	19	0.469
Pedrycz's model[8]	y(t-1),u(t-4)	81	0.320
Xu's model[9]	y(t-1),u(t-4)	25	0.328
位置型(1)	y(t-1),u(t-4)	6	0.355
位置型(2)	y(t-1),u(t-4),u(t-3)	6	0.348
位置微分型	y(t-1),u(t-4),u(t-3)	6	0.343

表１　他のモデルとの比較

表２　ガス燃焼炉の言語モデル

１　もしも、y(t-1)が多少小さいか中の小で、u(t-4)が中の大か多少大きいならば、y(t)は小さい。
２　もしも、y(t-1)が小さくなく、だいたい中の小で、u(t-4)が大きくなくかつだいたい中の大ならば、y(t)は中の小である。
３　もしも、y(t-1)が中の大でなく、だいたい中くらいで、u(t-4)が中の小でなく、だいたい中くらいならば、y(t)は中の小かつ中くらいである。
４　もしも、y(t-1)が中の小でなく、だいたい中くらいで、u(t-4)が中の小か中くらいならば、y(t)は中くらいかつ中の大である。
５　もしも、y(t-1)が大きくなく、だいたい中の大で、u(t-4)が中の小か中くらいならば、y(t)は中の大かつ多少大きい。
６　もしも、y(t-1)が中の大か多少大きく、u(t-4)がだいたい中の小か中くらいならば、y(t)はとても大きい。

４．２　プラントオペレータのモデル

化学反応炉のスタートアップ時におけるオペレータの操作モデリングを行なった。オペレータは、プラント状態｛モノマー流量(u1)，△温度(u2)，△反応温度差(u3)，モノマー濃度(u4)，△モノマー濃度(u5)｝を観察し、出力｛モノマー流量操作量(y)｝を決定する。このシステムをサンプリング間隔５分、７０組の時系列データに基づきモデリングした。

モデリングの結果、入力変数が｛u1,u4,u5｝で、ルール数６のモデルが同定された。このモデルとオペレータの出力を図３に、言語モデルを表３に示す。

表３　オペレータの言語モデル

１　もしも、u1がだいたい大きく、u4が増加でなく、u5が小さいならば、yは小さいか中の小である。
２　もしも、u1がだいたい中くらいで、u4が減少で、u5が小さいか中の小ならば、yは中の小である。
３　もしも、u1が中くらいで、u4が変わらなく、u5が中の小か中くらいならば、yは中くらいである。
４　もしも、u1がだいたい中くらいで、u5が中くらいならば、yは中くらいか中の大である。
５　もしも、u1がだいたい小さく、u4がとても増加で、u5が中の大ならば、yは大きい。
６　もしも、u1がだいたい小さく、u4が多少増加で、u5が大きいならば、yはとても大きい。

この言語モデルを、複数のオペレータに提示したところ、概ね賛同を得ることができた。

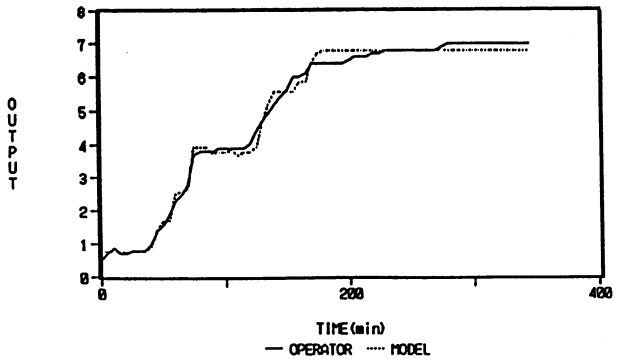


図3　オペレータとモデルの出力

4．3　ゲームプレーヤーのモデル

コンピュータゴルフゲームにおけるプレーヤーのモデリングを行なった。プレーヤーは図4の表示画面から風向風速を読み取り、打球の方向、強さをマウス入力する。

あるプレーヤーの２０６個のデータに基づきモデリングした結果、最適分割数１９から２０ルールのモデルが同定されたが、ルール数を５ルールに減じ言語モデルを構成した。ルール数を減じたモデルは、ルール数が多いモデルのいくつかのルールをまとめて、１つのルールを構成したものとなる。表４にルール数５の言語モデルを示す。

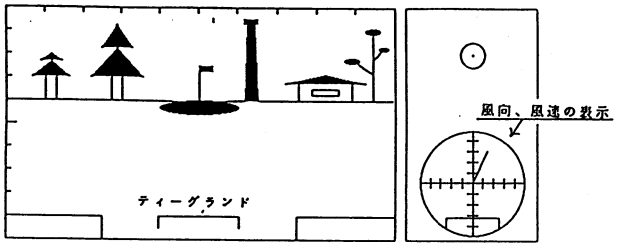


図4　ゲームの表示画面

表4　ゲームプレーヤーの言語モデル

1　もしも、風向がだいたい西かだいたいい南西で、無風でも烈風でもないならば、だいたい高い木とピンの間をねらい、中くらいかつ中の強の力で打つ。

2　もしも、風向がだいたい北西で、中風以上ならば、ピンをねらい、だいたい中の強か多少強い力で打つ。

3　もしも、風向が西で、だいたい微風かだいたい弱風ならば、ピンをねらい、中くらいの力で打つ。

4　もしも、風向がだいたい南東か東で、だいたい弱風か中風ならば、だいたいピンと高い木の間をねらい、中くらいか多少弱い力で打つ。

5　もしも、風向がだいたい東かだいたい北東で、だいたい中風か多少強風ならば、煙突とクラブハウスの間をねらい、中くらいの力で打つ。

5　結論

数値データに基づく言語モデリングの手法を提案した。ファジィナンバーモデリングは、従来のモデリング手法と比較し、同程度の誤差でルール数を減ずることができた。また、外挿的に推論値を求めるための位置微分型モデルとその推論方法を提案した。言語近似では、柔軟に言語近似させる手法を用いた。また、ルール数の増減を容易に実現することができることを示した。

３つの適用例を示し、本手法の有効性を確認した。

今後の問題点として、ファジィナンバーモデリングにおいて、ファジィナンバーのパラメータをチューニングし、モデルの精度を向上させること。言語近似を、より人間の感覚にマッチするようシステムを強化すること。システムの色々な特性を柔軟に言語表現させること、などが挙げられる。

参考文献

[1]小沢順,菅野道夫：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講演論文集,159/164,1990.

[2]J.C.Bezdek:Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms,Plenum Press,New York,1981.

[3]福山義幸,菅野道夫：Fuzzy C_Means法における分割数の新しい選択法,第５回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,247/252,1989.

[4]D.Dobois and H.Prade:Fuzzy Sets and Systems-Theory and Applications, Academic Press,1980.

[5]L.A.Zadeh:A Fuzzy-Set-Theoretic Interpretation of Linguistic Hedges,J.of Cybern,2,3,4/34,1972.

[6]G.E.P.Box and G.M.Jenkins:Time Series Analysis,Forecasting and Control,Holden Day,San Francisco,1970.

[7]R.M.Tong:The evaluation of fuzzy models derived from experimental data,Fuzzy Sets and Systems,4,1/12,1980.

[8]W.Pedrycz:An identification algorithm in fuzzy relation systems,Fuzzy Sets and Systems,13,153/167,1984.

[9]Chen-Wei Xu and Yong-zail:Fuzzy Model Identification and Self-Learning for Dynamic Systems,IEEE Trans. Syst.,Man,And,Cybern.,vol.SMC-15,No.4,683/689,1987.

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

W4－1（R2）

ファジィ理論による経営診断法構築の試み

A Study of Computer-Based Management Consultations by Fuzzy Set Theory

金子隆臣
Takaomi KANEKO

九州東海大学工学部情報システム工学科
Faculty of Engineering, Kyushu Tokai University

Abstract: The purpose of this study is to design a integrated computer model for Managerial Consultations by Fuzzy Set Theory. Computer-Based Managerial Consultations by Fuzzy Set Theory represent a new challenge for computer technology experts, management science specialists, and organizational theorists. This paper examines the topics on a integrated computer-based managerial consultations by Fuzzy Set Theory. The major emphasis is on a model for strategic management consulting model and the approach for Fuzzy Set Theory. A practical example is given. Throughout the paper, computer-based management consultations are stressed.

1．はじめに

企業における現実の経営戦略の意思決定の多くは、その目標、制約、一連の行動などが正確に規定されていない環境の下で行われる．通常、このような不正確さを定量的に扱うのに、確率論、特に、決定理論、制御理論、情報理論などの道具を利用している．しかし、不正確さが、物理的な原因による場合は、確率論などの従来の方法である程度うまく処理することができるが、経営診断などの、いわゆる、ソフトシステムでは人間の主観に基ずく意思や行動、判断の不確かさを処理する必要があり、従来の論理的な扱いではうまく処理できないケースがでてくる．本論では、こういった不確かな意思、行動、目標、制約、決定、評価、診断などに、あいまいさを表現しうる論理的な新しいツールとしてのファジィ集合の概念を用いることを試みるものである．けだし、科学技術と人間との調和の問題を考える時、これは非常に複雑で、これまで我々が別々に歩んできた自然科学と社会科学の研究を協同していくことが必要であり、そこに科学の論理性と、人間社会の複雑さとを同時に表せるメディアとして、ﾌｧｼﾞｨ集合の理論を応用せざるをえないからである．

2．ファジィ診断法

経営ドメインにおけるファジィ集合の応用としては、計画、評価、診断などの分野が考えられる．評価の問題は特に意思決定問題と密接な関係があり、意思決定は、すなわち評価であるといっても良いほどであるが、その意思決定を下す際の前提段階として診断がある．経営ドメインにおけるこの分野の研究で、現場で実用化されている例はまだ少ない．そこで本論では、病気診断などで使われている医療診断の例を使って経営ドメインに応用することを試みる．

2．1　症状パターンとの適合度による診断

何か病因や故障原因があって、その結果として症状が現れていると考えられる場合と、ある特定の症状の集まりを指して病名とするような場合とが考えられるが、診断とは、あらかじめ特定された症状パターンと実際の観測との適合度を調べることになる．

今、｛A$_j$, j=1,2,…,n｝を症状に関連する属性名の集まりとする．A$_j$は、例えば、体温とか濃度とかで、「非常に高い」というような言語値をとるものとし、このようなファジィ集合の台集合をU$_j$で表す．又、R$_j$で、メンバシップ関数$\mu R_j : U_j \rightarrow [0, 1]$により特徴付けられるファジィ集合を表すものとすると、「熱が高い」と言うようなファジィ命題P$_j$は、次のように書ける．

$$P_j = \text{“}A_j \text{ is } R_j\text{”} \quad ; j=1,\cdots,n \qquad 2\cdot1$$

更に、合成命題

$$S = \text{“}P_1 \text{ and } P_2 \text{ and } \cdots P_n\text{”} \qquad 2\cdot2$$

を簡単に

$$S = \text{“}A \text{ is } R\text{”} \qquad 2\cdot3$$

と書く．但し、A=(A1 ,…,An)、またRは、ファジィ集合R$_1$からR$_n$までの直積である．さて、式2･3 を、ある１つの病気に対応する症状パターンの表現と考え、他方、実際の対象の観測データの方も各A$_j$について、“A$_j$ is Q$_j$”のように与えられたとする．前記のように

$$O = \text{“}A \text{ is } Q\text{”} \qquad 2\cdot4$$

と表す．但しQはファジィ集合Q$_1$からQ$_n$の直積である．

今、問題としている病気が起きているどうかを診断するために、２つの合成命題SとOの両立する度合い、すなわちRとQの適合度を考える．２つのファジィ集合の適合度をγで表し、次の式で求める．

$$\gamma = \sup_{u \in U}(R \cap Q) \qquad 2\cdot5$$

但し、$U = U_1 \times U_2 \times \cdots \times U_n$，すなわち、通常の直積である．ここで、次の事に注意する．ファジィ集合の直積をmin で定義し、γ_j を

$$\gamma_j = \sup_{u_j \in U_j}(R_j \cap Q_j) \qquad 2\cdot6$$

と定めると、式2･5 は次のように表すことができる．

$$\gamma = \min_j \{\gamma_j\} \qquad 2\cdot7$$

すなわち、γ はR_j とQ_j（j=1,2,…,n）の適合度のうちの最小値となり、属性のうちでどれか１つでも適合度が低いと、それが直接影響する．このようなことは、ファジィ集合の直積やand の結合をmin で定めたことによるもので、もう少しゆるい定義も考えられる．また、式2･5 による適合度についても別の定め方を考えて良い．

ここで問題となるのは、and の演算を改善しても、上述の方法では、具体的内容を考慮に入れた形で症状間の関連性というものを十分に表現できない．簡単化した例で、風邪の場合について考えてみる．「熱が高く」かつ「咳もよく出る」ような場合の方が、「熱が高い」だけの場合や、「咳がよく出る」だけの場合よりも、風邪の疑いがはるかに大きい．そこで、むしろ上述の３通りの症状を、別々のものとして考えることから出発する方法を採用することもできる．上の例をｎ個の属性について一般化して考えると、（$2^n - 1$）通りの症状がある．当然、症状として重要な項目を含む組合せに対しては、病気が生じている度合は高くなる．このような知識を、Ｈというファジィ集合として、次のようなメンバシップ関数で書き表す．

$$\mu_H : 2^K \rightarrow [0,\ 1] \qquad 2\cdot8$$

但し、$K=\{A_1, A_2, \cdots, A_n\}$ である．

この属性の集合のべき集合を台集合とするファジィ集合Ｈは、医療診断に関する知識そのものである．なんらかの形でこのような知識が事前に特定できるならば、これと患者の病態観測のファジィ・データＱとから総合的に判定するような診断法を構築することができる．

２．２　知識工学の診断への応用

知識工学システムと言われるものは、大きく２つの部分からなる．すなわち、“ＩＦ　Ａ　ＴＨＥＮ　Ｂ”の形で記述される知識の集まりと、その知識を活用する手続きにあたる推論のメカニズムである．ある分野での熟練者の知識を“ＩＦ　Ａ　ＴＨＥＮ　Ｂ”の形式で表現することができるならば、企業診断の分野にもこれを適用することができる．このようなシステムは、熟練者の知識や専門家の深い経験をコンピュータに覚え込ませてこれを活用するので、エキスパート・システムと呼ばれる．

ところで、上述の“ＩＦ　Ａ　ＴＨＥＮ　Ｂ”において、ＡやＢがファジィ命題であったり、さらに“ＩＦ　Ａ　ＴＨＥＮ　Ｂ”そのものの真実性が完全でないような場合がある．

Ｋ．Ｐ．Ａｄｌａｓｓｎｉｇ　らが開発したあいまいさを含めたまま診断を行うＣＡＤＩＡＧ（Ｃｏｍｐｕｔｅｒ　Ａｓｓｉｓｔｅｄ　Ｍｅｄｉｃａｌ　Ｄｉａｇｎｏｓｉｓ）と言うエキスパート・システムでは、次の４つの項目が考えられている．

すなわち、Ｓ：症状、徴候および検査結果など、Ｄ：病名または診断、ＳＣ：症状の結合、ＩＣ：中間結合、である．今、ϕでｕｎｋｎｏｗｎ　または未決定を意味することにし、Ｔを次式のように定める．

$$T = [0,\ 1] \cup \phi \qquad 2\cdot9$$

それぞれの症状S_i は、このＴの中に値を持つμ_{S_i}によって特徴付けられ、その大きさは症状が現れている度合と理解する．但し、通常のメンバシップ関数と違って、ϕという値もとり、ファジィ集合の積、和、否定は次のように定義する．

$$X_1 \wedge X_2 = \begin{cases} \min\{x_1, x_2\} & \text{if } X_1 \in [0,1] \text{ and } X_2 \in [0,1] \\ \phi & \text{if } X_1 = \phi \text{ and/or } X_2 = \phi \end{cases}$$

$$X_1 \vee X_2 = \begin{cases} \max\{x_1, x_2\} & \text{if } X_1 \in [0,1] \text{ and } X_2 \in [0,1] \\ X_1 & \text{if } X_1 \in [0,1] \text{ and } X_2 = \phi \\ X_2 & \text{if } X_1 = \phi \text{ and } X_2 \in [0,1] \\ \phi & \text{if } X_1 = \phi \text{ and } X_2 = \phi \end{cases}$$

$$\overline{X_1} = \begin{cases} 1 - X_1 & \text{if } X_1 \in [0,1] \\ \phi & \text{if } X_1 = \phi \end{cases}$$

$$2\cdot10$$

更に、次のような項目間にファジィ関係を考える．病状－病名（ＳＤ）、症状結合－病名（（ＳＣ）Ｄ）、症状－症状（ＳＳ）および病名－病名（ＤＤ）．

各要素間の関係の深さは、頻度と確認の強さという２つの側面から与える．例えば、ＳＤを作成するには、症状－病名に関する知識を、

IF A THEN B WITH (O,C) 2･11

という形で記述する．但し、Ａは症状、Ｂは診断に関する記述であり、ＯとＣに関しては言語的表現を使っても良いが最終的には代表数値を用いて様々なファジィ関係を構成しておく．患者に関するデータが与えられて、診断をするには、これらのファジィ関係とファジィ・データを合成すれば良く、まさに、Zadeh による推論の合成則を使って、疾病の確定(confirmation)あるいは否認(exclusion) を行うことができる．　ファジィ集合の診断への応用にあたっては、その重点は診断のプロセスに生ずるあいまいさをどう扱うかという点にある．診断に必要な知識や論理そのものは、それぞれの分野での専門的研究の成果に従うべきである．知識工学システムの中で、

実際に現場で実用化されているシステムはまだ少ない．専門レベルの能力により近い内容を持つシステムの構築と同時に、あいまいさを適切に処理するファジィ・エキスパートシステムの開発が要請されている．

3．ﾌｧｼﾞｨ･ｴｷｽﾊﾟｰﾄｼｽﾃﾑ による経営診断の試み

日常業務のコンピュータ化が進んだ多くの企業が、現在、目指しているのは、経営戦略をサポートできるシステムの構築である．けだし、企業戦略の優劣が企業の業績に大きく影響する時代になったからである．かかる厳しい経営環境を勝ち抜く為には、企業経営者に卓越した問題発見能力、洞察力、判断力が要求されている．一方、経営に利用可能な情報技術は急速に進歩している．しかし、この情報技術をどのようにして企業戦略立案のプロセスに適用していくかという設計論については、まだないのが実情である．少なくとも今までの日常業務のシステム設計の方法論とは異なる方法論が必要な筈で、本稿でそこにﾌｧｼﾞｨ･ｴｷｽﾊﾟｰﾄｼｽﾃﾑ を活用して、企業の経営意思決定支援システムの構築方法を試みる．

3．1　経営診断

現代社会においては、企業は単に一業種の中の一企業として存在するのではなく、様々な方向に、特に異業種への参入や、M＆A　（企業の買収、合併）などによって、経営の多様化、複雑化が進んでいる．その際、企業分析や業種分析などを通して、経営上の意思決定を行うことが必要である．そこで我々は経営上の意思決定を行う際のMIS(Management Information System)としての企業分析およびランク付けシステムの構築を目指す．その際、言うまでもなく、信頼度の高い完璧なシステムを構築することは不可能であるが、それに出来るだけ近づけるような信頼度の高い、分析とランク付けを試みる．そのために、まず業種を選定し、業種ごとに平均値をモデル企業という概念でとらえ、そのモデル企業を中心にして企業の評価項目を点数化し、財務・生産・販売のデータを各種の項目に分け、それぞれの項目ごとに集計し、評価を行う．数量化された評価項目を比較・検討し、最終的に総合評価を行ないランク付けを行う．さらに、財務・生産・販売などの各々のデータの数値を表やグラフによって表示し、企業プロフィールとして示す．これらの作業を医療診断の分野で活用されているﾌｧｼﾞｨ･ｴｷｽﾊﾟｰﾄ･ｼｽﾃﾑの理論を応用して処理できるようなシステムを構築することを試みる．

3．2　診断方法と診断項目

経営診断を行うに際しての具体的な診断方法であるが、大きな項目としては、Ⅰ．規模、Ⅱ．収益性、Ⅲ．健全性、Ⅳ．生産性、Ⅴ．成長性と大きく５項目、５６種類に大別することにした．５つに大別した意味は、経営診断において全体を通して評価した総合評価のみだけを比較検討するのではなく、これら５つの各項目についてもそれぞれの評価を行う．その上で、これらのデータを基に総合診断を行う．けだし、－各企業の経営内容のバランスを総合的に診断することは、非常に重要であると考えたからである．

また、経営診断を行うにあたっては、業種を３業種と絞った．けだし、業種によっては、５つに大別した５６種類の全ての指標が算出されるとは限らないからである．今回使用した指標は、製造業をベースに考えて設定してあり、銀行などの金融機関やサービス業などには、多少の指標変更を行わなければならない．また、業種によっては、これら５つの項目が全て同じウェイトとして考えることができない場合がある．

3．3　分析点数の計算方法

分析方法は、すでにみた５項目５６種類の項目を基に、各項目を５点満点で評価する．その際にモデル企業を基準点（業種平均）として考え、各企業の分析項目を評価し点数化していく．ここで問題となるのが点数のつけ方である．標準値（３点）はサンプル平均を基にしているので、それに近い数値の場合は３点と点数を付けやすいが、５点や１点などの点数については主観的な考えが入ってしまう．これは現段階のＭＩＳにおける意思決定問題の大きな課題である．そのために、どれだけ１つ１つの数値に対しての信頼性が高められるかということは、非常に重要な問題である．その解法の１つがモデル企業であり、本研究においては、このモデル企業を中心にして指標の数値が正規分布であると仮定した．ここでモデル企業という概念を用いることは、大きな意味を持つことになる．正規分布は、自然界、工業界などにおいて連続する値を取り得る場合に非常に多く見られる度数分布に対する数学的モデルとして極めて有用であり、非常に多くの測定値の全体は、たいがい正規分布によって近似される度数分布をしている．そのために、本研究では正規分布を用いて、各評価点数の割合を設定した．正規分布に必要なものは、平均値μ、分散σ^2である．これらの正規分布は、Ｎ（μ，σ^2）で表わされる．各業種についてサンプルとして１０社を選択し、モデル企業と合わせて１１社と考え、正規分布に従い、各企業に対して評価を行っていく．評価点数の具体的な計算方法は、正規分布を基に各点数の範囲を設定することにする．そして、各指標値について５点満点で点数化していく．次に、各指標についてウェイト付けを行った上で、各指標の合計点を出し、そして各項目の合計点を更に合計して、各

企業の評価点数を算出する．この場合に、５項目のうちの第一番目の企業規模以外の指標値については、そのままの数値を使用するが、企業規模については数値が非常に大きいためにその数値の自然対数を取ることにより、各数値を圧縮化してから、平均値μ、分散σ^2を求めた上で、正規分布に当てはめる．

次に、指標値から評価点数を得るまでの具体的な手順を述べる．まず、

1）各業種ごとに、業種の平均値をモデル企業として設定し、モデル企業とサンプル１０社を合わせた１１社の平均値μを各指標について求める．

2）１１社の平均値を基に１１社の分散σ^2を各指標について求める．

3）正規分布で設定した割合（１点：１０%，２点：２０%，３点：４０%，４点：２０%，５点：１０%）に従い、各指標の評価点数の範囲を設定する．

１点：　　～$\mu-1.23\sigma$

２点：$\mu-1.23\sigma$～$\mu-0.52\sigma$

３点：$\mu-0.52\sigma$～$\mu+0.52\sigma$

４点：$\mu+0.52\sigma$～$\mu+1.23\sigma$

５点：$\mu+1.23\sigma$～　以上のようにして範囲を設定する．そして、各指標をその範囲に照らし合わせて、５点満点で評価する．

4）５点満点で評価された点数を次の割合に従い、各企業を１００点満点になるように各項目にウェイト付けをし、合計点数を算出する．

よって、各項目の合計点数の計算式は、次のようになる．

Ⅰ．規模　$S1=\Sigma 0.75(Xi-1)$

Ⅱ．収益性$S2=\Sigma 0.43(Xi-1)$

Ⅲ．健全性$S3=\Sigma 0.43(Xi-1)$

Ⅳ．生産性$S4=\Sigma 0.42(Xi-1)$

Ⅴ．$S5=\Sigma 0.31(Xi-1)$となり、これらを合計して、各企業の評価点数$S=\Sigma Si$とする．

４．おわりに

以上のような計算方法を用いて各指標を点数化し、各企業の評価点数を算出するが、ここで一つ重要なことは、評価点数の範囲を設定する正規分布の割合や各評価項目のウェイト付けに関しては、主観的な判断で設定されているのが現状である．逆に考えれば、どの指標や項目に重点を置くかによって割合を変化させれば、色々な場合に対応できる．また、指標の範囲においても、各点数の割合を変化させたり、もっと細かく１０点満点で評価することもできる．今後の課題として検討しなければならないことは多々あるが、今回の割合でどの数値が一番良いと言えるかは分らない“あいまいな”ものであり、まさにここにファジィ理論の成果をどのように取り入れていくかということが大きな問題である．一つの決められた方法でしか評価できないものより、ある程度の弾力性をもたせ、ケースバイケースに合わせて、変化させることは非常に重要であると思われる．現段階では、研究者の主観的見解が多く入って完璧なシステムとは言えないが、この辺までが限界であろう．今後の課題として、ファジィ理論、エキスパートシステム、統計学などを用いることにより、より良い信頼性の高いシステムが完成させられなければならない．

参考文献

〔１〕R.H.Bonczek&N.Ghiaseddin&C.W.Helsapple&A.B.Whinston, "The DSS development system", National Computer Conference, USA, 1983.

〔２〕W.F.Hamilton&M.A.Moses, "An optimization mode l for corporate financial planning", Operations Research, 21, 1973.

〔３〕H.A.Simon, "The new science of management decision", Rev.ed.Prentice-Hall, 1977.

〔４〕R.Davis, "Knowledge-based systems in Artificial Intelligence, McGraw-Hill, 1982.

〔５〕栗山仙之助著，経営情報システム研究，日本経営出版会，1990.

〔６〕門田安弘著，ＤＳＳ会計の理論と実際，第三出版，1989.

〔７〕寺野寿郎，浅居喜代治，菅野道夫共編，ファジィシステム入門（塚本弥八郎著，９章「診断」，ｐｐ．139~148）オーム社，1988.

〔８〕塚本弥八郎稿，Fuzzy 診断法，ｵﾍﾟﾚｰｼｮﾝｽﾞ ・ﾘｻｰﾁ，26.pp.698~704.1988.

〔９〕水本雅晴著，ファジィ理論とその応用，サイエンス社，1988.

〔１０〕辻正重稿，経営意思決定の知的支援システム，ｵﾌｨｽ・ｵｰﾄﾒｰｼｮﾝ，Vol.8, No.4, pp.9~11　1987.

〔１１〕金子隆臣稿，戦略的決定問題のためのＯＡシステムの構築，ｵﾌｨｽ・ｵｰﾄﾒｰｼｮﾝ，Vol.9, No.2. pp.83~84 June1988.

W4－2（R2）

ファジィ環境の下での一般均衡とその安定性

General Equilibrium with Fuzzy Decisions and Fuzzy Prices and it's Stability.

高萩栄一郎
Eiichirou TAKAHAGI
福井工業大学
FUKUI INSTITUTE OF TECHNOLOGY

Abstruct: In this paper, with fuzzy decision and fuzzy prices, existence of general equilibrium is proven and a condition for the stability is presented. It is assume that the universal set of price vectors is finite. An agent's fuzzy decision is defined as a fuzzy binary relation between a price vector and a decision vector. Using extension principle, adjustment process of fuzzy price vector is driven. By regarding a fuzzy price vector as one point of finite dimensional space, existence of general equilibrium is proven. Tatonnement process is represented as a transition process of a fuzzy matrix, so stability condition is the transition matrix is ergodic.

1 はじめに

現実の経済を研究するときに、経済的主体の意思決定や諸価格をあいまいなものとして扱う方がよい。なぜならば、各主体はほとんどの取り引きにおいて、事前に認識する価格はあいまいなものであり、また取り引きの意思決定においても、投入量（購入量）または産出量（売却量）をあいまいに決定する。例えば、商店である財を購入するとき、A商店で、○○円位、B商店で、○○円位と言ったように、おおよその価格しか認識しないでどちらの商店で購入するか意思決定をする。これは、価格のあいまいさであり、価格をファジィ集合で表わす。また、投入量や産出量についても、厳密には意思決定を行わない。例えば、財の取り引きにおいて、現実には、ちょうど$100kg$といった厳密な量の取り引きは不可能であるし、このような場合、約$20kg$入の箱5箱といった取り引きを行なう。これは、主体の意思決定のあいまいなさであり、主体の意思決定をファジィ集合で表わす。このような環境の下で、一般均衡の存在についてと、安定性についての分析を行う。

第2節において、ファジィ価格ベクトルを導入する。このファジィ価格ベクトルは、価格ベクトルのファジィ集合で、全体集合は、有限集合であり、また、正規なファジィ集合である。主体のあいまいな意思決定は、価格ベクトルと投入産出ベクトルとのファジィ二項関係で表される。

第3節では、拡張原理をつかって、ファジィ価格の調整をファジィ二項関係として導く。

第4節では、ブラウワーの不動点定理をつかって、一般均衡の存在を証明する。均衡の定義は、この経済のメカニズムが、ファジィ価格ベクトルを変化させることができない状態のことである。不動点定理を適用して均衡の存在を証明するために、ファジィ価格ベクトルは、M(ファジィ価格ベクトルの全体集合の大きさ）次元のユークリッド空間の1点としてあつかう。

第5節では、この経済が安定的であるための条件を示す。模索過程は、ファジィ行列の推移過程として表され、安定性の条件は、この推移行列がエルゴート的であることである。

2 ファジィ経済空間

この章では、ファジィ経済空間を定義する。

- 財の数は有限個、すなわちN個とする。
- i番目の財の価格p_iは、非負である。
- 主体（企業および家計）の数は、有限、すなわちLとする。

ここで考える財は、あいまいな財とする。すなわち、大体同じ財は1つの財として扱う。各財の価格を要素とするベクトルを価格ベクトルとする。すなわち、価格ベクトル$P=(p_1,p_2,\ldots,p_N)^t$とする。価格ベクトルは、相対価格ベクトルすなわち、$\sum_{i=1}^{N} p_i = 1$であることを必要としない。しかしながら、次のような仮定をおく。

仮定1　価格ベクトルの全体集合 Πは、有限集合である。（要素の数は、Mとする。）

この仮定の意味するところは、

- 主体は、ほとんど同じ価格ベクトルの差異を認識することができない。

- 財間の価格の比率は、無限大に近付くことはない。

ということである。

財は、前に述べたようなあいまいなものである。したがって、価格ベクトルは、あいまいなものである。

定義 1 ファジィ価格ベクトル π

ファジィ価格ベクトル π は、次のように定義される。

- π は、Πのファジィ集合である。

- $0 \leq \mu_\pi(P) \leq 1,\ \forall P \in \Pi$

- π の全体集合をΦとする。

仮定 2 Φに含まれるすべての π は、正規なファジィ集合とする。すなわち、

$$\exists P \in \Pi,\ \mu_\pi(P) = 1,\ \forall \pi \in \Phi$$

とする。

このモデルでは、家計と企業は区別しない。ともにある財を投入（市場から購入）し、ある財を産出（市場で売却）する主体である。各主体は、その主体のある制約の下で、その主体の効用をあいまいに最大化するように各財の投入量および産出量の意思決定を行なう。この各財について意思決定した財の量を要素とするベクトルを意思決定ベクトルと呼ぶ。その意思決定は、あいまいなもので、価格ベクトルと意思決定ベクトルのファジィ二項関係として表される。

定義 2 l 番目の主体のファジィ意思決定 γ_l は、次のように表される。

$$\mu_{\gamma_l}(P, x_l) \in [0,1],\ \forall P \in \Pi,\ \forall x_l \in X_l$$

ただし、$x_l = (x_{l1}, x_{l2}, \ldots, x_{lN})^t$ は l 番目の主体の N次元意思決定ベクトルであり、（もし、x_{li}が正であれば、主体 lが財 i について、x_{li}産出することを意味する。同様に、x_{li}が負であれば、主体 lが財 i について、x_{li}投入することを意味する。）X_lは、l 番目の主体の生産可能集合と消費可能集合の和集合である。

仮定 3 任意に固定した P に対して、γ_l は、正規なファジィ集合である。すなわち、任意の Pに対して、$\exists x_l \in X_l, \mu_{\gamma_l}(P, x_l) = 1$ である。

この X_l は、価格ベクトルの全体集合 Π と同様に、有限集合として考えた方が直感に当てはまりやすい。すなわち、ある取り引き単位以下の細かい単位で取り引きを行なわれず、また投入量にも産出量にもある限界が存在するとする。しかし、以下の分析では、有限集合であるという仮定は必要としない。

3 ファジィ経済のふるまい

この節では、拡張原理を使って、ファジィ経済のふるまいを考察する。

まず、ファジィ超過需要を定義する。ファジィ超過需要とは、超過需要ベクトル $z = (z_1, z_2, \ldots, z_N)^t$ をファジィ化したものである。i 番目の財の超過需要 z_iは、すべての主体の意思決定ベクトルの i 番目の要素の和、すなわち $z_i = \sum_l x_{li}$ で定義される。もし、z_iが正であれば、超過需要が存在し、負であれば超過供給が存在する。

定義 3 ファジィ超過需要θは、価格ベクトル Pと超過需要ベクトル zとの間のファジィ二項関係は、拡張原理を使って次のように定義される。

$$\mu_\theta(P, z) = \max_\chi[\min\{\mu_{\gamma_1}(P, x_1), \ldots, \mu_{\gamma_L}(P, x_L)\}] \quad \forall P \in \Pi$$

ただし、

$$\chi = \{(x_1, x_2, \ldots, x_N); z = \sum x_l, x_l \in X_l\}$$

であり、$z = (z_1, z_2, \ldots, z_N)^t$ は、N次元の超過需要ベクトル。また、$\chi = \phi$のとき、$\mu_\theta(P, z) = 0$ とする。以下の式でも同様とする。

補題 1 任意に固定した P に対して、ファジィ超過需要ベクトル θ は正規なファジィ集合である。

Proof. 任意に固定した Pに対して、仮定 3 より、各主体 l について、$\exists x_l^* \in X_l, \mu_{\gamma_l}(P, x_l^*) = 1$ が成り立つ。したがって、$z^* = \sum x_l^*$ とするば、$\mu_\theta(P, z^*) = 1$ である。 ∎

仮定 4 超過需要 z とそのときの価格ベクトル Pを与えれば、ある価格ベクトル P'に一意的に調整されるとする。そのとき、調整後の価格ベクトル P' は Π に含まれると仮定する。すなわち、調整関数 $T(z, P)$ が存在し、$T(z, P)$ の値域は、Πに含まれる。つまり、$T(z, P) \in \Pi, \forall z\ and\ \forall P$である。

この仮定は、需給のアンバランスにより、価格が調整されるとき、仮定 1 と同じ理由により、その調整された価格ベクトルが有限集合Πの 1 点をとることを意味する。

定義 4 調整前の価格ベクトル Pと調整後の価格ベクトル P'との間のファジィ二項関係 Rは、次のように定義される。

$$\mu_R(P, P') = \max_{\{z; P' = T(z, P)\}} \mu_\theta(P, z) \quad \forall P\ and\ P' \in \Pi$$

このモデルでは、ある価格ベクトルが与えられたとき、すべての主体の意思決定は、事前的に決定される。そうすると、ファジィ二項関係 Rのメンバーシップ関数の値は、事前的に決定された値となる。

補題 2 任意に固定された P に対して、ファジィ二項関係 R は、正規なファジィ集合である。

Proof. この証明は、補題 1 を使い、また、補題 1 と同様にして、行なうことができる。 ∎

拡張原理を使い、ファジィ価格ベクトルπからファジィ価格ベクトルπ'への調整を次のようにファジィ二項関係Rを使って定義する。

定義 5 π から π' への調整

$$\mu_{\pi'}(P') = \max_{P\in\Pi}[\min\{\mu_\pi(P), \mu_R(P,P')\}]$$
$$\forall P' \in \Pi$$

補題 3 π' は、正規なファジィ集合

Proof. 仮定 2 より、任意の π に対して、$\mu_\pi(P^*) = 1$ となる P^*が存在する。補題 2 より、その P^*に対して、$\mu_R(P^*, P'^*) = 1$ となる P'^*が存在する。したがって、$\mu_{\pi'}(P'^*) = 1$ となる P'^*が存在する。 ∎

4 ファジィ経済の一般均衡

我々は、ファジィ経済の一般均衡を「いかなる経済メカニズムもファジィ価格ベクトルを変化させることができない状態」とする。この定義は、すべての主体の意思決定が斉合的に行われること、すなわち、すべての財の超過需要が非正である状態を保証するものではない。

定義 6 ファジィ経済の一般均衡

ファジィ経済の一般均衡とは、π^*が、

$$\mu_{\pi^*}(P') = \max_{P\in\Pi}[\min\{\mu_{\pi^*}(P), \mu_R(P,P')\}]$$
$$\forall P' \in \Pi$$

となることである。

仮定 1 で、我々は、Πは、要素の数がMの有限集合であると仮定した。したがって、πをM次元ユークリッド空間の 1 点として、解釈できる。

$$\begin{aligned}\omega &= (\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_M)^t \\ &= (\mu_\pi(P^1), \mu_\pi(P^2), \ldots, \mu_\pi(P^M))^t\end{aligned}$$

とする。また、

$$\Omega = \{\omega; 0 \le \omega_i \le 1, i = 1, 2, \ldots, M,\ \exists i, \omega_i = 1\}$$

とする。したがって、ファジィ価格ベクトルの調整は、Ω から Ω への写像になる。この写像を G と呼ぶ。すなわち、

$$G : \Omega \to \Omega$$

$$\begin{pmatrix}\omega'_1\\ \omega'_2\\ \cdots\\ \omega'_M\end{pmatrix} = G\begin{pmatrix}\omega_1\\ \omega_2\\ \cdots\\ \omega_M\end{pmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix}\max_{P^j\in\Pi}[\min\{\omega_j, \mu_R(P^j, P^1)\}]\\ \max_{P^j\in\Pi}[\min\{\omega_j, \mu_R(P^j, P^2)\}]\\ \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\\ \max_{P^j\in\Pi}[\min\{\omega_j, \mu_R(P^j, P^M)\}]\end{pmatrix}$$

一般均衡の存在を証明するために、不動点定理を使う。不動点定理は、Ωが凸であることを必要とする。しかし、Ωは一般に凸集合ではない。そこで、Ω'を定義し、Ω とΩ' は位相同形であることを示す。

定義 7

$$\Omega' = \{\omega'; \sum_{i=1}^{M}\omega'_i\}$$

ただし、$\omega' = (\omega'_1, \omega'_2, \ldots, \omega'_M)^t$、$0 \le \omega'_i \le 1, i = 1, 2, \ldots, M$ とする。

また、ΩからΩ'への写像を次のように定義する。

$$F : \Omega \to \Omega'$$
$$\omega' = F(\omega) = \frac{1}{\sum_l \omega_l}\omega$$

補題 4 写像 Fは、同相写像である。

Proof. $\omega_l \ge 0$ であり、$\max(\omega_l) = 1$ であるので、$\sum\omega_l > 0$ である。したがって、Fは、連続写像である。

任意の$\omega' \in \Omega'$ に対して、

$$\alpha = \max(\omega'_1, \omega'_2, \ldots, \omega'_M)$$

とする。また、

$$\omega = \frac{1}{\alpha}\omega'$$

とする。明らかに、$\max(\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_M) = 1$ かつ $0 \le \omega_i \le 1$ であるので、$\omega \in \Omega$である。$\alpha \ne 0$ であるので、$\omega' = \alpha\omega$である。また、

$$\frac{1}{\sum\omega_l} = \frac{1}{\sum_l\{(1/\alpha)\omega'_l\}} = \alpha$$

である。したがって、Fは、全射である。$\omega' = F(\omega^1) = F(\omega^2)$ かつ$\omega^1 \ne \omega^2$となるω^1とω^2が存在すると仮定し、矛盾を導く。

$$\beta = \frac{\sum\omega_i^1}{\sum\omega_i^2}$$

とする。

$$\frac{1}{\sum\omega_i^1}\omega^1 = \frac{1}{\sum\omega_i^2}\omega^2$$

なので、

$$\omega_i^1 = \beta\omega_i^2\ ,\ \forall i$$

である。したがって、

$$\max(\omega_i^1) = \beta\max(\omega_i^2)$$

である。定義より、

$$\max(\omega_i^1) = \max(\omega_i^2) = 1$$

であり、かつ

$$\beta = 1$$

である。したがって、Fは、単射である。

$$F^{-1}(\omega') = \frac{1}{\max(\omega'_1, \omega'_2, \ldots, \omega'_M)}\omega'$$

とする。

$$\begin{aligned}&\max(\omega'_1, \omega'_2, \ldots, \omega'_M)\\ =\ &\max(\frac{1}{\sum_l\omega_l}\omega_1, \frac{1}{\sum_l\omega_l}\omega_2, \ldots, \frac{1}{\sum_l\omega_l}\omega_M)\\ =\ &\frac{1}{\sum_l\omega_l}\max(\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_M)\\ =\ &\frac{1}{\sum_l\omega_l}\end{aligned}$$

より、F^{-1}は、連続写像であり、かつ F^{-1}は、Fの逆写像である。 ∎

補題 5 写像 G は不動点を持つ。

Proof. $H = F^{-1} \circ G \circ F$とする。写像 G は明らかに連続写像であるので、Hは、$\Omega' \to \Omega$ となる連続写像である。Ω'は、M次元のユークリッドの基本単体であるので、ブラウワーの不動点定理より、Hは、不動点を持つ。

補題4より、ΩとΩ'の間に同相写像が存在するので、写像 G もまた不動点を持つ。 ∎

定理 1 ファジィ経済は一般均衡をもつ

Proof G の不動点ω^*においては、$\omega^* = G(\omega^*)$ であり、これは、

$$\mu_{\pi^*}(P') = \max_{P \in \Pi}[\min\{\mu_{\pi^*}(P), \mu_R(P, P')\}] \qquad \forall P' \in \Pi$$

を意味する。これは、一般均衡の定義である。 ∎

定理1においてどんな主体のあいまいな意思決定（ファジィ意思決定 γ ）によって特徴付られた経済においても、あるファジィ価格ベクトル π^* を与えれば、均衡が存在することが証明された。

5 ファジィ経済の安定性

次に我々は、この経済の安定性について分析を行なう。我々は、安定的であるという状態を次のように考える。すなわち、「経済が均衡の状態になければ、経済メカニズムが経済を均衡の状態に近付ける力が働く」状態である。また、経済が均衡状態でないとき、なにも取り引きが行なわれず、調整関数 T によって、価格ベクトルが調整されるものとする。

定義 8 ファジィ経済の模索過程は、次のように定義される。「もし、ファジィ経済が一般均衡の状態でなければ、定義3に従って調整され、取り引きは行なわれない。」とする。

調整関数とファジィ意思決定 γ により、調整前の価格ベクトル P と調整後の価格ベクトル P'とのファジィ二項関係 R が導き出される。Πは、M個の要素をもつ有限集合であるので、ファジィ二項関係 Rは、$M \times M$次元ファジィ行列 A ($A = [a_{ij}]$ ただし、$a_{ij} = \mu_R(P^i, P^j)$) として表わされる。価格ベクトル $\pi(= \omega)$ が与えられ、その π が一般均衡でなければ、ファジィ二項関係 R によって π は $\pi'(= \omega')$ に調整される。この1つの調整をファジィ行列の積で表わすことができる。すなわち、

$$\omega' = A \circ \omega$$

ただし、$\circ$ は、ファジィ行列積である。

ω^0を初期に与えられたファジィ価格ベクトル、$A^2 = A \circ A$、$A^n = A^{n-1} \circ A$とする。また、2番目（1回調整された）ファジィ価格ベクトル ω^1は、次のように表される。

$$\omega^1 = A \circ \omega^0$$

同様にして、3番目のファジィ価格ベクトルは、

$$\omega^2 = A \circ \omega^1$$

と表され、ファジィ行列積の結合則より、

$$\omega^2 = A \circ (A \circ \omega^0)$$

$$\omega^2 = A^2 \circ \omega^0$$

したがって、n番目のファジィ価格ベクトルω^nは、

$$\omega^n = A^n \circ \omega^0$$

として導かれる。

定義 9 ファジィ経済の安定性

ファジィ経済の安定性は、十分大きな n 対して、$\omega^n = \omega^{n-1}$ となることである。

任意のファジィ行列 A に対して、列 $A^1, A^2, \ldots$ は、最終的には、周期を持つことは、よく知らている。したがって、もし、周期が1であるならば、その経済は、安定的である。

定理 2 もし、調整関数 T と各主体の意思決定 γ から導かれたファジィ行列 A が、ファジィ行列積に関して周期1であれば、すなわち、エルゴート的であれば、この調整関数 T と主体の意思決定 γ で特徴づけられたファジィ経済は、安定的である。

6 結論

ファジィ経済において、一般均衡の存在と安定的であるための条件が与えられた。

参考文献

[1] Arrow,Kenneth J. and F.H.Hahn, *General Competitive Analysis* (Holden-Day,Inc Sanfrancisco,1971).

[2] Basu,Kaushik, Fuzzy Revealed Preference Theory, in: *Journal of Economic Theory* , Vol.32(1984), pp.212-227.

[3] Ponsard, Claude, An Application of Fuzzy Subsets Theory to the Analysis of the Consumer's spatial preference, *Fuzzy Sets and Systems* , Vol.5(1981),pp.235-244.

[4] Ponsard, Claude, Partial Spatial Equilibria with Fuzzy Constraints, *Journal of Regional Science* , Vol.22, No.2(1982),pp.159-175.

[5] Ponsard, Claude, Producer's Spatial Equilibrium with a Fuzzy Constraint, *European Journal of Operational Research* , Vol.10(1982), pp.302-313.

[6] Tkahagi, Eiichirou, On a General Equilibrium and a Degree of Equilibrium in Fuzzy Economy, in: *Bulletin of Graduate Studies (Chuo university)* , No.19(1989), pp.79-90.

W4－3（R2）

ファジィ環境下での住民意見集約法の地域整備問題への適用

An Application of a Technique for the Adjustment of Inhabitants' Opinions on Regional Planning Problem under Fuzzy Environment

加賀屋　誠　一
Seiichi KAGAYA
北海道大学　大学院環境科学研究科
Hokkaido University　Graduate School of Environmental Science

Abstract:In this paper an approach to regional planning problem based on fuzzy contribution rule is suggested. In these years the opinions for a regional planning problem are multifarious and as a result, the evauation is complexed. This approach is available for solving such a problem because of easiness of survey and flexibility of aggregation and adjustment of individual opinions. Concretely a river environment problem is examined. The degree of similarity and the degree of stability among group structural models are defined and using these indexes actual models are evaluated.

1.はじめに

人間の生活環境におけるさまざまな構成要素、例えば、われわれの日頃用いる道路や、各施設などのインフラストラクチュア等の整備、あるいは、周辺の緑を守ったり、公害を監視するシステムを作ることなど、についてその水準を維持したり、向上させる一連の事業をここでは、地域整備事業と考える。そして、地域整備問題の解決とは、われわれの生活環境を維持したり、創造するために、限られた条件の下で望ましい状態を作り出すことであるといえる。しかしながらそれらの整備に関わる問題は、近年、生活環境の量的整備から、質的整備への変化と共に、複雑化している。それゆえ、望ましい状態、あるいは、最良の状態を生み出すためには、問題解決の対象となる地域でのニーズや反応を、問題解決の手段としての計画に反映させるアプローチが必要であると考える。
ここでは、このような点を踏まえ、①地域住民の意思を反映した計画づくり、②快適環境、文化創造を含めた計画の展開、③地域の測定しづらい情報の計画への利用法といった側面から住民の意見集約法を考えていくものとする。具体的な検討項目としては、①環境整備における基本的な施策の明確化、②複数利害グループの意見集約法と施策選好性の評価、③意見のあいまい性を評価する方法を確立することである。[1]

2.検討の方法と手順

(1)検討の手順

ここでの地域整備施策課題の評価の手順は、図１に示す手順によって行われる。ここでは、整備施策の項目として、具体的な利用者ニーズによって得られた項目を整理し、いくつかの代替案に集約する。それらを基本的施策課題として位置づけ、それらの重要度と将来の期待度を調査する。

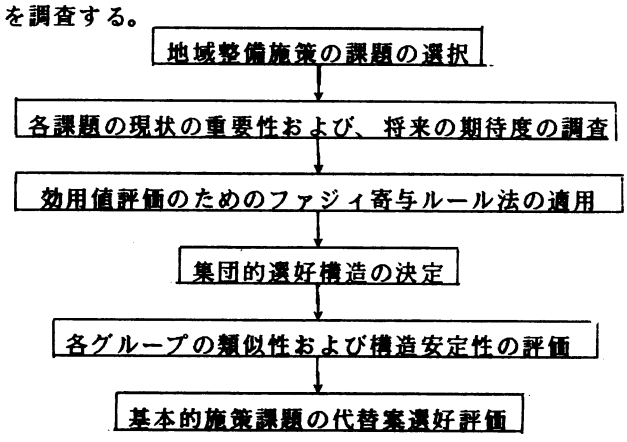


図１　検討手順

各課題の重要度の評点によって、効用値の評価を行う。この場合、効用値の評価方法としては、各グループごとに寄与ルールを適用し、さらに、寄与ルール法は、効用値のあいまい性を考慮しファジィ効用の拡張を試みる。得られた複数のメンバーによる社会的な選好性評価によって、各グループの集約された意見の構造化を行い選好構造を把握する。各グループの類似性および、構造安定性の評価は、その選好構造を考察するのに重要な指標となる。得られた選好構造と、それらの指標によって総合的に代替案の評価をおこなうことができる。

①調査時点での評価に関わるあいまい性
（浅い知識、直感的知識）･･･ファジィ数による表現
②反対意見の強さによる不確かさ･･･反対意見の強さの評価
③意見のばらつきによる不確かさ･･･ばらつきの評価

図２　合意形成にともなう不確かさ

(2)ファジィ寄与ルール法による効用評価

人間の主観性を計画プロセスへ導入するためには、その情報が、浅い知識であること、直感的情報であることなどを前提として考えていく必要がある。すなわち、ここでの調査について考えてみると、図2のようなあいまい性が発生すると考えられ、それらを忠実に再現できる方法を導入することによって、主観性導入の価値も高まると考えられる。

ここで用いたファジィ寄与ルール法は、各意思決定者の基数効用値として、([$\tilde{-5}$,$\tilde{+5}$]の範囲）の評価によって、集団の効用総和を算定し、その大小により選好構造を決定する方法である。[2],[3]

いま、２つの選択肢（対象とする項目）をa_i、a_jとし、意思決定者（調査対象者）kが、集団の選好に寄与する量を表す関数$\tilde{C}^k$(Contribution function)を用いて、その選好性を次のように定義する。

$$a_i R a_j \quad \text{iff} \quad \tilde{C}^k(a_i,a_j) \geqq 0 \quad (1)$$

ここで、$a_i R a_j$は、意思決定者kにとって、a_iは、a_jより好ましいか同程度に好ましいことを表し、連結律と推移律を満足する。$\tilde{C}^k(a_i,a_j)$は、意思決定者kのa_iの、a_jに対する選好の強度を示す。ここで、$\tilde{C}^k(a_i,a_j)$を$\tilde{C}^k_{ij}$と簡略化し、また、意思決定者をメンバーと表す。メンバーの数をmとして、

$$a_i R a_j \quad \text{iff} \quad g(\tilde{C}^1_{ij},\cdots,\tilde{C}^m_{ij}) \geqq 0 \quad (2)$$

で定義されるファジィ実関数gおよび$\tilde{C}^k_{ij}$が存在するとき、この個人の選好から集団への写像をファジィ寄与ルール(Fuzzy contribution rule)とする。この場合のRは、集団の選好を表す。特に、gが、個人の$\tilde{C}^k_{ij}$の和の時、つまり、

$$g(\tilde{C}^1_{ij},\cdots,\tilde{C}^m_{ij}) = \sum_{k=1}^{m} \tilde{C}^k_{ij} \quad (3)$$

の場合をFSCR(Fuzzy simple contribution rule)と定義する。メンバーkの選択肢a_iに対する基数効用値を$\tilde{u}^k(a_i)$で表すと、$\tilde{C}^k_{ij}$は、選択肢a_iとa_jの効用の差、つまり(4)のように表すことができる。

$$\tilde{C}^k_{ij} = \tilde{u}^k(a_i) - \tilde{u}^k(a_j) \quad (4)$$

(4)を用いると、FSCRは、(5)となる。

$$g(\tilde{C}^1_{ij},\cdots,\tilde{C}^m_{ij}) = \sum_{k=1}^{m}\tilde{u}^k(a_i) - \sum_{k=1}^{m}\tilde{u}^k(a_j) \quad (5)$$

この関係によって決まる集団の選好関係は弱順序関係である。このように、FSCRは、各メンバーの選択肢に対する効用評価と、その効用値の差の集団による総計によって、選好関係を決める方法である。したがって、単記投票による選好性決定に比べて、各人の多様な情報をより多く反映できる方法であるといえる。しかしながら、主観的な情報を計画情報として導入する場合、先述したように、少数意見・反対意見もあわせて考慮できる考え方が必要である。また意見のばらつきについても検討する必要がある。すなわち、個性的なアイデアを大切にしたい場合、それらを重要視した中間的な考え方を導入し、柔らかいシステムを考えていく必要がある。このような中間的な考え方を付加した(6)のような拡張が考えられる。

$$g(\tilde{C}^1_{ij},\cdots,\tilde{C}^m_{ij}) = \sum_{k=1}^{m}\tilde{C}^k_{ij} + \lambda\sum_{k=1}^{m}\mathrm{Min}(0,\tilde{C}^k_{ij}) - \tilde{\theta}\tau \quad (6)$$

ここで、右辺第2項は、反対意見を考慮して、$\tilde{C}^k_{ij}<0$の場合、$a_i R a_j$ごとに、反対意見をさらに、λだけ余分に取り入れるものである。一方、第3項は、平均値からの下限を定めるしきい値τの影響を表すもので、意見の一致度を考慮したものである。そして、選好の強さが、小さい順序関係から切れていく。この選好関係は、推移律は成り立つが、連結律は満足されないので、半順序関係となる。（θは平均値、λおよびτはパラメータ）

ここでは各メンバーが直接評点付けする方法と、グラフマトリクスでまとめる方法を組み合わせによって調査を行う。[4]

各評点に、三角型メンバーシップ関数を当てはめると、得られた関数は三角型メンバーシップ関数となり、台集合は、実数の集合となる。各効用差も、同様に三角型メンバーシップ関数となり、それらの正となる可能性分布によって、各効用間の関係を求める。得られた可能性によってファジィ従属マトリクスを作成し、FSM法の手順によって、構造化を考える。[5],[6]

(3)評価のための指標の定義

得られた各ｸﾞﾙｰﾌﾟの効用評価値に基づく選好構造グラフは、複数利害ｸﾞﾙｰﾌﾟがその意見集約の方法として、どのような観点から論議をするべきかの有効な情報を期待できる。しかしながら、これらの情報をよりよく理解するために、①意見の違いの程度を評価できる目安、②構造の不安定性を評価できる目安の定義をしておく必要がある。それらの考え方を(7)、(8)に示す２つの指標で表すこととした。

i)類似度指数･･･各ｸﾞﾙｰﾌﾟ間、あるいは、異なった条件間の構造の類似性、相違性を評価する指数である。

類似度：$IS_{ij} = CC_{ij} / TCM$ (7)

ただし、CC_{ij}は、i,j間での関連性ありの共通要素数、TCMは、行列要素の総数。

ii)安定性指数･･･あいまい性付加による構造の不安定性を評価する係数である。

安定性：$CS_{i-i'} = CCV_{i-i'} / TCM$ (8)

ただし、$CCV_{i-i'}$は、あいまい性付加強度別各構造間の共通要素数である。

3.都市河川周辺環境整備問題への適用

(1)対象地域と意思決定グループ

表１　意思決定者グループの概要

ｸﾞﾙｰﾌﾟ番号	ｸﾞﾙｰﾌﾟ名	基本的な立場
ｸﾞﾙｰﾌﾟ1	自然保全ｸﾞﾙｰﾌﾟ	施設整備より自然の状態に近い形で河川環境を考えたい 17名
ｸﾞﾙｰﾌﾟ2	積極利用ｸﾞﾙｰﾌﾟ	施設整備によって、河川敷の積極的な利用を考えたい 15名
ｸﾞﾙｰﾌﾟ3	専門家学識経験者	河川工学・地域計画・都市計画専門の研究者 4名
ｸﾞﾙｰﾌﾟ4	専門家技術者	河川整備事業を担当している技術者 9名

対象問題としては、河川敷整備計画問題を考えることとする。対象地域としては、札幌市を流れる豊平川を考え、都心地区南北約2km、東西約1.5kmの、長方形で区切られる地域を選定した。この地域は、河川から最も遠い地点で徒歩約20分で接近できる地域である。また、河川敷の利用についても最も高度利用が計画されている地域である。

意思決定情報は、表１に示すようなそれぞれ異なった4つの意思決定者グループから得るものとする。

(2)基本的施策課題の抽出

表２　都市河川環境整備の基本的施策課題

施策課題名	施策の基本的な考え方
１水特性	清流・豊かな水・浅瀬・せせらぎ・雄大な流れ等河川の部分的特性を最大限活かした整備の方法
２河道特性	河道全体の特性、その流れや、多様性を最大限活かした整備の方法
３河川緑地特性	緑地空間・樹木・花・草などの緑地や植物を最大限に活かした整備の方法
４河川生態	魚・動物の棲息・昆虫・鳥・蛙・蛍等の動物生態系を中心とした環境を最大限に活かした整備の方法
５歴史的特性	歴史的資産・伝統美観・運河と倉庫群など史的特性を最大限に活かした整備の方法
６景観特性	自然景観・夕日・景色・山や町並みとの調和を最大限に活かした整備の方法
７活動特性	釣り・水遊び・遊歩道・休憩施設・桟下りなど活動面を最大限活かした整備の方法

都市環境の中で河川敷の役割は、①利水、異常出水の排除等の従来からの機能として利用、②都市に残された大きなオープンスペースとしての利用、③自然生態の保全に対する寄与などで、重要性が増しつつある。また、視点を変えて、都市での居住環境の中で親水機能の果たす役割は、水辺の持つ精神的・文化的機能あるいは、水辺レクリェーション・都市公園としての役割などを考えても、都市を計画する上で、重要なものと考えられる。ここでは、河川敷整備の多様性・複雑性、あるいは、無秩序な開発への恐れなどを踏まえて、都市河川環境整備計画のための、意思決定者のニーズの把握と論点の明確化のために、表２にような項目を抽出した。

(3)調査結果と分析

調査は、選定された７つの都市河川環境整備のための基本的施策課題項目について、①現状での重点的施策が与える効果の評価、および、②将来の施策に対する期待度の２つの質問によって行われた。

それらの調査結果を、検討手順に従って、各グループごとにその選好構造を評価した。

図３は、現状での施策の効果に対する評価である。この場合、FSMのしきい値p=0.5、また、補集合のあいまい性を表すパラメータφ=-0.3として、相互の関連性を把握した。さらに寄与ルール法のパラメータとしては、λ=0、τ=0の場合と、λ=0.1、τ=0.03の場合の２通りのダイクラフを表した。

また、将来に対する期待度として、同様な条件で得られた選好構造を図４に示す。

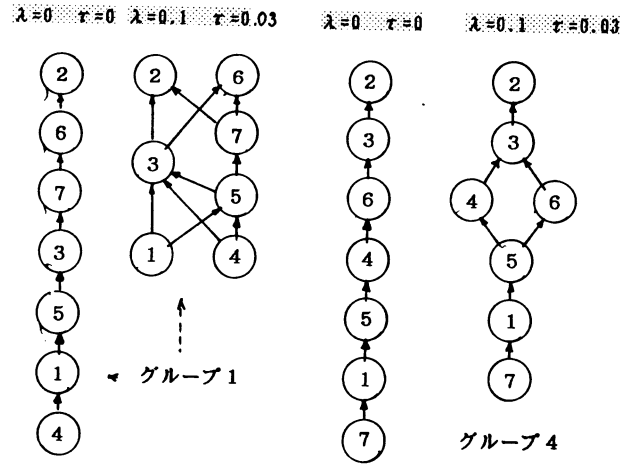


図３　現状の重点的施策の評価

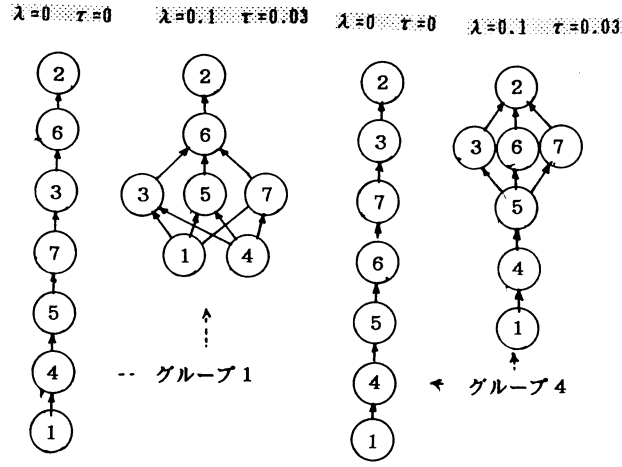


図４　将来に対する期待度

得られた結果を要約すると次のようになる。

①現状の効果として、各グループとも評価が高いのは、河道全体のトータルとしての計画、およびその事業であり、これは従来からの治水対策、すなわち河道改修事業を強く意識している結果であるともいえる。②次に、各グループで高い評価を得ているのは、景観特性、および、河川緑地特性である。一方、学識経験者グループ、技術者グループでは、河川生態特性に、また、自然保全グループでは、活動特性を高く評価していることがわかる。いずれの場合も、グループ内で、かなりの不一致がみられていることがわかる。③将来の期待度からみると、河道トータルの整備の施策に高い期待度がある。これは、川そのものの環境整備のより高いレベルを求めていることを表しており、この点は、いずれのグループからもコンセンサスが得られていることがわかる。④次善の整備施策としては、河道緑地特性に対して、各グループで期待度が高い。しかしながら、河道生態特性と、活動特性については、現状の効果とは、逆に傾向が期待度として

現れており、整備施策を策定する場合は、技術者グループと住民グループでのコンフリクトの調整が必要となる。この点では、グループ内での意見の不一致が現れており、これらの施策を推進するためには、論議の場が必要ということになる。⑤水特性、歴史的特性については、現状、将来においていずれも下位にランクされており、比重が小さいといえる。

4.評価指標による構造評価

(1)グループ間構造類似性評価への利用

ここでは、類似度指数による各グループ間の意見の一致性について、先に定義した類似度指数を用いて、検討を行う。表３は、現状での効果の評価に対する各グループ間の類似度をパラメータを変えてみたものである。また、表４は、類似度指数を用いて将来に期待度に対する各グループの構造一致性をみたものである。

表３　類似度指数による各グループ間の構造類似性
（現状効果の評価の構造グラフに基づく）

（λ=0　τ=0）

ｸﾞﾙｰﾌﾟ番号	1	2	3	4
1	—	0.71	0.57	0.67
2		—	0.86	0.95
3			—	0.95
4				—

（λ=0.1　τ=0.03）

ｸﾞﾙｰﾌﾟ番号	1	2	3	4
1	—	0.74	0.60	0.64
2		—	0.81	0.86
3			—	0.95
4				—

表４　類似度指数による各グループ間の構造類似性
（将来の期待度の構造グラフに基づく）

（λ=0　τ=0）

ｸﾞﾙｰﾌﾟ番号	1	2	3	4
1	—	0.95	0.74	0.90
2		—	0.81	0.88
3			—	0.69
4				—

（λ=0.1　τ=0.03）

ｸﾞﾙｰﾌﾟ番号	1	2	3	4
1	—	0.86	0.69	0.88
2		—	0.74	0.90
3			—	0.69
4				—

これによると、①現状効果の評価では、ｸﾞﾙｰﾌﾟ3とｸﾞﾙｰﾌﾟ4の構造が高い類似性を示し、これに対し、ｸﾞﾙｰﾌﾟ1は、他のグループとの間で、意見の違いがみられること、②また、将来に対する期待度については、ｸﾞﾙｰﾌﾟ1は、ｸﾞﾙｰﾌﾟ2、ｸﾞﾙｰﾌﾟ4と類似の考え方になること、③さらに現状の認識より、将来に対する期待度に類似性が高いことがわかった。

表５は、現状の効果と将来の期待との間での構造の類似度を算定したものである。

これによると、現状効果と将来に対する期待度の間で高い類似性を示すのは、ｸﾞﾙｰﾌﾟ1およびｸﾞﾙｰﾌﾟ3であり、ｸﾞﾙｰﾌﾟ2、ｸﾞﾙｰﾌﾟ4は、類似性が低い。すなわち後者のグループでは、現状改善の意識が強いと解釈される。

表５　現状効果と将来の期待度の間の類似性

	ｸﾞﾙｰﾌﾟ1	ｸﾞﾙｰﾌﾟ2	ｸﾞﾙｰﾌﾟ3	ｸﾞﾙｰﾌﾟ4
F1	0.90	0.86	0.90	0.76
F2	0.95	0.83	0.95	0.71
F3	0.95	0.90	0.90	0.76

注）F1；λ=0,τ=0　F2；λ=0.1,τ=0.03
F3；λ=1.0,τ=0.1

(2)安定性係数による各構造の評価

表６は、各構造の安定性係数の算定結果である。これによると、ｸﾞﾙｰﾌﾟ3、およびｸﾞﾙｰﾌﾟ4での安定性係数が、条件が変化しても高いことがわかる。すなわち、グループを構成する個人個人の、反対意見の影響が少なく、意見のばらつきも少ない構造であると解釈される。これに対し、特にｸﾞﾙｰﾌﾟ1では、安定性係数が低下することがわかり、多様な意見を持つ集団であることがわかる。

表６　安定性係数の算定

各ｸﾞﾙｰﾌﾟの構造		CS_{1-2}(F2/F1)	CS_{1-3}(F3/F1)
現状効果	ｸﾞﾙｰﾌﾟ1	0.90	0.64
	ｸﾞﾙｰﾌﾟ2	0.93	0.71
	ｸﾞﾙｰﾌﾟ3	0.98	0.86
	ｸﾞﾙｰﾌﾟ4	0.98	0.86
将来の期待値	ｸﾞﾙｰﾌﾟ1	0.90	0.64
	ｸﾞﾙｰﾌﾟ2	0.90	0.67
	ｸﾞﾙｰﾌﾟ3	0.98	0.86
	ｸﾞﾙｰﾌﾟ4	0.93	0.71

5.まとめ

以上、あいまい条件下での集団の効用評価に基づく構造化の方法について、事例をもとに検討した。その結果、①あいまいな状態を考慮することによって、比較的簡単な調査でさまざまな集団の意思決定構造を明確化できたこと、②その結果について、指標、係数を定義することによって、定量的に評価できることなどから、本方法の有用性が期待できることがわかった。今回は、ファジィ環境の条件変化による分析が不十分であると考えられるので、今後それらについて検討してみたい。

6.参考文献

[1]Kacprzyk,J. & Fedrizzi,M.Edited;Multiperson Decision Making Models Using Fuzzy Sets and Possibility Theory,Kluwer Academic Publishers,(1990).[2]Tanino,T.;On Group Decision Making under Fuzzy Preferences, in the above book,pp172-185.
[3]楢木義一他；集団意思決定のための支援システム、ｵﾍﾟﾚｰｼｮﾝｽﾞﾘｻｰﾁ,pp38-46,No11(1980).[4]加賀屋誠一他；ファジィ環境における地域計画施策の多基準評価、ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ、No.5、pp391-396,(1989).[5]加賀屋誠一他；まちづくり施策の社会的選好におけるファジィ構造化手法の適用、日本都市計画学会学術研究論文集,No.24、pp13-18,(1989).[6]田中英夫；ファジィモデリングとその応用、朝倉書店,(1990).

W5－1（R2）

最適構造設計計画用インテリジェントファジィネットワーク
Intelligent Fuzzy Network for Optimum Structural Planning and Design

河村 廣　谷 明勲　神原 浩　山田 稔
Hiroshi Kawamura　Akinori Tani　Hiroshi Kambara　Minoru Yamada
神戸大学工学部建築学科
Department of Architecture, Faculty of Engineering, Kobe University, Kobe, Japan

Abstract:This paper presents a structural design method by using an intelligent fuzzy network. This fuzzy network is composed of fuzzy systems with states of non-fuzzy relations. In this fuzzy network one can select arbitrary calculation routes and decide the states of fuzzy systems considering engineering formulae or subjective evaluations . In this system search trees and calculation routes are derived from this network,and calculations are performed when designated inputs are given. Input data are described with fuzzy sets, so outputs are obtained with the same form. In this paper this fuzzy network is applied to the structural evalution and optimum structural design of beams in a steel portal rigid frame.

１．序

構造計画は、外力、荷重などを算定し、断面を決定していくものである。この決定過程における諸数値は、クリスプな値で与えられるが現実的には、クリスプな値に限定できず、幅を持ったあいまいな値でしか得られない場合がある。また、構造計画においては、専門家の経験などから得られる主観的な評価によって判断が行なわれる場合がある。このような数値のあいまいさをファジィ集合でによって表現し、客観的評価、主観的評価の表現が容易なファジィシステムによって構成されるファジィネットワークを用いて構造計画をシステマテックに処理しようとするものである。

本報では、ファジィネットワークをコンピューターによって一括的な処理が行えるようシステムのインテリジェント化を行い、構造計画に応用したものである。

２．ファジィネットワーク

ファジィネットワークは、ファジィシステムを一単位として構成する。ファジィシステムは、入力、状態、出力からなり、一般に入力、出力はファジィ集合、状態はファジィ関係で与えられる。しかし、構造計画において入力と出力の関係は、構造力学などの公式によって与えられ、本報では１対１のクリスプ関係によって示す。更に、ファジィシステムの状態はマトリックス表現で与えられファジィシステム内の演算方向に関わりなく同一手法で演算を行え、出力を任意に選ぶことができるものとする。また、ファジィシステムの状態の設定は工学的関数をそのまま使って行なうことも可能であり、社会的工学的判断によって表現することも可能である。

ファジィネットワークは、このようなファジィシステムからなり、以下の特徴が挙げられる。

1. 逆推論が容易に行え、出力を任意に選ぶことができる。
2. 工学的関数及び、経験などから得られる知識によって、ファジィシステムの状態を容易に設定することができ、客観的評価、主観的評価の混在するネットワークを構成することができる。
3. 更に、ファジィシステムの状態は、ファジィ統合則[1]、ファジィ同定器[2]、ニューラルネットワーク[3][4]等のシステムを併用することも可能である。

３．知的処理システム

本報で用いるファジィネットワークは方向（最終出力）を任意に選ぶことができる。このネットワークの知的処理は、任意に選ばれた最終出力に応じて行なわれる。それは、最終出力とネットワークから必要な入力及び演算順序の判断を行い、その順序にしたがって演算を行なうことを基本とする。演算順序の決定を行なうアルゴリズムを図 3-1に示す。

３－１　探索ツリーによる演算ルートの決定

本システムでは、演算順序の決定を、ネットワークから探索ツリーを形成する手順と同様に行なう。つまり、探索木によって入出力要素を、上位、下位にランク付けし、各枝の最下位が必要入力となり、下位から上位事象へと演算を行うことにより、最終的に最上位のものが求められる。

例えば、図 3-2に示すネットワークを考える。ここで、

Aを最終出力として選ぶ場合、図 3-3に示すAを頂点とする探索木によって入出力要素が上位、下位に分けられ、演算順序決定のアルゴリズムに従って表 3-1に示す演算順序が決定される。また、Bを最終出力として選ぶ場合は同様に図 3-4、表 3-2に示されるように順序が決定される。

3－2　出力が複数の場合の処理

ネットワークの一部で、同位事象に出力が複数あり、同位事象間で演算順序を決定しなければならない場合を示す。図 3-5のようにA，B，Cが下位事象のD，E，Fから求められる場合、BがEから求められ、求められたBとDからA、BとFからCが求められる。つまりBはA，Cより優先して解を求める必要がある。図 3-4の演算順序の決定を表 3-3に示す。

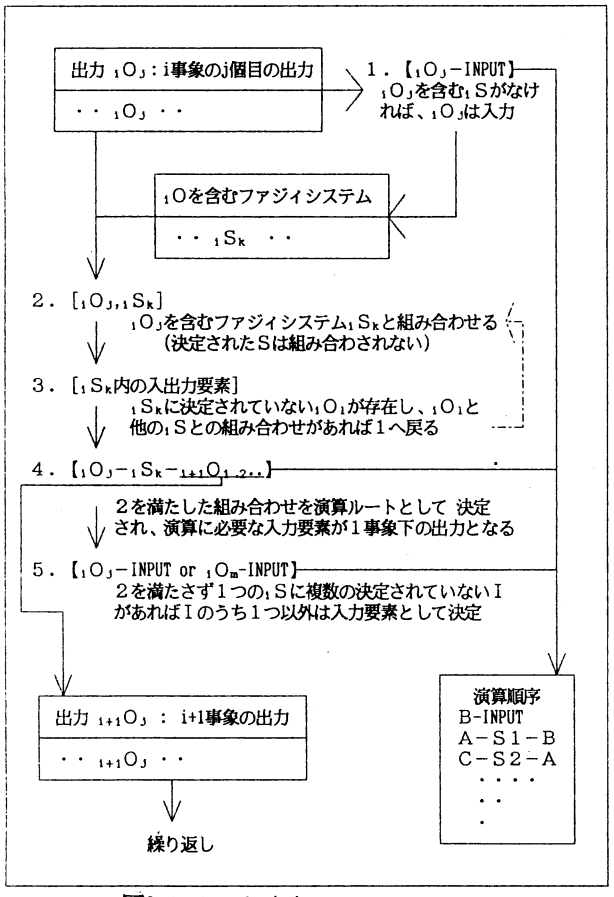


図3-1 ルート決定のアルゴリズム

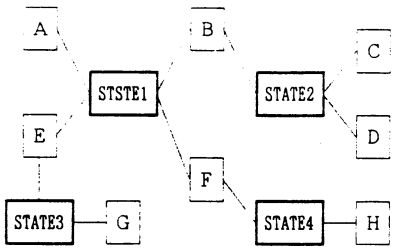


図3-2 ネットワーク例1

3－3　ループ型ネットワークの処理

次に、図 3-6に示すループ型のネットワークの演算順序の決定方法を示す。探索木による決定を行なえば、Aを最終出力として選ぶ場合、表 3-4に示ように演算順序が決定され、CまたはDが必要入力と判断される。しかし、ループを描く場合、BまたはFを入力しても最終出力は得られる。ネットワークが複雑になるとネットワーク内にいくつかのループが形成され、このように必要入力及び演算順序がただ一つにはならない。そこで、入力可能な要素を初期条件として与え、それに応じて演算順序及び、更に入力が必要な要素を判断させ、ユーザー側にも演算順序及び入力要素を選択できるようにする。図 3-6において初期条件としてBの入力が可能とすると表 3-5に示す演算順序が決定される。

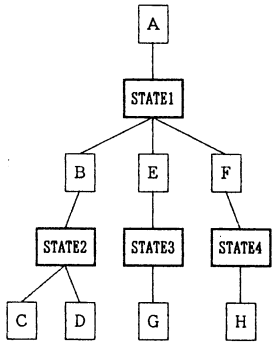


図3-3 Aを出力とする探索木

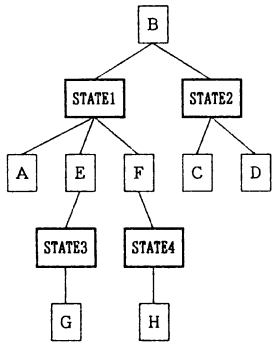


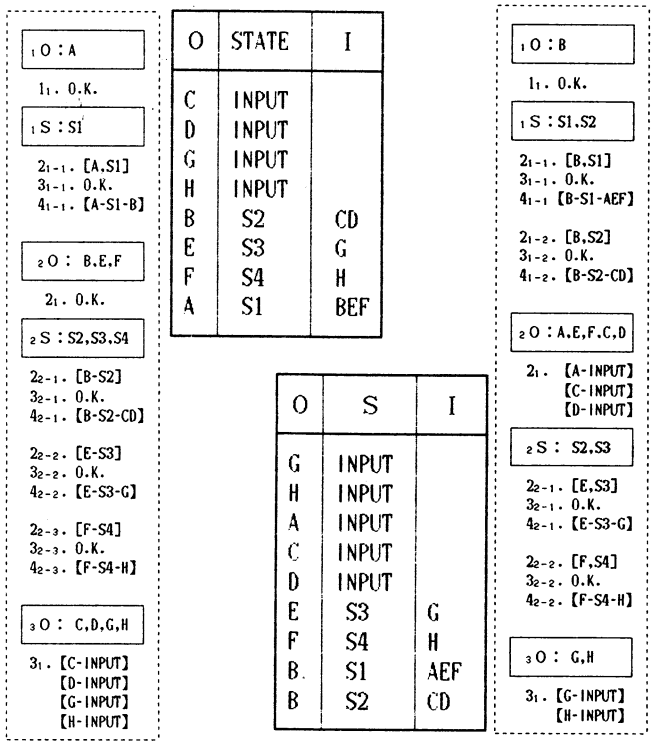
図3-4 Bを出力とする探索木

表3-3演算順序1

O	STATE	I
C	INPUT	
D	INPUT	
G	INPUT	
H	INPUT	
B	S2	CD
E	S3	G
F	S4	H
A	S1	BEF

表3-2演算順序2

O	S	I
G	INPUT	
H	INPUT	
A	INPUT	
C	INPUT	
D	INPUT	
E	S3	G
F	S4	H
B	S1	AEF
B	S2	CD



I ,i-k ： 判断Ⅰ，j事象，k番目のファジィシステムを示す
□ は演算順序を示す　　⬚ は図3-1による決定 過程を示す

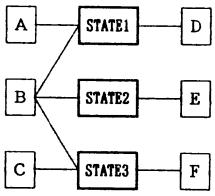


図3-5 ネットワーク例２

表3-4演算順序4

O	S	I
C	INPUT	
D	INPUT	
C	S3	D
D	S3	C
B	S2	C
F	S4	D
A	S1	B
A	S5	F

表3-5演算順序5

O	S	I
C	S2	B
D	S3	C
F	S4	D
A	S1	B
A	S5	F

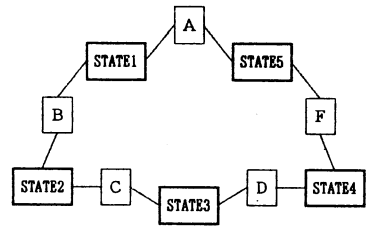


図3-6 ネットワーク例３

表3-4演算順序4

$_jO$：A,B,C
1_j. O.K.

$_jS$：S1,S2,S3
2_{j-1}. [A,S1]
3_{j-1}. NO.

2_{j-2}. [B,S2]
3_{j-2}. O.K.
4_{j-2}. [B-S2-E]

2_{j-1}. [A,S1]
3_{j-1}. O.K.
4_{j-1}. [A-S1-DB]

2_{j-3}. [C,S3]
3_{j-3}. O.K.
4_{j-3}. [C-S3-FB]

$_{j+1}O$：D,E,F

□ は演算順序を示す

⬚ は図3-1による決定過程を示す

I j-k ： 判断Ｉ,j事象，k番目のファジィシステムを示す

O	S	I
B	S2	E
A	S1	DB
C	S3	FB

$_1O$：A
1_1. O.K.

$_1S$：S1,S5
2_{1-1}. [A,S1]
3_{1-1}. O.K.
4_{1-1}. [A-S1-B]

2_{1-2}. [A,S5]
3_{1-2}. O.K.
4_{1-2}. [A-S5-F]

$_2O$： B,F
2_1. O.K.

$_2S$：S2,S4
2_{2-1}. [B,S2]
3_{2-1}. O.K.
4_{2-1}. [B-S2-C]

2_{2-2}. [F,S4]
3_{2-2}. O.K.
4_{2-2}. [F-S4-D]

$_3O$： C,D
3_1.O.K.

$_3S$： S3
3_{2-1}. [C,S3]
3_{3-1}. NO.
3_{4-1}. NO.
3_{5-1}.
[C-INPUT or D-INPUT]
[D-S3-C or C-S3-D]

表 4-2 ファジィシステムの設定

S1: $Wb=\frac{(h-t2)/t1}{\sqrt{F}}$ S2: $Fr=\frac{b/t2}{(110/\sqrt{F})}$, $F=2.4t/cm^2$

S3:$Z=\{ bh^3-(h-2\ t2)^3(b-t1) \}/6h$.
S4:$Aw=(h-2\cdot t2)\cdot t1$. S5:$Af=b\cdot t2$.
S6:$If=(t2\cdot b^3)/12$. S7:$i=\sqrt{If/(Af+Aw/6)}$.
S8,9,10,13:柱の剛比：梁の剛比=1.75:1として
Wから固定モーメント法よりM,Qを求める。
S11:$Ms=ML+Mh$. s12:$Qs=QL+Qh$. S15:$\sigma L=ML/Z$.
S16:$\sigma s=Ms/Z$, S17:$\tau s=Qs/Aw$. S18:$\tau L=QL/Aw$.
S14:$C=1.75-1.05X+0.3X^2$ $X=(ML-Mh)/(ML+Ms)$.
S19,20:$fb1=\{ 1-0.4\cdot lb^2/(C\cdot i^2\cdot 120^2) \}\cdot ft$.
$fb2=900\cdot Af/(lb\cdot h)$. $lb=400cm$. $ft=1.6t/cm^2$
fb:(fb1,fb2)の大きい方で、1.6以下
$Fb=1.5fb$ (S20はC=1.0)
S21:$s1=\tau L/fs$, $fs=0.924t/cm^2$, S22:$s2=\tau s/(1.5\cdot fs)$
S23:$s3=\sigma s/Fb$, S24:$s4=\sigma L/fb$.

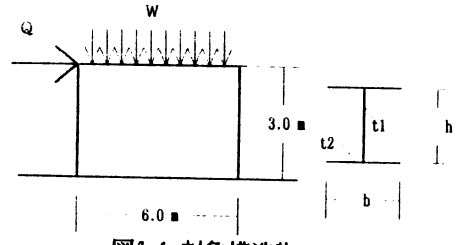


図4-1 対象構造物

表 4-1 設計要因

W:梁等分布荷重 Q:水平力 Wb:ウェブ幅厚比 Fr:フランジ幅厚比
h,t1,b,t2:梁断面 Z:断面係数 Aw,Af:ウェブ、圧縮フランジ断面積
If:フランジのY-Y軸に関する断面二次モーメント
i:梁の圧縮フランジとウェブの1/6とからなるT断面の弱軸に関する２次半径
Mh,Qh:水平力によるモーメント、せん断力 ML,QL:長期モーメント、せん断力
σL,τL:長期曲げ応力、せん断応力 σs,τs:短期曲げ応力、せん断応力
C:モーメント勾配による修正値 fb,Fb:長期，短期許容曲げ応力
S1,S2,S3,S4:短期せん断、長期せん断、短期曲げ、長期曲げによる評価

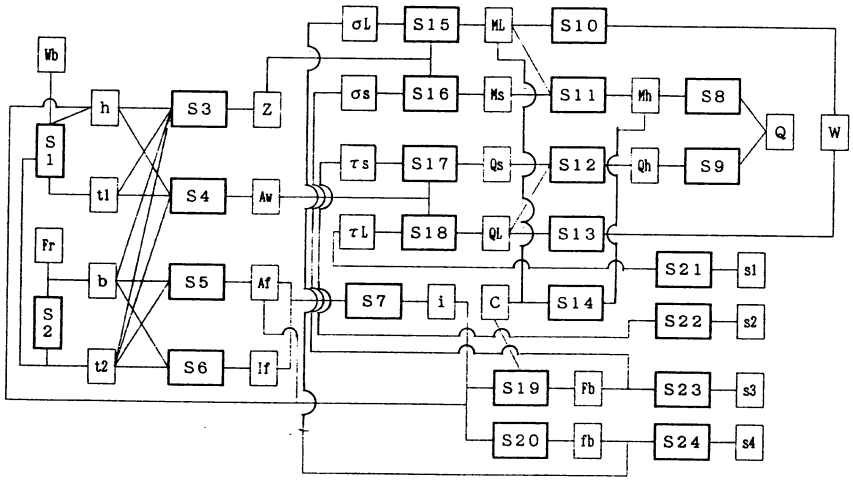


図4-2 ネットワーク

表4-4 入力（構造評価）

h＝1.0/400（m）
b＝1.0/300（m）
t1＝1.0/14 （m）
t2＝1.0/18 （m）
Q：２０t位として次のように与える。
Q=0.2/10+0.7/15+1.0/20+0.7/25+0.2/30
W：７t/m位として次のように与える
W=0.3/5+0.8/6+1.0/7+0.8/8+0.3/9（t/m）

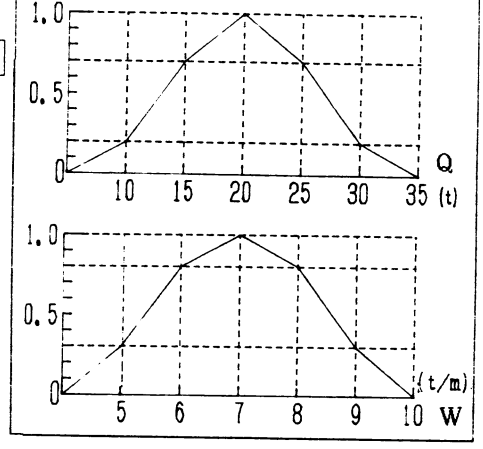


表4-3 演算順序（構造評価）

	O	S	7	i	S7	15	τs	S17
			8	ML	S10	16	τL	S18
1	If	S6	9	Ms	S11	17	Fb	S19
2	Mh	S8	10	QL	S13	18	fb	S20
3	Qh	S9	11	Qs	S12	19	s1	S21
4	Z	S3	12	C	S14	20	s2	S22
5	Aw	S4	13	σL	S15	21	s3	S23
6	Af	S5	14	σs	S16	22	s4	S24

表 4-5 出力（構造評価）

S1＝0.8/0.1+1.0/0.2+0.3+0.3
S2＝0.2/0.2+0.8/0.3+1.0/0.4+0.3/0.5
S3＝0.2/0.5+0.3/0.6+0.8/0.7
+1.0/0.8+0.7/0.9+0.3/1.0
S4＝0.3/0.4+0.8/0.6+1.0/0.7+0.8/0.8

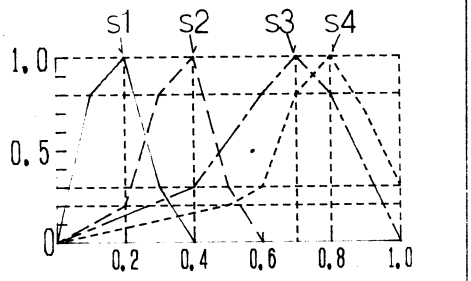


表4-6 入力（最適設計）

t2＝0.5/15+1.0/18+0.5/21 (mm)
web＝0.2/0.2+0.5/0.4+0.8/0.6+1.0/0.8
fra＝0.5/0.2+0.8/0.4+1.0/0.6
Af＝0.7/35+1.0/40+0.7/45 (cm^2)
i ＝0.7/6+1.0/7+0.7/8 (cm)
Q ＝0.5/20+1.0/25+0.5/30 (t)
W ＝0.8/7+1.0/8+0.8/9 (t/m)
σL＝0.7/1.3+1.0/1.4+0.7/1.5+0.3/1.6 (kg/cm^2)
σs＝0.7/1.8+1.0/2.0+0.7/2.2+0.3/2.4 (kg/cm^2)
s1～s4＝0.7+0.5+1.0/0.7+0.5/0.9

表 4-7 演算順序（最適設計）

	O	S	8	τs	S22	17	b	S2
			9	C	S14	18	b	S5
1	Qh	S9	10	Z	S15	19	b	S6
2	Mh	S8	11	Z	S16	20	h	S19
3	ML	S10	12	Aw	S17	21	t1	S1
4	Ms	S11	13	If	S7	22	h	S3
5	QL	S13	14	Aw	S18	23	h	S4
6	Qs	S12	15	Fb	S23	24	h	S20
7	τL	S21	16	fb	S24			

表4-8 出力（最適設計）

h＝0.3/300 (mm)
t1＝1.0/10+0.5/12+0.5/14+0.5/16 (mm)
b＝0.8/200+0.5/300 (mm)

4．ファジィネットワークを用いた構造計画

図 4-1に示す鉄骨門型ラーメンの構造計画をファジィネットワークを用いて行なう。表4-1に設計要因、表4-2にファジィシステムの設定を示す。これらの、設計要因及び設定によって、図 4-2のようなネットワークを構成する。

4－1 構造評価

構造評価－s1,s2,s3,s4 （ここでは、応力／許容応力の値を評価としている）を最終出力として選ぶ。初期条件として断面性能、荷重のデータの入力が可能であるとすると表4-3の演算順序が得られる。表4-4の入力によって表4-5の結果をえる。

4－2 最適設計

断面性能－h,b,t1,t2を最終出力と選ぶ。この場合、演算ルートの決定においてb,t1,t2のいずれかの入力が必要になる。t2は入力可能とし最終出力にh,b,t1選び表4-6のように入力を行なうとすると表4-7の演算ルートが決定される。得られた結果を表4-8に示す。

5．結　及び　考察

本報はファジィネットワークをインテリジェントに処理するシステムを提案し、鉄骨門型ラーメンの計画に応用した。２章で示したように、ファジィシステムが容易に設定できれば、ネットワークの構成も容易に行える。本応用例においてもファジィシステムを工学的関数より定義可能であり、容易にネットワークを構成することができる。そして、入力をファジィ集合で与えることによって外力などの数値のあいまいさを工学的判断をふまえて表わすことができ、また、評価などにおける主観的に決定される数値もメンバーシップ関数によって重みをもたせることができ、従来のクリスプな値によって行なわれるものよりもより、現実的、合理的な計画を行なうことができる。

さらに、今後の課題として、入力が複数あり出力が多方向から得られる場合、各ルートの工学的意味を提示するなど、より現実に即した処理が行えるシステムにする必要がある。

6．文献

[1] 河村 廣，谷 明勲，川村 雅彦，松本 眞一，山田 稔：ファジィ目標・制約統合則の一般的定式化と非数値的最大化，第3回ファジィシステムシンポジウム論文集，1987.6，pp.71～76.

[2] 河村 廣，谷 明勲：多変数ファジィ同定器，第6回ファジィシステムシンポジウム論文集，1990.9，pp.179～182.

[3] Rumelhart,D.E.,Hinton,G.E.,and Williams,R.J.(1986b)."Learning internal representations by error propagation."Parallel distributed processing,Vol.1:Foundations, D.E.Rumelhart and J.L.McClelland,eds.,The MIT Press,Cambridge,Mass.

[4] Rumelhart, D.E.,Hinton,G.E.,and McClelland J.L.(1986c)."A general framework for parallel distributed processing."Parallel distributed processing,Vol.1:Foundations,D.E.Rumelhart and J.L.McClelland,eds.,The MIT Press,Cambridge,Mass.

W5－2（R2）

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

A Variable Ordinal Structure Model for Fuzzy Reasoning and its Application to Dicision of Priorities of Assembling Products

内藤 恭伸* 古橋 武** 内川 嘉樹**
Yasunobu NAITOH Takeshi FURUHASHI Yoshiki UCHIKAWA

*:（株）中部日立エレクトリック
Chubu Hitachi Electric Co. Ltd.

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

Abstract : This paper presents a variable ordinal structure model for fuzzy reasoning. The model coincides well with human image of fuzzy inference rules in the case where a system has multi-inputs and multi-outputs. Thus the model is easier in constructing/modifying fuzzy inference rules than the conventional fuzzy reasoning methods.

The model is applied to problems to decide priorities of assembling products of a group in a factory. To decide the priorities, one has to consider such many factors as delivery dates of the products, number of unavailable parts, working hours necessary for assembling the products, etc.. Only experts of the production management have been able to fulfill the complex task. The fuzzy reasoning with the new model is effective to decide the priorities of the products in place of human beings. Experiments were done to verify the proposed new method.

1 はじめに

"*if X is A then Y is B*" 形式のファジィ推論は、言語的な記述形式に対応し、人間の経験的な推論規則を言語表現のままに取り込むことができるという特徴を持つ。筆者らはこのファジィ推論を生産現場における作業着手手順の決定問題へ適用することを検討している。生産現場の抱える各種製品の作業着手手順を決定する問題は、製品の優先度を決定する問題とみなすことができる。製品の優先度を決定するには、完成予定日、部品欠品数、所要作業時間、製品の重要度、製品の作業単価など多くの要因を考慮しなければならない。そこで、従来は生産管理のベテランが経験的に各要因の重視度を把握し、各製品の優先度を決定して当該作業班に指示をしていた。このベテランの行う推論をファジィ推論により実現することは決して容易ではない。上述のファジィ推論の記述形式では、入力変数が少数であればファジィ推論規則の記述が容易であるが、本問題のように多数の要因を考慮しなければならない場合では、人間は多次元の入力空間において推論規則をイメージしなければならず、入力空間の次元数の増大とともにベテランから推論規則を聞き出すことはほとんど不可能となる。

大西は順序構造モデルによるファジィ推論法を提案している[1]。順序構造モデルによる推論法では、各入力ごとにファジィクラスタリングされた領域にそれぞれ推論規則を当てはめ、人間の持つ重視度により複数の推論規則間の順序関係の調整を行う。従来のファジィ推論法が多入力多出力のシステムにおいて推論規則をイメージするのが困難であるのに対して、順序構造モデルによる方法は、人間の持つ推論規則との対応が取りやすくファジィ推論規則の構築・変更が容易である。また、後者の方法が推論規則の前件部構造を簡略化したり、推論規則数を低減する上で有効である[1]。しかし、作業着手手順の決定問題では、各要因の重視度が、生産高予算達成率、月末までの期日など、工場全体にかかわる要因により大きく変化する。このような場合、順序構造モデルによるファジィ推論法でも十分に精度のよい推論を行うことは困難である。

本論文では、生産現場における作業着手手順の決定問題のような多くの要因を考慮しなければならない問題に対してファジィ推論規則の構築・変更が容易な手法として、可変順序構造モデルによるファジィ推論法を提案する。本方法は、事前に複数の順序構造モデルを用意しておき、生産高予算達成率、月末までの期日などの工場の戦略的要因によりどのモデルを用いるかをファジィ的に切り替えて推論を行うものである。前述のごとく、単一の順序構造モデルでは対応が困難な場合、複数の順序構造モデルを用意しておき各モデルの切り替えをファジィ的に行う本手法が有効であると考えられる。

以下、本手法の考え方と推論の手順を述べるとともに、実際の生産現場における作業着手手順決定問題への適用を行う。当該現場は、多品種少量生産にともない種々の製品の組立を受け持っていて、どの製品から優先的に作業を行うかを決定することが重要な問題となっている。

2 順序構造モデルによるファジィ推論

図1の簡単なファジィ推論システムを例にとり説明する。今、ファジィ推論システムの入力は x_1 および x_2 であり、出力が y であるとする。ここでは、入力 $x_3 = x_4 = 0$ とする。大西の提案した順序構造モデルによるファジィ推論法は次のように表現



図 1　ファジィ推論システム

される。

$$\mathrm{R}^i\text{:If } x_1 \text{ is } \mathrm{A}_{i1} \text{ then } y^i \text{ is } \mathrm{B}_i$$
$$\mathrm{R}^j\text{:If } x_2 \text{ is } \mathrm{A}_{j2} \text{ then } y^j \text{ is } \mathrm{B}_j$$
$$(i,j=1,2,\cdots,n) \tag{1}$$

推論値は例えばモーメント法[2]を用いた場合、

$$y=\frac{\sum_{i=1}^{n} w_i\mu_i c_i S_i + \sum_{j=1}^{n} w_j\mu_j c_j S_j}{\sum_{i=1}^{n} w_i\mu_i S_i + \sum_{j=1}^{n} w_j\mu_j S_j} \tag{2}$$

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_{j2},B_i,B_jはファジィ変数，y^iはR^iの推論値，y^jはR^jの推論値，nは推論規則数，yは推論値，w_iはR^iの重視度，w_jはR^jの重視度，μ_i,μ_jはそれぞれR^i,R^jの前件部適合度，c_i, S_i,c_j, S_jはそれぞれファジィ変数 B_i, B_jに対応するメンバーシップ関数の中心位置および面積である．

順序構造モデルとは、重視度により順序づけされた推論規則の集合であると定義されている。文献 [1] では、前件部適合度を制御規則間の順序関係により動的に修正する興味深い手法が提案されているが、ここでは、重み w_i, w_j により推論規則間の順序関係を規定する簡単な順序構造モデルを用いることにする。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を当てはめている。各推論規則間の順序を規定する重み係数 w_i, w_jは人間の獲得した各規則に対する重視度に対応していて、人間の推論法に対するイメージとの対応がとりやすい。

3　可変順序構造モデルによるファジィ推論

図 1 のファジィ推論システムを用いて説明を進める。本システムでは、入力 x_3,x_4の値により前章で述べた各規則の重視度が大きく異なるものとする。このことは、作業着手手順決定問題において工場全体にかかわる戦略的な判断により製品の持つ各要因の重視度を変更することに相当する。この場合、ファジィクラスタリングされた各領域ごとに (1) (2) 式で表される順序構造モデルを用意する。各モデルではそれぞれ (2) 式の重み係数 w_i, w_jが異なる。本論文では、各順序構造モデルのファジィ推論値のどれを用いるかを次のファジィ推論により決定する。

$$\mathrm{R}^k\text{:If } x_3 \text{ is } \mathrm{A}_{k1} \text{ (and/or) } x_4 \text{ is } \mathrm{A}_{k2}$$
$$\text{then } r_k = \mu_{k1}(\bigvee or \bigwedge)\mu_{k2}$$
$$(k=1,2,\cdots,n_k) \tag{3}$$

$$y=\bigvee_{k=1}^{n_k}(r_k y^{OSM_k}) \tag{4}$$

ここで，R^kは入力 x_3,x_4に対する k番目のファジィ推論規則、n_kは推論規則数、r_kは推論規則 R^kの出力、y^{OSM_k}は推論規則 R^kに対応する順序構造モデル OSM_k による (2) 式の出力である。また、$\bigwedge$は minimum 演算、$\bigvee$は、maximum 演算を表す。この推論法の例を図 2 に示す。$k=2$ とし、順序構造モデルは OSM_1, OSM_2の二つが用意されている。前件部の and もしくは orは、戦略的要因の性格によって決まる。可変順序構造モデルとは、ある推論対象に対して用意され、その使用がファジィ的に決定される複数の順序構造モデルの集合と定義される。

本推論法によれば、入力 x_3,x_4のファジィクラスタリングされた各領域において、それぞれ個別に順序構造モデルを構築すればよく、非常に見通しよく人間の推論のイメージと対応づけをすることができる。

4　作業着手手順の決定

実際の生産現場において、ある作業班に注目する。この作業班は、多品種少量生産にともない多数の製品の組立を受け持っている。これらの製品の内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。製品の優先度を決定するには、完成予定日、部品欠品数、所要作業時間、製品の重要度、製品の作業単価など多数の要因を考慮しなければならない。従来は生産管理のベテランが経験的に各要因の重視度を把握し、各製品の優先度を決定して、当該作業班に指示して

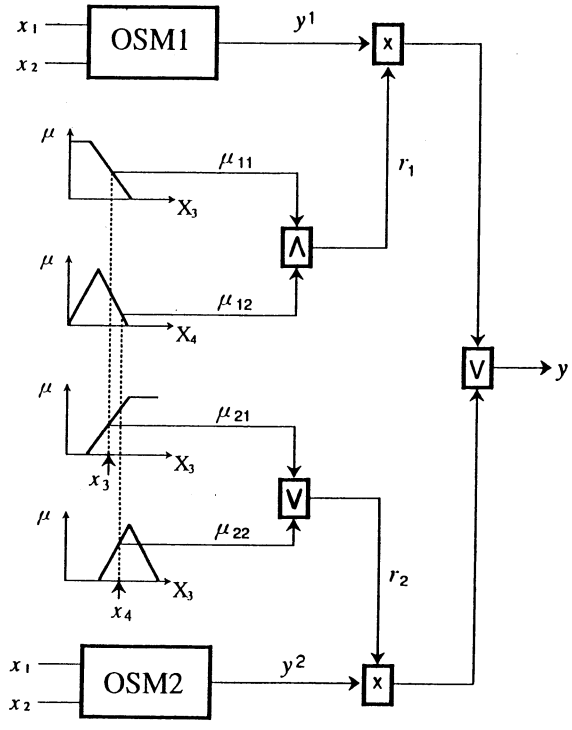


図 2　可変順序構造モデルによるファジィ推論の例

いた。各要因の重視度は、生産高予算達成率、月末までの期日など、工場全体にかかわる要因により大きく変化し、ベテランによる推論法以外適当な手段がなかった。しかし、最近はこのようなベテランの不足が深刻な問題であり、かつ、瞬時の判断が必要なことから自動化の要求が高まっている。

上記の優先度をファジィ推論により決定することを考える。単一の順序構造モデルによる推論法では、生産高予算達成率、

表1　某工場のある作業班のある日の状況と推論結果

表1（a）11月19日の例

日付：11/19　　生産高予算達成率：125%

物件No.	完成予定日	部品欠(箇／台)	作業時間(Hr)	製品作業単価(千円)	重要度	優先度	推論結果の順位	人の順位	評価
1	11/26	0	97	32	12	0.69	3	3	○
2	11/29	1	49	31	8	0.60	7	6	△
3	12/6	0	97	59	8	0.52	10	12	△
4	11/30	15	97	32	13	0.43	12	10	△
5	11/26	20	19	33	8	0.45	11	11	○
6	11/26	1	49	54	12	0.67	4	4	○
7	11/22	0	10	54	8	0.77	1	1	○
8	11/27	5	19	28	8	0.57	8	8	○
9	11/22	1	10	36	8	0.74	2	2	○
10	11/26	5	97	58	13	0.61	6	5	△
11	11/28	5	19	25	8	0.56	9	9	○
12	12/5	15	97	87	14	0.37	13	13	○
13	11/28	0	10	62	8	0.63	5	7	△

表1（b）11月13日の例

日付：11/13　生産高予算達成率：80%

物件No.	優先度	推論結果の順位	人の順位	評価
1	0.52	5	6	△
2	0.49	7	7	○
3	0.56	3	3	○
4	0.22	13	11	△
5	0.20	12	13	△
6	0.53	4	4	○
7	0.57	2	2	○
8	0.40	9	10	△
9	0.51	6	5	△
10	0.46	8	8	○
11	0.39	10	12	△
12	0.31	11	9	△
13	0.58	1	1	○

表2　ファジィ推論規則

戦略的要因の推論規則

OR1:　生産高予算達成率がよい　または
　　月末まで12日近くでない　場合　OSM1　を用いる
OR2:　生産高予算達成率が悪い　かつ
　　月末まで12日近くである　場合　OSM2　を用いる

製品の各要因の推論規則

R1:　部品欠品数　　is B then 優先度 is S
R2:　部品欠品数　　is M then 優先度 is M
R3:　部品欠品数　　is S then 優先度 is B

R4:　完成予定日までの日数 is B then 優先度 is S
R5:　完成予定日までの日数 is M then 優先度 is M
R6:　完成予定日までの日数 is S then 優先度 is B

R7:　製品作業単価　　is B then 優先度 is B
R8:　製品作業単価　　is M then 優先度 is M
R9:　製品作業単価　　is S then 優先度 is S

R10:　作業時間　　is B then 優先度 is B
R11:　作業時間　　is M then 優先度 is M
R12:　作業時間　　is S then 優先度 is S

R13:　重要度　　is B then 優先度 is B
R14:　重要度　　is M then 優先度 is M
R15:　重要度　　is S then 優先度 is S

表3　推論規則の重視度

	重視度	
	OSM_1	OSM_2
R_1	0.30	0.50
R_2	0.30	0.50
R_3	0.30	0.65
R_4	0.55	0.15
R_5	0.55	0.10
R_6	0.55	0.10
R_7	0.00	0.35
R_8	0.00	0.35
R_9	0.00	0.35
R_{10}	0.10	0.00
R_{11}	0.10	0.00
R_{12}	0.10	0.00
R_{13}	0.05	0.00
R_{14}	0.05	0.00
R_{15}	0.05	0.00

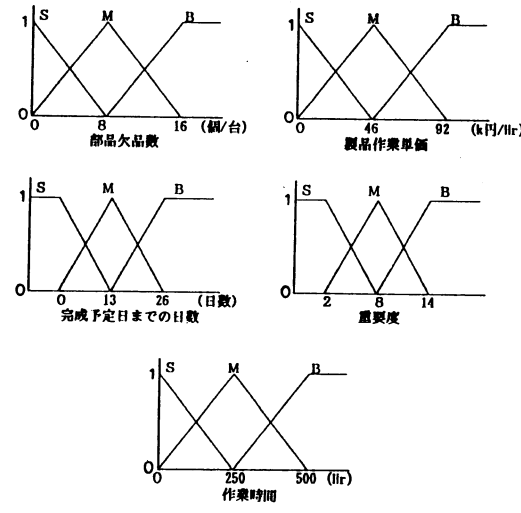


図3(a)　前件部メンバシップ関数

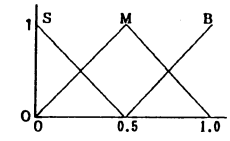


図3(b)　後件部メンバシップ関数

図3　メンバシップ関数

月末までの期日など工場全体の戦略的要因による、製品ごとの各要因の重視度の変更に対応できない。以上の優先度決定の問題には、本論文で提案する可変順序構造モデルによるファジィ推論が適している。すなわち、戦略的要因の入力空間をファジィクラスタリングし、各領域ごとに製品の要因で構成される順序構造モデルを用意し、各モデルをファジィ的に切り替える本手法が適している。

以下、具体的な数値を用いて、可変順序構造モデルによるファジィ推論の例を示す。表1は、某工場のある作業班の11月19日の状況を示す。この作業班は13の製品の組立工程の一部を担当している。各製品の完成予定日、部品欠品数、所要作業時間、作業単価、製品の重要度が表に示されている。製品の重要度は、生産管理のベテランが後の工程を考慮した上で経験に基づき1～15の範囲でランク付けした値を示す。表1(a)は生産高予算達成率が125％と良く、月末（この工場では20日締めとしている）までの日数が1日の場合である。月末までの日数は、1日と余裕がないので工場全体の配慮としては翌月の20日を考えれば良く、30日以上の余裕があることになる。表1(b)は同表(a)の状況において、生産高予算達成率および月末までの日数をそれぞれ80％、7日と変更し、月末までの日数がないのに生産高予算達成率が低く製品の各要因の重視度を変更しなければならない場合である。表2は、生産管理のベテランから聴取した、ファジィ推論規則を示す。各推論規則のメンバシップ関数を図3に示す。図3(a)は前件部のメンバシップ関数であり、図3(b)は後件部のメンバシップ関数である。メンバシップ関数のラベルはそれぞれ $B(Big)$,$M(Medium)$, $S(Small)$ で

ある。それぞれ各要因ごとに3つのメンバシップ関数が用いられているだけの簡単な記述となっている。このように順序構造モデルにおいては、各推論規則の記述が極めて単純でよいという特徴を持つ。表3は表2の各推論規則の重視度を示す。表3の左側は生産高予算達成率がよいかまたは月末までに余裕がある場合の重視度（この重視度を持つ表2の推論規則を新たにOSM_1と呼ぶ）であり、表3の右側は生産高予算達成率が悪くかつ月末まで余裕がない場合の重視度（OSM_2と呼ぶ）である。図4は工場全体の戦略的要因により順序構造モデルを切り替えるための推論に用いるメンバシップ関数を示す。図4(a)は生産高予算達成率のメンバシップ関数であり、図4(b)は月末までの日数に対するメンバシップ関数である。生産高予算達成率は90％をファジィ境界の中心としている。また、月末までの日数は、20日を月の締めとしているのでファジィ境界の中心は20日の12日前の8日前後と2日前の18日前後としている。後者の中心が20日より少し前であるのは、あまりに月末に近づきすぎては工場全体の判断の対象となりにくいことによる。図3(a)の各メンバシップ関数の台集合および表3の重視度は、最初に生産管理のベテランから聴取した内容からだいたいの値を設定し、その後、表1のデータを用いて試行を繰り返して、各製品の優先度の推論値がベテランの推論値と一致するように微調整を行った結果である。表1(a)のデータは順序構造モデルOSM_1により推論され、同表(b)はモデルOSM_2により推論される。最終的に得られた重視度を見ると、モデルOSM_1では完成予定日が迫っていて、部品の欠品数が少ないものが優先される傾向にあるが、モデルOSM_2では月末まで余裕がないにもかかわらず生産高予算達成率が低いので、部品欠品数が少なくすぐ作業にとりかかれるものおよび製品作業単価の高いものが優先されている。

表1には、本可変順序構造モデルによる推論結果の順位とベテランのつけた順位との比較も示している。推論結果については優先度の高い製品から順位がつけられている。同表のように結果がほぼ一致するように各推論規則の重視度を調整した。順位が一致した場合には○印を、1～2番ずれた場合には△印を付した。各場合の順位は1～2番程度のずれがみられるがほぼ一致している。

表4は表1と状況の異なる新しいデータに対する推論結果である。表4(a)は、表1(b)とほぼ同じ状況であるが、生産高予算達成率が90％であり図4(a)のメンバーシップ関数のファジィ境界上にあり、また、日付を11月12日とした場合である。さらには、No.4の製品の完成予定日と部品欠品数をそれぞれ11月15日、0と変更し、完成予定日が迫りすぐ着手できる状況を作っている。表1(b)ではNo.4の優先度は11位であったが、表4の場合ではモデルOSM_1の推論値が大きく寄与して1位へと上がっている。

表4(b)は、同じ作業班における1月8日における状況を示す。当該作業班は、この日、11の製品の組立の仕事を持っていた。各要因は表1とは大きく異なっている。製品の優先順位の推論結果は、人間の結果とほぼ一致しているが、NO.2の順位が人間の結果と大きくずれている。この違いは、人間はNo.2の部品の欠品数が少ないことを重視して優先順位を高くしているが、ファジィ推論ではこの要因の重視度の調整が表1の状況のデータだけでは不十分であったことによる。この調整は表3のR_3の重視度を増やすことによって容易にできる。

5 おわりに

本論文では、複数の順序構造モデルを用いて各モデルをファジィ的に切り替える可変順序構造モデルによるファジィ推論法を提案した。本推論法は、複雑な推論対象に対して容易にファジィ推論規則の記述および調整を行うことができる。また、本手法は、ファジィ推論の前件部構造を簡略化し、多次元空間におけるファジィ推論規則の記述を要しないので推論規則数の低減に有効である。本推論法を生産現場における作業着手手順決定問題に適用し、その有効性を検証した。また、推論規則の入出力関係に単調性がある場合には、推論規則を簡略化できることを示した。

参考文献

[1] 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；日本ファジィ学会誌, 2, 4, pp.125-132, 1990

[2] 佐野、川辺：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、産業システム情報化合同研究会, IIC-90-14, IIS-90-3, pp.19-27, 1990

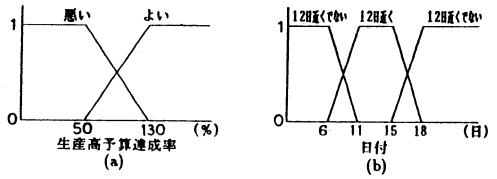


図4 戦略的要因のメンバシップ関数

表4 新しいデータと推論結果

表4(a) 表1(b)の例の変形

日付：11/12 生産高予算達成率：90%

物件No.	推論結果の順位	人の順位	評価
1	6	7	△
2	8	8	○
3	4	4	○
4	1	1	○
5	13	13	○
6	5	5	○
7	3	3	○
8	10	11	△
9	7	6	△
10	9	9	○
11	11	12	△
12	12	10	△
13	2	2	○

表4（b） 1月8日の例

日付：1/8 生産高予算達成率：105%

物件No.	完成予定日	部品欠(個／台)	作業時間(Hr)	製品作業単価(千円)	重要度	優先度	推論結果の順位	人の順位	評価
1	1/19	1	16	55	12	0.59	2	2	○
2	1/25	1	126	86	8	0.52	6	3	×
3	1/21	3	418	61	8	0.58	3	4	△
4	1/23	15	19	26	12	0.36	11	11	○
5	1/18	1	103	32	8	0.61	1	1	○
6	1/22	3	100	27	8	0.53	5	5	○
7	1/21	9	16	55	13	0.47	8	7	△
8	1/19	19	36	30	8	0.41	9	9	○
9	1/22	18	38	104	13	0.37	10	10	○
10	1/18	6	64	46	8	0.54	4	6	△
11	1/21	9	20	36	8	0.47	7	8	△

W5－3（R2）

ファジイ理論による設備の最適配置に関する研究

FACILITY LOCATION PROBREM WITH FUZZY THEORY

武田　展幸
Nobuyuki　TAKEDA

株式会社　東芝
TOSHIBA CORPORATION

椎塚　久雄
Hisao　SHIIZUKA

工学院大学　電子工学科
Kogakuin University

Abstract：Facility location problems need at many situations. For example, in large scale, how to locate power plant in Japan. and in small scale, how to locate element of LSI.

In this paper, we consider how to locate "absolute center" that is useful to locate emergency facility. Moreover, we consider how to make use of fuzzy theory in utilize way on "absolute center" problem.

Why we use fuzzy theory in facility location problem? Because if using this new way, it can find new optimum location that can't find in past way like a linear programming problem.

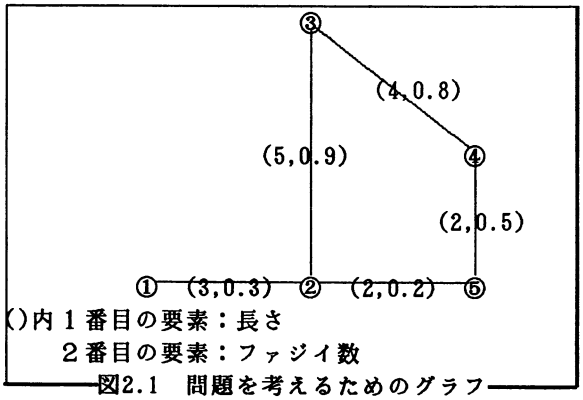
Finally, we compare "fuzzy absolute center" by our method with "absolute center" by the the traditional.

1．まえがき

設備の配置にはいろいろな基準，目標，条件があり，目的に応じて様々な方法がある．この論文は緊急設備の配置に有効である絶対中心の導出について論じたものである．新しい考えとして経路における従来の距離に，混雑の度合いなどのファジイ要素を導入したファジイ距離を用い，従来の絶対中心と新しいファジイ絶対中心との比較を行なった．その結果，ファジイ数の大きさ，ファジイ数の重視の度合いに応じた結果がでた．

2．絶対中心

1．で述べたような目標の点を絶対中心と呼ぶ．例として図2.1のグラフの絶対中心を考える．これには『ウォーシャル・フロイド法』を用い，その結果を応用する．



()内１番目の要素：長さ
２番目の要素：ファジイ数

図2.1　問題を考えるためのグラフ

2.1　ウォーシャル・フロイド法

これはグラフ上の任意の２点間の最短路，最短距離を求めるもので，この方法は次のようになる．

点の集合を$N=\{1, 2, \cdots, n\}$とする．
まず，$d_{ij}^{(0)}$（$i \in N$, $j \in N$）を次のように定める．

$$d_{ij}^{(0)} = \begin{cases} d_{ij} & (\text{点 } i \text{ から点 } j \text{ に向かう枝が存在するときその長さ}) \\ 0 & (i=j \text{ のとき}) \\ \infty & (\text{その他}) \end{cases}$$

（$d_{ij}^{(0)}$）を直接距離行列と呼ぶ．また，途中で通る点として点１，点２，…，点h（$1 \leq h \leq n$）しか許さない場合の点iから点jへの最短距離を$d_{ij}^{(h)}$とする．点iから点jへの経路を点hを通るものと通らないものに分けて考えると次の漸化式が得られる．

$$d_{ij}^{(h)} = \min\{d_{ih}^{(h-1)} + d_{hj}^{(h-1)},\ d_{ij}^{(h-1)}\}$$

$d_{ij}^{(n)}$がすべての経路を考えるときの点iから点jへの最短距離であるから，（$d_{ij}^{(0)}$）から出発して，（$d_{ij}^{(1)}$），（$d_{ij}^{(2)}$），…，（$d_{ij}^{(n)}$）を順に求めていけば最短距離を求めることができる．

最短経路を求めるには最短経路の途中の経路もまた最短経路であるという性質を利用して，点iから点jへの最短経路について点iの次に通る点P_{ij}を求めておけばよい．それにはP_{ij}に初期値としてjを与え，$d_{ij}^{(h)}$を計算するときに，
$d_{ij}^{(h)} = d_{ih}^{(h-1)} + d_{hj}^{(h-1)} < d_{ij}^{(h-1)}$
であればP_{ij}にP_{ih}を代入すればよい．

これに従って図2.1のグラフを解くと，表2.1のような結果になる．

表2.1　ウォーシャル・フロイド法による計算結果

初期値

$(d_{ij}^{(0)})$

	1	2	3	4	5
1	0	3	−	−	−
2	3	0	5	−	2
3	−	5	0	4	−
4	−	−	4	0	2
5	−	2	−	2	0

$(P_{ij}^{(0)})$

	1	2	3	4	5
1	1	2	3	4	5
2	1	2	3	4	5
3	1	2	3	4	5
4	1	2	3	4	5
5	1	2	3	4	5

最終結果

$(d_{ij}^{(5)})$

	1	2	3	4	5
1	0	3	8	7	5
2	3	0	5	4	2
3	8	5	0	4	6
4	7	4	4	0	2
5	5	2	6	2	0

$(P_{ij}^{(5)})$

	1	2	3	4	5
1	1	2	2	2	2
2	1	2	3	5	5
3	2	2	3	4	4
4	5	5	3	4	5
5	2	2	4	4	5

2-2　木構造のグラフ

2-1より図2.1の点相互間の最短距離，最短経路が求められた．これをもとに５個の点それぞれからの距離が最小となる木構造のグラフを考える．図2.2にその木構造のグラフを示す．

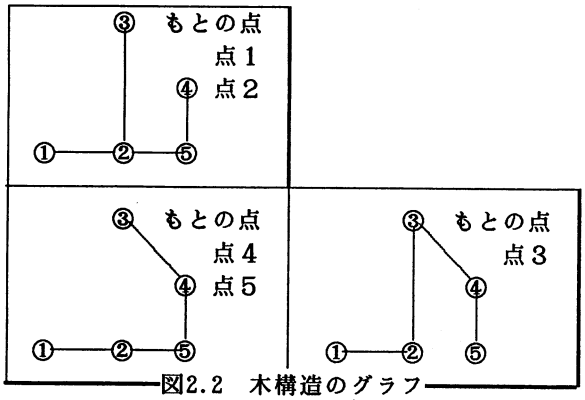


図2.2　木構造のグラフ

2-3　最長経路および絶対中心の決定

絶対中心はグラフの最長経路の中点なので，2-2で求められたグラフをもとに最長経路を求める．もととなる点が３，４，５の場合はグラフが一本道なので，それ自体が最長経路になる．

もととなる点が１，２の場合は以下の手法によってグラフの最長経路を求める．

①木構造のグラフの任意の一点から最も離れた点iを求め，さらにその点から最も離れた点jを結ぶ経路はグラフの最長経路であるというアルゴリズムがあるが，表2.1の計算結果より任意の２点間の距離はわかっている．そこでもととなる点である点１，点２からの距離が最大のものを選ぶ．この場合は点３になる．

②点３以外のすべての端点jに対して$d_{jt}=0$となるようなダミーの点tを考える．

③点tから点３への最長経路$f(3)$を求める．これには以下の方法を用いる．

Ⅰ．以下のような条件の行列(D_{ij})を求める．

$$D_{ij}=\begin{cases}1 & \text{エッジ(i,j)が存在するとき}\\ 0 & \text{エッジ(i,j)が存在しないとき}\end{cases}$$

この場合は以下のようになる

	列 1	2	3	4	5	1の個数
行 1	0	1	0	0	0	1
2	1	0	1	0	1	3
3	0	1	0	0	0	1
4	0	0	0	0	1	1
5	0	1	0	1	0	2

Ⅱ．基準の点(この場合は３)を除く行iについて１の個数が１個のもの(この場合は行１，行２)は行iの要素を全て０とする．さらにi列の要素の中で１のものがあれば-1に変更する．そして$f(i)=0$とする．

	1	2	3	4	5	1の個数	-1の個数
1	0	0	0	0	0	0	0
2	-1	0	1	0	1	2	1
3	0	1	0	0	0	1	0
4	0	0	0	0	0	0	0
5	0	1	0	-1	0	1	1

Ⅲ．Ⅱと同様の操作を行う．ただし，-1の個数が１個のものについては-1のある列をjとすると

$$f(i)=f(j)+d_{ij}$$

となり，-1の個数が複数のものについては-1のある列をj,k,...nとすると

$$f(i)=\max\{f(i)+d_{ij},f(i)+d_{ik},\ldots,f(i)+d_{in}\}$$

となる．

Ⅳ．Ⅲの動作を基準の点以外のすべての行iの１の個数が０になるまで繰り返し，その後行iについて同様の操作を行う．この経路を逆にたどれば木構造のグラフの最長経路を求めることができる．

この手法により３つのグラフの最長経路を求め，その中から最短のものを選び，その中点を求めることによりグラフの絶対中心を求めることができる．今回の場合の結果を図2.3に示す．

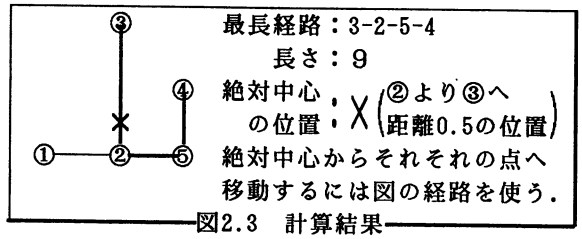


図2.3　計算結果

３．ファジイ絶対中心

今までの説明は絶対中心とはどういうものかを理解するためのものであったが，ここでは今までの距離にファジイ要素を導入したファジイ距離を用い，ファジイ絶対中心を求める．

3-1　ファジイ距離

ここでは『ファジイ距離』について説明する．これは以下のような考えに基づいている．

①今までの絶対中心では道路の混雑度，安全度などが考慮されておらず，実用的でない．

②混雑度などのファジイ数を２番目のパラメータとして考えると距離に関しては優れているもの，混雑度に関しては優れているものなど一つのパラメータが優れているものははっきりとわかるが，すべてに関して総合的に優れているものを求めようとすると，多くの解の候補がでてしまい解が一つに定まらなくなる．

③②の問題を解決するために考えられたものがファジイ距離である．

ファジイ距離は以下の条件を満たすものである．

①広がりの幅はファジイ数によって変化し，ファジイ数が１のとき０，０のとき∞となるように考える．

②広がりの幅は距離に比例する．

③ファジイ距離として中心距離，最大距離の２つを考える．

①の条件を満たす式として次のものが考えられる．

$$f(x)=\alpha\tan\frac{\pi(1-x)}{2}\quad(\text{ただし}\alpha\text{は}\alpha>0\text{の任意の数})$$

ファジイ距離は図3.1のように表わされる．

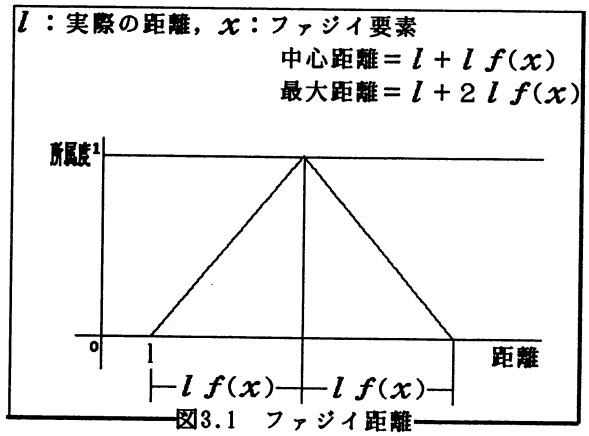


図3.1　ファジイ距離

3-2　ファジイ絶対中心の決定

3-1で考えたファジイ距離をもとにファジイ絶対中心を考える．これは２章で説明した方法の距離の所にファジイ距離を入れて計算する．

まず最初に２点間の距離として中心距離である $l+l\,f(x)$ を用いて計算する．

中心距離への変換の計算例を示す．

$d_{12}=(3,0.3)$ の場合

$$fd_{12}=3+3\tan\frac{\pi(1-0.3)}{2}=8.9\quad(\text{小数点以下２桁で四捨五入})$$

このようにして中心距離の場合を求めると表3.1のようになる．

表3.1　中心距離による場合の計算結果

初期値

$(fd_{ij}^{(0)})$

	1	2	3	4	5
1	0	8.9	−	−	−
2	8.9	0	5.8	−	8.2
3	−	5.8	0	5.3	−
4	−	−	5.3	0	4.0
5	−	8.2	−	4.0	0

$(fP_{ij}^{(0)})$

	1	2	3	4	5
1	1	2	3	4	5
2	1	2	3	4	5
3	1	2	3	4	5
4	1	2	3	4	5
5	1	2	3	4	5

最終結果

$(fd_{ij}^{(5)})$

	1	2	3	4	5
1	0	8.9	14.7	20.0	17.1
2	8.9	0	5.8	11.1	8.2
3	14.7	5.8	0	5.3	9.3
4	20.0	11.1	5.3	0	4.0
5	17.1	8.2	9.3	4.0	0

$(fP_{ij}^{(5)})$

	1	2	3	4	5
1	1	2	2	2	2
2	1	2	3	3	5
3	2	2	3	4	4
4	3	3	3	4	5
5	2	2	4	4	5

表3.1より５個の点それぞれからの距離が最小となる木構造のグラフを考えると図3.2のようになる．

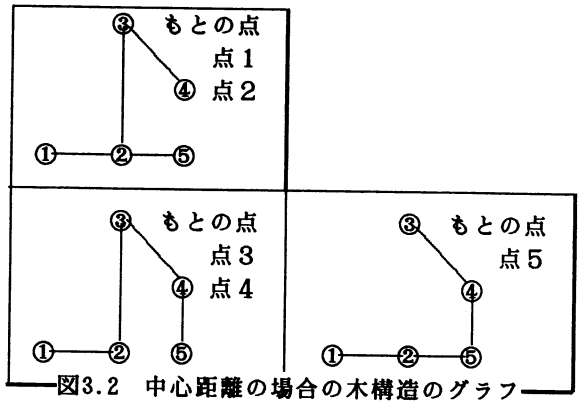
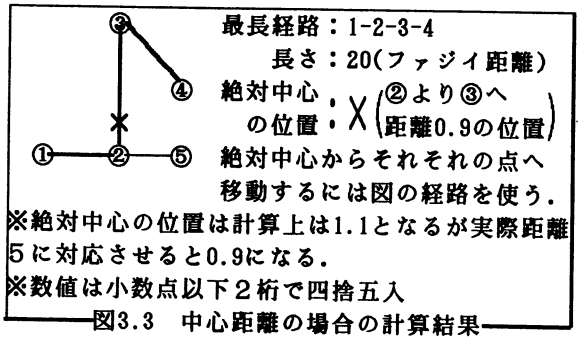


図3.2　中心距離の場合の木構造のグラフ

この中より最長経路が最短のものを選んでその中点をとれば中心距離を使ったファジイ絶対中心となる．結果を図3.3に示す．



※絶対中心の位置は計算上は1.1となるが実際距離５に対応させると0.9になる．

※数値は小数点以下２桁で四捨五入

図3.3　中心距離の場合の計算結果

図2.3の場合と比較すると絶対中心の位置はあまり変わらないが，絶対中心より点４へ行く経路がファジイ要素の高い経路へと変化している．

次に２点間の距離として最大距離である $l+2\,l\,f(x)$ を用いて計算する．

最大距離への変換の計算例を示す．

$d_{12}=(3,0.3)$の場合

$$fd_{12}=3+2\cdot 3\tan\frac{\pi(1-0.3)}{2}=14.7$$

このようにして最大距離の場合を求めると表3.2のようになる．

表3.2　最大距離による場合の計算結果

初期値

$(fd_{ij}^{(0)})$

	1	2	3	4	5
1	0	14.7	−	−	−
2	14.7	0	6.6	−	14.3
3	−	6.6	0	6.6	−
4	−	−	6.6	0	6.0
5	−	14.3	−	6.0	0

$(fP_{ij}^{(0)})$

	1	2	3	4	5
1	1	2	3	4	5
2	1	2	3	4	5
3	1	2	3	4	5
4	1	2	3	4	5
5	1	2	3	4	5

最終結果

$(fd_{ij}^{(5)})$

	1	2	3	4	5
1	0	14.7	21.3	27.9	29.0
2	14.7	0	6.6	13.2	14.3
3	21.3	6.6	0	6.6	12.6
4	27.9	13.2	6.6	0	6.0
5	29.0	14.3	12.6	6.0	0

$(fP_{ij}^{(5)})$

	1	2	3	4	5
1	1	2	2	2	2
2	1	2	3	3	5
3	2	2	3	4	4
4	3	3	3	4	5
5	2	2	4	4	5

表3.2より５個の点それぞれからの距離が最小となる木構造のグラフを考えると図3.4のようになる．

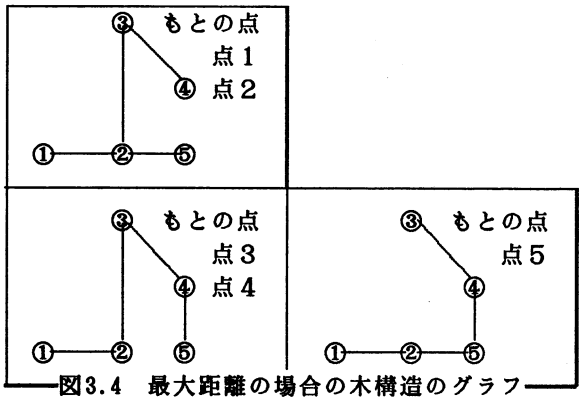
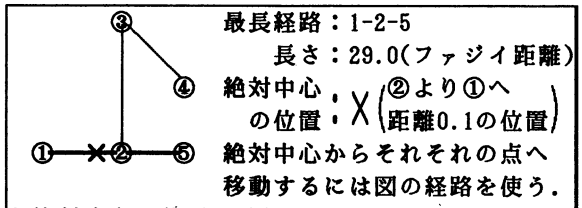


図3.4　最大距離の場合の木構造のグラフ

この中より最長経路が最短のものを選んでその中点をとれば最大距離を使ったファジイ絶対中心となる．結果を図3.5に示す．



※絶対中心の位置は計算上は0.2となるが実際距離3に対応させると0.1になる．

※数値は小数点以下２桁で四捨五入

図3.5　最大距離の場合の計算結果

図3.3の場合と比較するとそれぞれの頂点へ向かう経路は中心距離の場合と変わらない．しかし，ファジイ数が低い経路の危険性を考えて最長経路の形が変化している．また，ファジイ絶対中心の位置もファジイ数の低い危険な経路に障害がでることを見越して位置が変化している．

４．むすび

今回の報告では実際の距離を使った今までの絶対中心と，ファジイ要素を導入した２種類のファジイ距離を用いたファジイ絶対中心を求め，それらを比較した．その結果，距離に中心距離，最大距離というようにファジイ要素を重視すればするほどファジイ要素の低い経路を避け，またファジイ要素の低い経路の危険性を考えた経路および絶対中心になるという結果がでた．

参考文献

[１]CERRY M.KLEIN and REX K.KINCAID:
"FUZZY LOCATION PROBLEM",Applications of Fuzzy Set Methodologies in Industrial Engineering,Elsevier,pp.59-71,1989.

[２]古林　隆：“ネットワーク計画法”，培風館，昭和59年10月．

問い合わせ先：〒160 新宿区西新宿 1-24-2
工学院大学電子工学科
椎塚研究室　椎塚久雄
Tel.(03)3342-1211　内線2649
Fax.(03)3348-3486

W6－2（R2）

ファジィ理論を応用したソシオメトリー分析Ⅲ

Sociometry Analysis Applying Fuzzy Theory

山下 元 Hajime YAMASHITA 早稲田大学 Waseda University

清水誠一 Shimizu SEIICHI 中川小学校 Nakagawa P.S.

西村和子 Kazuko NISHIMURA 川村女子大学 Kawamura University

伊藤良彦 Itoh YOSHIHIKO 城西大学 Jyohsai University

津田 栄 Ei TSUDA 国学院高校 Kokugakuin S.H.S.

勝又保雄 Yasuo KATSUMATA 目黒高校 Meguro S.H.S.

Abstract : It would be more practical to represent the human relations by using a fuzzy graph rather than the crisp form such as a hard cluster.

According to the data obtained from the several questionairs, we could measure the connectivity degree among the members and construct the fuzzy graph of the members. By using the fuzzy clusterings and orderings, we have developed an analysis method of the sociogram which is one of the measurement and the evaluation on a group structure.

In this paper, we would not only discuss the analysis method, but also present its practical effectiveness with some case studies.

1．はじめに

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，社会科学等の分野に広く応用されている．

ソシオメトリー（MORENO［1］）は，集団成員の関連構造，即ち，相互の選好や排斥の度合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，仲々困難である．筆者等は，ファジィグラフを応用することにより，人間関係や集団構造の特性を，かなり適切に抽出する方法を開発した．

本稿では，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，学校教育に関する適用事例を通じて，その効用について述べる．

2．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

$$r_{ij}=N-k_{ij},\quad N=[\sum_{i}\mathrm{Max}_{j}\{k_{ij}\}/L]$$

から選択の順位行列$R=(r_{ij})$，$r_{ij}\geqq 0$，を作る．但し，［ ］ガウス記号を表す．

順位行列$R=(r_{ij})$から，友好のファジネスs_{ij}と選好のファジネス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［9］）に集約される．

ファジィソシオグラム構成法（Ⅰ）

分割樹形図PとTの近似グラフT* 総合して，ファジィソシオグラムF^{z}を構成（津田［8］）する．

集団成員数Lが大である場合は，構成法（Ⅰ）は簡単でない．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．

ファジィソシオグラム構成法（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．

$$C=\{c_i ; 1\leqq i\leqq m\}\in R_z$$

$$D=\{d_j ; 1\leqq j\leqq n\}\in R_z$$

定義３　累乗平均：u_{CD}

$$u^m_{CD}=\Sigma u^m_{iD}/m,\quad u^n_{iD}=\Sigma t^n_{ij}/n$$

定理１　$m=1, n=1 \rightarrow u_{CD}=t_{ij}$

$$m,n\uparrow+\infty \rightarrow u_{CD}\uparrow \mathrm{Max}\{t_{ij}\}$$

R_z のクラスターグラフ $U^z=(u_{CD})$ 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．

３．ソシオグラムの分析事例

ファジィソシオグラムの適用事例として，小学校での人間関係の分析について述べる．

適用事例は，男女２７人のクラスで，「友達調べのアンケート（丸川［５］）」を実施した結果である．

[問い]グループで活動するとき，おなじグループになりたい人を書き，その理由を下から選びなさい．

[理由] ① 勉強やスポーツがよくできるから．

② ユーモァがあり楽しいから．

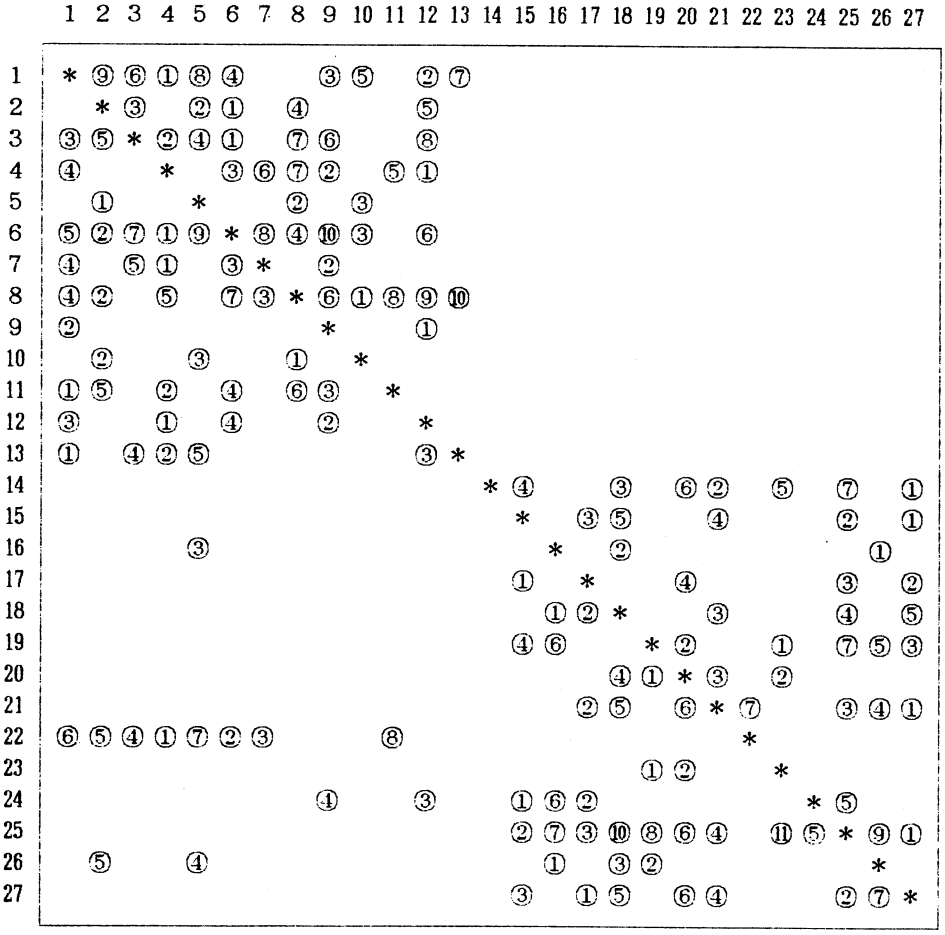
③ なんでもまじめにがんばるから．

：

[答え]

順位	相 手	理　由		
1				
2				
3				
：				

アンケートの結果から，次の成員に関する回答行列 $K=(k_{ij})$ が得られた．



（１）アンケートの回答行列から，ファジィ行列Ｓとファジィ行列Ｔを作る．

（２）ファジィ行列Ｓから，分割樹形図Ｐを作る．

（３）分割樹形図Ｐのクラスター$R_{0.75}$を選ぶ．

（４）$R_{0.75}$のファジィ関連グラフU^{z}を作る．

（５）ファジィグラフU^{z}の近似グラフU^{*}を作る．

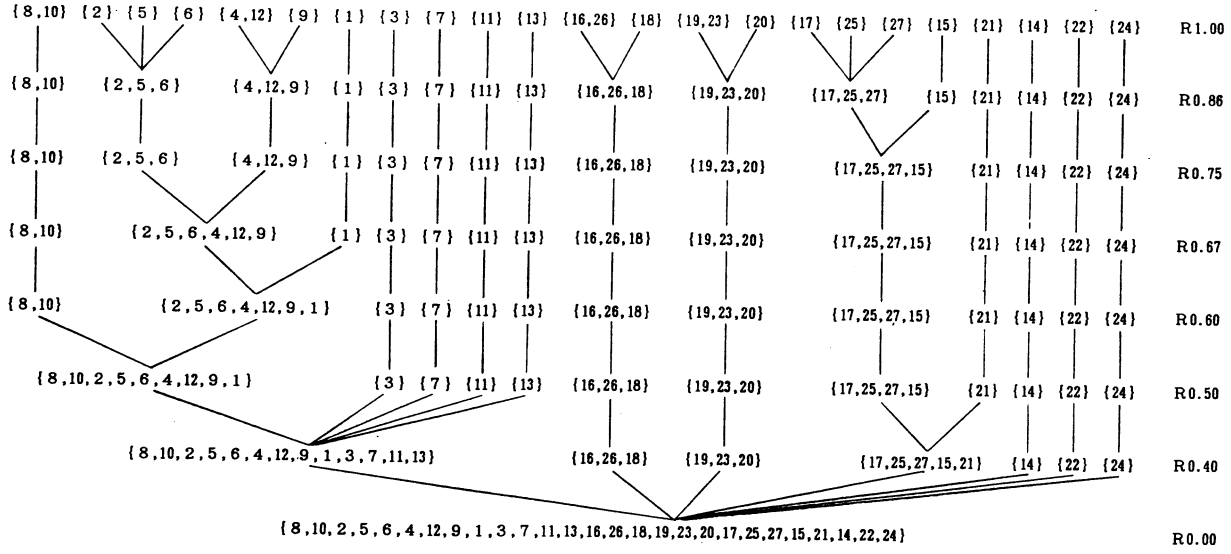


図１　分割樹形図Ｐ

ファジィグラフU^{z}

A＝{８，10}

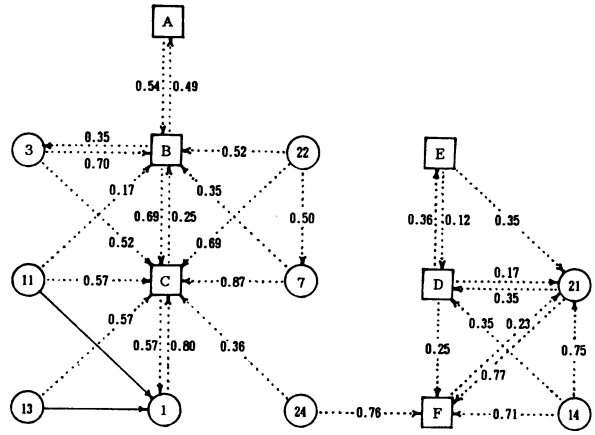
B＝{２，５，６}

C＝{４，９，12}

D＝{16,18,26}

E＝{19,20,23}

F＝{15,17,25,27}



ファジィグラフU^{*}

A＝{８，10}

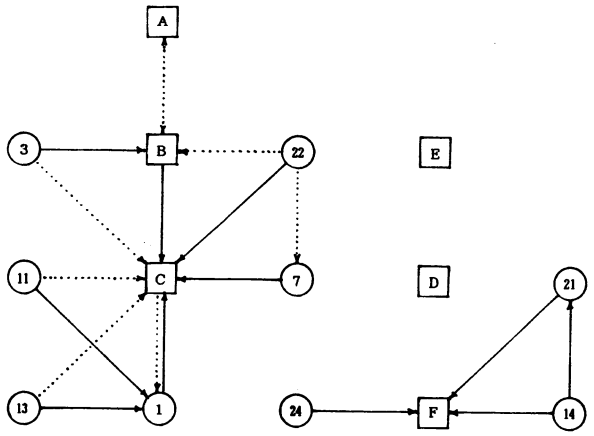
B＝{２，５，６}

C＝{４，９，12}

D＝{16,18,26}

E＝{19,20,23}

F＝{15,17,25,27}



（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，図２のファジィソシオグラムF* を作る．

ファジィソシオグラムF* から，クラス成員の大域的な関係が視られる．

実際，４と17は，勉強もスポーツも良くできて人望があり，オピニオンリーダーである．

２と５はソフトボールクラブ，４，７，９と12は将棋クラブ，19と23はパソコンクラブ，15，17と21はテニスクラブで大変仲が良い．これから，クラブ活動と人間関係の影響がよく分る．

その他，小グループや孤立成員の集団における状態なども判断される．

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種々得られる．

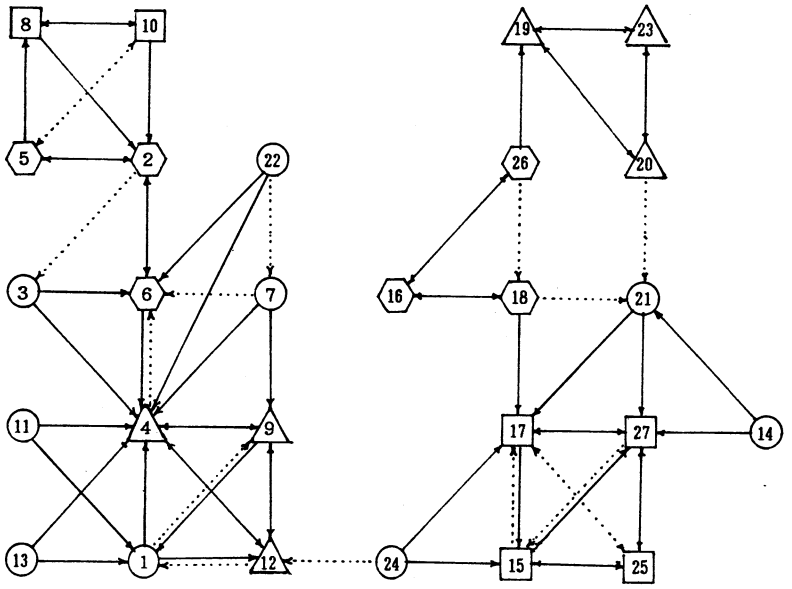


図２　ファジィソシオグラムF*

４．むすび

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，本分析法は，社会集団の構造や系列の分析などにも適用される．

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，滝沢武信助教授，宮城教育大学の森岡正臣助教授，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] Romesburg : Cluster Analysis for Researchers, Lifetime Learnig Publication, (1984)

[４] 洲之内，山下，他 : Crisp／Fuzzy Relation of a Fuzzy Graph, 4th NAFIPS Congress, (1985)

[５] 丸川 : ソシオマトリックス利用の手引，岡山県教育委員会，(1985)

[６] 山下，森岡 : On the Global Structure of a Fuzzy Graph, Analysis of Fuzzy Information I, CRC Press, (1987)

[７] 津田，勝又，他 : Fuzzy Clustering／Ordering, Int'l WS on Fuzzy System Application,(1988)

[８] 津田，勝又，山下：ファジィ理論を応用したソシオメトリー分析，ファジィ学会，(1989～90)

[９] 山下 : Approximation Algorithm of a Fuzzy Graph & its Application, 3rd IFSA Congress, (1989)

[10] 西村，山下 : Sociometry Analysis Applying Fuzzy Theory, 25th ETIC S－67, (1990)

[11] 勝又，山下，他 : Sociogram Analysis Applying Fuzzy Graphs, 9th NAFIPS Congress, (1990)

[12] 山下，滝沢，他 : Sociogram Analysis Applying Fuzzy Theory,22nd Int'l Congress of Applied Psychology, (1990)

W6－3（R2）

ファジィ推論を用いた感情表現

EXPRESSION OF EMOTIONS BASED ON FUZZY INFERENCE

中村祥紀　　矢鳴虎夫　　廣田豊彦
Yosinori Nakamura　Torao Yanaru　Toyohiko Hirota
九州工業大学・知能情報工学科
Department of Artificial Intelligence,
Kyushu Institute of Technology

ABSTRACT: We propose a system for the expression of the emotional variation concerning human feeling. The system is developed mainly based on the fuzzy inference methodology. The several sentences extracted from a poem are used for the input signals. Each word of the sentences has a image code (a set of intensities defined on the 8 attributes).

The internal state of the system, which is defined by the intensities of the attributes, is changed by the fuzzy inference operation between the present internal state and the image code string of the input signal, and moves to the new internal state. The 8 attributes correspond to the 8 pure emotions which are derived from the emotional cubic theory by R.Plutchik[1].

Lastly, it is shown by the simulated results that a fairly good expression of human emotional variation is possible even by this kind of simple system based on fuzzy inference.

1．まえがき

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。筆者らは、すでに学習感覚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[2],[3],[4]。今回は、このファジィ推論の方法を、人間の感情表現に適用してみた。将来は、いわゆる心の問題に対してもファジィ理論によるアプローチの意義が見い出せることを期待して、本研究を行った。

一方において、人間の感情に関する研究は心理学の分野で、すでに数多くの研究がなされている。そのうち、とくに感情の反応を基本としたものに焦点をしぼって見てみると、以下のようである[1]、

1）W.McDougal の本能の立場からの分類
2）J.B.Watson の恐れ、怒り、愛情　の３っを基本的感情とし、他の感情はこれから形成されるとする考え方による分類
3）M.B.Arnold　の感情の認知的側面を重視した分類
4）R.Plutchik の８っの純粋感情にもとずく分類、
（彼は、成人のもつ複雑な感情は、これらの基本的な純粋感情の組み合わせとそれらの強さによって表現されると考えている）

のように整理される。このように基本的な感情の分類は心理学の分野で成されてはいるものの、感情の動き方に関する数理的研究はほとんどなされていない。

そこで、筆者らは感情の動きに関する数理モデルの１っとして、ファジィ推論システムを提案する。このシステムは、システム構築のうえで最も都合のよいと思われる、R.Plutchik の理論を基本において作成した。

2．R．Ｐｌｕｃｈｉｋ理論の概要

R.Plutchik は人間行動の基本次元として、次の８っの行動の原型を提案している。

合一：外界から自己の中にものを取り入れて同化する行動（同化・合一される刺激は一般に快適で有益なものである）。
拒絶：排泄やおう吐に見られるような、一度取り入れた有益なものを除去する行動。
破壊：欲求の満足を阻止されたときに生じる行動、またその妨害や傷害を破壊しようとする行動。
保護：苦痛や脅威が原因となって生じる行動。
生殖：性行動に関係する行動で、接近・接触による快感を求める行動。
喪失：接触や合一によって、すでに獲得した快適な対象を失うときに生じる行動。
定位づけ：新しい奇異な対象に遭遇したときに生じる行動（その対象が自分にとって有害か、快か不快かが分からない時に瞬間的に起こる行動で、その対象が有益か有害かの評価がなされると、反応は別

の行動型へ変化する。例えば、対象に対して苦痛を伴うものであれば定位づけの次元は保護に向かい快を生じると合一や生殖の次元に移行する）。

探索：環境を探索するランダムな活動をする行動（探索行動は自発的・持続的な行動で、好奇心による遊びといった行動）。

これらの基本行動次元は２っづつを対にするとその働きは一層明確になる。つまり破壊と保護、合一と拒絶、生殖と喪失、定位づけと探索　はそれぞれ対立的な働きを示す行動次元である。

R.Plutchik はさらに、知覚における色立体の考え方や混色の問題から類推して感情についての立体モデルを提案している。彼はこの理論モデルの構成のために次の６っつの公準を用意した。

公準１：数個の純粋（１次）感情がある、これは８っつの行動次元に対応づけされる。

公準２：１次感情の結合の仕方によって複雑な混合感情が生まれる。

公準３：各１次感情はその生理的基礎行動において特異である。

公準４：日常生活でわれわれの見ている感情は混合感情であり、純粋感情は混合感情より推測される。

公準５：１次感情は両極的に布位され、２っの感情がそれぞれ対になって位置づけられる。

公準６：感情にはそれぞれ強度差がある。

R.Plutchik はこれらの公準に基づいて感情の環と、感情の行動次元に強度差を取り入れて感情の立体モデルをつくっている。図－1はそのうちの１っである感情の環である。

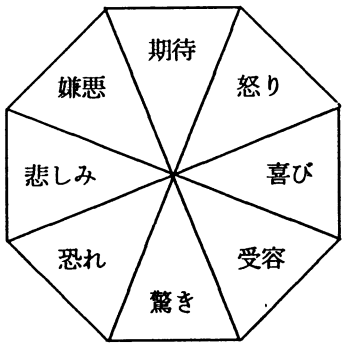


図 －1 R.Plutchik の感情の環

３．ファジィ推論を用いた感情表現

３．１　単語のファジィイメージコード

本研究で扱う感情は、R.Plutchik 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出来ない純粋感情を基本属性（離散値型ファジィ集合の台集合）とし、この上で複雑な感情はファジィ集合として定義・表現できるものと仮定する。この際、各感情の属性に対する重みづけは、R.Plutchik がすでに純粋感情を表す単語について心理学の立場から研究し整理しているので、この表の値を基準にして、一般に感情を表す単語のイメージコードを作成した（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ずいて、しかし誰もが納得できることを配慮して、作成されたものである。

たとえば、「日曜日」という言葉は、一般に喜びや期待といった感情を連想させるので、「喜び」と「期待」の属性には０以上の適当な強度を与え、それ以外の属性に対しては０の強度を与える　といった仕方である。また、怒り、激怒、当惑　などの単語は、属性としての「怒り」だけに属すると考えないで、それ以外の属性、たとえば「嫌悪」感を伴うものとしてある程度の大きさの強度を与えるようにする。

このようにして作成されるイメージコードは、まさにイメージであって、決して統計的な詳しい分析に基づいて与えられたものではない。しかし、これを静的なイメージコードとしたうえで登録・辞書化し、場面（分脈）に応じて修飾出来る仕組みを考えれることが将来出来ると考えている。

３．２　単語の影響による感情変化を与える機構

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、ファジィ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、ある属性に対して「強度の強い単語が入力されると、その属性の内部状態の強度は、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－２のような９個のファジィ推論ルールを設定した。推論方式はMamdaniの方法を用いており、図－3はその説明図である。 ルールi は「 現在の 内部状態の強度が middle であり、かつ、入力単語の強度がhighであるならば、新内部状態の強度をmiddle-highにする」という意味を表している。また、ルールj は「現在の内部状態の強度がhighであり、かつ、入力単語の強度がmiddle であるならば、新内部状態の強度をmiddle-high にするという

意味を表している。図は、例えば、現在の内部状態の強度がを75で、感情に影響を与える入力単語の強度が83であるときの推論のされかたを示している。つまり、数式で記述すると、ルールi に対して、

$$\mu_{\tilde{B}'_i} = \min(\mu_{\tilde{A}_{i1}}(75),\ \mu_{\tilde{A}_{i2}}(83)) \wedge \mu_{\tilde{B}_i}$$

$$= \min(0.50,\ 0.66) \wedge \mu_{\tilde{B}_i}$$

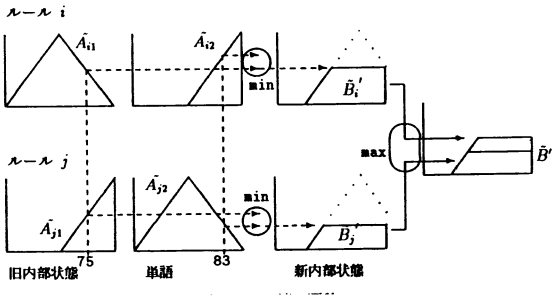
$$= 0.50 \wedge \mu_{\tilde{B}_i}$$

となる。 同様にして、 すべてのルールに対して、$\{\tilde{B}'_1, \tilde{B}'_2, \ldots, \tilde{B}'_9\}$ が得られるので、それらの max を取り、$\tilde{B}'$ を得る。この$\tilde{B}'$をデファジィして得られる値を、その属性における新内部状態の強度とする。

if old = L, and $word$ = L then new = L
if old = L, and $word$ = M then new = LM
if old = L, and $word$ = H then new = MH
if old = M, and $word$ = L then new = LM
if old = M, and $word$ = M then new = M
if old = M, and $word$ = H then new = MH
if old = H, and $word$ = L then new = LM
if old = H, and $word$ = M then new = MH
if old = H, and $word$ = H then new = H

old : 旧内部状態, *word* : 入力の単語, *new* : 新内部状態.
L : *low*, M : *middle*, H : *high*, LM : *low-middle*, MH : *middle-high*.

図－2　1っの属性におけるファジィ推論ルール



図－3　ファジィ推論の仕方の説明

表－1　複合感情を表す単語の
ファジィイメージコード辞書の一部分

	喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
エクスタシ	91	0	30	0	0	0	0	30
喜び	74	0	50	0	0	0	0	30
幸福	65	0	50	0	0	0	0	30
快	52	0	30	0	0	0	0	30
穏やか	40	0	10	0	0	0	0	30
平静	30	0	10	0	0	0	0	30
自尊心	55	55	0	0	0	0	0	30
楽観	48	0	48	0	0	0	0	30
希望	67	0	67	0	0	0	0	30
不健全	45	0	30	45	0	0	0	0
激怒	0	90	0	0	0	0	50	0
怒り	0	76	0	0	0	0	50	0
当惑	0	45	0	0	45	0	45	0
攻撃	0	80	80	0	0	0	0	0
強情	0	55	55	0	0	0	0	0
憎悪	0	78	0	78	0	0	50	0
敵意	0	50	0	50	0	0	46	0
軽蔑	0	43	0	43	0	0	45	0
羨望	0	42	0	0	42	0	44	0
期待	20	0	66	0	0	0	0	30
予期	10	0	61	0	0	0	0	35
注意深さ	0	0	53	0	0	10	0	30
構え	0	0	32	0	0	20	0	30
皮肉	0	0	48	48	0	0	0	0
悲観	0	0	59	0	59	0	0	0
不安	0	0	63	0	0	63	0	0
心配	0	0	50	0	0	50	0	0
忌み嫌う	0	83	0	83	0	0	0	0
嫌悪	0	30	0	69	0	0	0	0
嫌気	0	30	0	50	0	0	0	0
退屈	0	30	0	43	0	0	0	0
面倒	0	0	0	41	0	0	0	0
不幸	0	0	0	60	60	0	0	0
後悔	0	46	0	46	46	0	0	0
恥辱	0	0	0	55	0	55	0	0
つつしみ	0	0	0	42	0	42	0	0
悲嘆	0	0	0	40	80	0	50	0
悲しみ	0	0	0	40	68	0	40	0
落胆	0	0	0	30	57	0	0	0
陰気	0	0	0	30	50	0	0	0
もの悲しい	0	0	0	20	40	0	0	0
絶望	0	0	0	40	75	75	0	0
失望	0	0	0	30	60	0	60	0
感傷	0	0	0	0	45	0	0	45
戦慄	0	0	0	30	10	92	30	0
狼狽	0	0	0	30	10	89	30	0
恐れ	0	0	0	30	10	72	30	0
懸念	0	0	0	20	10	58	20	0
臆病	0	0	0	10	10	37	0	0
畏敬	0	0	0	0	0	55	55	0
驚がく	0	0	0	0	0	85	85	0
服従	0	0	0	0	0	65	0	65
謙遜	0							

4．シミュレーションの結果

シミュレーション実験の１例

性うたいを
ほどいてみると
傷はすっかりなおっていた
うす紅色の新しい皮膚
光っている

この詩[5]を入力すると想定し感情と関係するキーワードをとりだし，次のように各属性に対して強度を決める．

	喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
性うたい	0	0	0	55	60	65	30	0
ほどく	50	0	50	0	0	20	0	0
傷	0	0	0	60	65	70	40	0
なおる	70	0	35	0	0	0	0	30
新しい皮膚	55	0	40	0	0	45	0	40
光る	65	0	70	0	0	0	0	30

初期内部状態を各属性すべて０としてまず「性うたい」を入力する．すると新内部状態として，

喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
0	0	0	32	37	42	15	0

が出力される．これは初期内部状態が０の時に恐れや驚きの感情が強い「性うたい」の影響を受けて，新内部状態に恐れ，驚きが発生した．この新内部状態の感情を表す単語を選ぶとすれば，懸念，臆病，つつしみ，恐れ，もの悲しいが候補として出力される．初期内部状態が０であったために「性うたい」の持つ感情がそのまま新内部状態に反映している．次にこの新内部状態を旧内部状態として「ほどく」を入力すると，

喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
25	0	25	16	18	30	8	0

となる．「ほどく」は期待感を伴い恐れの低い単語であるので臆病，罪悪感，懸念，心配，構えが感情として選び出される．恐れという単語がなくなり弱い恐れと弱い期待から発生する心配と構えという言葉が出てきた．次に「傷」を入力すると，

喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
13	0	13	40	43	50	24	0

となり，懸念，恐れ，絶望が感情として上がる．再び「傷」という強い恐れの感情が入力され絶望という言葉と再び恐れが出てきた．同様に続けていくと「なおる」を入力すると，

喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
46	0	24	20	21	25	12	15

となる．「なおる」は非常に喜びの感情が強いので「ほどく」を入力したあとと比べると同じ負から正への感情の変化だが「なおる」の時の方がより喜びの感情が強い快，穏やか，不健全，罪悪感，平静が選び出される．次に「新しい皮膚」を入力すると，

喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
51	0	31	10	11	34	6	27

となり，快，楽観，幸福，穏やか，罪悪感となる．最後に「光る」を入力すると，

喜び	怒り	期待	嫌悪	悲み	恐れ	驚き	受容
59	0	50	5	6	17	3	28

という結果になる．「新しい皮膚」，「光る」と続くことにでより希望的で，より喜びの高い感情となる．この時，幸福，楽観，喜び，希望，快が感情として選び出される．以上を見て，推論規則は非常に簡単ではあるが，出力結果はかなり人間の感覚に近いものとなっている．

詩の入力によって起こる感情変化を表現するためのシミュレション実験を行ってみた。詩のなかから感情に影響を与える単語もしくは述語（基本的には、助詞なども含めてすべての単語が微妙に感情変化ひ影響するはずであるが、今回の研究では細かな分解は行っていない）を取り出し、それらの単語のファジィイメージコードを作成する。つまり１っの詩はイメージコード列としての入力信号に変換されることになる。この入力されたイメージコード列は各属性ごとにファジィ推論されデファジィされる。その結果を、属性全体にわたって、混合感情を表す単語のイメージコードと比較し、最も近い単語から順番に探索する。探索された単語はその新しい感情の内部状態の出力として取り出す。　以下にその１例を掲げる。

5．おわりに

本研究はファジィ推論を用いることにより単語から影響をうけた感情の変化を表現出来ることを示した。ルールが非常に簡単であるにも関わらずかなり納得のいく結果が得られた。感情変化のような極めてあいまいな対象に対してもファジィ推論によるアプローチは有効であることがわかった。

今回、ファジィイメージコードは筆者らのイメージを頼りに作成した。これを静的なイメージコードとして辞書化するには、客観性に関する理論的な研究が今後必要である、と同時に分脈との関わりを考慮してコードがダイナミックに修飾される機構に関する研究も必要である。

<参考文献>

[1] 松山義則，浜治世：感情心理学１，誠信書房，(1974)

[2] T.Yanaru,T.Hirota,E.Uchino,T.Yamakawa:Application of Fuzzy Logic to Evaluation for Amount of Study, Proc.I.C.Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka,Japan,1990), pp.793-798

[3] 矢鳴虎夫、廣田豊彦：メンバシップ関数に基づく学習感覚の表現、平成２年度電気関係学会九州支部連合大会論文集、pp.579

[4] 松野二朗、矢鳴虎夫、廣田豊彦：ファジィ推論に基づく問題学習システムの作成、情報処理学会第４２回全国大会論文集、vol.1,pp.20-21

[5] やなせ・たかし：幸福の詩集、サンリオ、1990

W1－1（R3）

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

Behavior-Decision Fuzzy Algorithm Tuned by Control Purpose for Intelligent Robot

○前田陽一郎、　田鍋実、　高木友博
Yoichiro MAEDA、Minoru TANABE、Tomohiro TAKAGI

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE)

ABSTRACT: On this research, we try to express the macro behavior-decision algorithm close to the one which humans use every day by utilizing fuzzy algorithms which can both describe ambiguous situations and represent sequence flows which mix fuzzy as well as non-fuzzy (crisp) processing. Furthermore, we also propose in this paper a method of tuning algorithms for giving robots the autonomous ability to judge purposes of actions like humans, where behavior is self-determined based on the situation in which they find themselves. Finally, we will give a report concerning an evaluation of this system's ambiguous state recognition and autonomous judgment of control purposes as simulated using simple rules.

1．緒　言

近年、知能ロボットの自律行動決定機能の高度化を目指した新しい研究アプローチ[1][2]がいくつか発表されている。特にヒューマンフレンドリなロボットの実現を考えた場合、知的処理手法やモデル構築方法はもとより、複雑な動作シーケンスをマクロにかつ柔軟に記述できる方法論が最も重要であると考えられる。従来のAIプロダクションルールによる表現方法を用いるとこのようなシーケンスフローの記述が可能である反面、あいまい状態を取り扱うことができない。一方、従来のファジィ推論による表現方法を用いた場合はその逆の特徴がある。

そこで本研究では、あいまいな状態を記述でき、かつクリスプ量およびファジィ量が混在するようなシーケンスフローが表現可能な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。また人間は行動目的を自律的に判断し、状況に応じた行動決定を行なっていると考えれらるが、このような目的自律判断機能をもたせるためのアルゴリズム構成方法についても提案する。

2．ファジィアルゴリズムについて

ファジィアルゴリズム（Fuzzy Algorithm）[3][4]は、意思決定システムの近似解析のための一つのツールとしてL.A.Zadehにより提唱された概念である。彼によるとファジィアルゴリズムは、「ファジィ指示の順序集合」と定義されており、Definition（定義）、Geneation(生成）、Relation（関係）、Decision（決定）の４つの表現能力をもっているとしている。

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画一的な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アルゴリズムを記述できる。さらにファジィ分岐処理を認めているため、人間に近い形の意思決定シーケンスが表現可能である。

しかしながら、本来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ため、収束が保証されている分岐処理の減少規則が必要となる。

実用面では、室伏ら[5]がこのファジィアルゴリズムを模型自動車の制御に適用しており、その有効性を簡単な実験により実証している。ここではファジィ分岐におけるルールの前件部グレード値に対しスレショールドを設け、これを越えるかどうかで分岐を決定しており、アルゴリズムの処理を爆発しないようにしている。制御においてはこの方法が比較的実用的であると考えられるが、本手法ではさらにこのスレショールド値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を提案する。

3．あいまい概念の定義

まず初めに状況記述で用いるあいまい概念の一例として、障害物・壁・前方空間・ロボットに関する属性をフレーム形式で定義したものを以下に示す。

```
Fuzzy_concept   Obstacle (OB)
  Kind      human (HM)／animal (AN)／not_creature (NC)
  Char      very careful (VC)／careful (C)／normal (NO)
  Dist      close (CL)／far (FR)／out of range (OR)
  Dire      S_forward (SF)／forward ( FW)／side (SD)
  Size      very big (VB)／big (B)／medium (M)／small (S)
            ／very small (VS)
  Speed     very fast (VF)／fast (F)／little fast (LF)／slow (SL)

Fuzzy_concept   Wall (WA)
  Dist      close (CL)／far ( FR)／out of range (OR)
  Dire      S_forward (SF)／forward ( FW)／side (SD)

Fuzzy_concept   Free_space (FS)
  Width     very narrow (VN)／narrow (N)／wide (W)
            ／very wide (VW)／out of scan (OS)
  Dist      close (CL)／far ( FR)／out of range (OR)

Fuzzy_concept   Robot (RO)
  Wagon     with (WI)／without (WO)
  Speed     very fast (VF)／fast (F)／little fast (LF)／slow (SL)
  Time      long (LO)／little long (LL)／short ( SH)
  Energy    empty (EM)／little empty (LE)／full (FU)
```

カッコ内に略称で示したラベルは、斜体がファジィラベルでその他はクリスプ値である。上記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。

4．あいまい状況の記述

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。ここではファジィアルゴリズムの定義アルゴリズムを適用し、あいまい状況の近似的表現を行なうことを考える。以下に前述のあいまい概念を用いて"*PASSABLE*"を表現した例を示す。

```
Fuzzy condition PASSABLE
IF (FS.Width is VN)
    THEN (Forward is IMPASSABLE); stop.
IF (FS.Width is N and FS.Dist is CL)
    THEN (Forward is IMPASSABLE); stop.
IF ((FS.Width is N and FS.Dist is FR) and RO.Wagon is WI)
    THEN (Forward is IMPASSABLE); stop.
IF ((FS.Width is W and FS.Dist is CL) and RO.Wagon is WI)
    THEN (Forward is IMPASSABLE); stop.
Forward is PASSABLE; stop.
                    ↓
          前件部スレショールドζ (0≦ζ≦1)
```

ここで、*PASSABLE*、*IMPASSABLE*はあいまい状況を表現するファジィ数を示す。この例ではImpassableの定義を行なってから残りの概念をすべてPassableとしている。即ち上から順にルール前件部のMINグレード値を求め、どれかがスレショールドζを越えた場合、その時点であいまい状況"*IMPASSABLE*"が成立し、越えなかった場合、"*PASSABLE*"が成立することになる。このスレショールド値やあいまい概念をコントロールすることにより、状況判断を微妙に変化させることが可能である。

5．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。本方式では、この目的判断部の構成として「戦略評価」と「戦術決定」の階層的決定方式を提案する。

5.1 戦略評価部

「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。この部分ではファジィアルゴリズムの決定アルゴリズムの機能を用いて表現することを考える。たとえば、「安全性重視（SAFETY）」、「省エネ（ECONOMY）」、「最短時間（MIN-TIME）」の3つの移動モードを考えた場合、以下のようになる。

```
<戦略評価ルール>
SAFETY Mode      :
  IF (((OB.Dist is CL) and (OB.Speed is VF)) or (OB.Char is VC)
       or ((WA.Dist is CL) and (WA.Dire is SF)))
                        THEN (Mode is SF);   Ms = Mout.
ECONOMY Mode     :
  IF (RO.Energy is EM)  THEN (Mode is EN);   Me = Mout.
MIN-TIME Mode    :
  IF (RO.Time is LO)    THEN (Mode is TM);   Mt = Mout.

Mode Selection   :
  Select_Mode = max (Ms, Me, Mt).
```

RO.EnergyおよびRO.Timeはロボットのトータルな保有エネルギーおよび到達時間に対する現在の消費エネルギーおよび所要時間を示すファジィ数、*SF*, *EN*, *TM*はそれぞれ「安全性重視」、「省エネ」、「最短時間」の3つの移動モードと判断される度合いを示すファジィ数を示す。この決定アルゴリズムでは、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。

5.2 戦術決定部

ここでは、上述の戦略評価に基づいてアルゴリズム中でこの戦略を反映させるための戦術を決定する。この「戦術決定」部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ものとする。

1) 分岐判断の境界制御
   - 前件部スレショールド値の修正（直接制御）
   - あいまい概念定義中のパラメータ変化(間接制御)
2) 制御方策(回避重視度)の修正
   - 経路追従／障害物回避重視度の修正
   - 危険度評価のスレショールド値の修正
3) 制御制約(速度・操舵)の変更
   - 速度、操舵メンバーシップ台集合修正

ここでは紙面の都合上、ルールの記述例は割愛する。戦術が推論サイクルごとに一つの戦略に基づいて決定されれば、これを行動決定ファジィアルゴリズム内で適用することにより、アルゴリズムのオンラインチューニングが可能となる。

6．行動決定ファジィアルゴリズム全体フロー

図1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。図において左上がアルゴリズムの開始、右下が終了でこの処理を各サンプリングタイム毎に逐次繰り返す。本方式では行動モードをSTOP, MANUAL, PLAN, REPLAN, OBSTACLE, NORMALの6つに大別しており、アルゴリズムフロー全体を統括制御するメタルールはファジィアルゴリズムの決定アルゴリズムの機能を用いて、例えば以下のように記述される。

(Fuzzy-Algorithm META)
1) Input Subgoals (k=1,...,m).
2) k = 0.
3) IF Emergent Stop happens THEN call STOP;
4) ELSE IF Operator interrupts THEN call MANUAL;
5) ELSE IF Goal comes THEN call STOP; call PLAN;
6) ELSE call FUZZY_PURPOSE;
IF Forward is *IMPASSABLE*
THEN call STOP; call REPLAN;
7) ELSE IF Obstacle appears THEN call OBSTACLE.
8) call NORMAL.
9) Output Control commands.
10) IF Subgoal comes THEN k = k + 1.
11) go to 3).

ここで*IMPASSABLE*は4章で定義したあいまい状況を示す。後件部の太字は分岐先のファジィサブアルゴリズムを表しており、FUZZY_PURPOSEは5章の目的判断部の処理ルーチンを示す。図の上方にある入力部はセンシング部およびプランニング部からの入力情報を取り込む部分で、サブゴール情報はオフラインであらかじめ目標値メモリに入力されていると仮定し、アルゴリズム実行中にサブゴールに到達するたびに順次与えられる。

さらにサブアルゴリズムOBSTACLEについて、目的判断部において「安全重視」モードがすでに選択されているものと仮定した場合の記述例を以下に示す。

(Fuzzy-Subalgorithm OBSTACLE)
1) Decide α_O [Fuzzy Reasoning].
2) IF Mode is *SF* THEN $\alpha_O \uparrow$ and $\mu \downarrow$.
3) IF Obstacle is *UNAVOIDABLE* with *Very Low*
THEN call STOP; call REPLAN;
4) ELSE IF Obstacle is *UNAVOIDABLE* with *Low* THEN
5) Waiting; IF (Waiting time≦Twait) THEN go to 5);
6) go to META 6);
7) ELSE Call Obstacle_Avoidance_Rule. RETURN.

ここで"Obstacle is *UNAVOIDABLE* with *Very Low*"とは障害物に対する回避可能性が*Very Low*のグレードで*UNAVOIDABLE*であること示している。尚、ステップ5)では回避不能の判断後、障害物の様子を見るためしばらくウェイティングしたあと、メインアルゴリズムMETAのステップ6)へ戻ってリトライしていることを表している。図中のNORMALにおける移動量決定方策（ステップ7)の障害物回避ルール[6]に対応）、制御量演算の処理については紙面の都合上ここでは割愛する。

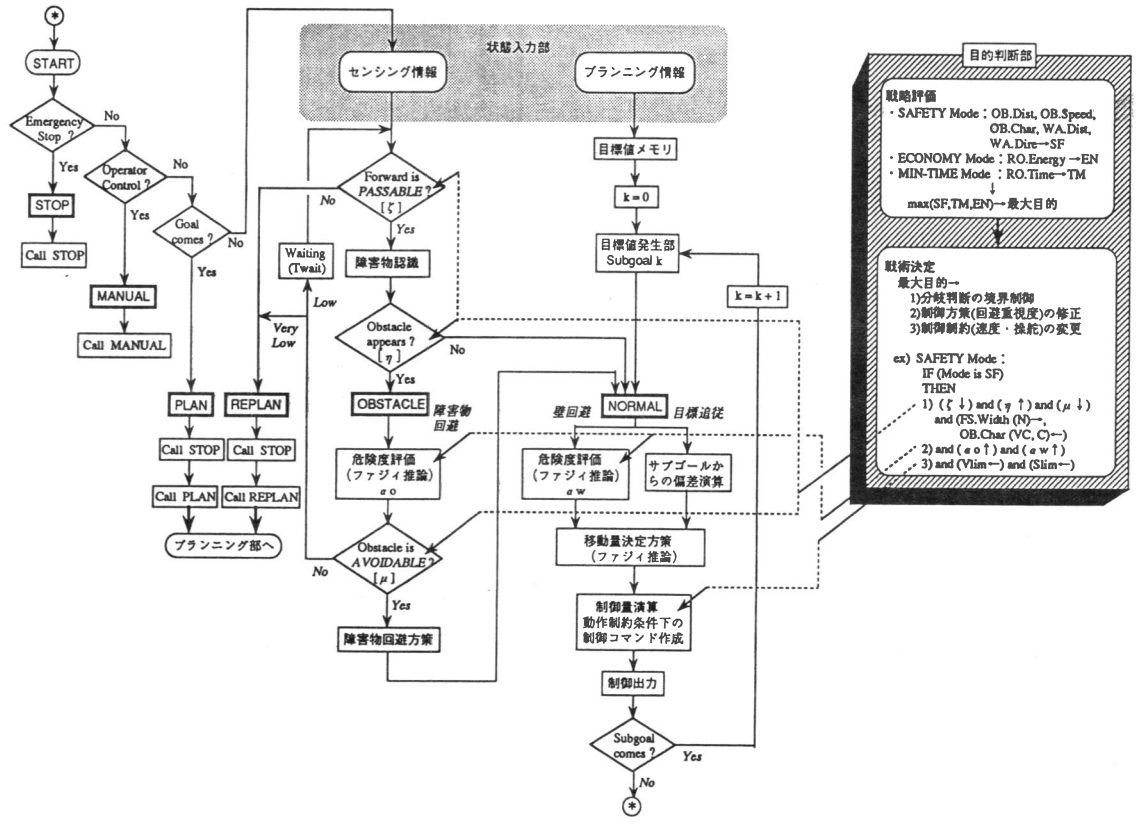


図1　目的自律判断機能を有する行動決定ファジィアルゴリズム

7．シミュレーション

本章では提案した手法の有効性検証シミュレーションの第１ステップとして、あいまい状況の記述性および目的評価部の機能を確認するため、２次元の屋内環境を想定し、計算機シミュレーションを実施した。

あいまい状況に関しては本文中の*PASSABLE*の記述をさらに簡略化し、前方空間の巾および距離のファジィ数に基づくルールのみを用いた。このルールにより前方空間の通過難度（0≦IMP≦1）を求め、移動ロボットの速度およびステアリングに（1－IMP^2）を乗じる制御を行なった場合のロボットの動作をシミュレーションした。環境中の静止物体（多角形状黒色)および移動障害物(円形）については、ロボット（三角形）上の仮想超音波センサにより前方８方向（15°おきに左右60°計120°）の測距を行ない粗い距離を検知している。

図２は、ロボットおよび障害物の移動軌跡を１秒ごとにプロットしたもので、障害物はロボット移動開始の40秒後に下向きに移動している。(a)はあいまい状況認識に基づいた前述の制御を行なった結果、IMPの値に比例してロボットの大きさを変化させて表示したものである。実際のロボットの大きさにIMPの値を乗じて表示したため、大きさは実際より小さくなっている。これを見ると、狭い通路や障害物近傍で通過の困難さを認識していることがわかる。

さらに、制御目的判断機能としてここでは安全性重視度のみをとりあげ、障害物および環境の距離および前方に存在する度合いをもとに安全度（0≦SAFE≦1）を5.1節の評価ルールを用いて認識させた。簡単のためスレショールド制御のかわりにすでに得られているIMPの値に（1－$SAFE^2$）／2を加えて修正制御した結果が(b)である。(a)に比べSAFETYの目的判断に従ってIMPASSABLEの認識が微妙に変化しており、特に障害物に対する認識特性に差が出ている様子が見られる。

8．結　言

クリスプ量およびファジィ量が混在するようなシーケンスフローが表現可能なファジィアルゴリズムの概念を用いた行動決定アルゴリズムの構築方法を提案した。本方式は、ファジィフレームによるあいまい概念およびファジィアルゴリズムによるあいまい状況の定義ができ、自律的に判断した制御目的に応じた柔軟なアルゴリズムチューニング機能を有する。あいまい状況認識および目的自律判断機能に限定した簡単なシミュレーションを行ない、屋内作業を想定した動作特性の評価を行なった。

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法政大学廣田薫助教授および京都大学椹木哲夫助手、本研究の機会を与えていただいたLIFE寺野寿郎所長に深く感謝致します。尚、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なわれたものである。

参考文献

[1] 椹木, 片井他, "視野情報に基づく自走ロボットのopportunistic path-planningとファジィ走行制御", 第12回知能システムシンポジウム, pp63-68 (1990)

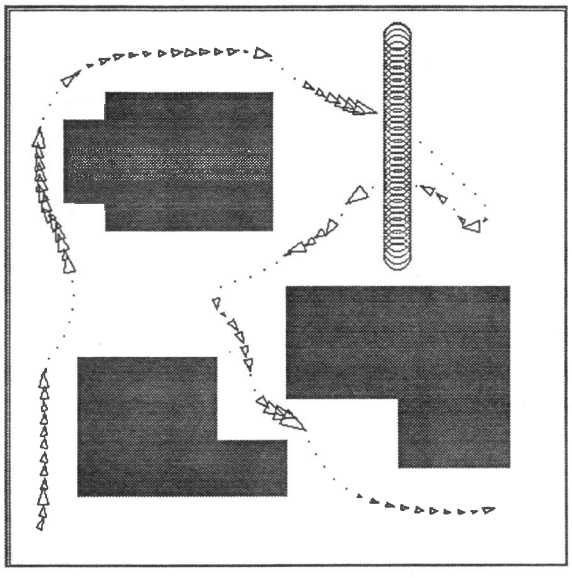
[2] C.ISIK and A.M.Meystel, "Pilot Level of a Hierachical Controller for an Unmanned Mobile Robot", *IEEE Jour. of Robotics and Automation*, Vol.4, No.3, pp.241-255 (1988)

[3] E.S.Santos, "Fuzzy Algorithm", *INFORMATION AND CONTROL 17*, pp.326-339 (1970)

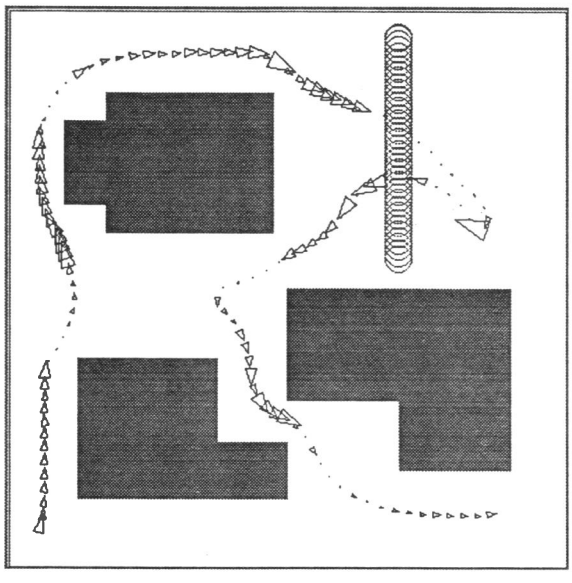
[4] L.A.Zadeh, "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.SMC-3, No.1, pp.28-44 (1973)

[5] 室伏, 菅野, "模型自動車のファジィ制御", 日本ロボット学会誌, Vol.6, No.6, pp.536-541 (1988)

[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, pp.531-534 (1990)



a)



b)

図２　シミュレーション結果

W1－2（R3）

ファジィ論理を用いた書道ロボット

Calligraphy Robot by Using Fuzzy Logic

侯　麗雅　　寺野寿郎　　増井重弘
Liya Hou　　Toshiro Terano　　Shigehiro Masui

法政大学　工学部
Faculty of Engneering, Housei Univ.

Abstract : In accordance with the expansion of the application of robots, more human-like behavior is required on them. We have studied how to represent the sensual evaluation of human and how to realize it by robot. In this paper, we study the calligraphy robot using fuzzy logic.

1．　はじめに

近年，情報技術の急速な発展に伴い，"より人間に近いロボット"の研究が進められている．より人間に近いロボットとは人間の持つ感覚的かつ定性的レベルでの判断により制御されるものであると考えることができる．そこで当研究室では従来ファジィ論理を用いて"生け花"をファジィロボットに行わせたり，あるいは画像の着色の自動化を試みるなど，人間の感じる"趣"を表現することを研究してきた．今回，より人間に近いロボットの実現を試みるため，"書道"をファジィロボットで行わせることにした．

2．　文字

2．1　文字の美しさ

人間が美しいと感じるような文字を構成するためには，文字を構成する最下位の要素である筆画からボトムアップ的に考える必要がある．まずはじめに，美しい部首を構成するためにひとつひとつの筆画の美しさと，筆画間のバランスを考慮する必要がある．美しい部首を構成することができたら次のステップとして部首間のバランスを考え，最終的に美しい文字が構成される（Fig 2.1）．

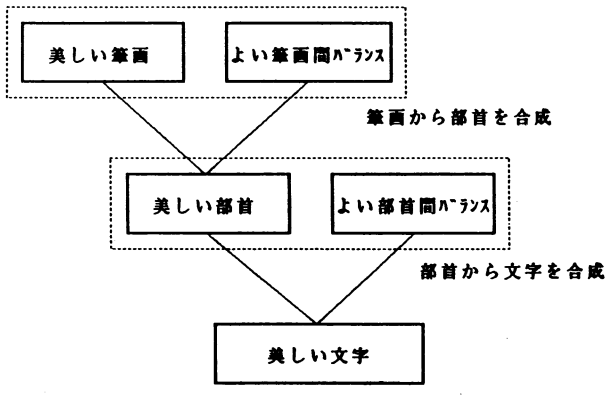


Fig 2.1　美しい文字を構成する過程

2．2　文字の分類パターン

漢字は種類が多く，その形は千差万別であることは，周知の事実である．このような最小のレベル（筆画のレベル）からパターン分類をすることは，困難を極める．そこで，本研究では部首のレベルで漢字をパターン分類することにした．その様子を Fig 2.2 に示す．このうち，本研究において対象としたパターンはＡ類とＢ類の２つのパターン群である．この２つのパターン群を対象としたのは，このパターンに分類される漢字の数が最も多いとの理由からである．また，後でふれる推論ルールもこの２つのパターン群に対して作成したものである．

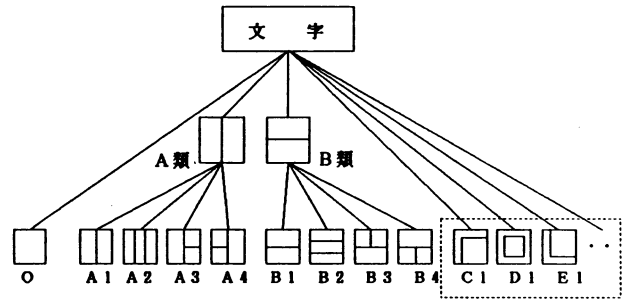


Fig 2.2　文字の分類パターン

Table 2.1　分類ﾊﾟﾀｰﾝの例

A類		B類		その他	
A1	林	B1	苗	O	十,井
A2	側	B2	算	C1	歴
A3	描	B3	型	D1	国
A4	語	B4	晶,森	E1	過

3．　書道ロボットの構成

本システムでは，部首の作成までは人間が事前におこない，データとしてコンピュータに蓄えて置く．コンピュータ内に部首間のバランスをファジイルールで表現し，それに基づいてファジイ推論をおこない正方形の枠内に文字を構成する．その後，推論の結果作成された文字データに基づいて，ロボットに文字を書かせることとした．

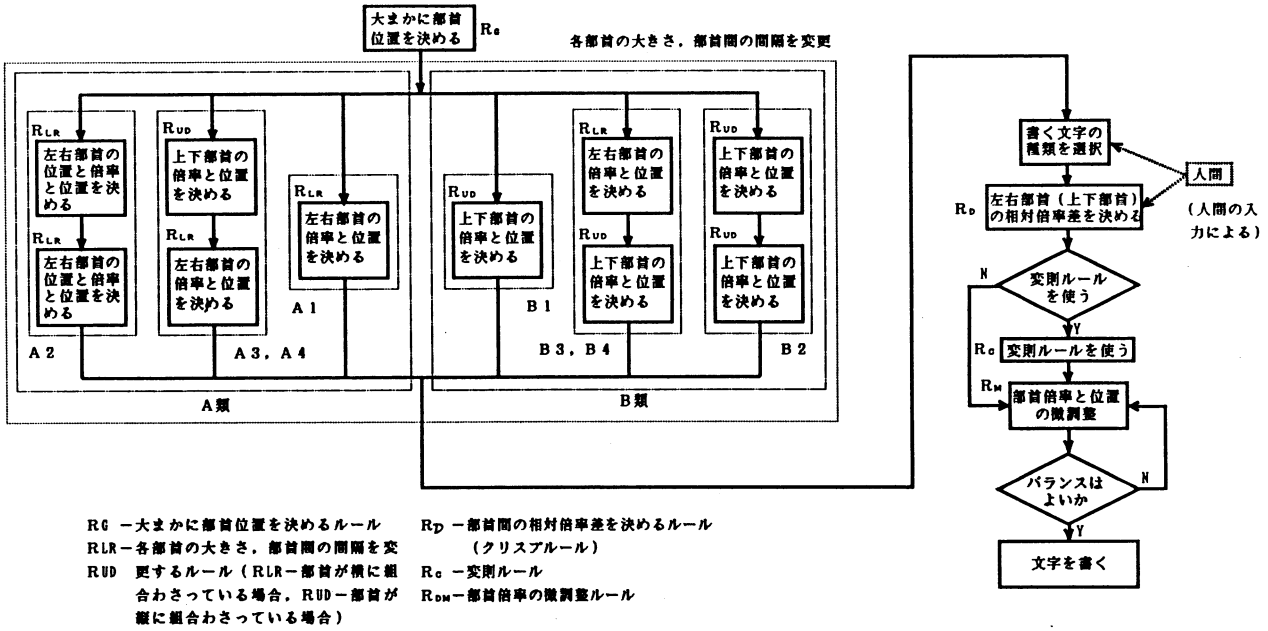


Fig 4.1 処理の流れ

4． ファジィ推論ルール

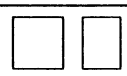
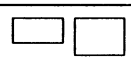
4．1 ルールのながれ

もともとルール化するのが難しい対象なので，ルール構成は階層的な構成になっており，少しずつよい字形にするようになっている．上のFig 4.1 にルール全体のながれを示す．

4．2 メンバーシップ関数

Fig 4.2.1 から Fig 4.2.4 に示したメンバーシップ関数は，ルールR_G，R_{LR}，R_{UD}で使用されるものである．メンバーシップ関数の形はどのルールにおいても共通である．ルール前件部は各部首の縦横比で，後件部は部首の横倍率，縦倍率及び左右位置そして上下位置の移動距離である．右のtable 4.1 に部首の縦横比と部首の形との対応関係を示す．

Table 4.1 部首の縦横比と部首の形との対応

縦横比	部首の形	例
大		ト イ う ネ
中		十 田
小		灬 艹 士

4．3 推論ルール

4．3．1 大まかに部首付け位置を決めるルール R_G

基本データ（部首データ）はあらかじめ決められた大きさの正方形に内接するような大きさでコンピュータに蓄えられている．本ルールではそれらの基本データをもとに，合成される文字をまず枠内に納まる大きさにするため，もとのデータに対する一方向の倍率を決定するルールである．

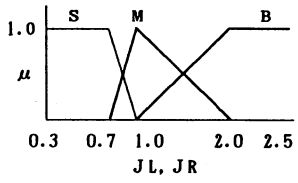


Fig 4.2.1 部首の縦横比

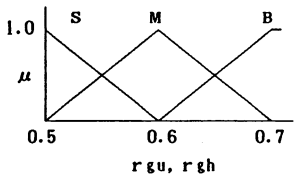


Fig 4.2.2 部首全体の倍率

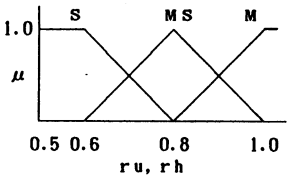


Fig 4.2.3 部首の相対倍率

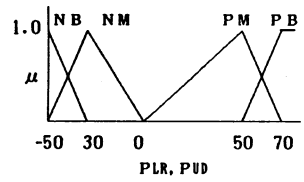


Fig 4.2.4 部首位置の相対移動距離

Fig 4.2 メンバーシップ関数

部首が横（左右）に組み合っている場合
（横倍率を変更）

IF J_L is B AND J_R is B THEN r_{gh} is B
IF J_L is B AND J_R is M THEN r_{gh} is M
IF J_L is B AND J_R is S THEN r_{gh} is M
IF J_L is M AND J_R is B THEN r_{gh} is M
IF J_L is S AND J_R is M THEN r_{gh} is M
IF J_L is M AND J_R is M THEN r_{gh} is S

（但しJ_L：左の部首の縦横比，J_R：右の部首の縦横比，r_{gh}：部首全体の横倍率，$r_{gu}=1$）

Table 4.2.1 ルール R_{LR}

前件部		後件部						字例
部首の縦横比		横方向倍率		縦方向倍率		左右位置の移動距離		
部首左	部首右	部首左	部首右	部首左	部首右	部首左	部首右	
B	B	M	M	MS	M	NB	PB	朴
B	M	M	MS	M	MS	NB	PM	描，林
B	S	M	MS	MS	M	NB	PM	汗
M	B	MS	M	MS	M	NM	PM	刑
M	M	S	S	MS	M	NM	PM	計
S	B	MS	M	MS	M	NM	PM	刊
ルール群		RLR1	RLR2	RLR3	RLR4	RLR5	RLR6	

Table 4.2.2 ルール R_{UD}

前件部		後件部						字例
部首の縦横比		縦方向倍率		横方向倍率		上下位置の移動距離		
部首上	部首下	部首上	部首下	部首上	部首下	部首上	部首下	
B	M	S	MS	MS	M	PB	NM	早
M	M	MS	S	M	MS	PM	NB	古，型
M	S	S	M	MS	M	PM	NB	照
S	M	M	S	M	S	PB	NM	苗
S	B	M	MS	M	MS	PB	NM	貝
ルール群		RUD1	RUD2	RUD3	RUD4	RUD5	RUD6	

部首が縦（上下）に組み合っている場合
（縦倍率を変更）

IF J_U is B AND J_D is M THEN r_{gu} is S
IF J_U is M AND J_D is M THEN r_{gu} is S
IF J_U is M AND J_D is S THEN r_{gu} is M
IF J_U is S AND J_D is B THEN r_{gu} is M
IF J_U is S AND J_D is M THEN r_{gu} is M

（但し J_U：上の部首の縦横比，J_D：下の部首の縦横比，r_{gu}：部首全体の縦倍率，$r_{gh}=1$）

4．3．2 各部首の大きさ，部首の付け位置を変更するルール R_{LR}，R_{UD}

前項で述べたルールでは枠内にただ部首を収めただけで部首間の大きさ，間隔のバランスは考慮していない．そこで，本ルールによって，部首毎の大きさ，部首間の間隔を設定し，文字のバランスを良好なものにする．一連のルールの中で，このルールが最も重要である．このルールも，前ルール同様に部首間の組合い方により２つのルールがある．このルールは上の table 4.2.1,4.2.2 に示す．

4．3．3 変則ルール R_C

A，B類に属する漢字の中でも例外的な形をしたものがある．一つ例をあげてみる．文字を部首毎に分けると多くの文字は上の部首の方が大きい．しかし，"昌" の様に例外的に下の方が大きい場合がある．この "昌" は部首の縦横比は "M" に属する．従ってルール R_{UC} によって上の部首の倍率が下のそれよりも高くなる．しかし実際には上の部首の方が下のそれよりも低くなるべきである．この場合以下のルールを適用する．

ＩＦ　上の部首と下の部首の形状が同じ　ａｎｄ
　　上の部首の縦横比＝Ｍ　ａｎｄ
　　下の部首の縦横比＝Ｍ
ＴＨＥＮ　上の部首の横倍率＝ＭＳ　ａｎｄ
　　下の部首の横倍率＝Ｍ

4．3．4 部首間隔の調整ルール R_M

部首間の最適な間隔は，どの字においても多くの場合共通したものである．このルールでは上記のルール適用後でも，最適な間隔が得られていないときに使用される．このルールも部首間の組み合い方によって２つのルールがある．

部首が縦（上下）に組み合っている場合　R_{MUD}
IF $D_U > 0$ THEN r_{gu} narrow
IF $D_U < 0$ THEN r_{gu} wide
（但し，D_U：最適な間隔と推論による間隔との差）

部首が横（左右）に組み合っている場合　R_{MLR}
IF $D_H > 0$ THEN r_{gh} narrow
IF $D_H < 0$ THEN r_{gh} wide
（但し，D_H：最適な間隔と推論による間隔との差）

5．実験例

文字パターンの中からそれぞれＢ１とＡ３に属する「苗」と「描」をロボットに書かせた結果を 次ページ Fig 5.1.1,Fig 5.1.2 に示す．またあわせて Fig 5.2.1 Fig 5.2.2 に熟練者によって書かれた文字を示す．この２つの文字は共通な部首（くさかんむり，田）をそれぞれ含んでいる．この結果を見ると，各々の部首の大きさ，部首と部首との間隔が推論ルールにより良好に設定され，各々の文字がバランスのよいものになっている．

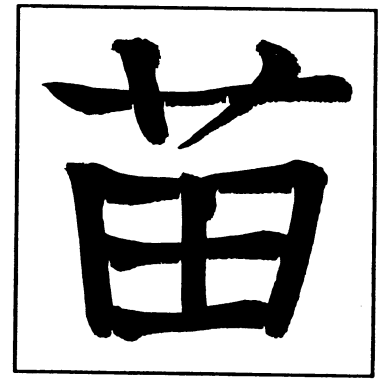


Fig. 5.1.1 ロボットによる結果



Fig. 5.1.2 ロボットによる結果



Fig. 5.2.1 熟練者による結果



Fig. 5.2.2 熟練者による結果

6. 倍率微調整ルールの必要性

上記までのルールを用いれば，バランスを考慮して文字を書くことができる．しかし，部首同士の大きさのバランスがこれだけでは満たされないときがある．Fig. 5.1.1の苗の字と熟練者の書いたFig. 5.2.1を比較し，それをもとに下の部首の”田”の横倍率を縮小するように補正量を人間がコンピュータに入力した．その後にロボットが書いた結果をFig.6に示す．Fig.6の苗の字の方がより熟練者の結果に近いものとなっていることがわかる．



Fig.6 補正量入力後のロボットの書いた結果

現在，このような問題に対処するための，倍率微調整ルールの抽出を行っている．

7. 結び

本研究では，ファジィ論理を導入することによって，人間の持つ感覚的知識をロボットに注入することにより，書道をロボットに行わせた．そして，人間の感じる"趣"を表現することを目的とした．

今後の方針としては，画像処理装置を用い基本データである一画一画を認識させ，メタルールを作成し，それにより部首を作ることで文字を書かせるシステムにするつもりでいる．これによってより少ないデータから文字を書かせることが可能であると考える．

なお，本研究に関してご協力頂いた法政大学大学院生長屋敬一氏，法政大学学生の石田東和氏，および，保坂隆太氏に感謝いたします．

参考文献

［1］ 吉田，北谷
ファジイ論理を用いた書道ロボット
法政大学工学部卒業論文 1990

［2］ 寺野，浅居，菅野 ファジィシステム入門
オーム社 1987

［3］ 北田忠 新しい常用国語のすべて
全国商工ＭＧ普及会 1981

［4］ 孫過庭 書譜 二玄社 1969

連絡先

〒 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
☎ (0423)87-6249
増井重弘
侯 麗雅

W1－3（R3）

ファジィ制御のはめ合い動作への適用

Application of fuzzy control to inserting operationin assembling process

右田博久
Hirohisa Migita

野中智己
Tomomi Nonaka

富士ファコム制御（株）
FUJIFACOM CORPORATION

（株）富士電機総合研究所
Fuji Electric Corporate
Research and Development ,LTD

Abstruct : This paper reports about inserting operation by using that fuzzy control. In the case of inserting operation by indusrial robots,we modified the position and the inclination of the parts by fuzzy control without excessivepower. We used the information the position and the inclination for power sensor to the grip. In the operation like that,if there exits gaps of the position or the pose between shafts and holes,it often happens that the shaft and the hole are toutched by one or two points or touched on its chamfer. Then,we resolved the power in such cases by experiments and applied it to the rules of fuzzy control.

1．はじめに

産業用ロボットによる部品の組み立て作業において部品の挿入作業は非常に重要な部分をしめている。挿入部品のグリッパ部に取りつけられた力覚センサからの情報をもとに部品の位置、姿勢を修正し、過大な力を加えることなく挿入することに対して[1][2][3]ファジィ制御の適用を行った。

部品の挿入時には、穴とシャフトとの位置、姿勢に誤差がある場合、その接触状態は面取り接触、一点接触、二点接触に分けられる。これらの状態における力を実験から求め制御規則へ展開し、一次元のズレに関するシミュレーション及び実験によりファジィ制御の有効性を評価したのでここに報告する。

2．ファジィ制御適用の手法

本手法は、精密はめあい作業において、面取り面のある穴に対してシャフトを挿入するような部品組み立てを対象とした。

挿入部品の形状を図1に示す。人間が部品を挿入する様な手法として、シャフトを上から垂直に下ろし、穴に挿入する。この際に、図2に示すように横方向にε、垂直方向からのズレをφとして挿入する。今回の実験システムではシャフトと穴のクリアランスは0.2㎜と比較的大きな値を用いた。

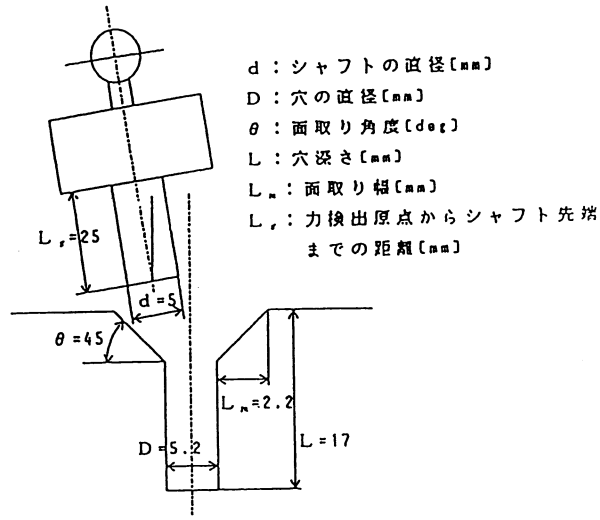


図1　使用部品の形状

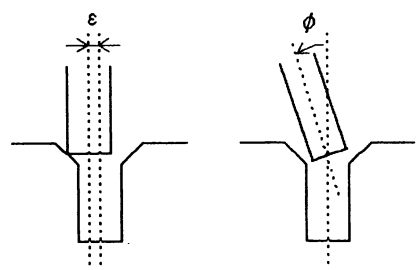


図2　誤差の設定

挿入に際しては、シャフトは必ず面取り面内に接触してから入るものとし、面取り面外に大きくはずれた挿入は行わないものとした。

ズレが生じた状態で挿入を行うと図3に示すように面取り接触、一点接触、2点接触という接触状態が起きる。接触状態に応じて6軸力覚センサに力が発生する。人間はこのような力が発生した際、指先でその力が発生した場合の対処を無意識に過去の知識により修正していく。今回の手法では、実験により挿入状態における力の発生を計測し、その際の対応の仕方を定性的な制御規則として作成することとした。

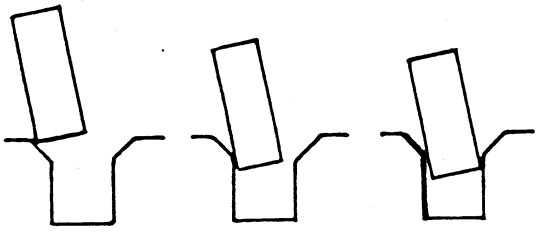


図3　接触状態の種類

3.基本操作の作成

3.1基礎データの収集

シャフトを穴に挿入する場合に、基本的な操作を得るために、データの収集を行った。基本データの収集に関しては図4に示すような穴板にε、φの誤差を与え、シャフトを垂直に挿入した。挿入の深さは17㎜の深さの穴に対して1.7㎜毎の挿入を行い、εに0.0㎜、±0.5㎜、±1.0㎜、±1.5㎜、φに0.0deg、±0.5deg、±1.0deg、±1.5degを与え、合計49通りの誤差を与え計測した。

3.2基礎データからの特徴抽出

力の検出は図5の力覚センサより求めた。

与えた誤差条件別に比較すると

①ε誤差が＋の場合、面取り接触、一点接触でFY、MXが－になる。

②ε誤差が－の場合、面取り接触、一点接触でFY、MXが＋になる。

③φ誤差が＋の場合、一点接触でFY、MXが＋の傾きになる。

④φ誤差が－の場合、一点接触でFY、MXが－の傾きになる。

⑤φ誤差が＋の場合、二点接触でFYが－、MXが＋の傾きになる。

⑥φ誤差が－の場合、二点接触でFYが＋、MXが－の傾きになる。

という結果が得られた。

以上のことをさらに

(1)①、②ではFyとMyは同じ方向に力が働くため、今回はFyの力を用いてεの修正を行う。

(2)③～⑥では一点接触と二点接触の関係においてFyの力の発生方向が逆になっており、また一点接触時のFYの力の発生はε方向の修正に用いられるため、FYの力の発生だけではφの修正を行うことができず、二点接触が発生したと思われる付近でMyの傾きが変化した際にφの修正を行う。

という条件に絞り、制御規則に展開したものが表1である。

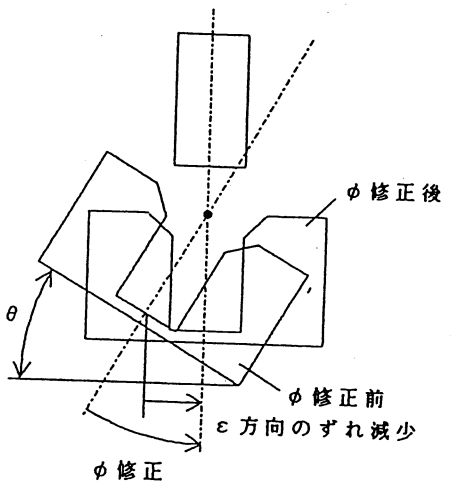


図4　シミュレーション時の挿入状態

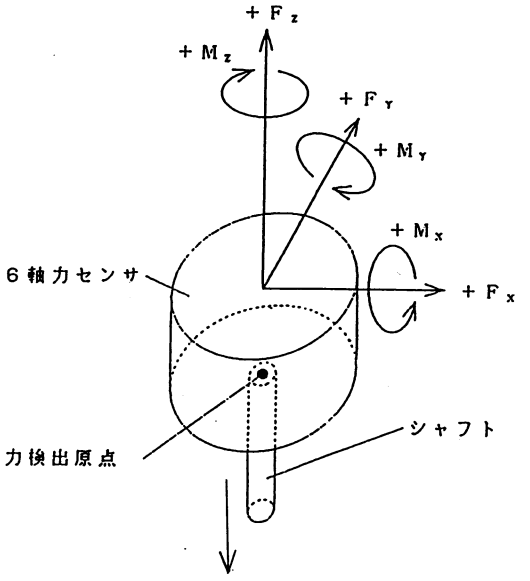


図5　力覚センサ

1	IF L=IS,FY=SA	THEN EPS=NB
：	：	：
10	IF L=SA,FY=LA	THEN EPS=PM
11	IF L=ML,DMX=SA	THEN FAI=PB
：	：	：
24	IF L=LA,DMX=SM	THEN FAI=PS

L：挿入深さ　　FY：Y方向の力
DMX：X方向のモーメントの傾き
EPS：Y方向の修正量
FAI：Z方向の傾きの修正量

表1　制御規則

4.計測データによるシミュレーション

シミュレーションのフローチャートを図6に示す。

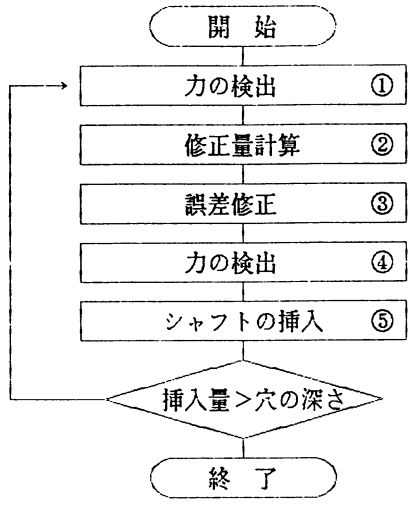


図6　シミュレーションフロー

1回の修正の流れは、力の検出①、修正量の計算②、誤差修正③、力の検出④、シャフト挿入⑤となるが、ここでシャフト挿入の前後に力を検出しているのは、修正がない場合の力の特性が推論ルールの基になっているからである。もし力の検出①がなければ、力の変化量を算出する場合に用いる1段階前の力データの検出と、現在の力データの検出との間に修正動作が入ることになるため、ファジィ推論に入力するX方向のモーメントの変化量がルールに当てはまらないデータになってしまうからである。

シミュレーション結果を図7に示す。

力の検出については実験により求めたものを以下の式により補間して用いた。

ε、φのズレは各々＋1.5㎜、＋1.5deg の初期条件とした。

εに関しては面取り接触が起きる速い時期にFY の力の検出により修正方向が判断され、挿入の1／3程度で大きな修正が行われる。φについては穴に1／2程度の挿入が行われた際に2点接触が起き、MX の変化量であるDMX の力の発生により修正を行っている。結果としては、両方向とも17㎜挿入時ではほぼズレは修正されており、実験に対する修正動作に関してこの制御規則を用いることとした。また、他の条件としてεとφの初期条件の組合せとして±1.5㎜、±1.5 deg の場合も同様な結果が得られた。

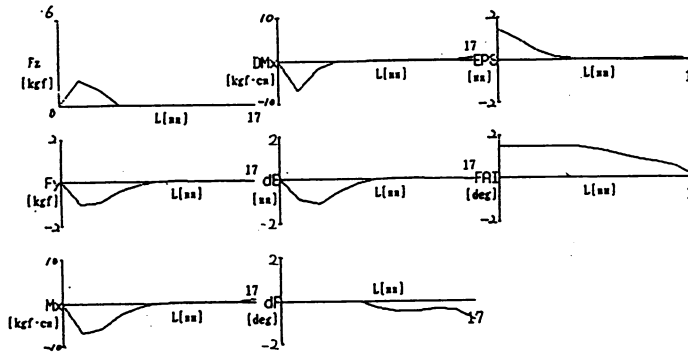


図7　シミュレーション結果

4.実験による検証

シミュレーション時には与えられた誤差は穴板を動かして修正することを想定した。しかし、人間が行っているような挿入の方法ではシャフトを動かすことで挿入を行っている。実機ではこの人間が行っているような修正方法で行った。

実験システムは図8に示すものを使用した。

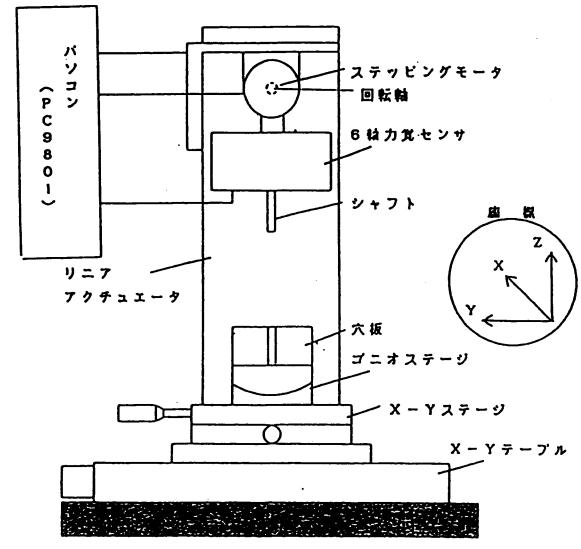


図8　実験システムの構成

誤差はX－Yステージでε、ゴニオステージでφの設定を行い、ファジィ制御による修正はX－Yテーブルでε、ステッピングモータでφを動作させて行った。

ファジィ制御による修正システムの挿入方法は図9のようになっている。

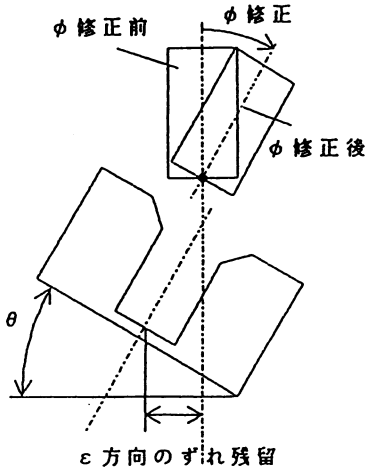


図9　実験時の挿入状態

シミュレーションと実機に適用した場合の幾何学的条件とを比較すると、シャフトと穴の相対位置は一致するが、シャフトの挿入方向を含めると同一条件となってはいない。このため、φの修正を行う際には微量ではあるがφの修正に伴うε方向の変化を補正しなければならない。この補正についてはアプリケーションにより対応した。

現行のシステムでは本来持っているコンプライアンスの働きのため、シャフトが力を発生させながらも挿入が行えると考えられた。また、挿入時に大きな力が発生した場合には1度の挿入量を小さくすることで対処が可能である。

実験結果を図10に示す。

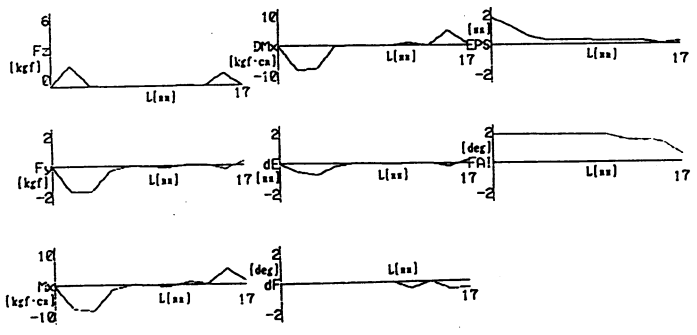


図10　実機による挿入結果

発生する力をどの程度に抑えるかは使用する機器に応じて変化すると考えられるが、本実験では6軸力覚センサの最大許容値の1／4.を挿入途中の許容力として行った。挿入途中における力の最大はFY：1.33(KGF)最大モーメントはDMX：6.30(Kgf･cm)である。挿入時の力の発生及び修正共シミュレーションと同様の結果となった。φの値がシミュレーションに比べ、多少の残っているが、これはシステムの持つコンプライアンスの影響によりDMXの値が挿入途中で継続した値として計測できなかったためと考えられる。

5.おわりに

実験の結果、与えられた誤差を修正し、挿入完の状態で6軸力覚センサの力がほぼ発生しなくなっていることから今回のファジィ制御によるズレの修正は有効なものであると言える。実際の人間の挿入にはおよばないが、力に対する基本的な動作を模擬したと考える。また、今回の実験ではDMXの最大値があまり大きくはなっていないが、φの修正に関しては二点接触が発生してからの修正になるため、過大力が生じた際の対応、及び、作成した規則では挿入状態（面取り接触、一点接触、二点接触）を挿入量で判断しているが、その状態をファジィ推論で行いズレを修正する方法については今後の課題とした。

このような人間が行っている感覚的な動作についてファジィ制御の適用をさらに続けていく所存である。

謝辞

最後に、本研究を進めるにあたり、多くの御指導を頂いた法政大学の廣田助教授に、深く感謝致します。

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) 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、597（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、59（昭60）

(4) D.E.Whitney：Quasi-Static Assembly of Compliantly Supported Rigid Parts, Trans. ASME, J. of Dynamic Systems, Measurement, and Control, vol. 104, pp.65-77, March 1982

W2－1（R3）

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

Hierarchical Sensor Fusion System Using Frameworks with fuzzy Knowledge Reprezentation for Living Things Identification

湯田盛和　　前田陽一郎　　田鍋 実
Morikazu Yuda, Yoichiro Maeda, Minoru Tanabe

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research(LIFE)

Abstract

This paper describes the hierarchical sensor fusion system using frameworks with fuzzy knowledge reprezentation for living things identification. The purpose of introducing the hierarchical structure into sensor fusion system is to find a living thing autonomically. Frameworks with fuzzy knowledge reprezentation is also used to express the knowledge about living things and to clarify the relation between the living things and sensor information. The system is applied to the autonoumous mobile robot.

1．はじめに

知能ロボットに対する知能化の要求が高くなるにつれ，より人間に近いマクロな判断機能の実現が求められてきている。マクロな判断機能を実現するためには，目的自律行動機能[1]やマクロな状況認識機能等が不可欠であり，本研究は，知能ロボットシステム構築の一環としてマクロな状況認識機能の開発・研究を目的として行われている。

ロボットが状況に応じた行動をするため，従来でも画像処理を主とした状況認識の研究[2]が多数行われているが，これらは，１種類あるいは２種類のセンシング情報の時系列的データを基にしていることが多い。

ところで，画像に関するＣＣＤセンサの他にも超音波センサ，温度センサ，触覚センサ，聴覚センサなどの多数のセンシング情報を利用することにより，画像処理だけの場合よりも広範囲の状況認識が可能になると考えられる。このような考え方は，より多く，より多種類のセンサを利用して，量的ならびに質的に高いレベルの情報を引き出すためのセンサフュージョンと呼ばれる概念として提唱されており[3]，知能ロボットに限らず，マニュファクチャリングや自動車などでもその有効性が期待されている。

以上の背景から，筆者らは，物体の属性として生物をを認識するセンサフュージョンを構築することにより，知能ロボットに必要な状況認識を実現できるのではないかと考えた。具体的には，障害物回避[4]などにおいて，物体の持つ属性をロボットからの相対距離と相対速度だけで記述するのではなく，さらに物体が何であるかを認識することにより，ロボット全体として高度な判断機能を実現するということである。本報では，物体の認識として，人間や小動物などを想定した生物認識をセンサフュージョンにより実現する方法を報告する。

本方式は，次の特長を持っている。

1）環境の中にある物体に対して，ロボットが自律的に生物らしい可能性を持つ物体を検知する処理とその結果に基づき，生物名を認識する処理の二つの階層構造を持つこと。
2）生物名を認識する処理は，生物が持つ複数の属性をファジィ知識表現したフレームを使用することによって行われること。

2．システム構成

図.1 にセンサフュージョンシステムの構成を示す。システムは，ＣＣＤカメラ，放射温度計および超音波センサからなるセンサ部，センサ部の情報に基づいて環境の中から生物らしい物体を自律的に選び出して物体の生物度を出力する生物検知処理，生物度が高いと判定された物体に対して生物の認識を行う生物認識処理から構成される。

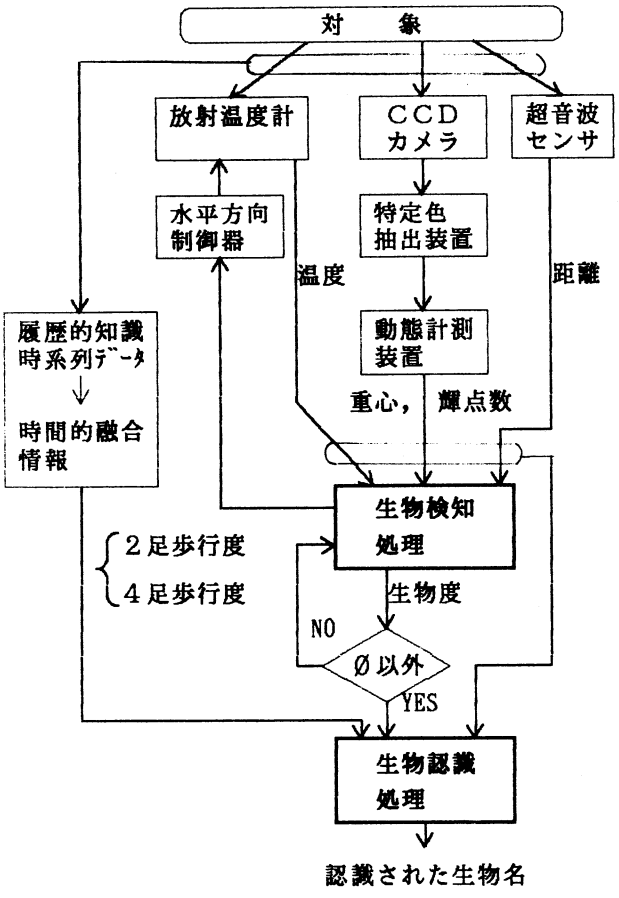


図.1　センサフュージョンシステムの構成

2.1　自律的センシングのための階層構造の導入

自律行動型ロボットが生物認識を行うためには，必要なセンシング情報は受動的に得られるものではなく，ロボットが自律的に獲得する必要がある。このような必要性は，石川ら[3]によりアクティブセンシングの概念として指摘されているが，本方式では，これを生物検知と生物認識の2階層の処理によって実現する。すなわち，ロボットが存在する環境の中から，生物らしい可能性を持つ物体を生物検知処理で生物度として評価することにより生物認識として着目すべき物体の絞り込みを行い，評価された生物度とセンシング情報を融合することにより生物を認識する。具体的な実現方法としては，CCDセンサや超音波センサのようにセンシング領域が広いセンサの情報を基にして，それらのセンサに比べるとセンシング領域が狭い放射温度計の位置を制御することになる。

2.2　フレーム型ファジィ知識表現の導入

CCDカメラ，放射温度計，超音波センサから得られるセンシング情報は量的な情報であり，一方，対象物に対して要求されるセンサフュージョンの出力は質的な情報であるため，量的な情報を質的な情報に変換する必要がある。本研究では，質的な情報を，情報を構成する複数の属性によって表現し，それらの属性がセンサから得られる量的な情報と関係づけられるまで階層的に表現することで実現する方法を検討した。このとき，属性の表現としては，数量の他に「大きい」，「中くらい」，「小さい」などの言語によっても表現可能とし，この言語表現と数量表現を結び付けるためにメンバシップ関数を利用する。ただし，階層的な表現は認識する生物の集合に共通な属性（特徴）によってフレームを構成し，認識する生物名ごとに異なる属性の言語値，数値を持てるものとする。具体的なフレームの構成については，2.4節で述べるが，上述したフレーム型ファジィ知識表現を導入することによって，フレームの持つさまざまな特長，例えば，抽象度に基づく階層構造の導入，概念（生物名）の体系的な整理がしやすいことによるシステムの明確化などが可能になると考えられる[6]。

2.3　生物検知処理

生物検知処理は，認識する生物の集合に共通な属性を環境中からセンシングすることによって行われ，結果を生物度として出力する。認識する生物の集合に共通な属性としては，動作量，環境との温度差がある。

動作量を使う目的は，移動する物体を検知することであり，二つの方法によって検知される。一つは，超音波センサのセンシング量の時間変化をとる方法であり，もう一つはCCDカメラから得られる抽出色の重心位置の変化量の時間変化をとる方法である。二つの方法で行うのは，超音波センサのセンシング量は物体表面の材質と反射角等によって影響を受けること，また，CCDカメラのセンシング量は光源の点滅周期，光度および物体表面の材質等に影響を受けることなどのためで，できるだけ確実に検知する必要があるからである。環境との温度差を使う目的は，人間や小動物など温血動物が持つ高い体温を生物の手がかりとして検知することであり，放射温度計を周期的に回転させて連続的に温度を計測することによって検知される。生物度は，上述した属性の検知の有無と，それぞれの検知ごとの重みを考慮して決定される。

2.4　生物認識処理

生物認識処理は，生物度の値がØ以外のとき，量的なセンシング情報を質的な情報に評価し直す階層的過程を経て認識した生物名を出力する。

（1）生物認識を行うための知識表現

認識する生物名は，具体的には人間や犬などであるの

で，それらの生物に共通する属性によって，生物としての概念に関する属性をフレーム形式で図.2 のLIFEのように定義する。 ここで，属性集合が言語で表現されるときは，括弧内に記述されたラベルを持つメンバシップ関数が定義されている。

```
parent_frame LIFE
  温度(TE)       low(LO)/normal(NO)/high(HI)
  形状(SH)       wide(WI)/narrow(NA)
  大きさ(SI)     small(SM)/medium(ME)/large(LA)
  移動速度(SP)   slow(SL)/little fast(LF)/fast(FA)
  生物度(LD)     [Ø, 1]

child_frame HUMAN
  温度(TE)       human_temperarture(HT)
  形状(SH)       human_shape1(HS1)/human_shape2(HS2)
  大きさ(SI)     human_meduim(HM)/human_big(HB)
  移動速度(SP)   human_slow(HSL)/human_fast(HFA)
  生物度(LD)     [Ø, 1]
  歩行ﾊﾟﾀｰﾝ(MP)  ２足歩行

child_frame DOG
  温度(TE)       dog_temperature(DT)
  形状(SH)       dog_shape(DS)
  大きさ(SI)     dog_small(DSM)/dog_big(DBI)
  移動速度(SP)   dog_slow(DSL)/dog_fast(DFA)
  生物度(LD)     [Ø, 1]
  歩行ﾊﾟﾀｰﾝ(MP)  ４足歩行
```

図.2　生物，人間，犬のフレーム表現

LIFEを上位フレーム，人間を表すHUMANや犬を表すDOGを下位フレームとして抽象－具体関係が構成される。上位フレームと下位フレームは，歩行パターンのように異なる属性を持つ。この歩行パターンは，図.1 のセンシング情報を時間的に融合した情報として出力されるため，同一の対象物に対しある程度連続してセンシング情報を得る必要があり，常にデータが得られているわけではない。

（2）知識表現とセンシング情報の関係

生物と人間および犬の関係は，抽象－具体関係に基づく階層であるが，生物と実際のセンシング情報を結び付けるには，フレームの各属性をより下位のセンサから得られる量的情報に近い属性で表現できる階層構造として表現する必要がある。LIFEのフレームの場合，図.3 の階層構造で表現した。

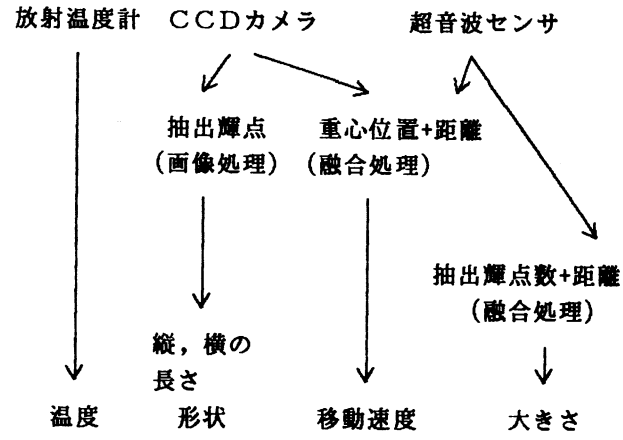


図.3 フレームLIFEの属性とセンサの量的情報の関係

（3）ファジィ推論による生物認識

図.2 のフレームの属性同士の関係をファジィルールを用いて評価することにより生物認識が行われる。ファジィルールを採用する理由は，認識を想定する各生物について［Ø，1］の実数で評価でき，この評価値が最も大きくなるものを認識する生物として判断できること，また，そのときの評価値の大きさにより判断結果の信頼性を判定できることによる。この他にも，生物認識に主観的な判断が入ること，ロボットが移動しながらセンシング情報を獲得するときに混在してくる不確かさに対処することなどがある。

人間認識評価のためのファジィルールは，例えば以下のように記述される。

表.1　人間認識評価のためのファジィルール

```
a) IF   TE is HT and SH is HS1 and SI is HM   and
        SP is HSL
   THEN Degree_of_human_being is Very_High
b) IF  (TE is HT  and SH is HS1 and SI is HM)  or
       (TE is HT  and SH is HS1 and SP is HSL) or
       (TE is HT  and SI is HM  and SP is HSL) or
       (SH is HS1 and SI is HM  and SP is HSL)
   THEN Degree_of_human_being is High
c) IF  (TE is HT  and SH is HS1)               or
       (TE is HT  and SI is HM)                or
       (TE is HT  and SP is HSL)               or
       (SH is HS1 and SI is HM)                or
       (SH is HS1 and SP is HSL)               or
       (SI is HM  and SP is HSL)
   THEN Degree_of_human_being is Little
```

これらのファジィルールは前件部の条件数によって異なる生物認識の評価を与えていること，また，上位のメタルールによってフレームの属性の異なる言語変数が前件部のファジィ変数として適用されることに特長がある。

前件部の条件数によって異なる生物認識の評価を与えているのは，実際のセンシング情報が全て揃わなくても

生物認識を可能とするためである。ただし，センシング情報が少ないときには信頼性のある認識が難しくなるため，後件部で与える認識評価値が低いものになるようにしてある。実際，自律ロボットからのセンシング情報は全て無線でコンピュータに取り込まれるので，無線の状態が良くない場合にセンシング情報の欠落が起こり易くなる。また，フレームの属性の異なる表現が前件部のファジィ変数として適用されるのは，同一の対象物であっても複数の属性を持ちうるからである。例えば，立っている状態の人間と横になっている状態の人間では形状が異なるので，形状の表現も異なるものを適用しなければならない。どの表現を適用するかは，例えば，次のようなルールで決定される。

IF　物体の縦の長さが横の長さよりも長い and
　　縦の長さが100cm以上
THEN　人間認識評価の形状の言語変数はHS1
ELSE　人間認識評価の形状の言語変数はHS2

4．生物認識の検討

前章までに述べたセンサフュージョンによる生物認識を簡単な例で検討した。　ただし，生物検知についてはシステムが一部未完成で処理が実現できないため，生物の存在が検知できたと仮定して認識だけを検討した。

まず，図.2 のフレームから移動速度と生物度の属性を除いたフレームを構成し，人間認識評価のルールと犬認識評価のルールを表.2 のように構成した。

表.2　人間認識評価のルールと犬認識評価のルール

人間認識評価のルール

1) IF　TE is HT and SH is HS1 and SI is HM
　THEN Degree_of_human_being is High
2) IF　(TE is HT　and SH is HS1)　or
　　(TE is HT　and SI is HM)　or
　　(SH is HS1 and SI is HSM)
　THEN Degree_of_human_being is Little

犬認識評価のルール

1) IF　TE is DT and SH is DS and SI is DSM
　THEN Degree_of_dog is High
2) IF　(TE is DT and SH is DS)
　or　(TE is DT and SI is SM)
　or　(SH is DS and SI is DSM)
　THEN Degree_of_dog is Little

次に，緑色の上着を着ている人間にＣＣＤカメラの前を歩いてもらい，緑色の部分だけを抽出した後，画像処理を行って画像上で縦１５０輝点，横１１０輝点の長方形で近似できることを確認した。さらに，超音波センサによりＣＣＤカメラから人間までの距離が約3.5mである情報と放射温度計により上着の着た状態での温度の計測値が33℃である情報を得た。これらのセンシング情報から図.3 の抽出輝点数と距離の融合を行って，抽出された画像の部分が実際には縦約６０cm，横約４５cmであることが分かった。表.2 のルールの後件部の変数であるHighとLittleは，簡単のため，人間の場合は0.7と0.3，犬の場合は0.8と0.3のシングルトンとし，属性を表すメンバシップ関数によって人間の認識評価と犬の認識評価を行ったところ，表.3 のような結果が得られ，認識した生物名は人間となった。

表.3　人間としての認識評価と犬としての認識評価の比較

	人間	犬
評価値	0.731	0.018

5．おわりに

本報告では，生物認識を目的とするセンサフュージョンに検知と認識からなる階層構造を導入することにより，環境の中から認識すべき物体を自律的に認識できること，また，生物をフレーム型のファジィ知識表現をすることにより，知識の表現がしやすくなることと量的なセンシング情報と質的な情報が関連づけしやすくなることを述べた。

現時点では，実システムの構築途中であり方式の考え方の説明と簡単な実験しかできなかったが，今後システムとしての完成度を高めていくことにより，実用面での問題点を克服し本方式の有効性を確認する予定である。

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法政大学工学部廣田薫助教授，本研究の方向性指示および機会を与えていただいたLIFE寺野寿郎所長に深く感謝致します。

参考文献

[1] 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（1991）（発表予定）

[2] D.J.KRIEGMAN, E.TRIENDL, and T.O.BINFORD, Stereo Vision and Navigation in Buildings for Mobile Robots, IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION, VOL.5, NO.6, 792-803(1989)

[3] 石川：センサフュージョンの現状と課題，計測自動制御学会第２９学術講演会予稿集，iii-viii(1990)

[4] 前田，竹垣：ファジィ推論を用いた移動ロボットの動的障害物回避制御，日本ロボット学会誌，50-54 (1988)

W2－2（R3）

センサ・インテグレーション・システムの研究
(第3報, 角度情報を考慮したセンサ・インテグレーション・システム)
A Study on Sensor Integration System
(3th report: Sensor Integration System considering the information of angle)

福田敏男*1　下島康嗣*1　新井史人*1　松浦英雄*1　武石　明*2　大岡俊之*2
Toshio FUKUDA　Koji SHIMOJIMA　Fumihito ARAI　Hideo MATSUURA　Akira TAKEISHI　Toshiyuki OOKA

＊1名古屋大学　Nagoya University
＊2（株）日本航空　Japan Airlines

Abstract : This paper deal with a multi-sensor system applied to a curved metal surface cutting robot system. This system cuts products by using the data of work's surface which are gotten by the measurement.

For precise cutting, measurement of work's surface is done by high precise sensors. But these sensors do not have long measurement range. On the other hand, in order to approach to the work fast, we should use long measurement sensors.

For precise cutting and fast approaching, we should use both high precise sensors and long measurement range sensors. In order to use these sensors effectively, we use the multi sensor integration system based on the neural network and fuzzy inference techniques. And the system can consider the angle between sensors and object. By considering the angle, apploaching is faster than the previous system.

The proposed system is shown to be effective through extencive experiments.

1．はじめに

何らかの原因により歪みを持った金属製品等を再生利用を行おうとした場合、各製品の形状は元来のものと微妙に異なっているため、これまで熟練工の手作業による加工作業による場合がほとんどであった．この作業の自動化を考えた場合、従来のロボットを利用したシステム［1］［2］の利用は、これらの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ロボットを動作させるものであったため、基本となる製品と形状が微妙に異なった製品の加工を行う場合それぞれの製品に対してＣＡＤデータを必要とするため、その利用は困難であった．そこで筆者等は各製品毎に形状を測定し、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た［3］．このシステムは対象物から離れた地点より、複数の距離センサを持つセンサ部が接近して対象物に沿って形状を測定するものである。形状を測定するためには複数のセンサを使用しなければならず、また高精度に加工を行うためには測定精度の高いセンサを使用しなければならない。しかし測定精度の高いセンサの測定レンジは狭くこれを使用しての接近は一度に移動できる量が少ないため非常に時間がかかる。また測定レンジの広いセンサを利用して接近を行えば一度で移動できる量が多いため接近にかかる時間は短いが測定精度が低いため正確な位置まで接近する事が出来ない。

正確かつ高速に接近を行うためには、これらの種類の違うセンサを組み合わせて使用しなければならない為、前報ではセンサ部にファジイ推論とニューラルネットワーク（以下ＮＮ）によるセンサ・インテグレーション・システム（以下ＳＩＳ）［4］を使用したシステムを報告してきた．このシステムは高精度なセンサが使用可能なときは必ず使用するシステムであった。このため測定レンジが広いセンサを使用して移動を行った方が効果的な場合においても、高精度なセンサを使用してしまう為、接近時間の増大が問題であった。

今回、センサの測定結果がセンサと測定対象物との角度が測定精度に影響をうけることに着目し、これをセンサの測定結果と共にファジイ推論で評価してやることにより、高精度センサを必要最小限のみ使用するため、より高速かつ安全に接近できたことをその手法と共に、実験により示す．

2．　ニューラルネットワークとファジイ推論を用いたセンサ・インテグレーション・システム

２．１　システム構成

本システムは以下に示す４つの部分により構成されている．

（１）　センサ部
（２）　センサ・データベース部
（３）　ニューラル・ネットワーク部
（４）　ファジイ推論部
（５）　測定角度決定部

図１にシステム概略を示す．ここでＭｅａｓ．Ｖａｌ．はセンサの測定結果を、Ｉｎｆ．Ｅｒｒ．はファジィ推論による推定誤差を、Ａｎｇｌｅ　Ｄａｔａには角度情報を、Ｓｔａｔｅ　ＤａｔａにはＮＮによるのセンサが正常かどうかの評価を表す．

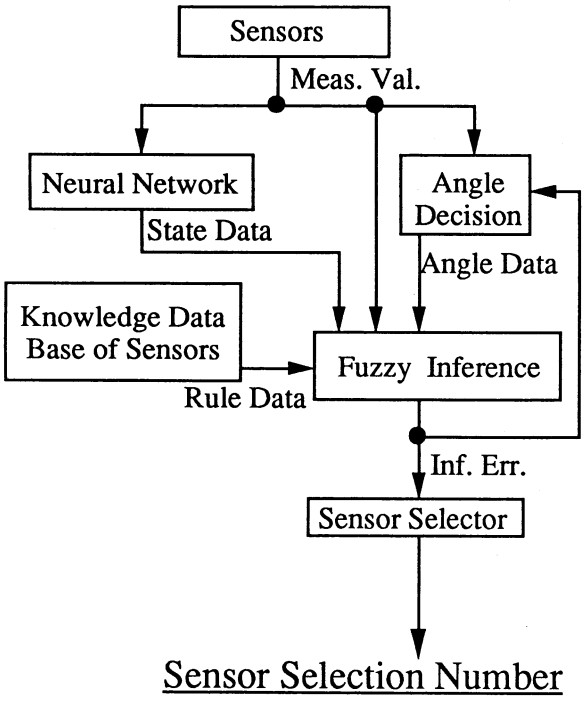


図１　ＳＩＳ概略図

２．２　センサ・データベース部

このシステムは使用するセンサについての仕様諸元について記述されたデータベースを持つ．記述内容はセンサの測定範囲及びセンサの測定結果に影響を及ぼす項目についてである。以下に今回実験に使用した３種類のセンサに対する記述内容を表１に示す．ここで拡張測定範囲とは、メーカの保証する測定範囲外の測定範囲であり、センサからの出力は得る事が出来るが精度・特性などはまったく保証されない部分である。

表１　仕様諸元

	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3
(1)	－３．１５	－０．０２	０．００
(2)	６．８５	１．９８	０．７５
(3)	1	０．７５	０．２
(4)	－３．１５	－０．０２	０．００
(5)	６．８５	１．９８	１．２５
(6)	1	０．７５	4
(7)	6	4	2
(8)	０．００５	０．０１	０．０１５

（１）　測定範囲下限　(mm)
（２）　測定範囲上限　(mm)
（３）　測定精度　(%)
（４）　拡張測定範囲下限　(mm)
（５）　拡張測定範囲上限　(mm)
（６）　拡張時測定精度　(%)
（７）　対象物とセンサの推奨相対角度　(°)
（８）　相対角度の影響度　(mm)

２．３　ファジイ推論部

ファジイ推論の特徴は、曖昧な値を複数同時に評価が可能であること、推論の内容は容易に使用者の意図する様に変更可能であることなどが挙げられる．測定結果に影響を与えるセンサの環境には、曖昧なものが多くその定量化は難しい．そこでセンサの計測値・測定環境を入力とするファジイ推論を用いることにより、個々のセンサの測定値に含まれる誤差を評価する．この様にする事により、各センサ毎の測定状態に関する適応度を知る事ができ、それを用いてセンサを統合・選択する事が可能となる．

今回ファジイ推論部への入力は、センサの測定値、角度情報の２種類とした．また各センサに対するファジィルールはセンサ・データベース部に記述された各センサごとの各諸元（測定範囲、測定精度等）を基に決定される．なをファジィ推論には、計算の負荷が軽く、被ファジィ化したときの値が連続である事から、簡略化されたファジィ推論［５］を用いた。図２にメンバーシップ関数の例を、図３に推測誤差の例を示す。

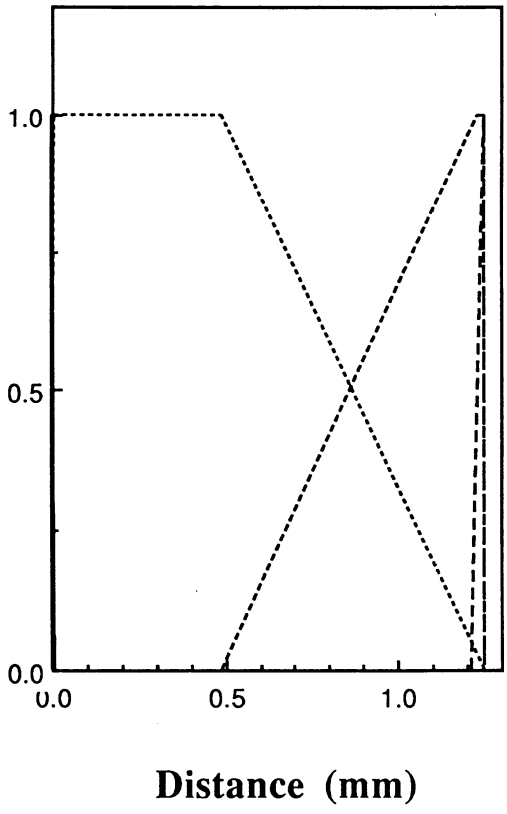


図２　　メンバーシップ関数の例

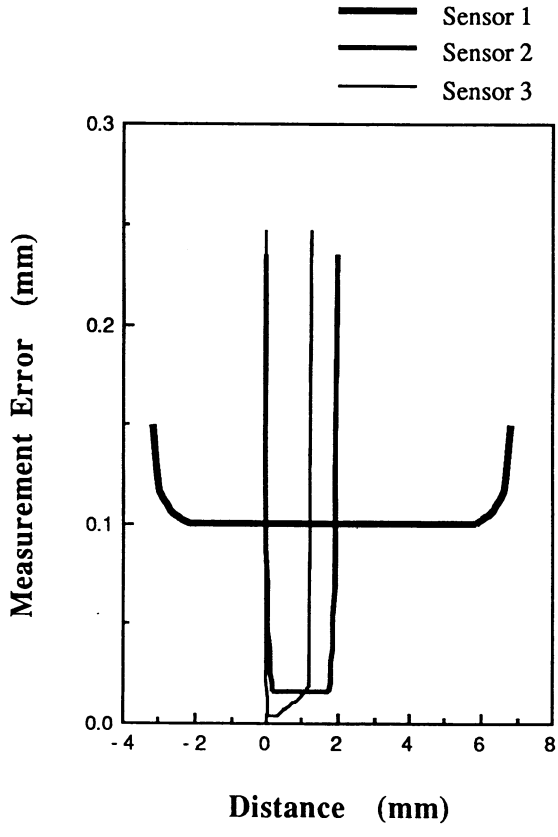


図３　　推測測定誤差の例

２．４　ニューラルネットワーク部

ニューラルネットワークは神経細胞を人工的に数学モデルで表現したもので、その特徴として、

１）並列分散処理により、多量の入力データに対して高速に処理を行うことが可能

２）学習データの変更による処理内容の変更

３）未学習データに対しても汎化作用によりある程度補償される

などがあげられる．これらの特性により、センサを交換した場合でも容易に新しいセンサに対応したシステムを構築することが可能である．また、ＮＮの処理内容を変更する場合でも、学習データの変更だけで可能である．

本システムでのＮＮの役割はセンサの異常判別である。ＮＮの入力は各センサの測定結果である。ＮＮの出力が１に近い場合を正常、０に近い場合を異常としたＮＮをフィルタとして使用する事により、センサの異常を排除する事が容易に行う事ができる．なお学習はＢＰ(Back Propagation)によって行った．

３．実験及び結果

本研究で提案したシステムの有効性を示すために実験を行った．

実験は５軸の産業用ロボットマニピュレータにセンサ群を取り付け接近させる事により行った。図４に実験装置の全体図を、図５にセンサ配置図を示す。

図６、図７に角度情報を入力に持つファジイ推論の場合によるものと、従来の精度の高いセンサが使えるときは必ず使用するものとの接近の違いを接近過程・使用頻度のそれぞれについて示す．角度情報を考慮したファジイ推論によるものは、高精度のセンサを必要最小限のみ使用して、効率よく接近を行っている．

４．まとめ

角度情報を考慮したＳＩＳにより本システムの有効性を示した．

１）角度情報の使用により測定状態がわかり、接近の最終段階になって高精度センサを使用するため、従来より効果的に接近が可能．

今後の課題として、

１）ファジィルールの最適化、

２）ＮＮの学習データの最適化

があげられる．

５．文献

［１］ 水垣，ＣＩＭ化を目指した金型研磨ロボットとその開発事例，自動化技術，pp. 77-83，(1989.11)．

［２］ 吉見，神野，阿部，グラインダ作業ロボットの研究 第１報，第２報，第７回日本ロボット学会学術講演会予講集，pp. 209-212，(1989)．
［３］ 福田，下島，新井，松浦，山口，渡辺，センサ・インテグレーション・システムの研究（第２報，センサ・インテグレーション・システムの応用とセンサ・フュージョン・システムの効果），第８回日本ロボット学会学術講演会予稿集，pp.851-852(1990)．
［４］ 福田，下島，新井，松浦，センサ・インテグレーション・システムの研究（第１報、ファジィ推論とニューラルネットワークによるセンサ統合システム），機論Ｃ編，５６－５３２，pp.3300-3305，(1990)．
［５］ 市橋，田中、ＰＩＤとＦＵＺＺＹ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，pp.97-102，(1988)．

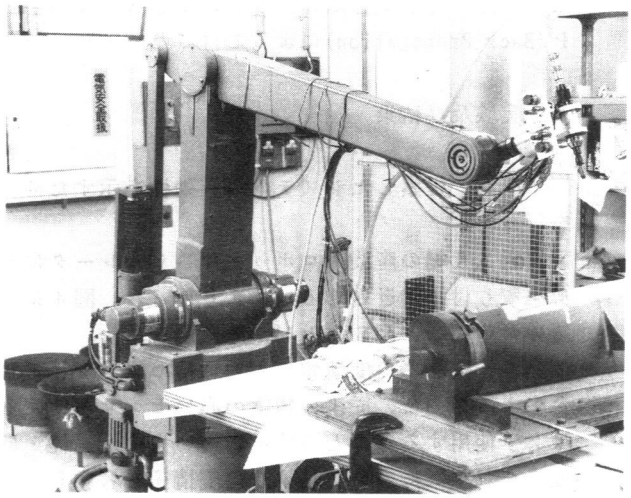


図４ 全体図

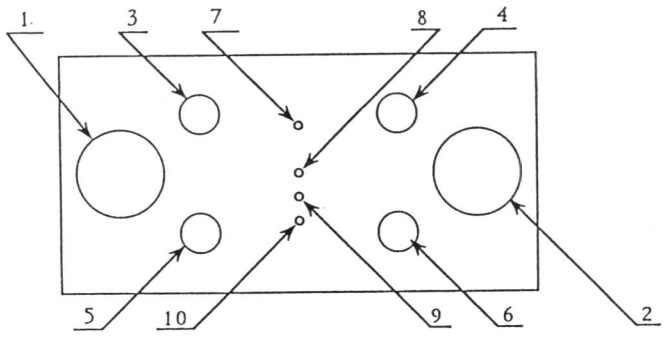


図５ センサ配置

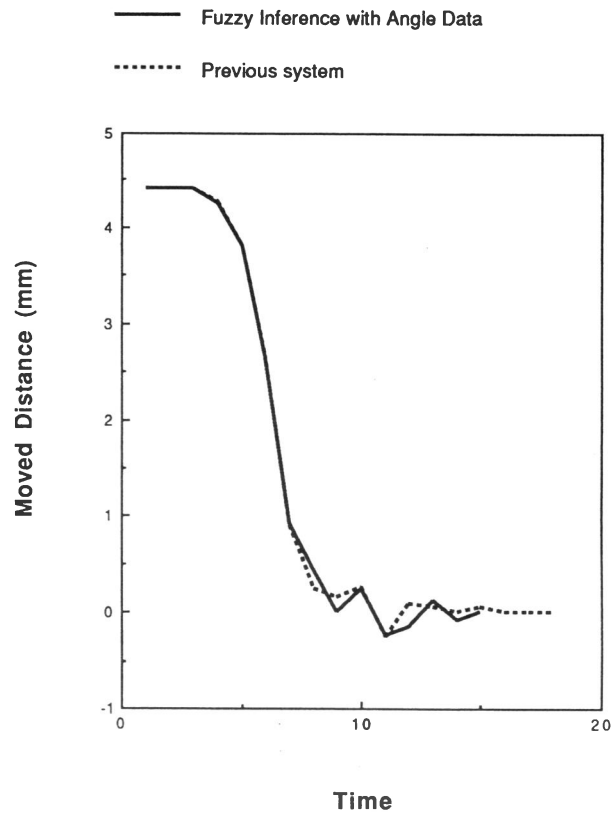


図６ 移動距離

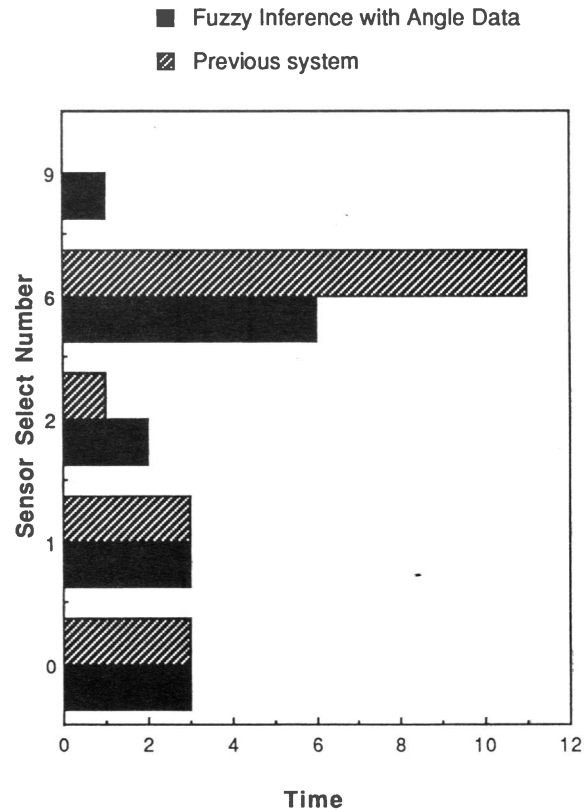


図７ 使用頻度

W2－3（R3）

メカニカルファジィ制御に関する試論

A Conceptual Framework of Mechanical Fuzzy Systems

小田哲久
Tetsuhisa ODA

愛知工業大学
Aichi Institute of Technology

In recent years, fuzzy control systems have become very popular. All of them have been constructed as electronic control mechanisms. Though electronic controls have excellent characteristics, in their applications, any electronic device or circuit bears some weak points or limitations under extreme environmental conditions. In order to avoid the defects of electronic fuzzy control systems, the present paper proposed the new idea of "Mechanical Fuzzy Control Systems". In this short note, discussed are the fundamental concept,the components, and possible applications of the ideal systems.

1．はじめに

近年、ファジィ制御が急速に普及しつつある。特に、日本の家電製品市場では、ファジィと銘うたなければ売行きが芳しくないというほどの過熱状態である。これほどに急速に普及した制御方式はこれまでに無かったのではないか、と思えるほどである。この急速な普及は、多くの耐久消費財が機械制御機構から電子制御機構に既に衣替えしていたという背景があったからである。時計・カメラ等、精密機械では歯車やカムがＩＣに置き代えられたことは良く知られている。一方、家電製品は、もともと電気で動作するものなので、消費者にとってさほど変化したという印象は無いが、洗濯機・炊飯器・電子レンジなどの家事補助器具を始め、エアコンやＡＶ装置等ほとんどの製品で、コンピュータ化が行われていた。そこへファジィ制御家電製品の登場である。現実にはそんなに容易ではないが、極言すれば、プログラム変更＋アルファ程度でファジィ制御家電が出来上がるといえるほど、制御される対象がファジィ制御向きの構造に置き代わっていたのである。家電製品の場合には、ファジィ制御の有用性に関して、敢えて述べる必要が無いまでに現実の商品市場で実証されているといえよう。

ここでは、そのようなファジィ制御を、非電気的方法、特に、機械的方法で実現できないかというアイデアを、「メカニカルファジィ制御」という概念にまとめてみた。もしそのようなシステムが実現できるとしたら、どのような場面で使えるだろうか、という視点で応用範囲を呈示し、実現の可能性を探る［註１］。

2．メカニカルファジィ制御の概念

ここで提唱するメカニカル・ファジィ制御とは、従来のファジィ制御が必ず、電子的方法でファジィ推論・デファジィフィケーションを行うのに対して、それらを部分的あるいは完全に非電子的方法で行う制御方法のことである。非電子的方法のうち、特に機械的方法を代表として、メカニカルと呼ぶが、概念的には純機械的方法にとらわれず、バイオメカニカルな方法も、また、フルードメカニカルな方法も含む。場合によっては、物質の化学変化等を応用してもよい［註２］。

メカニカルファジィ制御は、時計が精密なからくりを失って、心臓部をデジタルＩＣに置き換えられたことの、ちょうど逆の過程を実現する。今まで、デジタル回路あるいはアナログ回路で実現してきた制御の心臓部を、非電子的な機構に置き換える訳である。

3．メカニカルファジィ制御が必要とされる状況

電子回路を非電子的な機構に置き換えることにメリットが無ければ置き換えの意味は無いが、それは、「電子的方法に依存することの問題点が解決できる。」という一点に集約できよう。置き換えによって解決されるべき局面を想定すると、

（１）「極度に強い電界の下での制御」・・・・核爆発時の強電界
（２）「極度に弱い電界変化が要請される環境での制御」・・・・未来のＭＥ機器
（３）「極度に強い放射線の下での制御」・・・原子炉炉心部
（４）「非常に遠い未来において動作する装置の制御」

・・・深宇宙探査機やタイムカプセル

（５）「非常な高温の環境下での制御」・・・惑星探査機や原子炉炉心部

（６）「非常に低温の環境下での制御」・・・惑星探査機や極低温実験装置内部

（７）「非常な高圧の環境下での制御」・・・惑星探査機（木星の大気等を想定）

（８）「強い衝撃や振動の下での制御」・・・ロケットエンジンの制御

（９）「強酸性あるいは強アルカリ性の環境の下での制御」・・・惑星探査機や反応槽内部の制御

（１０）「電気を使わない方が望ましい装置の制御」・・・・水道の蛇口

（１１）「電気を使えない装置の制御」・・・停電時用緊急装置

こうして挙げてゆくと、ファジィ制御だけでなく、現在の、あらゆる電子的制御の抱える問題点が明かとなる。それは、要約すれば、以下のとおりである。

・電源の絶対的必要性と、その技術的不完全さ
・環境依存性の高さ（温度・湿度・振動・電磁放射等）
・部品の電気電導性が不可避であること。
・コードが不可欠であること。・・・・スタンドアロンタイプにつくりにくい。（システムモジュール間の接合部の問題点）

４．伝統的な機械式制御方式との関連性

電気的方法による制御に問題点があるならば、メカニカルファジィでなくても、一般の伝統的なメカニカルな制御に置き換えることでその弱点をカバーできるのではないか、という考えが浮かぶが、それは従来研究開発努力が積み重ねれてきた領域そのものであって、その限界に突き当たったからこそ、様々な難点はあっても、電子的制御に置き換えられてきているのである。メカニカルファジィ制御は、技術的に完成の域に達したと考えられる機械的制御に、新たな可能性を付与するものである。

５．動作機構

メカニカルファジィ制御の具体的な姿はまだない。帰属度関数（ＭＦ）をどうやって表現すべきか、ＭＡＸ演算やＭＩＮ演算はどうすべきか、ルールの合成はどうすべきか、非ファジィ化はどうすれば実現できるか等、一つ一つ解決しなければならない。しかし、うまく作れば、超高速な制御や、極めて単純な構造が実現する可能性もある。流体の便利な特性を活用すれば、ＭＡＸ・ＭＩＮは容易に実現できるし、合成も容易である。デファジィフィケーションは「重心法」ならば、重力がそのまま使える静的な装置ならば、匠まずして実現できよう。

６．部品材料

メカニカルファジィ制御装置の部品材料は、使われる目的によって千差万別であるが、強電界でも動作する制御装置には、エンジニアリングプラスチック・ガラス・セラミックス等が、使われることになろう。部分的には非鉄金属も使われるかもしれない。また、非電導性の液体も使われる可能性がある。

極低温環境で動作する制御装置には、液化した気体が活用されるかもしれない。超高温環境用には、セラミックスが主要材料となろう。

柔らかい素材を可動部品に用いた制御装置も、構想に入れてよい。過酷な環境には不適だが、構造の単純化には有効である。

７．仮想マシンとしてのメカニカルファジィ制御

これまで記述してきたことから、「メカニカルファジィ制御」の必要な場面は、多分にＳＦ的環境であり、当面は不必要な存在かもしれない。しかし、技術史的視点からは、昨日のＳＦが今日の現実となってきた。その意味で、いずれはこのような環境で動作する制御装置が必要になると考えられる。一方、同じく技術史的視点では、技術革新による変化は、予想以上に大きい。半導体は、いまでこそ高温に弱いが、実験段階では既に三百度級に耐える存在となっているし、電磁シールドは、高温超伝導によるシールドなど、より有効な方法が実現する可能性も大きい。従って、メカニカルファジィ制御が必要とされる環境が出現した時点では、既に、電子的制御で充分に可能な水準に到達しているかもしれない。また、機械的構造から電気的構造へという時代の技術的潮流に反する計画自体、無謀・時代錯誤と考えられるかもしれない。そのような局面では、おそらく、メカニカルファジィ制御は、設計上の比較のための仮想マシンとしての役割を果たすことになろう。当面は、その構造や意義を思索することで、電子的方法を含めた「ファジィ制御」そのものの意義を明確に認識することに役立つであろう。

参考文献・註

[1]菅野道夫，ファジィ制御，日刊工業新聞社，(1988)
[2]山川烈，FUZZYコンピュータの発想，講談社，(1988)
[3]寺野寿郎・浅居喜代治・菅野道夫，応用ファジィシステム入門，(1989)

[註1]本稿のアイデアは、機械設計へのファジィ理論の適用という側面を持つ。機械の公差設計への応用が可能か否かについて、今後検討してみる価値がある。

[註2]人間が一部に介在するようなファジィ制御システムを、「ヒューマンファジィ制御システム」として概念規定することもできる。

W4－1（R3）

オリンパス デジタルファジィIC
OLYMPUS DIGITAL FUZZY IC

宮沢 東　　溝渕孝二　　鈴木 隆
Azuma MIYAZAWA　　Kozi MIZOBUCHI　　Takashi SUZUKI

オリンパス光学工業（株）
OLYMPUS OPTICAL CO.,LTD.

Abustruct:LDM2136 is a newly developed digital fuzzy IC designed by OLYMPUS OPTICAL CO., LTD..By applying fuzzy rules serially with system clock,it operates by itself.The fuzzy inference of this IC is MIN-MAX type and the defuzzifier is Center of Gravity type.The inference time is 0.4 MFLIPS when it executes 10 rules at 10 MHz system clock.

1．はじめに

1990年は、家電でファジィの応用が大流行した．ファジィは、洗濯機・掃除機・ビデオカメラなどに搭載された．これらのファジィ応用は、全てマイコンのプログラムで処理されている．最近、再びファジィICの動き[1]が活発になったにもかかわらず、ファジィICが使用されない理由は次の２つである．

・現在のファジィICは，コストが高い
・ファジィIC単独では動かず周辺回路が必要

ファジィICの利点は、言うまでもなく高速に推論できる事である．現在の家電に応用されているファジィは、ルール数も少なく、推論速度もそれほど必要ないものである．したがって、「何とかマイコンでファジィを実行している」のが現状である．しかし、制御などに応用を試みていくと、どうしても推論速度が必要となり安価で簡単に製品に組み込めるファジィICが必要となる．

オリンパスでは、早くからこの点に着目し、簡単なアーキテクチャで、デファジファィアまで演算可能なファジィICの開発に取り組んできた．LDM2136[1]は、上記アーキテクチャ確認用の試作ICであり、低コスト化の可能性を探るために開発した．LDM2136 は、周辺回路なしでファジィ推論でき、充分に実用可能なものとなった．

2．LDM2136 の概要

LDM2136 は、２入力１出力のファジィICである．ルール及びメンバシップ関数は、IC内蔵のRAM にパラメータとして設定する．パラメータの設定は、シリアル通信で行う．主な仕様は以下の通りである．

・推論方式	MIN-MAX 法
・デファジファィア	重心法
・最大ルール数	３２
・入力分解能	８ビット
・出力分解能	１０ビット
・動作電圧	５Ｖ±１０％

LDM2136 は、使用目的に応じ切替え信号でICの動作モードを選択することができる．比較的推論速度の遅い場合は、１チップで動作する時分割推論チップに、推論速度の必要な場合は、ルール演算専用チップと重心演算専用チップとになる．

パッケージは、１６０ピンＱＦＰである．ゲート規模の関係でパッケージを大きくせざるを得なかったが、使用ピン数は８０で達成した．

ローコスト化を目指した簡単なアーキテクチャとしては、前件部メンバシップ関数・後件部メンバシップ関数・重心演算部などを考案した．

①時分割推論モード

LDM2136 を時分割推論モードで使用する例を図１に示す．このモードでは、直接制御系のコントロールが可能となるのでマイコンは他の仕事をする事が出来る．又マイコンとの接続は、数本で済みポートは有効に使える．ルールは、１ルールごとに時系列に実行され全てのルールが実行された時に推論結果を出力する．推論速度は、10ＭＨｚのクロックで１０ルールを実行した場合０.25ＭＦＬＩＰＳである．

ルール設定部がRAM なので、ルール変更やルール切替えが容易である．

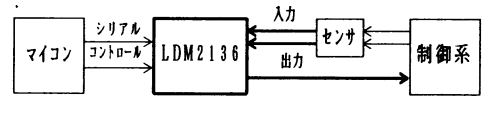


図１　時分割推論モードの例

②ノンクロック推論モード

LDM2136 をルール演算専用チップと重心演算専用チップとに設定して使用すれば、ノンクロックでファジィ推論が可能となる．推論速度は、内部ゲートの遅延時間のみとなるので１０ＭＦＬＩＰＳ以上となる．

ルール演算専用チップに設定されたICは、1 ルールしか実行できない．ファジィ推論に必要なICの数は、

$$\text{ルール数} + 1 \qquad (1)$$

である．

ルール演算専用チップは、入力１入力２に対する前件部メンバシップ関数のグレードのMIN 値までを演算し出力する．MAX 演算は、MAX バスに接続することで自動的に行われる．これは、たまたま佐々木らの発表したMAX-MIN 回路[2] と同一の方式となった．

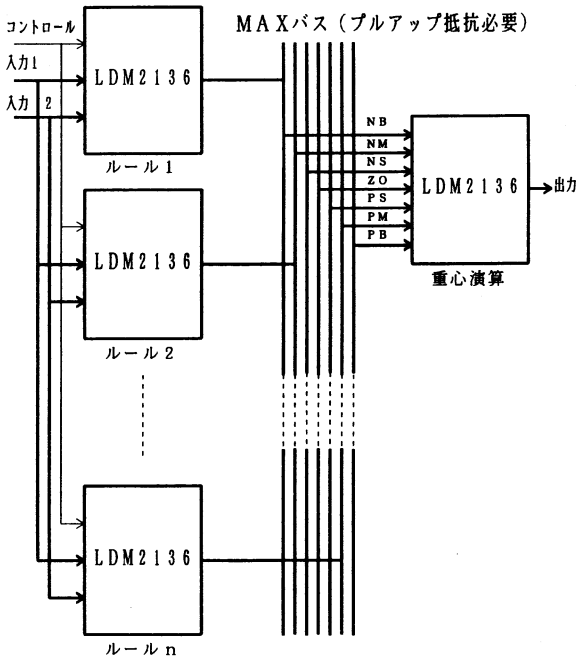


図２　ノンクロック推論モードのIC接続

３．前件部メンバシップ関数

LDM2136 の前件部メンバシップ関数は、パラメータで設定する方式である．メンバシップ関数は、４直線の折れ線として表され、グレード１（実際には８ビットなので２５５）の位置X_0 と直線の交点の位置X_L X_R と傾きk_1 k_2 k_3 k_4 で示される（図３）．メンバシップ関数のバリエーションは、図４の様なものが可能となる

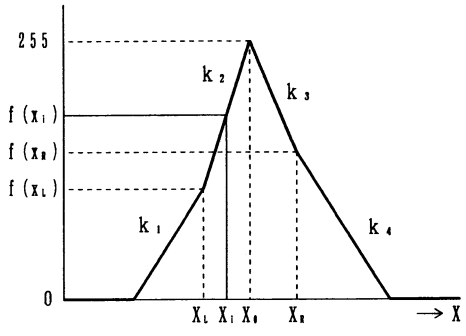


図３　前件部メンバシップ関数

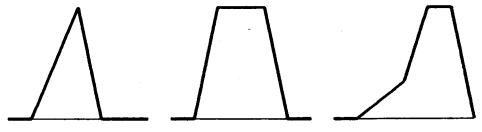


図４　関数のバリエーション

前件部メンバシップ関数の演算回路ブロック図は、図５の通りである．演算アルゴリズムは以下の式を回路で展開した．

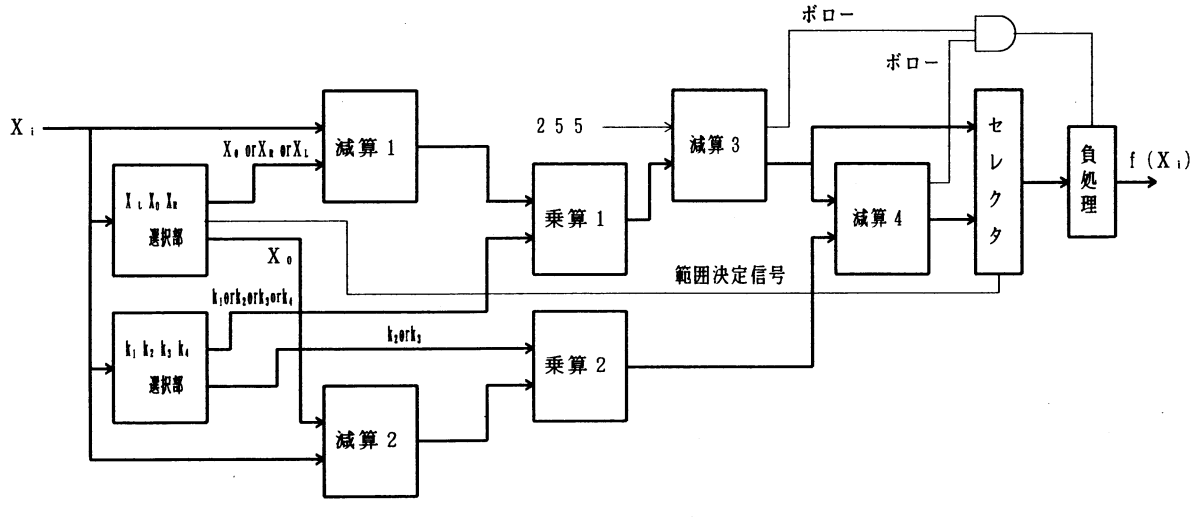


図５　前件部メンバシップ関数演算回路ブロック図

$X_i < X_L$ の場合；

$$f(X_i)=f(X_L)-k_1|X_L-X_i| \quad (2)$$

但し$f(X_i)<0$ の場合$f(X_i)=0$

$f(X_L)=255-k_2|X_0-X_L|$

$X_L \leqq X_i < X_0$ の場合；

$$f(X_i)=255-k_2|X_0-X_i| \quad (3)$$

但し$f(X_i)<0$ の場合$f(X_i)=0$

$X_0 \leqq X_i < X_R$ の場合；

$$f(X_i)=255-k_3|X_0-X_i| \quad (4)$$

但し$f(X_i)<0$ の場合$f(X_i)=0$

$X_R \leqq X_i$ の場合；

$$f(X_i)=f(X_R)-k_4|X_R-X_i| \quad (5)$$

但し$f(X_i)<0$ の場合$f(X_i)=0$

$f(X_R)=255-k_3|X_0-X_R|$

4．後件部メンバシップ関数及びMAX 回路

後件部メンバシップ関数の形状は、三角形に限定しメンバシップ関数の位置も７ヶ所に固定した．メンバシップ関数は、等間隔に配置した．回路上ではMIN 演算後の前件部メンバシップ関数値$f(X_i)$は三角形の面積に変換された後、ＮＢからＰＢまの７個のレジスタのいずれかにMAX 演算を行いながら入力される．どのレジスタに入力されるかは、ルールの指定による．後件部メンバシップ関数の面積は、乗算部で演算される．ルールメモリから、指定された底辺の長さＷを取り出し

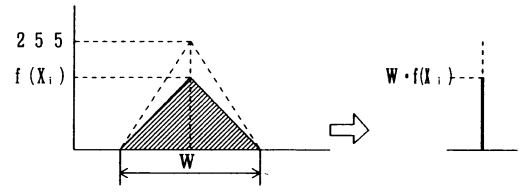


図７　後件部メンバシップ関数

$$f(Xi)\times W \quad (6)$$

で求める．１／２は、省略した．面積はそのまま後件部レジスタに入るので、結果的にLDM2136 の後件部メンバシップ関数はシングルトンである（図７）．

後件部メンバシップ関数の位置は、後件部レジスタのアドレスである．ＮＢからＰＢまでが０から６に配置されている．イメージとしては、図８の様になる．

MAX 回路は、指定された後件部レジスタの値と現在のルールの面積とを比較する方式にしたので１つで済んだ．

後件部メンバシップ関数の位置は固定なので、ルールの細かい調整は前件部メンバシップ関数で行う．

5．重心演算回路

後件部メンバシップ関数の位置を固定しているのでLDM2136 の重心演算回路は、非常に簡単な構成となった．ＮＢを原点とした時の重心ＣＧは、

$$CG=(0\cdot NB+1\cdot NM+2\cdot NS+3\cdot ZO+4\cdot PS+5\cdot PM+6\cdot PB)/(NB+NM+NS+ZO+PS+PM+PB) \quad (7)$$

となる．但しＮＢ、ＮＭ、ＮＳ、ＺＯ、ＰＳ、ＰＭ、ＰＢは、後件部レジスタの値とする．

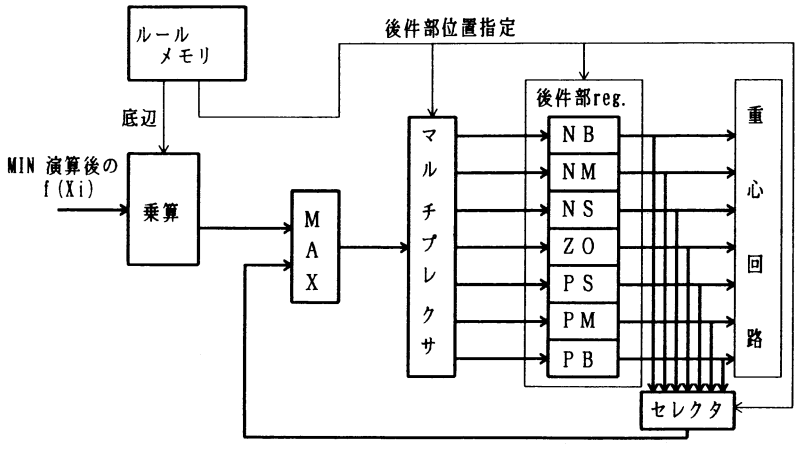


図６　後件部メンバシップ関数及びMAX 回路

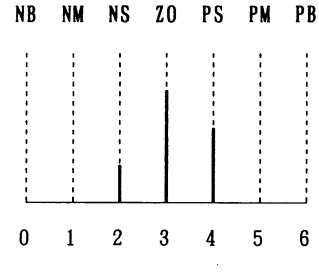


図８　後件部のアドレス

式(7)を式(8)から(11)に変形する．

$$S = NM + NS + ZO + PS + PM + PB \quad (8)$$

$$SM = NB + S \quad (9)$$

$$SC = NS + PS + 2(ZO + PS) + 4(PM + PB) + PB + S \quad (10)$$

$$CG = SC / SM \quad (11)$$

(10)式から理解できる様に2ⁿの項にまとめているので、乗算は桁をずらした加算に置き換えられる．したがって、重心演算回路は、加算回路と除算回路のみで実現できた．重心演算回路の出力は、10ビットあるのでシステムに必要なビット数を上位から使用すればよい．

6．開発ツール

LDM2136 の開発ツールも完成している．FIF-5204[2] は、LDM2136 を一個実装しているファジィ推論ボードである（図9）．FIF-5204をパソコンに接続することで、以下のことが可能となる．

- ルールのシミュレーション
- FIF-5204のリアルタイムファジィ推論動作
- ルールのデバッグ

FIF-5204のリアルタイムファジィ推論動作は、LDM2136の時分割推論モードで行われる．FIF-5204に直接ターゲットシステムを接続すれば、そのままファジィ開発ツールとなる．

FIF-5204上にはE² PROMが実装されている．パソコンに接続せずに単独で使用すればスタンドアロン動作を行う．FIF-5204のサイズは、ちょうどA4である．

7．おわりに

LDM2136 では、周辺回路なしでファジィ推論可能なアーキテクチャを確立した．ここでは触れなかったが、社内の応用実験で有効に動作することも確認した．但し、ノンクロック推論モードを実現するために、回路が少し大規模になってしまった．しかし、時分割推論モードに限れば40ピン程度のローコストICになることはすでに検証した．今後さらに、民生機器に搭載可能なファジィICを目指して検討を続けたい．

なお、本稿で示したアーキテクチャは、全て特許出願中である．

注釈

1 LDM2136:オリンパス光学工業㈱内でのIC品番

2 FIF-5204: オリンパス光学工業㈱内でのファジィ推論ボードの型名

参考文献

[1] NIKKEI ELECTRONICS 1990.10.1 (no.50) p159-165

[2] Mamoru SASAKI 'A FAZZY HARDWARE FOR MAX-MIN COMPOSITION' INTERNATIONAL WORKSHOP ON FUZZY SYSTEM APPLICATIONS IIZUKA80 p33-34

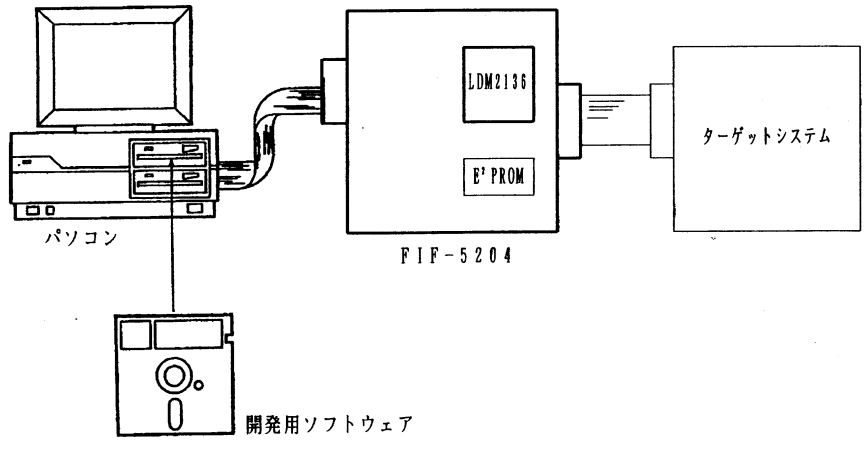


図9　LDM2136 開発システム

W4－2（R3）

ワンチップ　ダイナミック　ファジィコントローラ
OneChip Dynamic Fuzzy Controller

山田　長生　Nagao Yamada
加藤　好洋　Yoshihiro Katou
杉田　聡　Satoru Sugita
杉田　健介　Kensuke Sugita
角　敦子　Atsuko Kado
和野　稔　Minoru Wano

富士通（株）
Fujitsu LTD.

富士通デバイス（株）
Fujitsu Devices Inc.

Abstract : This paper introduces an onechip fuzzy controller MB94XXX series which includes fuzzy reasoning accelerater, CPU, program and knowledgebase ROM, work RAM, analog to digital converter, pulse width modulater, serial interface, parallel I/O, and timer/counter.

1．はじめに

ファジィ推論を行う為のハードウェアの研究、開発は以前から行われ、既に製品として世に出ているものもあります。[1] また、1990年には、ファジィ推論を用いた家電製品が多数登場し、ファジィと言う言葉も広く一般に普及し、”ファジィブーム”にまで至りました。

本稿では、民生機器や、小規模制御分野に的を絞り、既存のＣＰＵコア、メモリ、及び周辺を１チップ化した１チップファジィコントローラの実現方法について提案します。

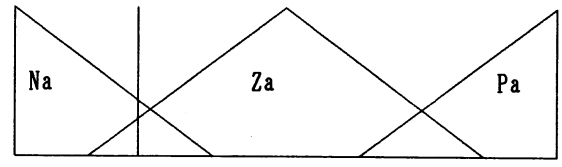
2．今回採用したファジィ推論法

制御分野におけるファジィ推論は、熟練者の経験・知識などのコツをファジィ制御規則の形で記述し、ファジィ推論によって実現するものです。ファジィ推論には、いくつか方法が有りますが、現在最も多く使用されている方法は、マムダニの制御方法として知られる”ｍｉｎ－ＭＡＸ重心法”と思われます。今回のハードウェアも”ｍｉｎ－ＭＡＸ重心法”により、ファジィ推論を行います。[2], [3]

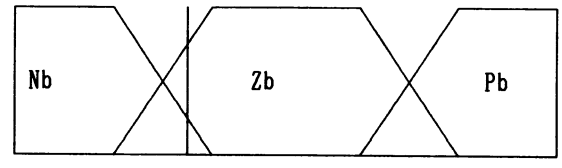
まず、最初に、ファジィ推論に用いる制御規則の例として次のルールで説明します。

```
ＩＦ A=Na AND B=Zb THEN C=NB        (1)
ＩＦ A=Za AND B=Nb THEN C=NS        (2)
ＩＦ A=Za AND B=Zb THEN C=ZO        (3)
ＩＦ A=Za AND B=Pb THEN C=PS        (4)
ＩＦ A=Pa AND B=Zb THEN C=PB        (5)
```

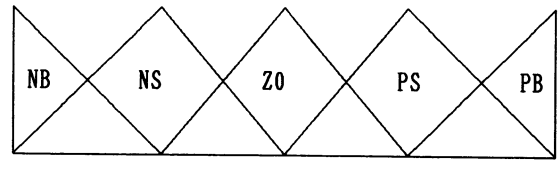
ここで、前件部のＡ，Ｂは、入力、後件部のＣは出力となります。また、Na, Za, Pa, Nb, Zb, Pb は、前件部のメンバーシップ関数を表すラベルで、NB, NS, ZO, PS, PBは、後件部のメンバーシップ関数のラベルです。図１に、それぞれのメンバーシップ関数及び入力値Xa, Yb を示します。



Na, Za, Paのメンバーシップ関数と入力値Xa



Nb, Zb, Pbのメンバーシップ関数と入力値Yb



NB, NS, ZO, PS, PB のメンバーシップ関数

図１メンバーシップ関数と入力値

入力値Xa, Yb があたえられた場合のファジィ推論は、ルール(1) によりNaとXaの交点のグレードとZbとYbの交点のグレードのmin 演算の結果により、NBをmin 演算した集合と、ルール(2) によりZaとXaの交点のグレードとNbとYbの交点のグレードのmin 演算の結果によりNSをmin 演算した集合と、ルール(3) によりZaとXaの交点のグレードとZbとYbの交点のグレードのmin 演算の結果によりZOをmin 演算した集合の３つの集合をMAX 演算により

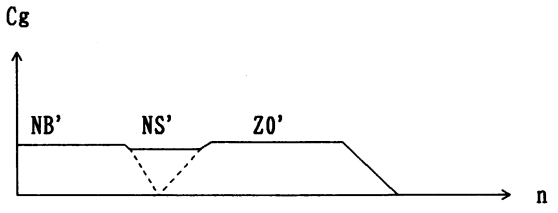


図2　ファジィ推論の結果の集合

合成した集合となります。入力値Xa,Yb が与えられた場合ルール(4) と(5) は、影響を与えません。

ファジィ推論の結果を図2に示します。

次に出力量を決める為に重心法による非ファジィ化を行います。重心は、次の式により求めます。

$$Zd = \frac{\Sigma n \cdot (Cg)}{\Sigma (Cg)} \qquad (6)$$

n ：横方向の位置　Cg：グレード

以上が、本稿で述べるワンチップファジィコントローラで使用しているファジィ推論法です。

3．ファジィ推論エンジンの構成

今回開発した,F²RU-6(Fujitsu Fuzzy Reasoning Unit -6)は、大きく分けて、図3にしめす4つの部分から構成されています。以下それぞれの部分を説明します。

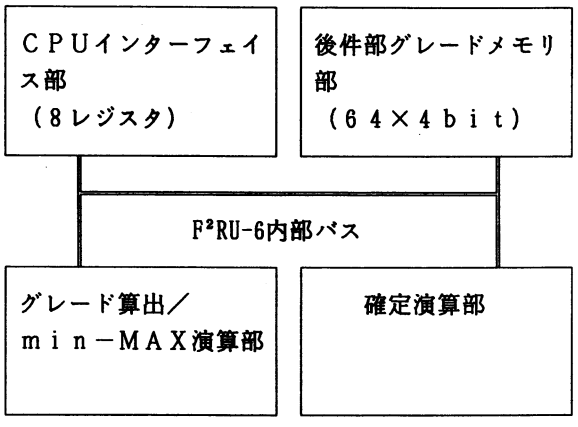


図3ファジィ推論エンジンの構成図

3．1．ＣＰＵインターフェイス

1チップファジィコントローラ内でのファジィ推論エンジンとCPU のインターフェイスは、レジスタのリードライト，割り込みなどのステータスで行います。

レジスタ構成を図4に示します。

ファジィラベルパラメータレジスタA (A)	ファジィデータ レジスタ (X)
ファジィラベルパラメータレジスタB (B)	グレードレジスタ (Y)
ファジィラベルパラメータレジスタC (C)	ファジィコマンドレジスタ (FCOM)
ファジィラベルパラメータレジスタD (D)	コントロールステータスレジスタ (CS)

図4　レジスタ構成

F²RU-6で扱うメンバーシップ関数の台集合の幅は6bit、グレードデータは、4bitなので、A,B,C,D,X,は6bit、Y は4bitで構成されています。

また、ファジィコマンドレジスタは4bitで構成され次のようなコマンドが有ります。

・グレード算出コマンド
・後件部処理コマンド
・非ファジィ化コマンド
・後件部グレードメモリライトコマンド
・後件部グレードメモリリードコマンド

コントロールステータスレジスタのビット構成は図5のようになっています。

bit5	bit4	bit3	bit2	bit1	bit0
ＦＩＥ	ＤＦＩ	ＦＲＩ	ＦＬＩ	ＥＲＲ	BUSY

FIE ： 割り込みイネーブルビット
DFI ： 非ファジィ割り込みフラグ
FRI ： 後件部割り込みフラグ
FLI ： 後件部メモリフィル割り込みフラグ
ERR ： エラーフラグビット
BUSY: ビジィービット

図5　コントロールステータスレジスタのビット構成

3．2　グレード算出／ｍｉｎ－ＭＡＸ演算部

グレード算出及びA,B,C,D,X のレジスタへのデータ設定法の説明図を図6に示します。

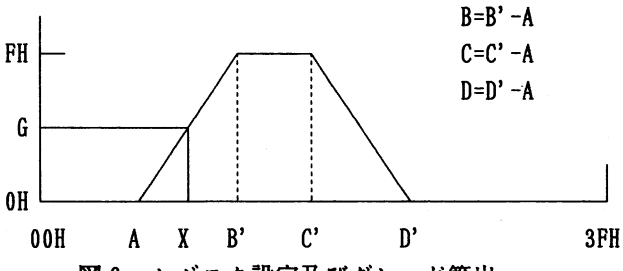


図6　レジスタ設定及びグレード算出

A,B,C,D レジスタへのデータはA レジスタのみ位置をそのまま設定し、B,C,D レジスタへはA からの距離を設定します。この方法により、メンバーシップ関数の形を変化することなくA レジスタのデータを変えるだけで移動が行えます。

また、A,B',C',D'の位置関係により、図1のNa,Za,Pa Nb,Zb,Pbの6種類のメンバーシップ関数を、それぞれ式(7)の様に設定することにより実現できます。

$$Na:A=B'=C'<D',\ Za:A<B'=C'<D',\ Pa:A<B'=C'=D'$$
$$Nb:A=B'<C'<D',\ Zb:A<B'<C'<D',\ Pb:A<B'<C'=D' \quad (7)$$

次にX レジスタにデータを設定し、グレード算出コマンドを実行する事により、入力の適合度を求めることができます。グレード算出コマンドは2つの種類があります。ひとつは、グレードを算出しY レジスタへ結果を格納するコマンドで、もう一つは、Y レジスタのデータと算出したグレードのmin 演算を行い再びY レジスタへ結果を格納するコマンドです。この2つの方法により、前件部の結合条件に、さまざまな論理を使用できます。

図6のグレードは、次の式によりもとまります。

$$G=(X-A)\times F_H / (B'-A) \quad (8)$$

実際のハードウェアでは、B=B'-Aですから、B とX-A によってアドレスを与えるROM テーブルで構成しており1KByte(2KNible) のROM で実現しています。

また、後件部処理の時に使用されるMAX 演算器も、グレード算出部に有ります。

3．3　後件部グレードメモリ

重心法により、確定演算を行うためには、出力座標の位置情報が必要であるため、後件部の処理結果は展開して保存する必要が有ります。そのためのメモリが後件部グレードメモリで、64×4bitのRAM で構成しています。

後件部グレードメモリをダイレクトにアクセスするためのコマンドが有り、その場合のメモリアドレスにはX レジスタのデータを使用します。後件部グレードメモリアクセスコマンドには、単にX レジスタのアドレスによるリード・ライトのほか、X レジスタのオートインクリメントによるリード・ライトもおこなえます。後件部グレードメモリのリード・ライトデータは、Y レジスタを介してシステムバスと接続されています。

後件部グレードメモリを読みだせるため、非ファジィ化前の推論結果を知ることができ、また、書き込みを行えるため、min-MAX 演算以外の推論法や、三角形，台形以外のメンバーシップ関数によるファジィ推論をCPU で行うことによって、重心法による確定演算のみを行わせることも出来ます。

3．4　確定演算部

重心法による確定演算は、式（6）で表されます。これは、全てのルールについての処理が終わったあとの後件部グレードメモリのアドレス×データの総和をデータの総和で割ることにより行えますが、実際には、次の様に行っています。

$$\begin{aligned}\Sigma n\cdot(Cg)' = {} & G(0)\\ & +G(0)+G(1)\\ & +G(0)+G(1)+G(2)+G(3)\\ & \quad\cdot\\ & \quad\cdot\\ & +G(0)+G(1)+\cdots+G(63)\end{aligned} \quad (9)$$

$$Zd=3F_H-\Sigma n(Cg)'/\Sigma(Cg) \quad (10)$$

つまり、逆方向からの重心を求めてから元にもどすという方法で求めています。

4．ワンチップファジィコントローラ

通常ファジィ推論用の専用プロセッサ等をもちいて実際にファジィ制御を行わせる場合には、制御用のプロセッサ，メンバーシップ関数やルールを格納するためのメモリ，及びセンサー等からの入力，制御対象への出力が最低限必要となり、ボードと言う形で実現します。

本稿で述べているワンチップファジィコントローラでは、これらの必要不可欠な要素と、通常のワンチップマイコンで使用されているその他の周辺リソースを1つのチップに集積しました。その構成図を図7に示します。

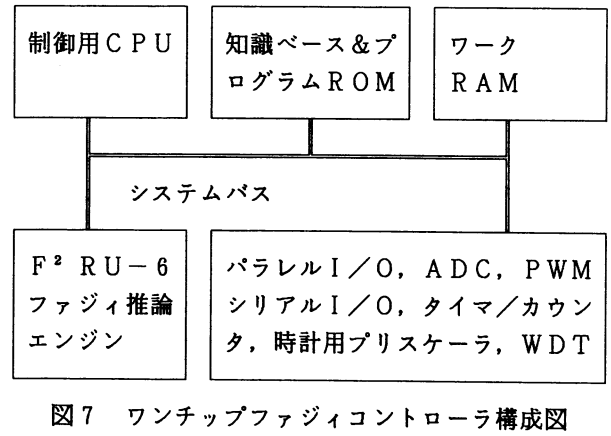


図7　ワンチップファジィコントローラ構成図

5．ワンチップファジィコントローラの推論処理

ワンチップファジィコントローラを使用したファジィ推論のフローチャートを図８に示します。

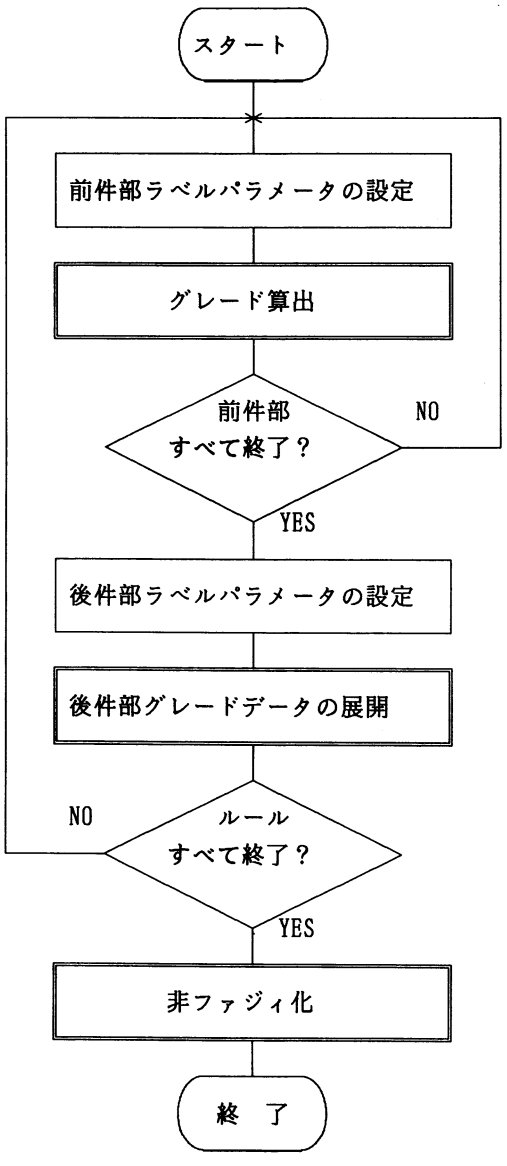


図８　ファジィ推論処理フロー

フローチャート中の二重枠の処理は、推論エンジンでコマンド設定により行います。処理時間は、グレード算出が３マシンサイクル，後件部グレードデータの展開には、式（１１）で表せるマシンサイクル，非ファジィ化には、８５マシンサイクル数が必要です。

$$2\ (1+D)+3 \qquad (11)$$

D：Dﾚｼﾞｽﾀの設定値

ファジィ推論時間を、表１に示します。

表１　ファジィ推論時間

条　件			推論時間 (ﾏｼﾝｻｲｸﾙ= 500ns)
入力数	出力数	ﾙｰﾙ 数	
2	1	9	0.8ms ～1.4ms
2	2	2５	4.3ms ～7.4ms

表１の処理時間の幅は、後件部のメンバーシップ関数の幅によるものです。

6．まとめ

本稿で紹介した、ファジィ推論エンジンを、制御ＣＰＵ，入出力回路と共に、１チップに集積したワンチップファジィコントローラを現在開発中である。ファジィ推論エンジンは、従来のファジィ推論ハードウェアよりコンパクトに実現できました。

ファジィ推論エンジンと汎用ＣＰＵを１チップ化することにより、今までのマイコンで行われているテーブルルックアップ方式では出来なかったファジィ推論時毎のルールの変更や、メンバーシップ関数の変更が行えるようになります。

参考文献

［１］「ファジィ・チップの製品化が進む」，
日経エレクトロニクスno.510 159-165 ,1990
［２］特集「ファジィ制御」，コンピュートロール
２８，１９８９
［３］杉田　聡　ファジィ制御の基礎知識
ＦＤＩジャーナルVoL.1 No.1,1991

お問い合わせ先

〒２１１　神奈川県川崎市中原区下沼部1812-10
小杉富士通ビル内
富士通デバイス株式会社　技術本部
和野　稔
TEL 044-433-8431
FAX 044-433-4050

W4－3（R3）

デジタルファジィプロセッサ　ＦＰ－３０００

DIGITAL　FUZZY　PROCESSOR　FP－3000

木下郁朗*　喜多総一郎*　江島秀二**
Ikuo Kinoshita　Soichiro Kita　Hideji Ejima

＊ オムロン（株）電子機器統轄事業部
ＩＣ推進センタ 開発室
＊＊ オムロン（株）ファジィ推進センタ

OMRON Co. Electronic Components Division H.Q.
IC Business Promotion Center
OMRON Co. Fuzzy Technology Business
Promotion Center

Abstruct : This paper describes a new-type digital fuzzy processor FP-3000, especially developed for embeded use in the fuzzy-logic control field. This chip is designed with the microprogrammed control architecture, in order to implement all of the fuzzy -logic functions (inference and defuzzification) on a single chip. And also will provide a high performance fuzzy-logic operation in many control field.

１．はじめに

ファジィ推論の応用は、家電を始めＦＡ・ＯＡ分野まで普及しつつある[1]。このような状況において、高速にファジィ推論が実行でき、ファジィシステム開発の効率を上げる専用プロセッサの期待が高まっている。最近においては、ＳＩＭＤ方式の超高速プロセッサも発表されており[2][3]、今後ますますチップへの要求が多様化すると予測される。

ファジィ推論を実行するには、汎用マイコンを使いソフトで対応するのが容易であるが、リアルタイム制御が必要となるＦＡ分野への応用あるいは大量のデータをファジィ処理する場合には、処理速度の面から専用プロセッサが不可欠となる。

このような背景から今回開発したＦＰ－３０００は、特に制御機器への組み込みを考慮したもので、アーキテクチャーにマイクロプログラミング方式を採用することにより、コストパフォーマンスの高いデジタルファジィプロセッサを実現した。本稿では、このＦＰ－３０００の内部構成、メンバーシップ関数の設定方法等についてその概要を述べる。

２．機能及び特徴

ＦＰ－３０００は、ファジィ推論と確定演算機能を１チップにおさめたファジィ専用コプロセッサである。

表１にＦＰ－３０００の諸機能を示す。また主な特徴としては、以下のような点があげられる。

① 入出力共に１２ビットによる高分解能
② 外部ＲＡＭによるルール拡張機能
③ ３つの独立したルール群の設定機能

ファジィ推論方式	ＭＡＸ－ＭＩＮ合成　論理積
確定演算方式	重心法 最大高さ法（左右優先指定可）
入出力数	８入力、４出力
ルール形式	最大８条件、２結論 最大２９ルール　（５条件２結論時） （シングルモード）
ルール数	最大１２８ルール×３ルール群 （拡張モード） ただし条件数、結論数等により 最大ルール数は変化する。
ルール重み付け	各ルールに対し、重み付けが設定可能
ルール群	最大３ルール群　（ＭＦは１群共用）
条件部ＭＦ	Λ、Π、Ｓ、Ｚの４形状が可能 （１入力あたり、最大７ラベル）
結論部ＭＦ	シングルトン （１出力あたり、最大７ラベル
データ分解能	符号なし１２ビット

表１　ＦＰ－３０００の諸機能

３．処理アルゴリズム

ファジィ推論処理を以下のルールを用いて説明する。

IF　条件1　条件2　THEN　結論1

ルールはＦＰ－３０００内部のＲＡＭへ格納され、条件命令，結論命令などの１バイト命令の組み合わせで実行する。このルールの場合、３つの命令で構成される。

処理は以下の手順で実行される。

（１） 条件1より適合度Ｔ1を抽出する。
（２） 条件2より適合度Ｔ2を抽出し、Ｔ1と比較（引き算）し、小さい方の値を保持する。
（３） 結論1で指定したレジスタの値と（２）の値とを比較し、大きい方の値をそのレジスタに残す。

ここでＭＩＮ演算が（２）の処理で、　ＭＡＸ演算が（３）の処理となる。結論部はシングルトンを用いているため、ＭＡＸ演算の結果は、各ラベルごとにレジスタに格納されることになる。

４．メンバーシップ関数

４．１　設定方法

ファジィ推論を高速にかつ小規模な回路で実現する場合、メンバーシップ関数（以下ＭＦと略す）をどのようなデータで取り扱うかがポイントである。一般的にテーブルルックアップ方式を用いる場合が多いが、入力点数／ラベル数／分解能が大きくなると、それに伴ってメモリ容量が指数関数的に増大してしまう。

そこでＭＦの形状をΛ，Π，Ｓ，Ｚ型（高さ一定）に限定し、演算によって適合度を抽出する方法を採用することで、メモリの削減を行った。（図１）

ＭＦは、形状に関わりなく変曲点Ｘｉ(i=0,1,2,3)と傾き係数ａｊ(j=0,1)の６つのデータで表現できる。ＭＦの設定領域はＸ／Ｙ軸共に１２ビットであるから、１変曲点は１２ビット(2ﾊﾞｲﾄ)、傾き係数は１６ビット(2ﾊﾞｲﾄ)を用いる。このことにより１つのＭＦは、１２バイトで表現できる。

Ｓ，Ｚ型に関しても同様に設定できる。

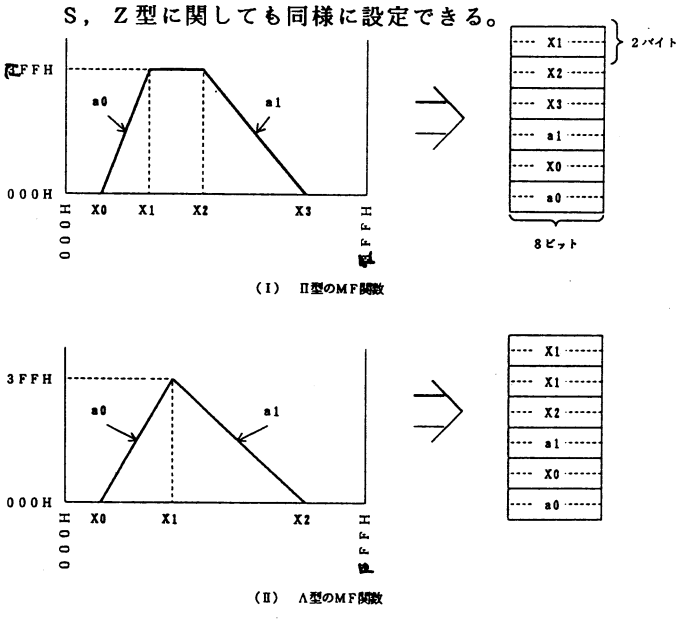


図１　ＭＦの設定

４．２　傾き係数

傾き係数aj(j=0, 1)は、演算による誤差を小さくするため１６ビット浮動小数点（図２）で表す。　上位４ビットの指数部（Ｂ）と下位１２ビットの仮数部（Ａ）より構成されることにより傾き係数は次式で表すことができる。

$$傾き係数 = A \times 2^{B-12}$$

図２にその様子を示す。指数部(B)が（００１０）$_2$の場合、仮数部(A)の下位１０ビットが小数値となる。

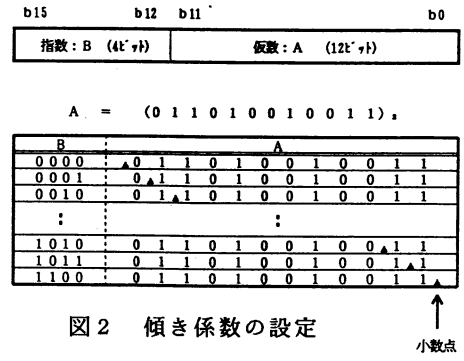


図２　傾き係数の設定

５．内部アーキテクチャー

ＦＰ－３０００は、マイクロプログラミング方式を採用しており、次の利点があげられる。

① すべてＡＬＵを用いて演算を実行させるため、回路規模を最小限に抑えられる。

② 内部の複雑な制御も容易に組み込める。

内部構成は、大きく分けて以下の３つのブロックによって構成される。

① 演算部　：四則演算／論理演算機能

② メモリ部：ＭＦ，ルール，Ｉ／Ｏデータの格納

③ 制御部　：制御機能（マイクロプログラム）

これらのブロックは内部１６データバスによってデータのやり取りを行う。内部ブロック図を図３に示す。

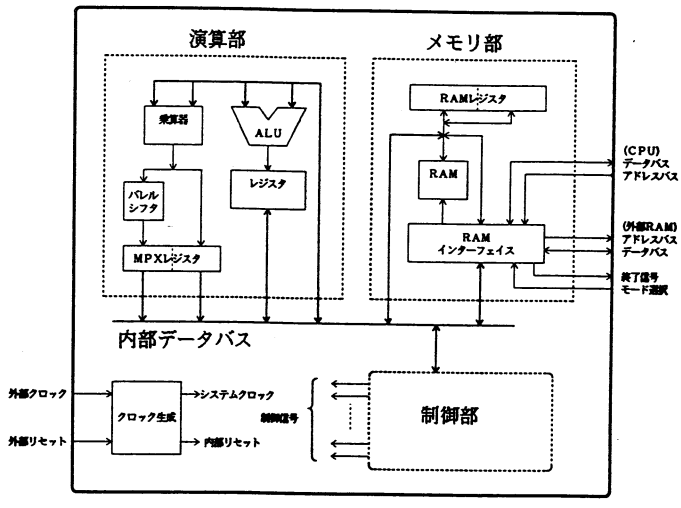


図３　内部ブロック図

以下各ブロックについて述べる。

5．1 演算部

ＭＩＮ／ＭＡＸ・重心などの演算をこのブロックで実行する。浮動小数点記述のＭＦ演算を高速に実行するために乗算器を備えている。以下に演算部を構成するモジュールを示す。

① 演算機能　：　１６ビットＡＬＵ
　　１２×１２ビット乗算器

② レジスタ　：　１６ビット汎用レジスタ×４
　　２８ビット乗算レジスタ（MPXﾚｼﾞｽﾀ）

乗算器は、１２ビットデータの演算を１サイクルで実行できる。

ＭＰＸレジスタ ← 汎用レジスタ（12ﾋﾞｯﾄ） × データバス（12ﾋﾞｯﾄ）

ＭＰＸレジスタは、上位１２ビットレジスタと下位１６ビットレジスタとの２つのレジスタで構成され、重心演算の乗算結果は、これらのＭＰＸレジスタの下位２４ビットに書き込まれる。

４．２で述べたように適合度を抽出する場合において１６ビットの浮動小数点を取り扱うことができるように、上位１２ビットレジスタの入力段にバレルシフタを組み合わせている。このバレルシフタは２４ビット（小数値）の乗算結果に対してどの１２ビット（整数値）を取り出すかを指数４ビットの状態によって決定するためのものである。（図４）

(1)　$(0.123)_{10} \times (956)_{10}$

指数 = 0000　仮数 = 0001 1111 0111
　　ΔX = 0011 0110 1100

0000 0111 0101 0110 0110 0100　乗算器出力

0000 0111 0101

(2)　$(245.264)_{10} \times (16)_{10}$

指数 = 1000　仮数 = 1111 0101 0100
　　ΔX = 0000 0001 0000

0000 0000 1111 0101 0100 0000　乗算器出力

1111 0101 0100

図４　小数値の乗算

5．2　メモリ部

１KバイトのＲＡＭとそれを制御するための回路とで構成される。入力データ／ルール／ＭＦなど推論に用いられる情報はこのＲＡＭへ設定される。メモリのアドレスマップ(ｼﾝｸﾞﾙﾓｰﾄﾞ)を図５に示す。「ファジィ出力データ」に結論部シングルトンの適合度が格納されており、ＭＡＸ演算時は結論部で指定された番地（ラベル）の内容との比較処理を実行する。また「結論部ＭＦデータ」は、シングルトンのＸ座標が格納される領域である。重心法などの確定演算は、この２つの領域を使って実行され、それによって求まった確定値は、「確定出力データ」へ格納される。

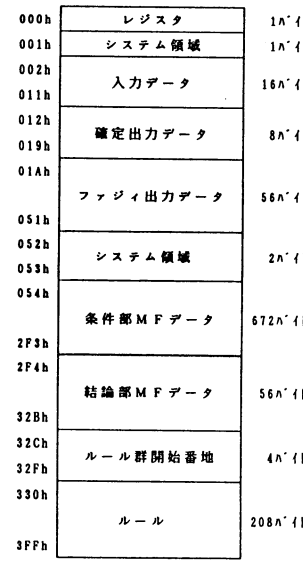


図５　メモリマップ

外部拡張ＲＡＭの場合（拡張ﾓｰﾄﾞ）、ルール設定の領域が広くなり（4.3Kﾊﾞｲﾄ）また１ルールごとの適合度（ＭＩＮ演算結果）が、モニタできる機能が付加される。

以上、ＲＡＭの機能について述べてきたが、次にこのブロックの回路について述べる。

推論中における他のブロックとのデータをやり取りは内部データバスを介して行われるが、内部データバスが１６ビットに対しＲＡＭが８ビットであるため、１６ビットＲＡＭレジスタを介して行われる。つまり演算で扱うＭＦあるいは適合度などのＲＡＭデータは、１２ビットないし１６ビットのため（ルールは８ビット）データをリード／ライトするのに３サイクル*1要する。１６／８ビットのＲＡＭを個別に持てば１サイクル*2で実行可能であるが、チップサイズに影響するために前者の方式とした。

推論速度を上げる方式としてＲＡＭに対するアドレッシングモードを次の３種類とした。

① ＰＣ（プログラムカウンタ）によるモード

② アドレスレジスタによるモード

③ データバスによるモード

ＰＣはルール（命令）を順番にフェッチするためのカウンタである。

アドレスレジスタは、条件命令に於ける適合度抽出処理としてＭＦ領域を指定するために用いられ、「インクリメント」と「＋５」の機能を持っている。

---

*1 他のブロック ⟶ ＲＡＭレジスタ：１ｻｲｸﾙ
　ＲＡＭレジスタ ⟶ ＲＡＭ　：２ｻｲｸﾙ
*2 ＲＡＭレジスタが不要になるため

入力データを変曲点と比較し（Ｘ１より）、どの範囲にあるかを求め適合度を抽出する。「＋５」機能は入力データがX1より小さい場合、即座にX0の番地にアドレスを飛ばすためである。

データバスによるモードは、各ブロックのレジスタの内容あるいはマイクロ命令に予め設定された定数をアドレスとして使用するために準備している。

このように、いかなるケースにおいても即座にＲＡＭへアクセスできる構成としている。

５．３　制御部

各ブロックに対して必要な制御信号を出力し回路全体を制御している部分であり、この制御信号を生成するためにマイクロプログラムを用いて実現している。内部に１Ｋ×２４ビットＲＯＭを持っており、マイクロプログラムはこのＲＯＭに格納されている。

マイクロ命令は、４つの命令タイプに大別できる。。

① 演算命令
　演算部を制御するための命令

② レジスタアドレッシング命令
　各レジスタ間でのデータ転送を実行させるための命令

③ ダイレクトアドレッシング命令
　マイクロプログラムに予め設定された定数を、各レジスタにロードしたりＲＡＭへのアドレスとしたりするための命令

④ 制御命令
　制御部で使用する命令

このように２４ビットの各ビットを命令タイプ別に内容を分けることでＲＯＭサイズの最適化を行っている。

またどの命令タイプにおいてもＲＡＭに対するアクセスはできるようにしている。前述したように2バイト長のデータを扱うことが頻繁に行われ、例えば演算中（演算命令実行中）においても次のデータをリードできることで処理速度を上げることを考慮している。

６．　推論速度

推論速度については、内部が逐次実行型で動作するためルールの構成によって変化する。しかし、コプロッセサとしてファジィプロセッサを用いてシステムを構築していく場合、推論速度が入力データによって変わってしまうと、全体の設計が複雑になる恐れがある。

そこで、ルールの構成で推論速度が計算できるようにルールに用いる各命令の処理速度を一定にしている。表２に命令と処理サイクルとの関係を示す。

以下の条件の場合、推論速度は約６５０μＳになる。

１ルール　：　５条件　２結論　（出力数は４）
ルール数　：　２０
確定演算　：　重心法
クロック　：　２４ＭＨＺ　（１ｻｲｸﾙ＝６ＭＨＺ）

命令の種類	処理ｻｲｸﾙ
条件	23　ｻｲｸﾙ
結論	13　ｻｲｸﾙ
重み付け	7　ｻｲｸﾙ
重心	169　ｻｲｸﾙ
最大高さ	89　ｻｲｸﾙ
ｵｰﾊﾞｰﾍｯﾄﾞ 1ルールあたり	2　ｻｲｸﾙ
ｵｰﾊﾞｰﾍｯﾄﾞ ルール全体	80　ｻｲｸﾙ

表２　命令と処理サイクル

７．おわりに

デジタルファジィプロセッサＦＰ－３０００のアーキテクチャーを中心にその概要を述べた。各種コントローラや小型電子機器への組み込みなどの応用を考慮し、あらゆるマイコンとの接続を可能とした実用的なファジィチップであり、今後多くの応用商品に組み込まれていくものと考えている。

８．参考文献

[1]電子技術，ファジィ応用のすべて，日刊工業新聞社，NO.1(1991)

[2]佐々木守，上野文男，井上高宏，白井雄二，ファジィ推論専用プロセッサの開発，第６回ファジィシステムシンポジウム，117，(1990)

[3]勝亦敦，徳永秀和，安信誠二，ファジィ集合演算チップ，第６回ファジィシステムシンポジウム，279，(1990)

W5－1（R3）

ファジィコンピュータプロトタイプボード -FUTURE Board-

Fuzzy Computer Prototype Board -FUTURE Board-

徳永秀和 Hidekazu TOKUNAGA
勝亦敦 Atushi KATUMATA
安信誠二* Seiji YASUNOBU

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE)

Abstract: This treatise describes and evaluates the configuration of the FUTURE Board, a first-stage prototype system for a fuzzy computer capable of realizing the high speed processing of fuzzy sets operations. Incorporating a Fuzzy Sets Processor (FSP) for the parallel processing of fuzzy sets operations, this board is capable of processing fuzzy sets at about ten times the speed of a Sun4 workstation by performing high speed data transfer to FSPs on the board. I/O and software development for this board can be done using a general purpose host workstation connected via a VME interface.

1. はじめに

ファジィ理論の発展、応用分野の拡大のために、ファジィ情報処理 のプラットフォームが必要である。我々は、プラットフォームとしてファジィコンピュータを開発している。ファジィコンピュータは、fuzzy sets 演算を柔軟かつ高速に処理でき、記号処理と数値演算を同時に扱う事ができる必要がある。ファジィコンピュータ のプログラミング環境としては、オブジェクト指向プログラミングシステムが有効であることを、smalltalk による実証より、示した[1]。さらにファジィ集合処理の処理を容易にするため、独自のオブジェクト指向プログラミングシステム MONO を開発している[2]。一方、ファジィ集合処理の高速化のために、フルカスタム VLSI の Fuzzy Sets Processor(FSP)[3] と、FUTURE Board を開発している。本論文は、FSP の概要を述べた後、FUTURE Board の特徴と構成を述べる。最後に FUTURE Board の評価を述べる。

2. FSP

ファジィ集合処理は以下の 3 つの特徴がある。

1) ベクトル要素間の演算や行列演算が多い。
2) グレード間の演算は様々なものがある。
3) グレードの精度は 8bit で十分である。

*現在、(株) 日立製作所システム開発研究所

これらのファジィ集合処理の特徴より、FSP は、SIMD 並列処理とマイクロプログラミング制御を導入した。図 1 に FSP の構成を示す。8bit データの

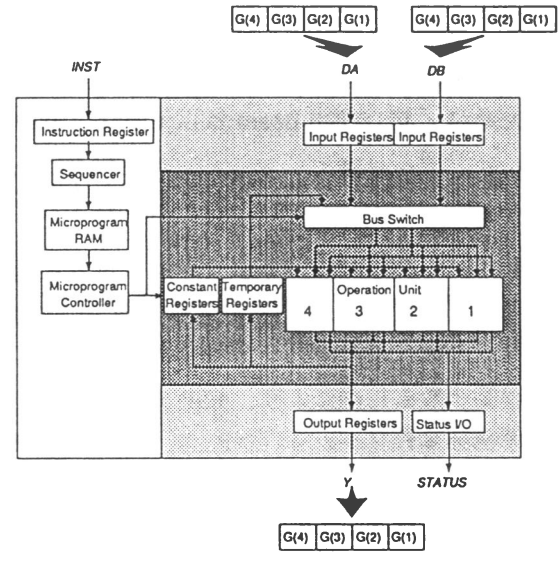


図 1 Fuzzy Sets Processor

任意の二項演算と単項演算の 4 並列実行と、演算と入出力の同時実行を可能にするため、FSP は、以下の様な構造を持つ。FSP の中心部は、8bit 演算器 4 個と、レジスタ群と、マイクロプログラム制御回路により構成される。FSP の入出力は、2 個の 32bit(8bit * 4) 入力バスと 1 個の 32bit(8bit *4) 出力バスで構成される。さらに、命令専用バスを持つ。ま

た、複数データに対する同一演算を高速に実行するため、マイクロプログラム制御回路にループカウンタを設けた。FSP は、MIN 演算において、SPARC の 15 倍の処理能力がある。

次に、FSP の外部インタフェースを述べる。

1) 初期状態でデータの入力待ちとなっている。

2) 外部より命令とデータ同時にを受け入れる。

3) 入力データを処理する。

4) データの出力要求を外部に出す。

このように、FSP は、周辺デバイスとしてのインタフェースを持つ。

3. FUTURE Board

FUTURE Board は、ファジィコンピュータの第 1 次プロトタイプシステムとして開発した。

3.1 FUTURE Board の特徴

通常の数値演算や記号処理が、ファジィ情報処理では、ファジィ集合処理と共に多く行なわれる。また、開発環境と I/O に汎用ワークステーションを用いることにより、開発コストを削減できる。ファジィ集合処理の高速処理と通常の処理とを効率よく実行し、汎用ワークステーションとの協調処理を行なうために、FUTURE Board は以下の特徴を持つ。

1) FSP を 4 個搭載し、8bit データを 16 並列処理する。

2) 4 バンクメモリ (ファジィデータメモリ)、128bit ファジィバス、ファジィバス専用 DMAC により、FSP への高速データ転送を行なう。

3) 浮動小数演算器により、FSP で処理できない数値演算を行なう。

4) 汎用 CPU により、FSP の制御とアプリケーションプログラムを実行する。

5) VME インタフェースとデュアルポートメモリ、特種レジスタにより、汎用ワークステーションでのプログラム開発と、プログラム実行時の通信を行なう。

3.2 FUTURE Board の全体構成

図 2 に FUTURE Board の全体構成を示す。FUTURE Board は、汎用演算部、ファジィ集合処理部、VME インタフェース部より構成される。

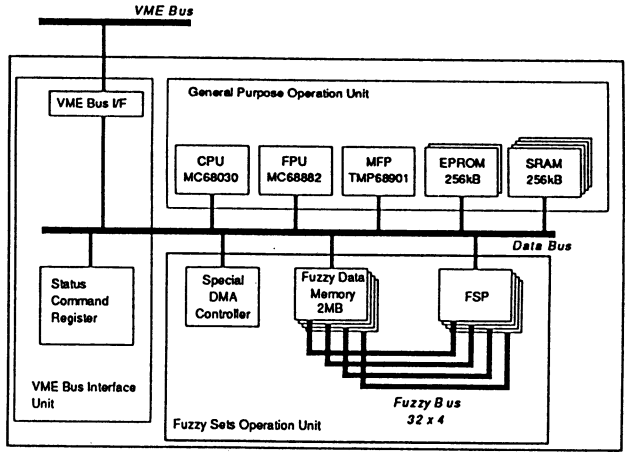


図 2 FUTURE Board

3.3 汎用演算部

汎用演算部は、CPU(MC68030) と浮動小数演算器 (MC68882) と EPROM、SRAM より構成される。EPROM にはプログラムを、SRAM はプログラムとファジィデータ以外のデータを格納する。CPU は、一般的な情報処理を行なうと共に、ファジィ集合処理部のコントロール、ワークステーションとの通信を行なう。FPU は通常の数値演算と、FSP で処理できないファジィ集合処理を行なう。例えば、重心や積分は、FSP で処理した場合、オーバフローする場合がある。このようなファジィ集合処理を FPU で処理する。

3.4 VME インタフェース部

VME インタフェースは、以下の要求を満足するように設計した。

1) 汎用ワークステーション (sun4) でプログラム開発を行なう。

2) sun4 が直接 FUTURE Board 上のファジィ集合にアクセスできる。

3) sun4 と FUTURE Board が procedure calls により協調処理を行なう。

4) procedure calls を高速に行なう。

上記要求を満足するため、VME インタフェース、デュアルポートメモリ (バスアビトレーションによる)、コマンド レジスタ、ステータス レジスタを採用した。コマンド、ステータス レジスタは、32bit で上位 16bit にコマンドまたは ステータス が書き込まれる。コマンドまたは ステータス が書き

込まれると、自動的にFlagが1となり、読みだされると、自動的にFlagが0となる。

図3は、sun4からFUTURE Boardへのprocedure callsの手順を示す。sun4はコマンドを書き込み、ステータスレジスタのFlagをポーリングする。FUTURE Boardは、コマンドレジスタのFlagをポーリング中に1となったことを検知し、コマンドの到着を認識する。そして、コマンドを読み込み、コマンドを実行する。コマンドの実行終了後、ステータスを書き込む。sun4は、Flagが1となったことを検知し、ステータスを読み込む。このような通信方式により高速なprocedure callsを行なう。

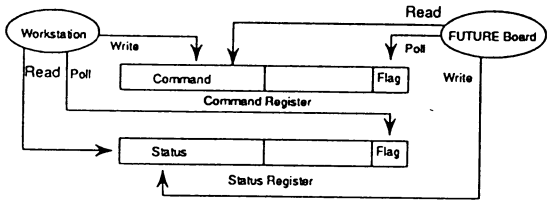


図3 PROCEDURE CALLS

3.5 ファジィ集合演算部

3.5.1 構成

ファジィ集合演算部は、8bitデータのベクターとして表現された、ファジィ集合を高速処理する。この部分は、4個のFSP、4つのバンクメモリ(ファジィデータメモリ)、128bitのファジィバス、DMACより構成される。ファジィ理論の応用で用いられるファジィ集合の要素数は、少ない場合で16要素程度である。また物理的なボードサイズの問題により、今回開発した第1次プロトタイプシステムに搭載するFSPの数は4個とした。

3.5.2 データ転送

FSPへのデータ転送について考察する。MC68030で行なった場合のFSPでの演算時間と、データ転送時間の比率を考える。FSPでのMIN-MAX演算演算時間は、1 clock(10MHz)で実行されるので100nsである。一方、MC68030のメモリアクセスタイムは120nsである。したがって、16グレードに対する演算時間とデータ転送時間の比は、演算時間 / (演算時間 + 転送時間) = 0.07となる。この考察の結果、MC68030でFSPにデータを転送したのでは、データ転送のオーバーヘッドが大きく処理速度の向上が、実現できない。

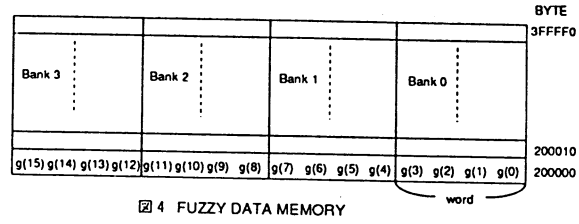


図4 FUZZY DATA MEMORY

この問題の解決のために、ファジィデータメモリ、128bitのファジィバス、専用のDMACを搭載した。図4は、ファジィデータメモリのメモリマップを示す。4つのバンクメモリをバンク1、2、3、4の順に1word(32bit)単位でアドレッシングする。したがって、ファジィ集合の16グレード(32 * 4bit)が、4グレード(32bit)づつ連続アドレスで、各バンクメモリに格納される。DMACが、このデータを128bitのファジィバスで、4グレードづつ各FSPに転送する。DMACの転送速度はFSPの処理速度に対応して100ns/128bitである。以上の方式によりFSPへのデータ転送のオーバーヘッドを0.25に軽減した。

3.5.3 インタフェース

ファジィ集合処理部のインタフェースを述べる。FSPは、初期状態で、データの入力待ちとなっている。CPUは、つぎの手順でファジィ集合処理部を用いる。

1) DMACのaddressとレングスを設定する。
2) DMACを起動し、ファジィデータメモリを開放する。
3) FSPにコマンドを送る。
4) DMACのステータスをポーリングする。

ファジィ集合処理部は、DMACに起動をかけられると、FSPにデータ転送を開始し、FSPにコマンドが入力されしだい演算が開始される。すべての演算結果を出力した後、DMACのステータスを終了とし、ファジィデータメモリを開放する。

設定時間のオーバーヘッドを軽減するため、以下の工夫をした。レングスの設定方法は、3チャンネル同一か、2チャンネル同一か、個別かを選択できる。2つのファジィ集合間の演算は、3チャンネルのレングスを同一に設定することにより、設定時間を短縮できる。レングスとアドレスレジスタにバッファを設けることにより、ファジィ集合処理部で演

算中に次の演算のレングスとアドレスの設定が、可能となる。FSPへのコマンドは1回の書き込みで4個すべてに転送される。

4. FUTURE Boardの評価

4.1 基本ファジィ集合処理

ファジィ集合処理部による基本 ファジィ集合処理の高速化率の評価を行なう。一例として、FUTURE BoardのMC68030が、ファジィ集合処理部を用いてMIN演算を行なった場合と、sun4(SPARC)でMIN演算を行なった場合の、実行速度を比較する。ファジィ集合処理部を用いた時の、64グレードのMIN演算の実行時間を計算する。図5は、演算時間の内容を示す。DMACの設定にかかる時間は、900ns*4=3600ns。DMACの起動にかかる時間は、900ns。演算にかかる時間は、1200ns。FSPへのコマンド転送は、演算とオーバーラップするため0となる。演算終了のチェックに400ns。以上を合計すると6100nsである。一方sun4による演算時間は、実測により60000nsである。したがって、FUTUR Boardは、sun4の約10倍の高速化を実現する事ができる。

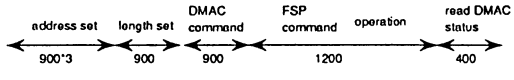


図5 MIN OPERATION OF 64 ELEMENTS

4.2 ファジィ推論

ファジィ集合処理部により、基本 ファジィ集合処理を組み合わせて、ファジィ推論を実行した場合の、高速化率の評価を行なう。

前件部2、後件部1のルールが2個の時のファジィ推論の演算時間を考察する。すべてのファジィ集合の要素数は64と仮定する。実行される演算は、論理積が6回、論理和が2回、ファジィ集合のグレードの最大値の計算が2回、2つのグレードの最小値演算が2回である。基本ファジィ集合処理である論理積,論理和と最大値グレード演算をファジィ集合処理部で高速処理した場合の高速化率は、6.6倍である。図6は、ファジィ推論の演算時間を、sun4による64グレードのMIN演算を10として示している。ファジィ推論の演算は、FSPの内部のレジスタを有効に利用することにより、さらに1.3倍程度の高速化が可能である。

operation	nunber	FUTURE	sun4
Logical Product(fuzzy set 1, fuzzy set 2, fuzzy set 3)	6	6	60
Logical Sum(fuzzy set 1, fuzzy set 2, fuzzy set 3)	1	1	10
Max Grade(fuzzy set, grade)	4	8	40
MIN(grade1, grade2, grade3)	2	2	2
	total	17	112

図6 EVALUTION OF FUZZY INFERENCE

5. おわりに

ファジィ集合処理の高速化を実現した、ファジィコンピュータの第1次プロトタイプFUTURE Boardの構成を示し、その評価を示した。FUTURE Boardは、ファジィ集合処理のベクトル性に注目し、FSPを搭載し、データ転送を工夫することにより、効率的なSIMD並列処理を実現している。その結果、基本 ファジィ集合処理においては、sun4の10倍程度の高速化が実現された。また、FUTURE Boardは、汎用CPUとFPUを搭載することにより、汎用のファジィ情報処理システムの機能を持っている。さらに、VMEインタフェースにより、汎用ワークステーションとの協調処理が可能である。今後、FUTURE Boardの処理能力の実測値を求め、詳細な評価を行なっていく予定でる。

謝辞

本稿をまとめるにあたり、有益な助言を頂いたLIFE第3研究室の山本、井上主任研究員に感謝致します。また、本研究の機会を頂いたLIFEの寺野所長ならびに、新日本製鐵(株)、山武ハネウエル(株)、(株)日立製作所をはじめとする組合員各社に深く感謝します。

参考文献

[1] 山本創造, 安信誠二. オブジェクト指向のファジィ集合処理システムfopsの設計. 第7回ファジィシステムシンポジウム予稿集. 日本ファジィ学会, 1991.

[2] 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. 人工知能学会, 1990.

[3] 勝亦 敦, 徳永 秀和, 安信 誠二. ファジィ集合演算チップ. 第6回ファジィシステムシンポジウム予稿集. 日本ファジィ学会, 1990.

W5－2（R3）

ファジィ情報処理の効率化を指向したファジィコンピュータシステム
Fuzzy Computer System for Efficient Fuzzy Information Processing

安信 誠二[1]　徳永 秀和　勝亦 敦　山本 創造　井上 由文
Seiji YASUNOBU　Hidekazu TOKUNAGA　Atushi KATSUMATA　Sozo YAMAMOTO　Yosifumi INOUE

技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research（ＬＩＦＥ）

Abstract: The achievement of the computer system which can efficiently execute the fuzzy information processing is requested. We are developing a hardware prototype for parallel fuzzy information processing, and fuzzy programing languages based on object-oriented paradigm. And the proof evaluation of these system is being advanced. In this report, the outline of the development system (the system structure, software, and hardware) is treated. And the merit of these systems and the futures are viewed.

１．はじめに

人間のあいまいな知識を取り扱う概念としてのファジィ情報処理の有効性が実証されてくると共に，このファジィ情報処理を柔軟かつ高速に実行できるコンピュータシステムの実現が要請されている[1].

ここでは，ファジィ理論で扱うあいまいな知識について検討し，ファジィ情報処理一般を効率良く高速処理することの有効性の検証を目的として，現在ＬＩＦＥにて開発を進めているファジィコンピュータ第１次試作システムの全体構成と，その特徴を報告する.

２．あいまいな知識と不確かさ

人間が扱う不確かさは，次のように分類できる[2].

（１）それが起こってみるまで（蓋然性）

「今日，地震が起きる．」，「サイコロを振って「１の目」がでる．」のように，今日が終ってみれば，サイコロを振ってみれば，明確になる確率的な不確かさ.

（２）解釈がいく通りかある（多義性）

「ハシをつくる．」のように平仮名で書かれた文章だけでは，「箸を作る．」や「橋を造る．」のように解釈がいく通りもある不確かさ.

（３）雑音や誤りの混入（不正確性）

道路脇や電車のように雑音が多い所での会話のように，話している言葉自体が断片的にしか聞き取れない不確かさや，電話回線を通して文章を送る時のように文字が化けて読めない不確かさ.

（４）情報の欠落，不足（不完全性）

「１００万円を預金したら利子はいくらか？」と言った質問のように前提となる情報（預金先，期間，換金性等）が分からなければ答えられない不確かさ.

（５）言葉の意味のあいまいさ（曖昧性）

会話や文章でその意図を明確に理解しても，送り手と受け手の定義する意味あいの違いによる不確かさ.

以上述べた不確かさの中で，ファジィ集合で扱おうとしているのは，言葉の意味のあいまいさである.

例えば，従来集合の概念では，「室温が快適」と言った命題は，１５℃から２５℃の区間であると定義される．これに対して，ファジィ集合では，16℃から24℃の室温でグレード1.0（最大満足）で快適であり、10℃から30℃の室温でグレード0.5（満足）で快適と捉える．この室温に対して，0.0から1.0のグレード値を持つメンバシップ関数μ快適（室温）を用いて，ファジィ命題「室温が快適」は，

$\int \mu$快適（室温）／室温

の形式で定義できる（図１）．これにより，14.9℃と15.0℃が，ほぼ同じ意味であると明確にできる.

[1] 現在，（株）日立製作所システム開発研究所
Now, Systems Development Laboratory, Hitachi Ltd.

このように，メンバシップ関数により定義されたファジィ集合に基づくファジィ情報を用いて，大局的・大雑把に伝わるがその意味がぼやけている言葉のあいまいさを取り扱うことができる．

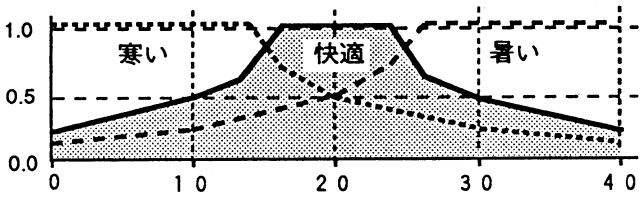


図1　ファジィ集合

3．ファジィ情報処理の基本機能

上記のような，あいまいさを含む知識に基づくファジィ情報処理を効率的に実行するためには，従来のコンピュータの機能に加えて，以下のような基本的なファジィ情報の処理を行う必要がある．

（1）ファジィ集合の効率的な取り扱い

ファジィ命題（「水温が高い」等）やファジィ数(「約4」等）を意味付けるファジィ集合を扱う．また，メンバシップ関数の入出力を効率的に行う．

（2）多様なファジィ論理演算

ファジィ情報の演算には，論理積・論理和や代数積・代数和等の多様な方式が用いられる．これらを高速に処理する．

（3）ファジィ修飾

基本的なファジィ命題（例えば，「水温が高い」）に対して，「非常に」等の修飾語を付加し意味合いを変更する．

（4）拡張原理演算

通常の演算を拡張し，ファジィ数の演算やファジィ情報のマッチングの演算を行う．

4．ファジィ情報処理ソフトウェア

このファジィコンピュータのソフトウェアの構成と概要は以下の通りである（図2）．

4．1　基本ファジィ言語レベル

このレベルは，C言語，アセンブラ言語，Ｌｉｓｐ言語等の既存プログラミング言語のデータ型にファジィ集合型を追加し，数値処理と同等のファジィ集合処理を可能にした言語処理系である．ファジィ集合の概念を理解しているプログラマが用いる．

ＬＩＦＥでは，後述の試作ハードの利用を考慮し，C言語にファジィ情報処理機能の拡張を進めている．

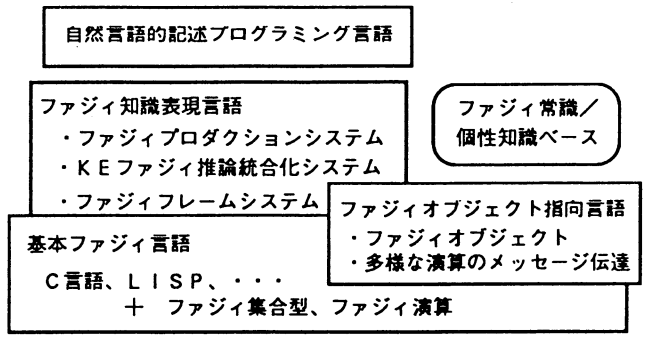


図2　ファジィ情報処理ソフトウエアの構成

さらに，クラスとその継承，ファジィ集合と固有の論理演算を一体化してカプセル化したオブジェクト定義，オブジェクト間のメッセージ伝達処理の実行，といったオブジェクト指向的な機能を組み込んだファジィオブジェクト指向言語も，多様な論理演算，常識や個性の記述のために重要である．

ＬＩＦＥでは，代表的なオブジェクト指向言語であるSmalltalkを基盤としたファジィ集合処理システムFOPS[3]と，試作ハードウェアと直結した言語処理系MoNoOpl (Meta Object Names Object on Object-Oriented Programming Language）の開発評価を進めている．

4．2　ファジィ知識表現言語レベル

このレベルは，ファジィ集合の集まりとその制御構造で記述されている知識表現をIf-then形式やフレーム形式により効率的に記述し実行しようとする，ファジィプロダクションシステムやファジィフレームシステム等の言語系である．

ＬＩＦＥでは，ファジィエキスパートシステム構築支援ツールであるLIFE-FEShellの開発と応用システムへの適用評価を進めている．

4．3　自然言語的記述プログラミング言語レベル

このレベルでは，ユーザはファジィ集合とその演算を直接意識する必要は無い．「速度が速い」といったファジィ基本命題，さらには，それを修飾して「速度

が非常に速い」と言ったファジィ修飾命題を用いて，自然言語に近い形でプログラムを記述することになる．これにより人間との親和性の高いプログラミングインタフェースを実現することになる．

さらに，自然言語処理技術が発達すれば，それらの技術を融合した自然言語レベルの記述が可能となる．

5．ファジィ情報処理ハードウェア

5．1　全体構成

（1）ファジィ集合の取り扱い

ファジィ情報として扱うファジィ集合は，各要素が0.0から1.0までの値をもつメンバシップ関数で定義されている．例えば，各グレードが８ビットで１６要素から成る全体集合では，１２８ビット単位のデータ処理となり，一つのデータが持つ情報量は大きい．

（2）ファジィ情報処理の特徴

このファジィ情報は，各要素間の関連が少ないと言う特徴を持つ．例えば，１６個の要素の各グレードを独立・並列に処理することが可能である．例えば，１２８ビットの単位のファジィ情報バスを用いてファジィ情報を転送し，各グレードの並列処理により高速なファジィ情報の処理を行なえる．

（3）ハードウェア構成

このシステムは，従来の二進情報を処理するコンピュータの標準的構成に，ファジィ論理演算装置，ファジィ情報メモリ，ファジィ情報演算装置，ファジィ情報データベース，ファジィ情報入出力装置，さらにこれらを結ぶファジィ情報バス，等のファジィ情報を処理する機構を加えた構成としている（図３）．

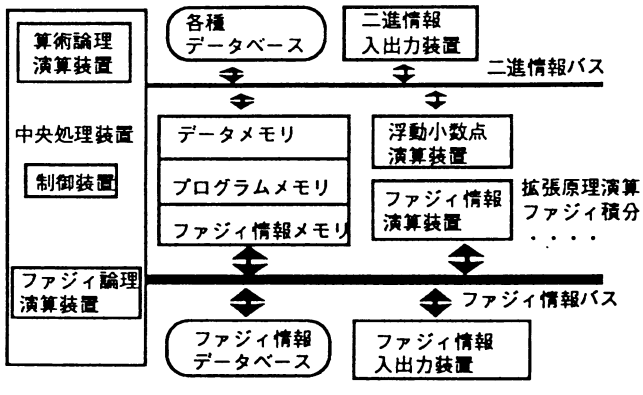


図３　ハードウエアの構成

現在ＬＩＦＥでは，１２８ｂｉｔのファジィ情報バスを用いてファジィ情報メモリとファジィ論理演算装置を結んだ第１次プロトタイプシステム FUTURE Board (Fuzzy Information Processing Turbo Engine)の試作を進めている．このシステムでは，汎用ワークステーションと比較して約１０倍のファジィ情報処理が可能である[4].

5．2　ファジィ情報メモリ

ファジィ情報は，ファジィ集合により意味付けられるが，従来コンピュータの処理単位である３２ビットでは表現しきれない．従って，例えば１２８ビット単位のファジィ情報バスにより効率良いメモリアクセスと処理が可能となる．

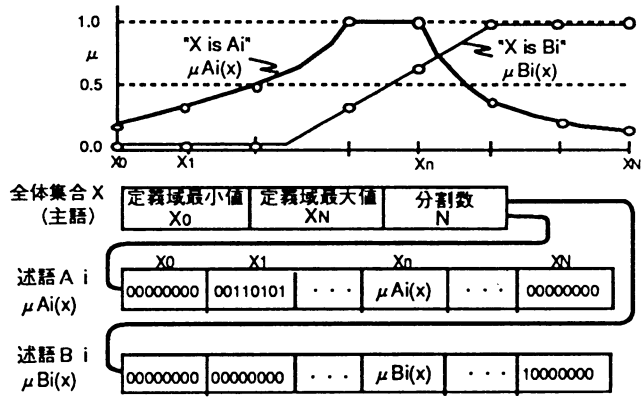


図４　ファジィ情報メモリの内部表現例

このファジィデータの各要素のグレードを８ビットとすると，これらは従来の２進情報バスによりバイトデータとして個別にアクセス可能となる．

また，主語と述語からなるファジィ命題（例えば，「水温が高い」）を取り扱う為には，全体集合として定義域の最小値Ｘ０と最大値ＸＮそして分割数Ｎによって定義される全体集合（例えば，水温）を表す部分と，それに関連付けられたN+1個のグレード情報 {x0,x1,..,xN} からなる述語（例えば，「高い」）の組み合わせで保持する方式が有効である（図４）．

さらに，ファジィコンピュータに一般的な常識や個性を持たせるためには，そのデータは膨大なものとなる．そのため，効率良いファジィ・データベースの開発が課題である．

5．3　ファジィ論理演算装置

従来のコンピュータの算術演算装置は，各ビットの論理和・論理積演算や，加算・減算等の算術演算を行う．これと同様に，ファジィ論理演算装置では，グレード要素のベクトルから構成されるファジィ集合間のファジィ論理和・ファジィ論理積を一般化したｔ-ノルム・ｔ-コノルムやマッチングの演算を行う．これらの演算には数多くの方式があり，柔軟に対応する必要がある．

ＬＩＦＥでは，４個のグレードを並列的に処理するファジィ集合処理プロッセサ(FSP: Fuzzy Set Processor)を開発し，それを４個並列に用い，１６要素からなるファジィ集合同士を，１クロック（例えば，100nsec）で演算する構成としている．汎用ＣＰＵで処理した場合と比較して，５０倍以上の処理スピードを得ることができる[5].

5．4　ファジィ情報演算装置

ファジィ情報の演算でもファジィ集合間の拡張原理演算，ファジィ積分，重心法等による非ファジィ化演算等は，この演算装置で並列処理により高速に実行する．また，単純なＭｉｎ・Ｍａｘ演算に基づくファジィ推論等は，専用のハードウェアにより高速に実行可能であり，既にいくつかの装置が開発されている．

6．開発システムの特徴

このようにハード・ソフトの開発評価を進めているファジィコンピュータシステムは，以下の特徴を持つ．

（１）あいまいさを許容

ファジィコンピュータは，従来の情報処理に加えて，ファジィ情報処理すなわち，「少し右」，「室温が快適」と言った「あいまいさ」を許容し，その効率良い処理が可能となる．

（２）常識を持つ

例えば，「水温が高い」と言ったファジィ命題における「高い」とか「低い」といった述語は，状態量の大きさに関する概念である．従って，その主語とである状態量の定義域（この場合は，水温：０度から１００度）から，その意味する内容を概略決定できる．

従ってユーザは，個々のファジィ命題について全てのファジィ集合（メンバシップ関数）を，厳密に定義する必要はない．新しい対象に対するファジィ命題でも，その状態量の性質を規定することにより，常識的にファジィ命題の処理を行うことができる．

（３）個性を持つ

人間の言葉の意味は，大きく異なることは無いにしても，各ユーザにより微妙に違ってくる．そのため状態量の性質と述語の組み合わせにより生成されるメンバシップ関数や，システムが既に持っているファジィ命題のメンバシップ関数では，ユーザの感覚に合わない場合が出てくる．このような時にユーザは，同じファジィ命題に対して自分が納得できるメンバシップ関数を定義し，自分の概念を組み込むことが可能である．

7．おわりに

以上述べたように，現在ＬＩＦＥでは，あいまいな知識を保持し，これに基づくファジィ情報処理を柔軟に高速に実行できるコンピュータシステムの試作開発と有効性の評価を進めている．

この試作システムの詳細は，本シンポジュウムにて別途報告する[3,4,5,6]．また，このシステムは，本年11月のIFES'91にて，デモ実演を行う予定である．

おわりに，本研究の機会を与えて頂いたＬＩＦＥ 寺野寿郎 所長，並びに，(株)日立製作所,新日本製鐵(株),山武ハネウエル(株)，松下電器産業(株)，花王(株)をはじめとする組合員各社に深謝致します．

［参考文献］

[1] 安信：ファジィコンピュータ；Computer Today, 1990/5 No.37, サイエンス社,pp.56-57 (1990)

[2] 向殿，本多：ファジィ-「あいまい」の科学；岩波書店,(1990)

[3]山本，井上，安信：オブジェクト指向のファジィ集合処理システムFOPSの設計；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 (1991)

[4]徳永，勝亦，安信：ファジィコンピュータプロトタイプボード-FUTURE Board-；同上

[5]勝亦，徳永，安信：ファジィ集合演算プロセッサにおける演算回路の構成；同上

[6] 井上，山本，安信：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；同上

W5－3（R3）

アナログファジィプロセッサ(FP-9000, FP-9001)

ANALOG FUZZY PROCESSOR (FP－9000, FP－9001)

松本英俊* 大渡恵史* 神酒 勤**
Hidetoshi MATSUMOTO Keishi OHTO Tsutomu MIKI

＊ オムロン（株）電子機器統轄事業部 ＩＣ推進センタ開発室
OMRON Corporation
Electronic Components Division H. Q.
IC Business Promotion Center

＊＊九州工業大学 情報工学部 制御システム工学科
Kyusyu Institute of Technology
Department of Computer Science and
Control Engineering

Abstract : This paper discribes two type of analog fuzzy processors which can implement ultra high speed fuzzy inference. One is an inference chip and the other is a defuzzifier chip. The inference time of the chip set is 250ns.
The inference chip can implement four fuzzy inferences with three variables in the antecedent and one variable in the cocequent. This inference chip is fabricated in BiCMOS technology.
The defuzzifier chip produces analog signal from a fuzzy inference result by using a center-of-gravity method and fuzzy label signal from a fuzzy interence result by using a maximum-height method. This defuzzifier chip is fabricated in Bipolar technology.
An attractive fuzzy logic control is carried out by using these analog fuzzy processors.

1．はじめに

近年、ファジィ制御の応用分野が拡大するなかで、ファジィ推論を高速に実行する専用チップの開発への期待が高まっている。これは専用チップ化することによって汎用マイコンによるソフトウェアでのファジィ推論の実現にくらべ、２～３桁以上の高速化が実現でき、機械制御、画像処理等、新たなファジィのアプリケーションにつながることを意味している。オムロン㈱では、九州工業大学山川教授の指導を得て１９８７年に専用ハードウェアとしては世界初のアナログ方式の超高速ファジィコントローラＦＺ－１０００、１９８８年にはＦＺ－１０００のアルゴリズムをチップ化した推論チップと確定チップのチップセット[1] [2]を開発し、アナログハイブリッド方式のファジイコントローラＦＺ－５０００[3] に搭載してきた。今回、高速化、高集積化をさらに進め推論チップの高集積化、確定チップのモノリシック化、推論速度の超高速化を実現した（推論速度２５０ｎｓ最大高さ法において）アナログファジィプロセッサを開発したので報告する。

2．システム構成

今回開発したアナログファジィプロセッサは、複数のアナログ入力に対し、設定されたルールにもとづいてファジィ推論を実行する推論チップ（ＦＰ－９０００）とその推論結果から確定値を求める確定チップ（ＦＰ－９００１）の２種類からなる。推論チップと確定チップを組み合わせた代表的なシステム構成（８ルールの場合）を図１に示す。

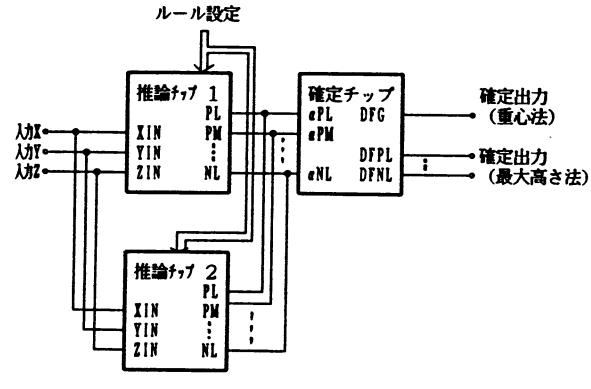


図1 推論チップと確定チップを組み合わせたシステム構成

ひとつの推論チップで４つのIf-Then 型プロダクションルール（３条件１結論）をサポートし、複数の推論チップと確定チップにより、ファジィ推論装置を構成するこ

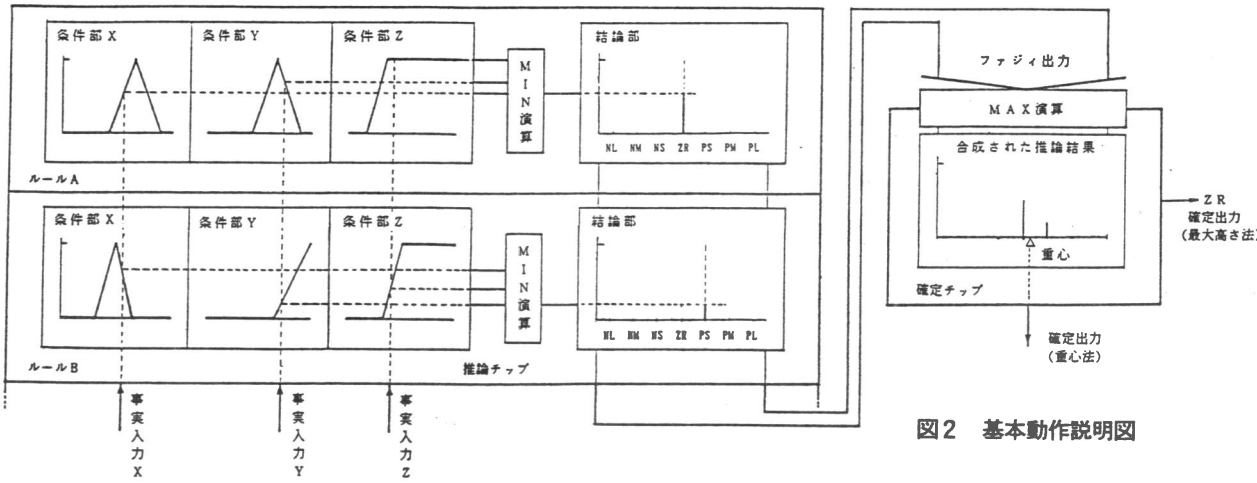


図2　基本動作説明図

とができる。また、２個の推論チップの拡張端子間を接続することにより、６条件２結論に推論機能を拡張することができる。推論法にはMAX-MIN 論理積法、確定法には重心法、最大高さ法の２種類を採用している。

システムの基本動作は次の通りである。はじめに知識ベースとしてのルールとメンバシップ関数を汎用マイコンより推論チップにバイト単位で書き込む。また書き込まれたルールは、マイコンより読み出すこともできる。アナログ入力の３入力（X，Y，Z）に対して推論チップは、設定されたルールにもとづきファジィ推論を実行し、推論結果を７本のシングルトンにて出力する。つまり、条件部において入力とルールの適合度（グレード）を求め、結論部において設定されたルールにもとづき、対応するPL～NLまでのラベルのシングルトンを条件部の適合度で頭切り（トランケーション）し、７本のラベルの電位分布として出力する。複数の推論チップの７本のシングルトンの電位分布出力を各ラベルごとに論理和（ワイヤードＯＲ）し、確定チップに入力する。確定チップでは、７本の電位分布の重心値と最も高い適合度のラベルを求め、重心値はアナログ電位として、また最も高い適合度のラベルは、対応する端子をローアクティブで論理出力する。基本動作説明図を図２に示す。

３．推論チップ（ＦＰ－９０００）

推論チップは2.5V～7.5Vに規格化された電圧を外部入力とし、設定されたルールにもとづいてファジィ推論し推論結果を７本の5V～7.5Vの電位分布として出力する。推論チップの諸元を表１に、ブロック図を図３に示す。また推論チップのチップ写真を写真１に示す。
推論チップは２μmBiCMOSプロセスによるモノリシックＩＣである。

３．１　記憶部

記憶部は、ルールとメンバシップ関数を格納する部分であり、２段構成のレジスタ２８バイトからなる。汎用

表１　推論チップ諸元

形　式	ＦＰ－９０００	形　態	モノリシックＩＣ
プロセス	ＢｉCMOS	ﾊﾟｯｹｰｼﾞ	６４ｐｉｎ　ＱＦＰ
回路規模	アナログ部約4100素子　デジタル部約3200ゲート		
電源電圧	アナログ部　１０Ｖ　　デジタル部　５Ｖ		
推論方法	ＭＡＸ－ＭＩＮ論理積法		
ﾙｰﾙ 形式	３条件１結論（拡張可）if-then型プロダクションルール		
ルール数	４ルール／１チップ		
制御入力	２．５Ｖ～７．５Ｖ　アナログ入力		
ﾌｧｼﾞｨ出力	7本のﾌｧｼﾞｨﾗﾍﾞﾙのﾗｲﾝ(PL~NL)上に5V~7.5Vでｱﾅﾛｸﾞ出力		
条件部	<ﾒﾝﾊﾞｰｼｯﾌﾟ関数の形状>S型，Z型を基本としA型，Π型はS型，Z型の組み合わせで形状設定。 傾きは8種類 3bitで設定。 外部設定により6V~7.5Vの範囲でルールごとに重み付け可能。 <ラベル>　2.5V~7.5Vを30分割した31ラベル5bitで設定		
結論部	<ﾒﾝﾊﾞｰｼｯﾌﾟ関数の形状>　シングルトン <ラベル>　NL, NM, NS, ZR, PS, PM, PL 3bitで設定		

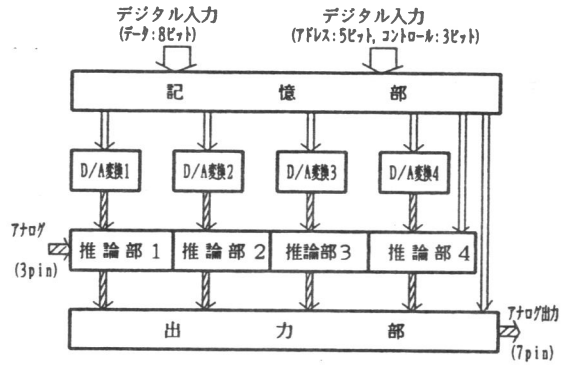


図３　推論チップブロック図

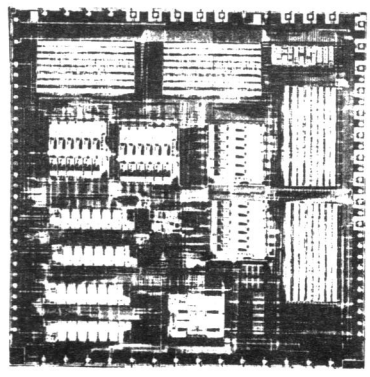


写真１　推論チップ

マイコンから８ビット単位でルールを書き込むことができる。

ルールデータの構成を図４に示す。条件部データはＳ関数、またはＺ関数の位置と傾きを８ビットで表わす。上位５ビットが位置を、下位３ビットが傾きを表わす。１条件はＳ関数とＺ関数により構成されるので、２バイトデータとなる。結論部データは８ビットのデータのうち下位３ビットを用い、このデータでPL～NLの７つのラベルのひとつを設定する。１ルールは、３条件１結論のため７バイトであり、推論チップ１個で２８バイトのデータとなる。

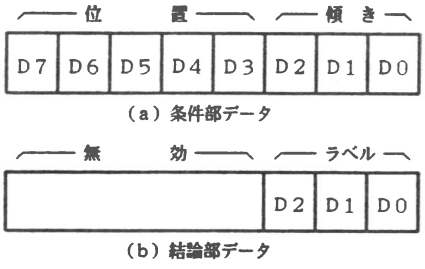


図4　ルールデータの構成

３．２　Ｄ／Ａ変換部

Ｄ／Ａ変換部は、設定された推論ルールの条件部の位置データ５ビットをＤ／Ａ変換し、条件部のメンバシップ関数の位置を示すアナログ電圧を発生させるブロックである。１条件で２つのアナログ電圧の位置信号が必要なため、１ルールあたり６回路、推論チップ全体として２４回路のＤ／Ａ変換器を備えている。

３．３　推論部

推論部は、ファジィ推論の条件部処理をおこなっており、Ｄ／Ａ変換からのアナログ電圧の位置信号と、記憶部からの３ビットの傾きを設定する信号からメンバシップ関数を発生させる。３種類の（Ｘ，Ｙ，Ｚ）のアナログの外部入力に対して設定されたメンバシップ関数との適合度を、それぞれＸ，Ｙ，Ｚ入力ごとに求め、それらの適合度の最小値を各ルールごとに求めている。メンバシップ関数はＳ関数とＺ関数を基本とし、Λ関数、Π関数はＳ関数とＺ関数の組み合わせで実現している。メンバシップ関数の位置を示すラベルは３１ラベル、傾きは８種類の設定が可能である。また、メンバシップ関数のピーク値を可変とすることによりルールの重み付けの設定が可能である。

３．４　出力部

出力部は、ファジィ推論の結論部処理をおこなっており推論部からの各ルールごとの適合度の最小値を、記憶部からの結論部のラベルデータ（１ルールあたり３ビット）にしたがい、ラベルに相当する端子に出力する。つまり結論部のシングルトンをルールの適合度で頭切り（トランケーション）している。その結果、推論結果がPL～NLまでの７本のラベルの電位分布で出力されることになる。なお、出力はオープンエミッタである。

４．確定チップ（ＦＰ－９００１）

確定チップは７本のラベルの電位分布より重心値を求め、確定値（2.5V～7.5Vに規格化された電圧）として出力し、また７本のラベルの電位分布のうち最大の値のラベルを出力する。確定チップの諸元を表２に、ブロック図を図５に、チップ写真を写真２に示す。確定チップは３μmBipolar プロセスによるモノリシックＩＣである。

表２　確定チップ諸元

形　式	FP-9001	形　態	モノリシックIC
プロセス	Bipolar	ﾊﾟｯｹｰｼﾞ	28pin SOP
回路規模	約６００素子		
電源電圧	１０V		
確定方法	重心法　最大高さ法		
ﾌｧｼﾞｨ入力	7本のﾌｧｼﾞｨﾗﾍﾞﾙのﾗｲﾝ上に5V~7.5Vでｱﾅﾛｸﾞ入力		
確定出力	重心法 ── ２．５V～７．５V　アナログ電圧 最大高さ法ー最大の適合値を示すラベル（７ラベル）に相当する出力端子に論理レベル" L"を出力		

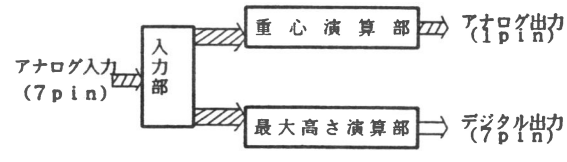


図５　確定チップブロック図

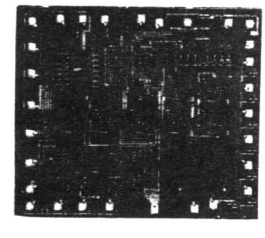


写真２　確定チップ

4．1　入力部

入力部は、複数の推論チップの出力を７本のラベル出力ラインごとにＭＡＸ合成する。ＭＡＸ合成は、図６に示すように推論チップと確定チップを接続することにより構成される。

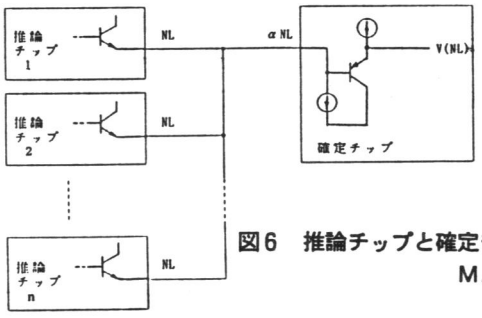


図６　推論チップと確定チップによるＭＡＸ回路の構成

4．2　重心演算部

重心演算部は、ＭＡＸ合成された推論結果の重み付き平均をとることにより重心値を求め、確定値として出力する。加算回路、重み付き加算回路、除算回路、増幅回路から構成される。除算回路にはlog アンプを用いたアナログ除算回路を採用している。
なお、重心値V_G は次の式で求められる。

$$V_G = K \cdot \frac{\sum_{m=0}^{6} (m+1)\, V_m}{\sum_{m=0}^{6} V_m}$$

ここでKは、重心回路の出力を2．5V～7．5Vに規格化するための係数であり、Ｖｍは適合度（グレード）である。

4．3　最大高さ演算部

最大高さ演算部は、ＭＡＸ合成された推論結果の最大値を示すラベルを検出し出力するもので、ＭＡＸ回路とコンパレータ回路からなる。ＭＡＸ回路で入力されるラベル電圧の最大値を算出し、それをコンパレータの比較電圧として用い、最大値を示すラベルを検出している。出力は最大値を示しているラベルに該当する端子をローアクティブで論理出力する。

5．評価結果

評価結果を次に示す。推論速度は確定演算を含めて２５０ｎｓ（最大高さ法），１．５μｓ（重心法）でありファジィ専用チップとしては世界最高速を実現している。推論速度を写真３，写真４に示す。また、従来のアナログファジィハイブリッドＩＣのチップセットとの性能比較を表３に示す。なお、確定チップにおいては重心法、最大高さ法の２つの確定機能を持たせたが、重心法をメインの確定法とし、最大高さ法の最大適合度を確定結果の信頼度を示すデータとして用いることにより、本チップを利用したファジイシステム全体の信頼性を上げることができる。

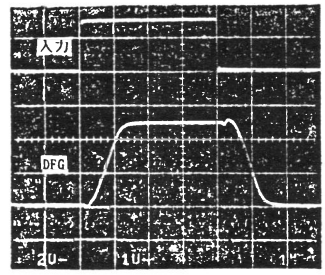


写真３　推論速度（重心法）

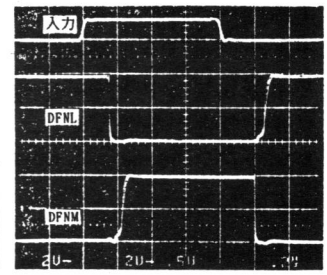


写真４　推論速度（最大高さ法）

表３　アナログハイブリッドＩＣとの性能比較

	項　目	ｱﾅﾛｸﾞﾊｲﾌﾞﾘｯﾄﾞIC	ｱﾅﾛｸﾞﾌｧｼﾞｨﾌﾟﾛｾｯｻ
推論チップ	ルールの集積度	１ルール／チップ	４ルール／チップ
	マイコン設定	不　可	可
確定チップ	集積度	ハイブリッドＩＣ	モノリシックＩＣ
	確定方法	重心法	重心法＋最大高さ法
チップセット	処理スピード	５μｓ	１．５μｓ（重心法） ２５０ｎｓ（最大高さ法）
	出力精度 （ZR出力においてフルスケールに対する偏差）	±１０％	±１．５％

6．おわりに

アナログファジィプロセッサ（ＦＰ－９０００，ＦＰ－９００１）の概要について述べた。汎用マイコンからルール設定ができるマイコンとの親和性も向上させ、現状の制御システムに取り込み易くしたことにより今後より多くのアプリケーションが期待できると考えている。本ＩＣは新技術事業団からの受託テーマとして開発を進めてきたものであり、ご指導いただいた九州工業大学山川教授に深謝する次第である。

参考文献

〔1〕T. Yamakawa　"Fuzzy Microprocessors" International Workshop on Fuzzy System Applications, Tutorial, pp. 79-87 (1988)
〔2〕T. Yamakawa　"Fuzzy Microprocessors" International Workshop on Fuzzy Applications, pp51-52 (1988)
〔3〕Y. Tasaka　"Hybrid Bus type Fuzzy Controller with Analog Fuzzy Chips" 3nd IFSA Congress, pp280-283 (1989)

W6－1（R3）

ベクトル化によるファジイ演算の高速化

Fast calculation of fuzzy programs by a vector computer

中津山　幹男　神長　裕明　水沼　充　杉本　皆子
Mikio NAKATSUYAMA　Hiroaki KAMINAGA　Mitsuru MIZUNUMA　Minako SUGIMOTO

山形大学工学部
Yamagata University

Abstruct：　The fast fuzzy controller which essentially consists of parallel processors, has been developped for the control of various systems. Recently, the super computer has been used for the fast calculation. It generally uses the compiler language FORTRAN because it is easily vectorized. We try to apply the vectorized FORTRAN programs for computing the membership function. The super computer is very flexible in programming and seems very easy for the application of the fuzzy calculating. We discuss the possibility of the so-called fuzzy FORTRAN and show some functions for the fuzzy FORTRAN.

1．はじめに

帰属度関数で表現されるファジイ演算は２０程度の分割を考慮すると、ファジイ演算は本質的にパラレル計算となる。従来、ファジイ演算ではパラレル・プロセッサが開発され高速な演算がなされてきた。[1] 現在までの、ファジイ用のパラレル・プロセッサは制御用としては高性能であるが、汎用のプロセッサとしては実用化に困難があるようである。

一方、汎用のベクトル計算機の進展は驚異的であり、コストパーフォーマンスも非常によくなってきた。[2] ファジイの基本的な演算を関数化することにより、汎用性を失わずに高速化が実現できる。

ここではベクトル計算機に向いた FORTRAN [3] を用いてベクトル化したファジイ計算について報告し、さらに簡単なファジイ FORTRAN の可能性について述べる。

2．帰属度関数の表現

OLD, YOUNG などの帰属度関数を２０区間程度に分けて処理するとする。データは FORTRAN77 では次のように表現する。

```
REAL YOUNG(20),OLD(20)
```

また初期値は

```
BLOCK DATA
```

で設定される。標準的なデータもここで設定しておく。

3．基本的なファジイ演算の簡単な表現

基本的なファジイ演算はベクトル化により簡単に計算される。いま、帰属度関数をＮ区間に分けて処理することにする。帰属度関数 MEM1, MEM2, NMEM, AMEM, OMEM は次のように計算される。

```
REAL MEM1(N),.....
```

とおくと

```
VECTOR
LENGTH   CODE
N        COMPARE  MEM1(1:N),MEM2(1:N)   M(1:N)
N        STORE    MEM1(1:N)             AMEM(1:N)    where  M(1:N)
N        STORE    MEM2(1:N)             AMEM(1:N)    where not M(1:N)
```

図１　式（２）のコード

```
VECTOR
LENGTH   CODE
N        COMPARE  MEM1(1:N),MEM2(1:N)   M(1:N)
N        STORE    MEM1(1:N)             AMEM(1:N)    where not M(1:N)
N        STORE    MEM2(1:N)             AMEM(1:N)    where M(1:N)
```

図２　式（３）のコード

否定は

```
      DO 100 I=1,N
  100 NMEM(I) = 1.0 - MEM(I)
```

であり、ベクトル化の表現では次のように書く。[2]

```
    NMEM(1:N) = 1.0 - MEM(1:N)                    (1)
```

ファジイ論理積は形式的に

```
    AMEM(1:N) = FMAX(MEM1(1:N),MEM2(1:N))         (2)
```

のように書けるが、実際の動作は

```
      DO 100 I=1,N
      IF(MEM1(I) .GT. MEM2(I))
      THEN
         AMEM(I) = MEM1(I)
      ELSE
         AMEM(I) = MEM2(I)
  100 CONTINUE
```

であり、従ってマスク方式により図１のコードが生成される。

ファジイ論理和も形式的に

```
    OMEM(1:N) = FMIN(MEM1(1:N),MEM2(1:N))         (3)
```

書けるが、やはり

```
      DO 100 I=1,N
      IF(MEM1(I) .LT. MEM2(I))
      THEN
         AMEM(I) = MEM1(I)
      ELSE
         AMEM(I) = MEM2(I)
  100 CONTINUE
```

であり、従ってマスク方式により図２のコードが生成される。論理積と論理和の違いは where の処置だけである。

４．複雑なファジイ演算

より複雑な例としてファジイ近似推論がある。[4] 代表的なファジイ近似推論は次のように表される。[5]

$$\mu_{B'}(v) = \max_{u}(\mu_{A'}(u), \min(1.0, 1.0-\mu_{A}(u)+\mu_{B}(v))) \quad (4)$$

この式は FORTRAN で次のように表せる。

```
      REAL BP(20),AP(20),MA(20),MB(20)
      REAL S,T
      INTEGER U,V

      DO 100 V = 1,N
      T = 0.0
      TMAX = 0.0
      DO 110 U =1, N
      IF( 1.0 - MA(U) + MB(V) .GT. 1.0)
      THEN
         S = 1.0
      ELSE
         S = 1.0 - MA(U) + MB(V)
      IF(AP(U) .LT. S)
      THEN
         T = AP(U)
      ELSE
         T = S
      IF(TMAX .LT. T)
         TMAX = T.
  110 CONTINUE
      BP(U) = TMAX
  100 CONTINUE
```

このプログラムを若干変更してベクトル化すると次のようになる。

```
    DO 100 V = 1,N
    TT(1:N) = 1.0 - MA(1:N) + MB(V)
    SS(1:N) = 1.0
    COMPARE   TT(1:N),1.0   M(1:N)
    STORE     TT(1:N)     SS(1:N)  where M(1:N)
    UU(1:N) = SS(1:N)
    COMPARE   AP(1:N),SS(1:N)  M(1:N)
    STORE     AP(1:N)     UU(1:N)   where M(1:N)
      最大値の計算
    BP(V) = TMAX
100 CONTINUE
```

このファジイ近似推論の場合は最大値が必要であるが、最大値あるいは最小値もベクトル化できる。[7] 後述のように単なるパラレル計算では最大値が能率よく計算されない。

ファジイ制御でよく用いられる帰属度関数の重心の演算は FORTRAN では次の通りになる。重心の演算もベクトル化が可能である。

```
      G=0.0
      DO 100 I=1,N
  100 G = G * MEM(N)
      G = G / FLOAT(N)
```

５．パラレル・プロセッサのプログラミング[6]

ここでパラレル・プロセッサとしてファジイ計算専用のプロセッサを想定している。ただし、基本的なプログラミングは汎用のパラレル・プロセッサとおなじである。

否定は、次のように書ける。

```
    NMEM(I) = 1.0 - MEM(I)
```

従って、並列計算機を用いると計算速度は１／Ｎとなる。

ファジイ論理積および論理和も形式的に

```
    AMEM(I) = MAX(MEM1(I),MEM2(I))
    OMEM(I) = MIN(MEM1(I),MEM2(I))
```

のように書けるので、やはり計算速度は１／Ｎが保証される。ただし、式（４）については、最大値は簡単にはパラレル化できないことが分かる。これを図解すると図３のようになる。

最大値の計算は図４のような構成も考えられるがややハードウエアの構成が複雑になる嫌いがある。

図４では $LOG_2(N)$ 段の大小比較を行えばよいことになる。

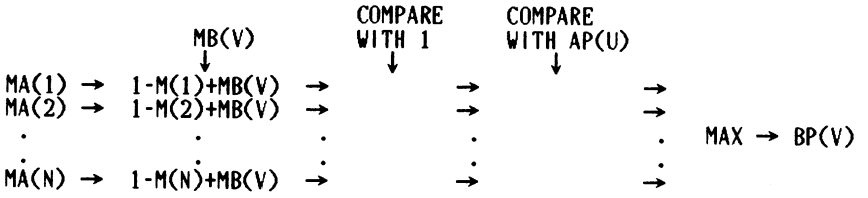


図３　ファジイ近似推論の計算

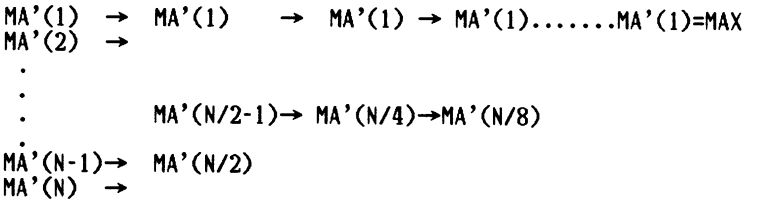


図４　最大値の計算

６．ベクトル化とパラレル・プロセッサの比較

ファジイの演算では汎用の並列計算機よりファジイ専用のパラレル・プロセッサを用いられるが、専用のパラレル・プロセッサでも高速演算が可能であるが、プログラミングに柔軟性が得られない傾向がある。

一方、ベクトル化計算機ではベクトル化が効率よく実施されれば、高速の演算が保証されており、一般的なプログラムも容易に行える利点がある。

ベクトル計算機も並列処理の機能をもつものがあるが、ここでは並列機能を無視し、ベクトル計算機と専用パラレル・プロセッサの比較を計算速度の面から比較し表１に記す。ただし、計算方式はデジタル形で、アナログ形は考慮しないことにする。

計算時間は１つのデータを計算するに要する時間を単位時間としている。従って、ベクトル化とパラレルでは単位時間が異なる。ベクトル計算機の並列処理機能を考慮すると、ベクトル計算機による処理時間はさらに大幅に減少する。

表１から、ハードウエアの性能が同じと仮定すると、ファジイ演算では汎用の並列計算機のほうがベクトル計算機より優れているように見える。

ＨＩＴＡＣ　Ｓ－８１０モデル２０では整数計算、複雑なＩＦ文などもベクトル化でき、多項演算ではベクトル化によりＣＰＵ時間の短縮率が１／３０～１／８０との報告がある。[7] また、最大、最小を求めるプログラムもベクトル化可能と報告されている。[7] 従って、プログラムの組み方次第でより高速に計算が行われる可能性がある。また、一般に、ベクトル計算機のような汎用の計算機のほうがプログラミングが容易であろう。

ファジイ・コントローラの処理速度は10^6 ＦＩＰＳ（毎秒当りのファジイ推論処理数）[1] である。一方、スーパーコンピュータでは、平均の演算速度を２０ＧＦＬＯＰＳとし、１推論に２００命令必要とすると、毎秒の推論処理数は10^6 となる。この比較はかなり粗いので正確ではないが、ほぼ同程度といえる。

表１　ベクトル化とパラレル・プロセッサの比較

計算	ベクトル化		パラレル	
内容	プロセッサ数	計算時間	プロセッサ数	計算時間
否定	1	N	N	1
積	1	N	N	1
和	1	N	N	1

表2　ファジイＦＯＲＴＲＡＮの関数

関　数　名	戻　り　値
FUNI(A,B)	$a_1,a_2,a_3,..,a_n$と$b_1,b_2,b_3,..,b_n$の統一表現
FMAX(A,B,C)	MAX(A,B)
FMIN(A,B)	MIN(A,B)
FNOT(A)	～A
FPROD(A,B)	ＡとＢの積
FREAS(A,B,AP,BP)	近似推論値
FNORM(A)	NORM(A)正規化
FFUZZY(K)	ファジイ化
FCONC(A)	A^2
FDIL(A)	$A^{0.5}$
FCONT(A)	$2\mu(Y)^2$　for $0 \leqq \mu(Y) \leqq 0.5$ $1-2[1-\mu(Y)]^2$　for $0.5 \leqq \mu(Y) \leqq 1$

7．ファジイ ＦＯＲＴＲＡＮの可能性

ファジイ演算にファジイ PROLOG [8] などが開発されている。スーパーコンピュータを利用する場合は言語 FORTRAN を利用する場合が多い。そこで、ファジイ FORTRAN の可能性および簡単な構成について述べる。 FORTRAN ではデータ構造が単純であるので、データ構造は次の通りに統一する。

$$r_1/a_1+r_2/a_2+r_3/a_3+.....+r_n/a_n \qquad (5)$$

を、配列に

$$r_1,r_2,r_3,.....,r_n$$

の順に格納し、a_i は別の配列に格納する方が演算が高速に行われる。従って、ファジイ演算は式（５）に示されるデータに関するものに限定する。ただし、ＭＲのみは普通の２次元の配列とする。ファジイ FORTRAN に必要な関数の一部を表２に示す。

Ａ、Ｂ、ＡＰなどは配列である。Ｋは実数とする。

```
MAX(A,B,C,D,E,F,.....,X)
```

のように引数の数が不定の場合には厳密に定義するためには FORTRAN コンパイラの改造が必要となる。便宜的には

```
FUNCTION FPMAX(NN,A,B,C,D,E,F,G,H,I,
               J,K,L,M,N,O,P)
INTEGER NN
REAL A(20),.....
```

としておいて、ＣＡＬＬするときに、やや煩雑ではあるが

```
FPMAX(5,A,B,C,D,E,X1,X2,.....,X11)
```

とし、X_1～X_{11} は寸法が20の任意の配列とする。上述の関数をライブラリに登録しておけばよい。FORTRAN77 では関数の戻り値を配列とすることができる。近年中に仕様が決定される Fortran90 ではＣ言語[9] のようにポインタが使用可能となるので、その時点でベクトル化されたファジイ FORTRAN がさらに使いやすくなるであろう。

8．むすび

ファジイ演算は専用のパラレル・プロセッサでなくとも、汎用のベクトル計算機で高速に演算できることを示した。汎用のベクトル計算機で FORTRAN でプログラムを記述すれば、一般的な論理演算並びに計算処理が行えることが分かる。

さらに、安価なベクトル計算機が供給され、また将来 Fortran90 が実用化されると必ずしもファジイ専用のパラレル・プロセッサを使用しなくともファジイ FORTRAN のような形式で容易にファジイ計算が可能となろう。

参考文献

1) T. Yamakawa, Stabilization of an inverted pendulum by a high-speed fuzzy logic controller hardware system, Fuzzy Sets and Systems, 32, 2, pp.161-180 (1989)
2) 長島訳，スーパーコンピュータ，パーソナルメデイア (1988)
3) 例えば 浦編，FORTRAN77 入門，培風館 (1991)
4) M.Mizumoto, Comparison of fuzzy reasoning methods, Fuzzy Sets and Systems, 8, 3, pp.253-284 (1982)
5) L.A.Zadeh, Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., SMC-3, 1, pp.28-44 (1973)
6) 大森訳，並列プログラミングの基礎，丸善 (1990)
7) 後，長堀，ベクトル化の勘どころ，第２回スーパーコンピュータと数値シミュレーション シンポジウム報文集，pp.57-70，東京大学大型計算機センター (1985)
8) M. Mukaidono et al., FUZZY PROLOG, Second IFSA Congress, Tokyo (1987)
9) 中津山，Ｃプログラミング入門，培風館 (1990)

W6－2（R3）

ファジィ集合演算プロセッサにおける演算回路の構成
Operation Method in Fuzzy Set Processor (FSP)

勝亦敦　徳永秀和　安信誠二*
Atsushi KATSUMATA　Hidekazu TOKUNAGA　Seiji YASUNOBU†

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for Internationl Fuzzy Engineering Research(LIFE)

The processor for diverse fuzzy set operations(FSP) has a single instruction multiple data stream(SIMD) architecture which has four basic operation units and a writable micro-program control circuit. Speed increases of 50 times over a RISC-type CPU are possible when executing fuzzy set operations using a sixteen basic operation units(4 FSPs) SIMD architecture.

1. はじめに

ファジィ理論は、人間の主観量によるあいまいさを取り扱うことが可能な概念である。ファジィ理論に基づいたファジィ情報処理は、ヒューマンフレンドリな情報処理として注目されている。現在、意思決定等の応用がなされており、今後ともその適用分野は増えていくと期待されている。

これらのファジィ情報処理の応用は、主に汎用マイクロプロセッサを用いて、ソフトウエアにより実現されている。ソフトウエアによりファジィ情報処理を実現した場合は、すべてのファジィ情報処理が簡単に実現できる。そのため、柔軟性は高いが、高速処理を必要とする応用には使用できない。

一方、ファジィ情報処理の一手法であるファジィ推論を高速に実行するためのハードウエアが開発され、その一部はチップ化されている [1]。これらのハードウエアは、推論を高速に実行するが、推論以外のファジィ情報処理は実行できない。また、ファジィ推論を実行する際にも、その推論方法が１つ、または数種類に限定され柔軟性に乏しい。

現在、我々は、十分な柔軟性と高速性を持つファジィ情報処理用コンピュータとして、ファジィコンピュータシステムのハードウェアとソフトウェア [2] の開発を進めている。このファジィコンピュータハードウェアの開発の一環として、我々は、ファジィ情報処理の基礎となっている、ファジィ集合論に基づいたファジィ集合演算を処理するチップを開発した。

本稿では、今回開発したファジィ集合演算プロセッサ (Fuzzy Set Processor = FSP) の演算方法について述べる。FSP は、我々が開発しているファジィコンピュータの、ファジィ集合演算を高速に処理するファジィ集合処理部 (FUzzy information processing TURbo Engine = FUTURE) の核となる VLSI である。

2. ファジィ集合演算

2.1 ファジィ集合について

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。$\mu_A(u)$ の値は要素 $u \in U$ のファジィ集合 A へのメンバーシップと呼ばれ、このグレード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ことを意味する。

ファジィ集合 A を数式で表現すると次のようになる。

$$\begin{aligned} U &= \{u_0, u_1, \cdots, u_n\} \\ \mathbf{A} &= \mu_A(u_0)/u_0 + \mu_A(u_1)/u_1 + \cdots + \mu_A(u_n)/u_n \\ &= \sum_{i=0}^{n} \mu_A(u_i)/u_i \end{aligned}$$

また、ファジィ集合に対しては、通常の集合と同様に和・積・補集合等を定義することができ、ファジィ情報処理において、最も重要な基本演算であ

*現在　(株) 日立製作所　システム開発研究所
†Now Systems Development Laboratory, Hitachi Ltd.

る。和、積集合を求める演算方式は、応用により最適な方式が利用されるが、論理和/積、代数和/積、限界和/積、激烈和/積と言った、演算方式が代表的である。しかし,一般的な t-norm, s-norm を考えるとユーザが定義する演算方式は無限に定義可能である。

2.2 ファジィ集合演算の特徴

ファジィ集合演算をハードウェアで処理する時、次の特徴を考慮することで高速な演算が可能になる。

- Min, Max 演算
  これらの演算は、従来のプロセッサではサポートされていない。しかし、ファジィ集合演算で、もっとも多用されている。また、ハードウェア化により高速処理が容易に実現できる。
- 低演算精度
  求められる演算精度が、通常の数値演算に求められる精度よりも低い。一般に 4 から 8bit 程度の精度で充分である。
- ベクトル性
  すべてのグレードに対して、独立に、同一の演算が可能である。
- 演算の多様性
  t-norm, s-norm を考えると無限の演算方法がある。これらの演算は、四則演算と Min, Max 演算等の基本演算により実現できる。

3. FSP の内部構成

FSP は図 1に示すように、1) 命令を解読し演算部を制御する制御部 (Conrtol Part)、2) 基本演算を実行する演算部 (Operation Part)、3) 外部とのデータ転送を行なうインタフェース部 (Interface Part) から構成される。

制御部には書換可能なマイクロプログラム制御方式を採用している。この方式により、特殊な t-norm, s-norm などの複雑なファジィ集合演算も、演算回路でサポートされている基本演算を用いてマイクロプログラミングすることにより、高速処理が可能である。

インタフェース部は入出力専用のデータバス (DA, DB, Y)、バッファとステータスレジスタから構成される。入出力専用のデータバスとバッファを持つため、外部との高速データ転送に対応可能である。

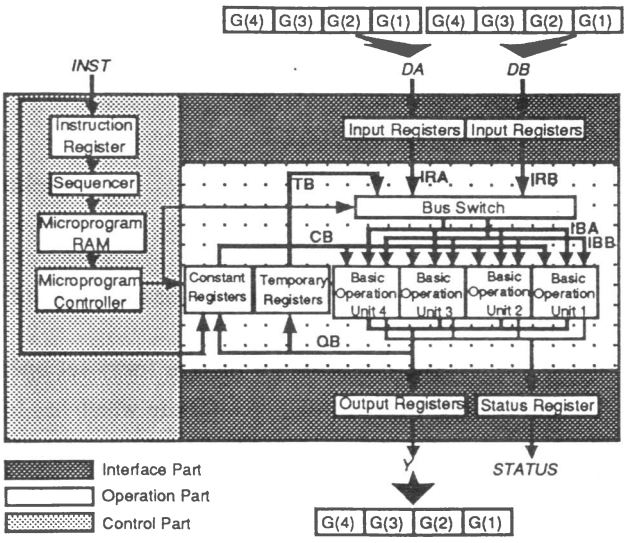


図 1: ブロック図

3.1 データフォーマット

ファジィ集合において、グレード値は 0.0 から 1.0 の範囲であり 0.01 程度の分解能で十分である。そこで、1 グレードを、8bit で表現する。また、現在の主流の CPU のデータバス幅 (32bit) に合わせるために、1word の bit 数は 32bit とする。以上から、FSP が扱うグレードは、図 2に示すようなベクタ表現とした。このグレードベクタは、ヘッダ部分に、全体集合を表す 3words の情報を持つ。

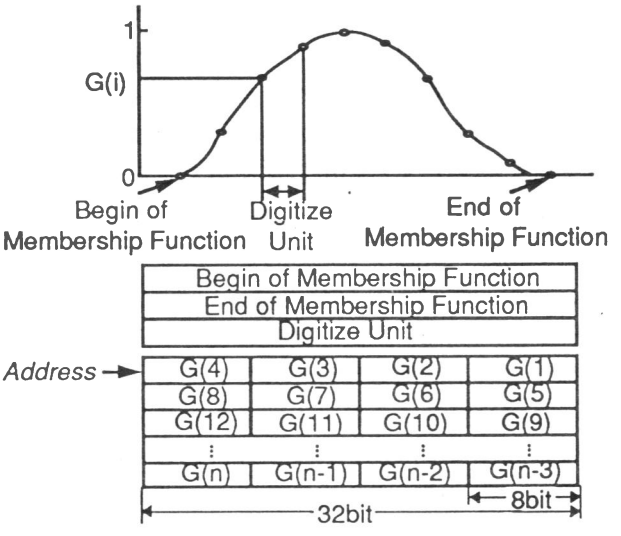


図 2: グレードベクタ

個々のグレードのフォーマットは、FSP 外部と内部で異なる。それぞれのフォーマットについて、以下に示す。(図 3)

- 外部フォーマット
  外部フォーマットは、8bit 固定小数点とした。このフォーマットによれば、0 から約 2 まで

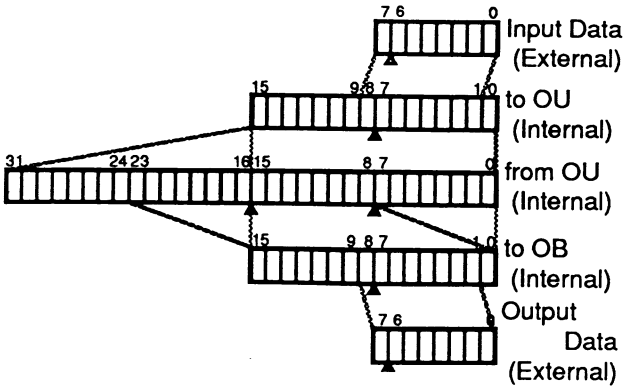


図3: グレードのフォーマット

の値を 1/128 の分解能で表現できる。グレード値が 0.0 の時 00h、 1.0 の時に 80h と表現される。

- 内部フォーマット

  Min/Max 演算のような単純なファジィ集合演算では、外部フォーマットをそのまま用いても適切な演算を実行できる。しかし、複雑な t-norm, s-norm や特殊なファジィ集合演算では、外部フォーマットのまま演算を行なうと、途中結果がこの範囲を越えてしまう。また、このような演算は、最終結果を得るまでに、基本演算を多数繰り返すことが必要である。したがって、基本演算実行時に発生する丸め誤差が無視できなくなる。

  このような問題を解決するため、本プロセッサ内ではすべてのデータは 16 ビット固定小数点データとして演算する。この内部フォーマットは、 -128 から約 128 の範囲の値を 1/256 の分解能で表現できる。

以上のように、内部・外部両フォーマットのデータは、固定小数点として定義する。従って各グレード値は、プロセッサは、通常の 8bit または 16bit のバイナリデータとして扱うことができる。そのため、乗算を含む数値演算回路を使用して容易に演算回路を構成できる。

3.2 演算部

演算部は 4 つの基本演算回路、テンポラリレジスタ、コンスタントレジスタ、バススイッチからなる。これらのモジュールは、内部バス (IBA, IBB, CB, TB, OB) でそれぞれ接続されている (図 1)。

1) テンポラリレジスタは、 64bit x 32words の FIFO で構成され、 OB からのデータを格納し、バススイッチへ出力する。このレジスタは、ファジィ集合データの一時的な格納に使用できる。
2) コンスタントレジスタは、 16bit x 32words の RAM で構成され、外部から命令用バスを通して直接書き込むことができる。このレジスタは一部の t-norm などの演算に使用するパラメータのような定数を格納するために使用できる。
3) バススイッチは、 Input Register B もしくは、 Temporary Register からのデータ中の 4 つのグレードの順番を変更することができる。
4) 基本演算回路は演算部に 4 個内臓されている。従って、 1word に含まれる 4 つのグレードを同時に処理することが可能である。一つの基本演算回路の中には図 4に示すように、 4 種類の演算器（加算器 (Add./Sub.)、乗算器 (Mul.)、Min/Max 演算器 (Min./Max.)、算術論理演算器 (ALU)）があり、すべて 16bit 演算を行う。

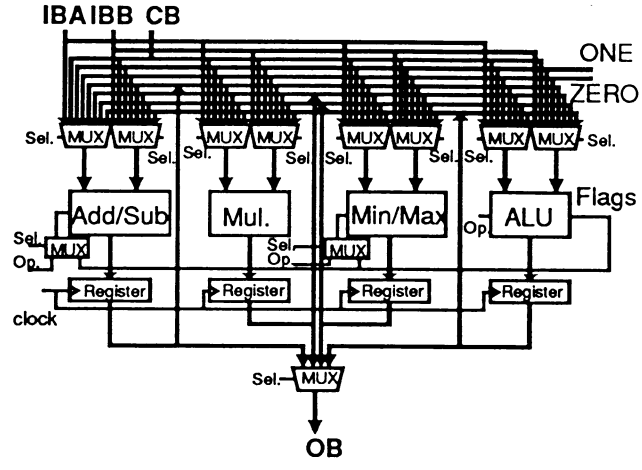


図4: 基本演算回路

- 加算器と Min/Max 演算器は、それぞれ、加減算、 Min/Max 演算と実行する。これらの演算器への演算命令には、通常の加算のようなマイクロプログラムからの直接命令のほかに、 ALU からのフラグを用いた条件つき演算命令がある。この条件付き演算命令を用いることにより、比較結果による演算命令の選択ができ、簡単な条件分岐は 1 クロックで実行可能である。
- 算術論理演算器は、算術演算、論理演算を実行するほかに、加算器と Min/Max 演算器で使用するフラグを出力する。フラグには、演算結果がゼロに等しい、ゼロより大きい、ゼロより小さい、の 3 種類がある。
- 乗算器は 16bit 固定小数点乗算を実行する。乗算結果が 16bit を越えた場合はエ

ラーとなる。前述したように、16bit固定小数点フォーマットは、グレードとして十分な範囲をもっているため、通常オーバーフローは起こらない。

これらの4つの異なる演算器は、それぞれマルチプレクサによって入力データを選択できるようになっている。また、それぞれの演算器の出力には、レジスタを持たせてある。そのため、これらのマルチプレクサを制御することにより、VLIW型の並列処理や演算パイプラインを構成できる。

4. 処理速度の比較

本Processorを使用した場合と汎用CPUを使用した場合の、ファジィ集合演算実行時の処理速度の比較を表1に示す。

256 grades

Operation	Number of step			Performance of FSP	
	CPU	1 FSP	4 FSPs	1 FSP	4 FSPs
Logical Product	2049	66	18	15.5	56.9
Algebraic Product	1537	66	18	11.6	42.7
Bounded Product	2305	68	20	16.9	57.6
Drastic Product	3585	194	50	9.2	35.9
Logical Sum	2049	66	18	15.5	56.9
Algebraic Sum	2561	67	19	19.1	67.4
Bounded Sum	2049	67	19	15.3	53.9
Drastic Sum	3585	194	50	9.2	35.9
Average				14.0	50.9

Performance of FSP =
(Number of step for CPU / Number of step for FSP) / 2
Note : Clock frequency of CPU is twice that of FSP.
CPU execute all machine instructions in a clock period.

表1: 処理速度の比較

汎用CPUは、RISCタイプのCPUを想定し、パイプラインの乱れはないものと仮定した。したがって、アセンブラで記述された命令をすべて1クロックで実行する仮想CPUである(命令セットはSPARC[1]を想定した。)。FSPも、すべてのマイクロ命令を1クロックで実行するため、表1中のステップ数は、クロック数と同じ値になる。

動作周波数は汎用CPUの動作周波数が、本チップの動作周波数の2倍とした。(本プロセッサの動作周波数は10MHz、汎用CPUの動作周波数は20MHz。)また、本比較では、必要なグレード値はすべてプロセッサ内のレジスタに存在しているものと仮定した。

本比較には、ファジィ集合演算としてよく使用されている、論理積/和、代数積/和、限界積/和、激烈積/和を用いた。これらの代表的なファジィ集合演算を実行する場合、CPUに比べて、1つのFSPの場合、9から19倍、単純平均で14.0倍の高速化が実現できている。4つのFSPを用いた場合には、35から67倍、単純平均で50.9倍の高速化が可能となる。(FSPはSIMD型並列処理方式であるため、容易に高並列化が可能である。)

また、FSPの場合、激烈積/和以外の演算は、ほぼ同じステップ数で終了している。これは、VLIW型の並列処理や演算パイプライン化により、1wordのデータに対する演算が、演算の種類によらず、実質1ステップで終了するためである。

5. まとめ

本稿では、ファジィ集合演算チップの演算方法について示した。本チップの演算方法の特徴は、以下の通りである。

1) 演算回路を4個内蔵
2) Min/Max演算のハードウエア化
3) 演算のパイプライン化
4) 簡単な条件分岐を1クロックで処理

これらの特徴により、本Processorを用いた場合、汎用CPUに比べて、1 Porcessorの場合平均14.0倍、4 Processorsの場合平均50.9倍、代表的なファジィ集合演算の高速処理が可能である。

本プロセッサを用いることにより、十分な柔軟性と高速性を持つファジィ情報処理用コンピュータが実現可能となる。

謝辞

本稿をまとめるにあたり，有益な助言を頂いた東京大学田中英彦教授、およびLIFE第3研究室の山本，井上主任研究員に感謝致します．また，本研究の機会を頂いたLIFEの寺野所長ならびに，山武ハネウエル(株)，新日本製鐵(株)，(株)日立製作所をはじめとする組合員各社に深く感謝します．

参考文献

[1] 渡辺浩之．ファジィ推論法のＶＬＳＩ化．電子情報通信学会論文誌，Vol. J72-A No.2, pp. 179–187, 1989.

[2] 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, 10 1990.

[1]SPARCは、Sun Microsystems Inc.の商標。

W6－3（R3）

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

A Calculation Method for Fuzzy Control by α -cut Decomposition and Its Hardware Implementaion

永井 豊　　竹内 倶佳
Yutaka NAGAI　Tomoyoshi TAKEUCHI
電気通信大学
The University of Electro-Communications

Abstract

In this paper, we propose a calculation method for fuzzy control based on quantized α-cut decomposition of fuzzy sets. This method is easy to be implemented in analog hardware. The effect of quantization levels on defuzzified fuzzy inference result is investigated. A few quantization levels are sufficient for fuzzy control. The hardware implementation of this calculation method and the defuzzificaion by gravity center method by PWM are also presented.

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。[1] ファジィ論理のハードウェア化もディジタル[2]・アナログ[3]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。[4] 本研究で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を行うファジィコントローラのハードウェア構成法について考察した。

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カット集合を用いて求める方法について述べる。推論方法はmin・min・max・重心法とmin・min・加算・重心法について考察する。これら推論法の名前は順に前件部合成・後件部変形・後件部合成・非ファジィ化の各演算方法を示している。次にこの二つの方法についてαカットによる演算方法を示す。

2.1　min・min・max・重心法

ファジィ推論部分と非ファジィ化部分に分けて述べる。

2.1.1　ファジィ推論

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。

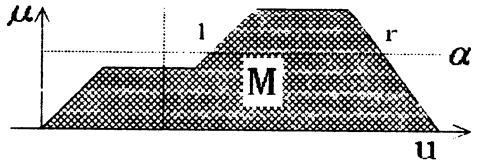


図 1: 非ファジィ化の積分範囲

ファジィ集合 F の（弱）α カット集合は F_α で表す。

$$F_\alpha = \{x|\mu_F(x) \geq \alpha\} \tag{2}$$

式（1）を α カット集合を用いて表現する。

$$\begin{aligned} C'_\alpha &= \{u|\mu_{C'}(u) > \alpha\} \\ &= \bigcup_{i=1}^{n} \{u|\mu_{C'_i}(u) > \alpha\} \\ &= \bigcup_{i=1}^{n} C'_{i\alpha} \end{aligned} \tag{3}$$

$e, \Delta e$ 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 (4)

$$\begin{aligned} C'_{i\alpha} &= \{u|[\mu_{A_i}(e) \wedge \mu_{B_i}(\Delta e)] \wedge \mu_{C_i}(u) > \alpha\} \\ &= \begin{cases} C'_{i\alpha} & \mu_{A_i}(e) \wedge \mu_{B_i}(\Delta e) > \alpha \\ \phi & otherwise \end{cases} \\ &= \begin{cases} C'_{i\alpha} & e \in A_{i\alpha} \ and \ \Delta e \in B_{i\alpha} \\ \phi & otherwise \end{cases} \end{aligned} \tag{4}$$

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。

2.1.2 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 (5) のようになる。

$$u = \frac{\int \mu_{C'}(u) u \, du}{\int \mu_{C'}(u) \, du} \tag{5}$$

この重心の計算を図 1のように 2 次元的に考え、積分順序を交換し、α カット集合を用いて表すと次のようになる。

$$\begin{aligned} u &= \frac{\int_M u \, d\alpha \, du}{\int_M 1 \, d\alpha \, du} \\ &\quad (M = \{(\alpha, u)|u \in C'_\alpha\}) \\ &= \frac{\int_0^1 \left[\int_{C'_\alpha} u \, du\right] d\alpha}{\int_0^1 \left[\int_{C'_\alpha} 1 \, du\right] d\alpha} \end{aligned} \tag{6}$$

先の条件により

$$C'_\alpha = [l'_\alpha, r'_\alpha] \tag{7}$$

となり、重心を区間の端点で表すと式 (8) のようになる。

$$u = \frac{\int_0^1 \frac{1}{2}\left(r'^2_\alpha - l'^2_\alpha\right) d\alpha}{\int_0^1 (r'_\alpha - l'_\alpha) \, d\alpha} \tag{8}$$

2.2 min・min・加算・重心法

この方法は各ルールの後件部を求めるまでは 2.1節と同じである。α カット表現でメンバーシップ値の加算を行うことは困難であるが、非ファジィ化の重心計算と組み合わせると容易に計算できることが分かる。この方法における推論計算は式 (9) の通りである。

$$\begin{aligned} \mu_{C'}(u) &= \sum_{i=1}^{n} [\mu_{A_i}(e) \wedge \mu_{B_i}(\Delta e)] \wedge \mu_{C_i}(u) \\ &= \sum_{i=1}^{n} \mu_{C'_i}(u) \end{aligned} \tag{9}$$

これを重心計算式 (5) に代入すると式 (10) になる。

$$\begin{aligned} u &= \frac{\int \mu_{C'}(u) u \, du}{\int \mu_{C'}(u) \, du} \\ &= \frac{\int \sum_{i=1}^{n} \mu_{C'_i}(u) u \, du}{\int \sum_{i=1}^{n} \mu_{C'_i}(u) \, du} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^{n} \int \mu_{C'_i}(u) u \, du}{\sum_{i=1}^{n} \int \mu_{C'_i}(u) \, du} \end{aligned} \tag{10}$$

さらに、区間の端点を用いると

$$u = \frac{\int_0^1 \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \left(r'^2_{i\alpha} - l'^2_{i\alpha}\right) d\alpha}{\int_0^1 \sum_{i=1}^{n} (r'_{i\alpha} - l'_{i\alpha}) \, d\alpha} \tag{11}$$

となる。この式から min・max 演算を用いずに算術演算だけで計算できること、C' が凸である条件は不要であることが分かる。

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。3章ではこのことについて検討する。

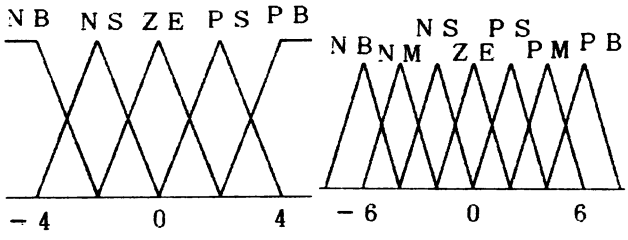
2.3 考察

重心の式 (8) を次のように書き換える。

$$\begin{aligned} u &= \frac{\int_0^1 (r_\alpha - l_\alpha) \left(\frac{r_\alpha + l_\alpha}{2}\right) d\alpha}{\int_0^1 (r_\alpha - l_\alpha) \, d\alpha} \\ &= \frac{\int_0^1 (w_\alpha \cdot g_\alpha) \, d\alpha}{\int_0^1 w_\alpha \, d\alpha} \end{aligned} \tag{12}$$

表 1: 制御則

		Δe				
		NB	NS	ZE	PS	PB
e	NB	NB				
	NS	PM	ZE	NS	NM	NB
	ZE	PB	PS	ZE	NS	NB
	PS	PB	PM	PS	ZE	PB
	PB	PB				



(a) 前件部　(b) 後件部

図 2: メンバーシップ関数

ここで

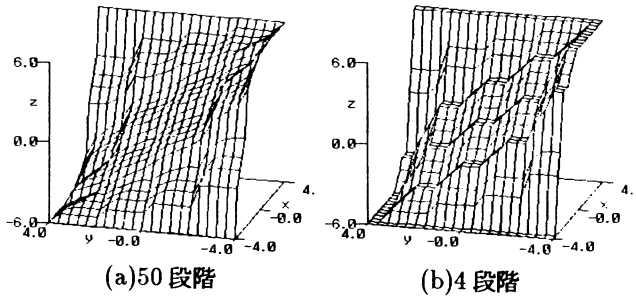
$$w_\alpha = r_\alpha - l_\alpha \quad (13)$$

$$g_\alpha = \frac{r_\alpha + l_\alpha}{2} \quad (14)$$

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。

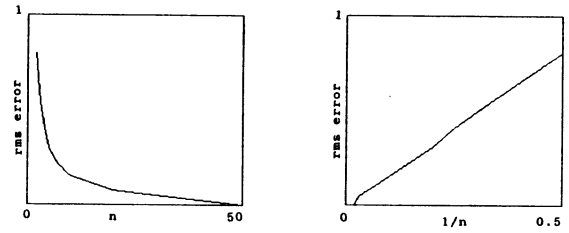
3 α レベル量子化の影響の評価

2章の α に関する積分計算を一般のメンバーシップ関数形について行うには量子化による近似が必要である。量子化レベルを多くすれば連続に近くはなるがハードウェア化したときの回路が大きくなるので妥協が必要



(a)50 段階　(b)4 段階

図 3: コントローラの入出力関係



(a) 量子化数と計算誤差　(b) 量子化幅と計算誤差

図 4: 計算誤差

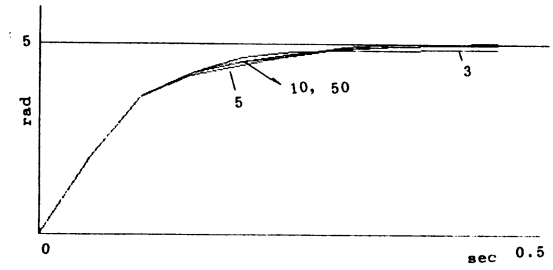


図 5: 制御シミュレーション結果

である。ここでは量子化レベルを変えたときの影響を評価する。まず、レベルを量子化して計算した場合の誤差について評価する。表 1に示す制御則と図 2に示すメンバーシップ関数で推論したときの入力 $e, \Delta e$ と出力 u の関係を図 3に示す。(a) は量子化ステップ 50 段階の場合を、(b) は 4 段階の場合を示している。量子化の影響がでて 4 段階の場合では平坦な部分がある。

次にこの 50 段階の場合の出力を本来の出力とみなして、これからの rms 誤差を種々の量子化ステップ数 n に対して計算した結果を図 4(a) に示す。また、$1/n$ と誤差をプロットすると図 4(b) に示すようにほぼ直線になる。これは、$1/n$ が量子化ステップであることを考えると納得できる。

制御系への影響をみるために 50,10,5,3 の各量子化数について、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 5に示す。全体としてあまり差がない。定常偏差が若干異なる理由はメンバーシップレベルの量子化幅とメンバーシップ関数の形状によって決まる誤差の検出限界によると考えられる。ファジィ制御でしばしば用いられるネスト構造を取り入れた制御シミュレーションでは定常誤差は改善され、量子化数による差は小さくなった。ここでは示していないが、量子化数 1 の場合の制御でも、ある程度の制御動作を行った。ハードウェア化した場合に故障によりいくつかのレベルの回路が機能しなくてもある程度の制御ができることが期待できる。実際のハードウェアによる実験でも試作途中の 2 段階だけでもある程度の制御ができている。

これらのことから量子化数はあまり大きくしなくても良いと思われる。

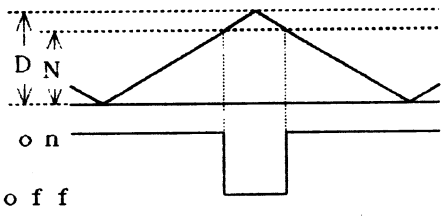


図 6: PWMによる非ファジィ化

4 ハードウェア化に関する検討

2章で述べた演算のハードウェア化について検討する。

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を設定する。

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できる。

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、その結果により出力 α カット集合または空集合を選択する。これは論理回路とアナログスイッチで実現できる。

後件部合成 前述の二つの方法によって異なる。

min・min・max・重心法 各ルールの出力について下限 l_i については min 演算、上限 r_i については max 演算を行う。空集合の取扱いには注意を要する。後件部合成の min・max 演算に影響を与えないように推論部出力としては $l = u_{max}$、$r = u_{min}$ としておく。各ルールの出力を合成した後に r と l の大きい方を改めて r とする。これにより合成結果が空集合になった場合の出力は $l = r$ となり次の重心演算に影響を与えない。min 演算・max 演算では同じものを複数に対して演算しても一つの場合と変わらないので推論部で同じ後件部を持つルールは論理和であらかじめ合成する事が可能である。

min・min・加算・重心法 単に l, r をそれぞれ加算すれば良い。

4.2 非ファジィ化

一般的に用いられている重心法による非ファジィ化には除算を必要とする。ここでは直接除算を行わない方法として、PWMを用いた方法を提案する。PWMによる駆動は効率がよいので良く用いらている。PWMはオンオフを繰り返すことにより平均としてデューティー比に比例した出力を取り出す。$fracND$ を求める場合は、図6に示すように分母Dをに比例する振幅をもつ三角波を生成しこれと分子Nをコンパレータで比較して除数 D に比例した周期と被除数 N に比例した導通時間を持つPWM信号を生成すれば、商 $fracND$ に比例した平均出力を得ることができる。

分子の計算には2乗計算が必要である。しかし、2乗が必要な値は l と r だけであり、l と r は元来は後件部メンバーシップにより決まる値なので、あらかじめ求めておくことができる。メンバーシップ関数を設定する際に $l_{i\alpha}, r_{i\alpha}$ とともに $l_{i\alpha}^2, r_{i\alpha}^2$ も設定しておき、推論部のアナログスイッチで一緒に切り替える。min・min・max・重心法ではさらに min・max 演算を行う必要がある。$l_{i\alpha}, r_{i\alpha}$ をすべて正とすると、$l_{i\alpha}, r_{i\alpha}$ の大小関係と $l_{i\alpha}^2, r_{i\alpha}^2$ の大小関係は一致するので同じ min／max 回路で目的の値が得られる。

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。必要なメンバーシップ値の分割数をシミュレーションにより検討した結果、比較的少ない分割数で妥当な制御結果が得られる事がわかった。また、PWMによる非ファジィ化を含めたこの計算法のハードウェアでの実現法を示した。

参考文献

[1] 廣田ほか、ファジィシステムの実用化基礎理論と応用事例、経営開発センター (1989)

[2] 廣田ほか、ファジィシステム、pp207-238、計測自動制御学会 (1990)

[3] 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)

[4] 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)

[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: 0424-84-6890
E-mail: nagai@electra.ee.uec.ac.jp(junet)

W1－1（R7）

直観主義論理にもとづくファジィ推論の評価
Evaluation of Fuzzy Inference based on Intuitionistic Logic

中村 友一　廣田 豊彦　矢鳴 虎夫
Tomokazu NAKAMURA　Toyohiko HIROTA　Torao YANARU

九州工業大学 情報工学部
Facluty of Computer Science and Systems Engineering
Kyushu Institute of Technology

Abstract : This paper describes about fuzzy inference based on Intuitionistic Logic (IL inference), and evaluates the possibility to apply it to fuzzy control. Though it has been known that intuitionistic logic can be applied to fuzzy theory, such applications had not been enough argued yet.

We evaluate IL inference by comparing with Mamdani's inference through the computer simulation models. These simulations clarify the conclusion that IL inference shows almost the same controlability as that of Mamdani's inference and shows greater robustness than that of Mamdani's inference.

1　はじめに

本論文は直観主義論理にもとづくファジィ推論（IL推論：Fuzzy Inference based on Intuitionistic Logic）のファジィ制御への応用可能性を評価する。ファジィ論理において直観主義論理が適用されることはファジィ理論が提唱された初期から知られていたが、その応用について十分な論議がなされてない。コンピュータ・シミュレーションの結果では、IL推論はMamdani推論とほぼ同じ制御能力を示し、Mamdani推論より大きな頑強性を示すことが明らかになった。

本論文ではまずファジィ集合に関する演算が擬ブール代数に従うことを示す。擬ブール代数はブール代数のサブセットであり、通常の命題論理(古典主義論理)のサブセットである直観主義命題論理と等価であることが知られている[1]。すなわち、ファジィ集合に関しては古典命題論理は成立しないものの、直観主義命題論理は素直に成立することが示される。

次に任意のサポート集合上のファジィ集合を扱うことを目的としてファジィ述語を導入し、その解釈として任意のファジィ集合を割り当てることができることを明らかにする。これによってファジィ制御で使われる推論規則をそのまま述語論理の形式で記述することが可能になる。

最後に、コンピュータ・シミュレーションによりIL推論とMamdani推論の制御性能を比較した。

2　擬ブール代数とファジィ集合

ファジィ集合を擬ブール代数(PBA：Pseudo-Boolean Algebra)として扱うために、まず順序関係 $\leq$ を導入する[2]。

定義(2-1) 任意のサポート集合 X 上の2つのファジィ集合 A、B 間の2項関係 $\leq$ を、それぞれのメンバーシップ関数 $\mu_A(x)$ および $\mu_B(x)$ の関係にもとづいて以下のように定義する。

$$A \leq B \stackrel{\text{def}}{\Leftrightarrow} \mu_A(x) \leq \mu_B(x)\ ,\ \forall x \in X \qquad (1)$$

定義(2-2) 任意のファジィ集合 $A,\ B \in \Sigma$ に対して、新たなファジィ集合 $A \cup B$ および $A \cap B$ を次のように定義する。

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \qquad (2)$$
$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \qquad (3)$$

ただし $\vee$ および $\wedge$ は最大値あるいは最小値をとる演算を意味している。

ブール代数(あるいは命題論理)では、$A \supset B$（A ならば B）は $\neg A \vee B$ と同値であるが、PBAでは後で述べるように $\neg A$（A の補元）が存在しない。そこで $\supset$ に変わるものとして新たな演算子 $\div$ を定義する。

定義(2-3) 任意の2元 $A,\ B$ に対して $A \div B$ は次のように定義される。

$$A \div B \stackrel{\text{def}}{\Leftarrow} \max\{z | x \cap z \leq y, z \in L\} \qquad (4)$$

これをメンバーシップ関数による定義に書き換えると次のようになる。

$$\mu_{A \div B}(x) = \begin{cases} 1 & (\mu_A(x) \leq \mu_B(x)) \\ \mu_B(x) & (\mu_A(x) > \mu_B(x)) \end{cases} \qquad (5)$$

PBAでは任意の元 x に対して補元 x^c が存在するわけではないので、それに変わるものとして擬補元を定義する。

定義 (2-4) 擬補元 x^c を次のように定義する。

$$x^c \stackrel{\text{def}}{\Leftarrow} x \dot{-} 0 \tag{6}$$

擬補元をメンバーシップ関数による定義に書き換えると次のようになる。

$$\mu_{A^c}(x) = \begin{cases} 1 & (\mu_A(x) = 0) \\ 0 & (\mu_A(x) > 0) \end{cases} \tag{7}$$

従来のファジィ集合演算では、補集合 $\bar{A}$ は

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \tag{8}$$

と定義されており、擬補元とは一致しない。しかし次の述べるように、擬補元を使うことによって命題論理と対応をつけることができる。

3 直観主義論理とファジィ述語論理

PBA と直観主義論理とは以下に示すような対応関係が存在する。

擬ブール代数 (PBA)	直観主義述語論理 LJ
集合の元	命題
$\cup, \cap, \dot{-}$	$\vee, \wedge, \supset$
擬補元 (A^c)	否定 ($\neg A$)

古典命題主義論理 LK には一組の推論規則があるが、LJ でも LK とほぼ同じ推論規則が成立する。LK と LJ の違いは

$$\neg\neg A = A \tag{9}$$

が成立するかどうかだけである。LJ では上の式が成立しないので、適用可能な推論規則が一部制約を受けることになる。

前に述べたように、ファジィ集合演算は従来のものと一部異なる形ではあるが、PBA としての条件を満たしている。したがって、上に述べた対応関係により置き換えを行なうと、LJ の推論規則によってファジィ推論を行なうことができる。これをファジィ命題論理と呼ぶことにするが、その論理演算を定義すると以下のようになる。

定義 (3-1) ファジィ命題論理の論理演算は、メンバーシップ関数によって以下のように定義される。

$$\mu_{A \vee B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \tag{10}$$

$$\mu_{A \wedge B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \tag{11}$$

$$\mu_{A \supset B}(x) = \begin{cases} 1 & (\mu_A(x) \leq \mu_B(x)) \\ \mu_B(x) & (\mu_A(x) > \mu_B(x)) \end{cases} \tag{12}$$

$$\mu_{\neg A}(x) = \begin{cases} 1 & (\mu_A(x) = 0) \\ 0 & (\mu_A(x) > 0) \end{cases} \tag{13}$$

ファジィ推論では異なるサポート集合上のファジィ集合を扱う必要がある。2つのファジィ集合 A と B が同一のサポート集合上にある時には、$A \wedge B$ はそのまま重ね合わせれば良いが、異なるサポート集合の場合には直交系を導入する必要がある。ところがファジィ集合を命題に写像すると、サポート集合が見えなくなるため、どちらの演算を行なうのかがはっきりしなくなる。そこでサポート集合を表す変数を導入するものとし、ファジィ集合を命題ではなくて述語に写像することを考える。

ファジィ述語論理を以下のように定義する。

定義 (3-2) ファジィ命題論理の命題を n 変数述語で置き換えたものを、量限定詞を持たないファジィ述語論理と呼ぶ。

定義 (3-3) すべてのサポート集合の和集合を対象領域 D とする。

定義 (3-4) ファジィ述語 $P(x_1, x_2, \cdots, x_n)$ は領域 D^n から連続的な区間 $[0,1]$ への関数として解釈する。変数 x_i は i 番目の領域 D に対応する。n 個の D からそれぞれ要素を取り出して各変数に割り当てると、

$$P(x_1, x_2, \cdots, x_n)$$

は区間 $[0,1]$ の中の1つの値が決まる。

4 ファジィ推論

IL 推論に論理的な評価を与えることは困難であるので、一つの試みとして Mamdani 推論との比較を行なった。ここではまず、両者の違いである次の二項目を明確にしておく。

1. fuzzy modus ponens の関係

   $B' = A' \circ (A \rightarrow B)$

   を実際にどのような演算で定義するか。

2. 後件部の合成

   $\underset{i}{\text{cmp}}\{B_i'\} = \underset{i}{\text{cmp}}\{A_i' \circ (A_i \rightarrow B_i)\}$

   ($\underset{i}{\text{cmp}}\{B_i'\}$ は命題ファジィ集合 B_i' の合成を表す記号で、$i = 1, 2, \ldots, n$ であるとする。)

   を実際にどのような演算で定義するか。

4.1 Mamdani 推論

Mamdani 推論では、次のような定義を使う [4]。

1. fuzzy modus ponens の関係

   (頭切り) : $A' \circ (A \rightarrow B) = B^{(\max(A' \cap A))}$

ただし、ファジィ集合 $A^{(\alpha)}$ のメンバーシップ関数を次のように定義する:

$$\mu_{A^{(\alpha)}}(x) = \begin{cases} \mu_A(x) & (\mu_A(x) \leq \alpha) \\ \alpha & (\mu_A(x) > \alpha) \end{cases} \quad (14)$$

2. 後件部の合成

(和演算) : $\underset{i}{\mathrm{cmp}}\{B_i'\} = \bigcup_i \{B_i'\}$

4.2 IL 推論

IL 推論では、次のような定義を使う。

1. fuzzy modus ponens の関係

(頭付け) : $A' \circ (A \to B) = B^{(*\max(A' \cap A))}$

ただし、ファジィ集合 $A^{(*\alpha)}$ のメンバーシップ関数を次のように定義する :

$$\mu_{A^{(*\alpha)}}(x) = \alpha \dot{-} \mu_A(x) \quad (15)$$

$$= \begin{cases} 1 & (\alpha \leq \mu_A(x)) \\ \mu_A(x) & (\alpha > \mu_A(x)) \end{cases} \quad (16)$$

2. 後件部の合成

(積演算) : $\underset{i}{\mathrm{cmp}}\{B_i'\} = \bigcap_i \{B_i'\}$

5 シミュレーションによる評価

ここでは倒立振子のファジィ制御 [3] のモデルを用いた例を示している。

5.1 倒立振子のファジィ制御

倒立振子のファジィ制御モデルは次の通り :

- 目的 : 倒立振子を鉛直に立てること
- 入力 : 鉛直方向とのずれの角度 (θ [rad]) とその角速度 ($\dot{\theta}$ [rad/s])
- 出力 : 倒立振子の台に与える運動エネルギー (v [kg·m^2/s^2])
- 制御ルール :

If $\theta = PM$ and $\dot{\theta} = ZO$ then $v = PM$
If $\theta = PS$ and $\dot{\theta} = PS$ then $v = PS$
If $\theta = PS$ and $\dot{\theta} = NS$ then $v = ZO$
If $\theta = NM$ and $\dot{\theta} = ZO$ then $v = NM$
If $\theta = NS$ and $\dot{\theta} = NS$ then $v = NS$
If $\theta = NS$ and $\dot{\theta} = PS$ then $v = ZO$
If $\theta = ZO$ and $\dot{\theta} = ZO$ then $v = ZO$

5.2 シミュレーション結果

付録 (出力例)

今回行なったシミュレーションのうち、倒立振子のファジィ制御のモデルによる出力例を以下に示す (図 1 、図 2 、図 3)。

シミュレーションにより次のことが分かった。

- IL 推論は Mamdani 推論とほぼ同程度の制御性能を見せる。
- IL 推論は Mamdani 推論より大きな頑強性を見せる。

6 おわりに

IL 推論は Mamdani 推論よりも計算誤差が少なくなることが期待される。それは、前件からの α - レベル入力が 0 に近い値をとる場合に顕著である。すなわち、IL 推論の後件部は頭付けにより $\alpha \leq \mu_A(x)$ の部分で 1 を出力するから計算誤差の相対比率が小さくなるのである。

ここで示したのはあくまでもシミュレーションによる評価なので、実システムでの検証が必要である。さらに、IL 推論は直観主義論理にもとづいているので、論理的展開が期待される。

最後に、シミュレーションプログラム作成に快く協力してくれた遠藤俊裕君に、この場を借りて謝意を表したいと思います。

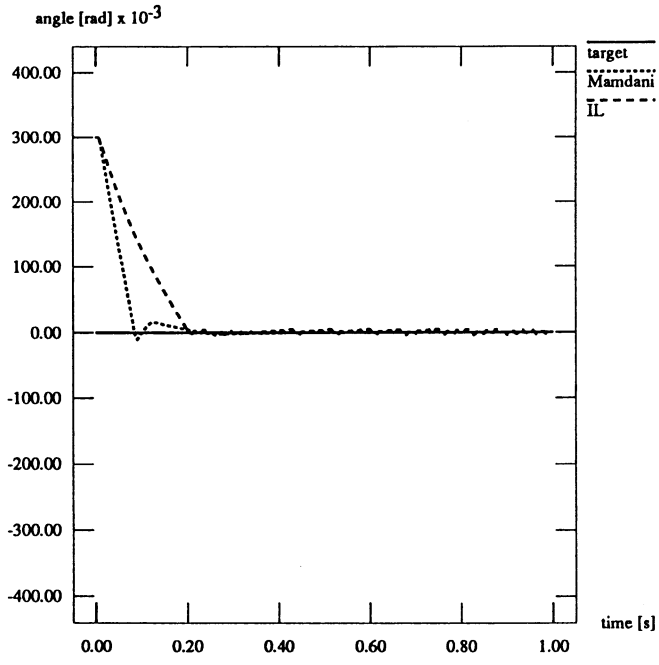
参考文献

[1] 松本 和夫 : 情報数学 1 —束と論理— , 森北出版株式会社 , 1980.

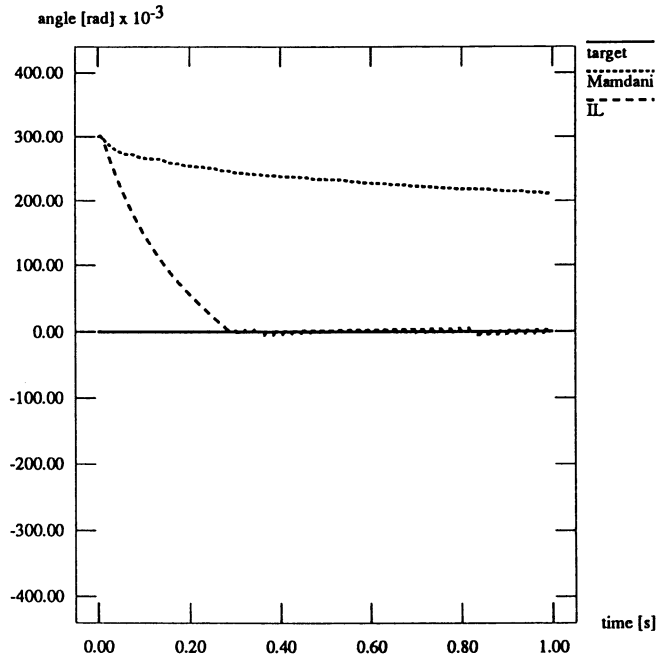
[2] Toyohiko HIROTA , Torao YANARU : "Fuzzy Inference Based on Intuitional Logic", to be appeared in proceedings of IFSA 91, 1991.

[3] 坂和 正敏 : ファジィ理論の基礎と応用 , 森北出版株式会社 , 1989.

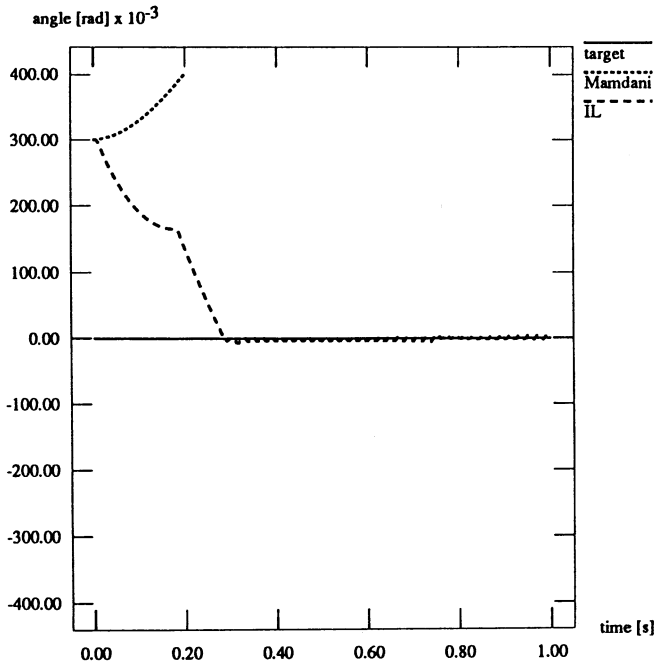
[4] 菅野 道夫 : ファジィ制御 , 日刊工業新聞社 , 1989 .



（図１）：Mamdani 推論と IL 推論はほぼ同程度に良く制御している。横軸は時間で、最初の１秒間を示している。縦軸は鉛直方向とのずれの角度で、± 0.4[rad] の範囲でシミュレーションを打ち切っている。



（図２）：　角度入力のスケールを図１の約 90% にした。Mamdani 推論は大きく制御を失っているが、IL 推論は良く制御している。



（図３）：　角度入力のスケールを図１の約 1% にした。Mamdani 推論は直ちに制御を失っているが、IL 推論は良く制御している。

W1－2（R7）

パターン認識問題に対する種々のファジィ推論方法の比較

Comparison of Various Fuzzy Reasoning Methods for Pattern Recognition Problems

石渕久生　　野崎賢　　田中英夫
Hisao ISHIBUCHI　　Ken NOZAKI　　Hideo TANAKA
大阪府立大学工学部経営工学科
University of Osaka Prefecture

In this paper, we propose a simple method for generating fuzzy if-then rules from given data for two-group classification problems. We also propose a fuzzy reasoning method using the generated fuzzy if-then rules. The classification power of the proposed fuzzy reasoning method varies depending on the type of fuzzy sets in fuzzy if-then rules, the calculation method of the weight of each fuzzy if-then rule, and so on. Therefore we compare several implementations of the fuzzy reasoning method for two-group classification problems using randomly generated test problems. More strictly, we compare the classification powers of fuzzy reasoning methods with triangular fuzzy sets, trapezoid fuzzy sets and crisp sets. We also compare fuzzy reasoning methods with the product operator and the minimum operator. Last, we introduce the certainty factor to fuzzy if-then rules and investigate the effect of it on the classification power of fuzzy reasoning.

1．はじめに

ファジィ制御へ応用した場合でのファジィ推論法に関しては，従来より多くの研究がなされている[1-2]．マムダニのファジィ推論法[3]として知られる「Min-Max-重心法」を用いたファジィ制御では，熟練オペレータの経験・知識をファジィルールとして記述し，巧妙な制御を行うことが強調されていたが，簡略化法[4]や菅野のファジィ制御法[5]ではその関数近似能力に注目することができる．さらに，林ら[6]によるニューラルネットを用いたファジィ制御法では，ニューラルネットの持つ非線形性を利用することにより非常に複雑な非線形関数をも表現可能である．このような最近の研究では，熟練オペレータの経験・知識をファジィルールとして表現することよりも，与えられた数値データからファジィ制御規則を自動生成するという問題が主として取り上げられている．

本研究では，パターン認識問題に対するファジィルールの生成方法およびファジィ推論法を提案し，種々のファジィ推論法の比較を行う．まず，２群判別を行うためのファジィルールおよびファジィ推論法の基本構成を示す．パターン認識問題に対するファジィルールでは，結論部が離散値（第１群または第２群）となるため，ファジィ制御に応用する場合とは異なる取り扱いが必要となる．本研究では，ｎ次元パターン空間に対する２群判別のため，次のようなファジィルールを用いる．

$$\text{If } x_{1p} \text{ is } A_{k1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_{np} \text{ is } A_{kn} \text{ then p is } G_{k1\cdots kn} \quad (1)$$

ここで，$\mathbf{x}_p=(x_{1p}, x_{2p}, \cdots, x_{np})$ はｎ次元パターンベクトル，A_{ki} はパターン空間内の第ｉ軸上のファジィ集合である．また，$G_{k1\cdots kn}$ はルールの結論であり，第１群あるいは第２群となる．

次に，与えられたデータを用いてファジィルールを自動的に生成する方法を提案する．提案手法により，複雑な学習や繰り返し計算を用いることなく，２群判別を行うためのファジィルールが得られる．

最後に，数値実験により，２群判別問題に対するファジィ推論の性能について，次のような考察を行う．

(i) パターン空間をファジィ分割する場合での分割数と識別能力との関係．

(ii)条件部ファジィ集合の形状と識別能力との関係．具体的には，クリスプ集合を用いた場合と三角型ファジィ集合および台形型ファジィ集合を用いた場合との比較を行う．

(iii) ルールの適合度の演算方法としてＭｉｎ演算を用いた場合と積演算を用いた場合との識別能力の比較．

(iv)確信度付きのファジィルールを用いたファジィ推論法の識別能力．すなわち，式(1) の形式で表現されるファジィルールに対して確信度を与えた場合でのファジィ推論法を提案し，その識別能力を調べる．

2．ファジィルールによるパターン認識

2．1　２群判別問題

ｎ次元パターン空間内のｍ個のパターンが２群（G1とG2）に分けられているとし，第ｐパターンをｎ次元ベクトル $\mathbf{x}_p=(x_{1p}, \cdots, x_{np})$，$p=1,2,\cdots,m$ で表わすことにする．このときの２群判別の問題は，与えられたデータ $\mathbf{x}_p$，$p=1,2,\cdots,m$ からｎ次元パターン空間を２分割する判別規則を求める問題である．なお，本研究では表記を簡略化するために，ｎ次元パターン空間を各軸の長さが１のｎ次元立方体$[0,1]^n$とする．

2．2　ファジィルールの生成

ｎ次元パターン空間をファジィ分割するために，各軸がＬ個のファジィ集合A_1^L, A_2^L, $\cdots$, A_L^Lでファジィ分割されているとする．このとき，各ファジィ集合のメンバーシップ関数を$\mu_k^L(\cdot)$で表わすことにする．本研究では，ファジィ集合A_k^L が三角型ファジィ集合の場合では，次のようなメンバーシップ関数を用いることにする．

$$\mu_k^L(x)=\mathrm{Max}\{1-|x-a_k^L|/b^L, 0\}, \quad k=1,2,\cdots,L \quad (2)$$

$$a_k^L=(k-1)/(L-1), \quad k=1,2,\cdots,L \quad (3)$$

$$b^L=1/(L-1) \quad (4)$$

また，台形型ファジィ集合に対しては，次のようなメンバーシップ関数を用いることにする．

$$\mu_k^L(x)=\mathrm{Max}\{\mathrm{Min}\{2-2|x-a_k^L|/b^L, 1\}, 0\}, \quad k=1,2,\cdots,L \quad (5)$$

さらに，クリスプ集合を用いる場合では，クリスプ集合A_k^Lを次のメンバーシップ関数で表わすことにする．

$$\mu_k^L(x)=\begin{cases}1, & a_k^L-b^L/2\leqq x\leqq a_k^L+b^L/2\\ 0, & x<a_k^L-b^L/2,\ a_k^L-b^L/2<x\end{cases}$$
$$k=1,2,\cdots,L \quad (6)$$

パターン空間のファジィ分割の例として，２次元パターン空間の各軸を５個の三角型ファジィ集合でファジィ分割した場合を図１に示す．図１では，２次元パターン空間が$5^2=25$個のファジィ領域にファジィ分割されている．

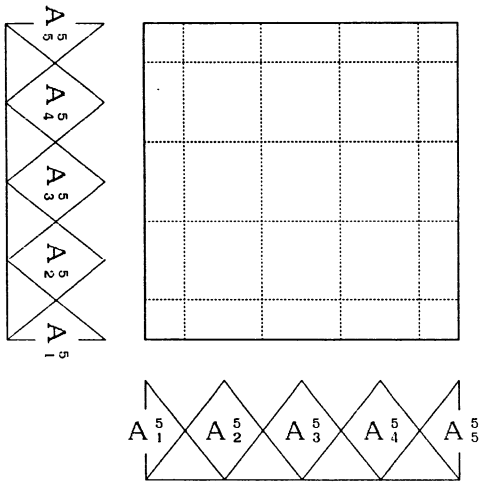


図１　２次元パターン空間のファジィ分割の一例

ファジィルールは，ファジィ分割されたパターン空間内のそれぞれのファジィ領域に対して与えられる．ｎ次元パターン空間内での２群判別を行うため，本研究では次のようなファジィルールを用いることにする．

$$\text{If } x_{1p} \text{ is } A_{k1}^L \text{ and } \cdots \text{ and } x_{np} \text{ is } A_{kn}^L \text{ then p is } G^L_{k1\cdots kn},$$
$$k_1=1,2,\cdots,L;\ \cdots;\ k_n=1,2,\cdots,L \quad (7)$$

ここで，$G^L_{k1\cdots kn}$は ルールの結論であり，G1またはG2である．式(7) より明らかなように，各軸をファジィ分割するときの分割数がＬの場合では，L^n個のファジィルールが存在することになる．

各パターンに対するファジィルールの適合度を求める方法として，本研究ではＭｉｎ演算および積演算を用いることにする．入力パターン$\mathbf{x}_p=(x_{1p},\cdots,x_{np})$に対するファジィルールの適合度を$\mu^L_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p)$で表わすことにすると，Ｍｉｎ演算を用いる場合では，適合度が次のように表わされる．

$$\mu^L_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p)=\mathrm{Min}\{\mu_{k1}^L(x_{1p}),\cdots,\mu_{kn}^L(x_{np})\} \quad (8)$$

一方，積演算を用いる場合では，適合度は次のように表わされる．

$$\mu^L_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p)=\prod_{i=1}^{n}\mu_{ki}^L(x_{ip}) \quad (9)$$

ここで，ファジィルールの結論部$G^L_{k1\cdots kn}$を与えられたデータから求める方法として，次のような方法を提案する．

[結論部の同定方法]

（Ｉ）次式により，β_{G1}とβ_{G2}を求める．

$$\beta_{G1}=\sum_{p\in G1}\mu^L_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p) \quad (10)$$

$$\beta_{G2}=\sum_{p\in G2}\mu^L_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p) \quad (11)$$

（Ⅱ）$\beta_{G1}\neq\beta_{G2}$のとき，次式を用いてルールの結論部を求める．

$$G^L_{k1\cdots kn}=\begin{cases}G1 & \text{if } \beta_{G1}>\beta_{G2}\\ G2 & \text{if } \beta_{G1}<\beta_{G2}\end{cases} \quad (12)$$

$\beta_{G1}=\beta_{G2}$の場合は，ルールを生成しない．

すなわち，各群に属するパターンに対する適合度の総和（β_{G1}とβ_{G2}）の大きい方の群をルールの結論部とし，適合度の総和が等しい場合はルールを生成しない．

２．３　ファジィ推論

式(7) に示すL^n個のファジィルールを用いて未知パターン$\mathbf{x}_p=(x_{1p},\cdots,x_{np})$の判別を行うことを考える．このような判別問題に対するファジィ推論の方法として，次のような方法を提案する．

[ファジィ推論法]

（Ｉ）次式により，α_{G1}とα_{G2}とを求める．

$$\alpha_{G1}=\max\{\mu^L_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p):\ G^L_{k1\cdots kn}=G1\} \quad (13)$$

$$\alpha_{G2}=\max\{\mu^L_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p):\ G^L_{k1\cdots kn}=G2\} \quad (14)$$

（Ⅱ）a) $\alpha_{G1}>\alpha_{G2}$の場合は，G1を推論結果とする．

b) $\alpha_{G1}<\alpha_{G2}$の場合は，G2を推論結果とする．

c) $\alpha_{G1}=\alpha_{G2}$の場合は，識別不能とする．

すなわち，最大適合度を与えるルールの結論部をファジィ推論の結論としている．

２．４　パターン空間の分割数Ｌの決定

これまで，パターン空間の各軸をファジィ分割する場合での分割数Ｌは与えられたものとして議論を行ってきた．この分割数Ｌの決定は，本研究の数値実験で示すように非常に難しい問題である．ここでは，与えられたデータから分割数Ｌを自動的に決定するため，次のようなアルゴリズムを提案する．

[分割数Ｌの決定アルゴリズム]

（Ｉ）計算時間や記憶容量を考え，最大分割数L_{Max}を与える．Ｌの初期値を２とする．

（Ⅱ）分割数Ｌに対応したファジィルールを，結論部の同定方法を用いて求める．

（Ⅲ）提案したファジィ推論法を用いて，与えられたｍ個のパターンに対する推論を行う．このとき，与えられた全てのパターンを正しく判別することができれば，アルゴリズムを停止する．

（Ⅳ）Ｌ＝L_{Max}であればアルゴリズムを停止し，そうでなければ，Ｌを$L+1$として(Ⅱ)へ戻る．

提案アルゴリズムでは，与えられた全てのデータを正しく判別するか，または分割数が最大分割数L_{Max}に達したときにアルゴリズムが停止する．すなわち，このアルゴリズムから得られる分割数Ｌは，全てのデータを正しく判別するための最小分割数，または与えられた最大分割数L_{Max}となる．

提案アルゴリズムでは，与えられた全てのパターンを正しく判別することを停止基準として用いているが，例えば95％のデータを正しく判別することを停止基準とすることもできる．

２．５　確信度の導入

式(7) のファジィルールにルールの確信度を導入すれば，次のような形式のファジィルールとなる．

$$\text{If } x_{1p} \text{ is } A_{k1}^L \text{ and } \cdots \text{ and } x_{np} \text{ is } A_{kn}^L \text{ then p is } G^L_{k1\cdots kn} \text{ with } CF=CF^L_{k1\cdots kn} \quad (15)$$

ここで，CFがルールの確信度である．

この確信度を与えられたルールから求める方法として，

次のような方法を提案する．

［確信度の同定手法］

$$CF^{L}_{k1\cdots kn}=\begin{cases}|\beta_{G1}-\beta_{G2}|/(\beta_{G1}+\beta_{G2}), \\ \qquad\qquad \text{if } \beta_{G1}+\beta_{G2}>0 \\ 0, \quad \text{if } \beta_{G1}+\beta_{G2}=0 \end{cases} \tag{16}$$

ここで，β_{G1}とβ_{G2}は**2．2**で定義されたものを用いる．

すなわち，提案手法では各群に属するパターンの適合度の総和β_{G1}とβ_{G2}を用いることにより，ファジィルールの確信度が区間[0，1]内の実数値として得られる．

確信度付きファジィルールを用いた場合では，次のようなファジィ推論法を用いることにする．

［確信度付きファジィ推論法］

（Ⅰ）次式により，α_{G1}とα_{G2}とを求める．

$$\alpha_{G1}=\max\{\mu^{L}_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p)\cdot CF^{L}_{k1\cdots kn}: G^{L}_{k1\cdots kn}=G1\} \tag{17}$$

$$\alpha_{G2}=\max\{\mu^{L}_{k1\cdots kn}(\mathbf{x}_p)\cdot CF^{L}_{k1\cdots kn}: G^{L}_{k1\cdots kn}=G2\} \tag{18}$$

（Ⅱ）a) $\alpha_{G1}>\alpha_{G2}$の場合は，$\alpha_{G1}-\alpha_{G2}$の支持度でG1を推論結果とする．

b) $\alpha_{G1}<\alpha_{G2}$の場合は，$\alpha_{G2}-\alpha_{G1}$の支持度でG2を推論結果とする．

c) $\alpha_{G1}=\alpha_{G2}$の場合は，識別不能とする．

すなわち，適合度と確信度の積が最大となるファジィルールの結論部が推論結果となり，その推論結果に対する支持度が区間[0，1]内の実数値により与えられる．

確信度付きのファジィルールを用いた場合でも，パターン空間の各軸の分割数Lを求めるために，**2．4**で提案したアルゴリズムと同様の方法を用いることができる．

3．種々のファジィ推論手法の比較

3．1　数値実験の実験条件

ファジィ推論法の比較のため，次のような条件で数値実験を行う．

(i) 分割数L

分割数Lとして，Lを2，4，6，8，10，12，14に設定した場合の比較を行う．

(ii)条件部ファジィ集合$A_{ki}{}^{L}$

条件部ファジィ集合$A_{ki}{}^{L}$として，三角型ファジィ集合，台形型ファジィ集合およびクリスプ集合を用いた場合の比較を行う．

(iii) 適合度の演算方法

適合度の演算方法としてMin演算を用いた場合と積演算を用いた場合との比較を行う．

(iv)ファジィルールの確信度

確信度なしのファジィルールを用いる場合と確信度付きのファジィルールを用いる場合との比較を行う．

数値実験の対象となる2群判別問題として，2次元パターン空間$[0,1]^2$内の点$\mathbf{x}_p=(x_{1p},x_{2p})$が次式により2分割されているような問題を考えた．

$$\mathbf{x}_p\in G1 \text{ if } x_{2p}\geq f(x_{1p}) \tag{19}$$

$$\mathbf{x}_p\in G2 \text{ if } x_{2p}<f(x_{1p}) \tag{20}$$

$$f(x_{1p})=\sin(2\pi x_{1p})/4+0.5 \tag{21}$$

すなわち，2次元パターン空間が曲線$x_2=f(x_1)$により2分割されている．

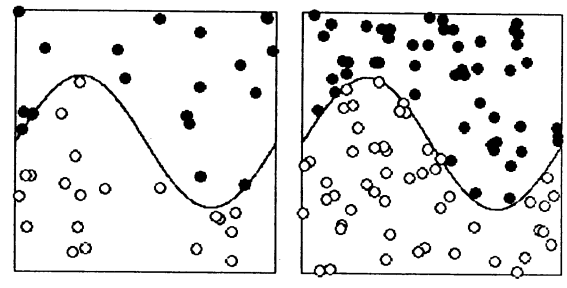
数値実験では，式(19)-(21)に従って2次元パターン空間$[0,1]^2$内で各群s個（s＝20およびs＝50）のパターンをランダムに選び出し，ファジィルールを生成するためのデータとした．図2(a),(b)は，それぞれ，s＝20，50とした場合に選び出された40個および100個のファジィルール生成用パターンの一例である．図2では，第1群のパターンを黒丸で，第2群のパターンを白丸で示している．一方，ファジィルール生成用パターンとは別に2次元パターン空間$[0,1]^2$内でランダムに100個のパターンを選び出し，生成されたファジィルールの識別能力を評価するための評価用データとした．

［数値実験の手順］

（Ⅰ）式(19)-(21)に従って2次元パターン空間$[0,1]^2$内で各群s個（s＝20およびs＝50）のパターンをランダムに選び出し，ファジィルール生成用パターンとする．

（Ⅱ）選び出された2s個のパターンのみを用いてファジィルールを生成する．

（Ⅲ）生成されたファジィルールを用いて，ランダムに選び出された1000個のパターンに対するファジィ推論を行い，誤識別率，識別不能率を計算する．



(a)　　(b)

図2　ファジィルール生成用データの例
(a) s＝20の場合
(b) s＝50の場合

3．2　パターン空間の分割数と識別能力

まず，パターン空間の分割数と識別能力との関係を調べるため，各軸の分割数LをL＝2，4，6，8，10，12，14として数値実験を行った．このとき条件部ファジィ集合は三角型とし，確信度を導入しないファジィルールを用いた．また，適合度の演算方法は積演算を用いた．ルール生成用データとして各群から20個(s＝20)のデータ点を選び出した場合と50個(s＝50)のデータ点を選び出した場合の結果を表1に示す．これらの数値は，それぞれ，10回の数値実験を行った平均である．表1より，ルール生成用データが少ない（s＝20）場合では，分割数を多くすれば識別不能率が大きくなり識別能力が落ちることがわかる．この場合の適切な分割数は6～8程度である．一方，ルール生成用データが多い（s＝50）場合では，適切な分割数は10程度であることがわかる．

表1　分割数と識別能力との関係（確信度なし）

	s＝20		s＝50	
	誤識別	識別不能	誤識別	識別不能
2分割	18.3	0.2	15.9	0.0
4分割	16.8	0.2	15.9	0.2
6分割	11.7	0.1	5.9	0.1
8分割	11.5	0.8	5.9	0.0
10分割	12.2	4.2	4.6	0.1
12分割	10.0	8.8	5.2	0.4
14分割	9.3	17.5	5.1	1.4

さらに，提案した分割数Ｌの決定アルゴリズムにより分割数を決めた場合での結果は，次のようになった．

(1) ルール生成用データが各群20個の場合
　分割数の平均　　7.5
　誤識別率の平均　　7.8％
　識別不能率の平均　0.6％

(2) ルール生成用データが各群50個の場合
　分割数の平均　　13.9
　誤識別率の平均　　5.7％
　識別不能率の平均　3.0％

この結果より，ｓ＝20の場合では提案した分割数Ｌの決定アルゴリズムにより適切な分割数が得られていることがわかる．一方，ｓ＝50の場合に対して分割数Ｌの決定アルゴリズムにより得られた分割数は，適切な分割数よりもやや多いことがわかる．これは，ルール生成用データの数が多いにもかかわらず，全てのデータを正しく識別することをアルゴリズムの停止基準として用いているためである．この結果は，与えられたデータの数が多い場合では，アルゴリズムの停止基準を緩和する必要があることを示唆するものである．

3．3　条件部ファジィ集合の形状と識別能力

条件部ファジィ集合の形状と識別能力との関係を明らかにするため，三角型ファジィ集合，台形型ファジィ集合およびクリスプ集合を用いて数値実験を行った．確信度を導入しないファジィルール，積演算による適合度の計算，分割数Ｌの決定アルゴリズムを用いた数値実験を，ｓ＝20とｓ＝50の場合に対して，それぞれ10回行った．10回の数値実験の平均を表２に示す．

表２に示す結果から，条件部ファジィ集合として三角型ファジィ集合と台形型ファジィ集合を用いた場合では，ほとんど識別能力に差がないことがわかる．一方，クリスプ集合を用いた場合では，識別不能率が高くなり識別能力が落ちることがわかる．

表２　ファジィ集合の形状と識別能力との関係

	ｓ＝20		ｓ＝50	
	誤識別	識別不能	誤識別	識別不能
三角型	7.8	0.6	5.7	3.0
台形型	7.6	0.6	5.7	2.9
クリスプ	3.1	42.8	1.7	49.9

3．4　適合度の演算方法と識別能力

適合度の演算方法としてＭｉｎ演算および積演算を用いた場合の比較を表３に示す．表３は，確信度を導入しないファジィルール，三角型ファジィ集合および分割数Ｌの決定アルゴリズムを用いて，それぞれ10回の数値実験を行った結果の平均である．

表３より，Ｍｉｎ演算と積演算を用いた場合では，ほとんど識別能力に差がないことがわかる．

表３　適合度の演算方法と識別能力との関係

	ｓ＝20		ｓ＝50	
	誤識別	識別不能	誤識別	識別不能
積演算	7.8	0.6	5.7	3.0
Ｍｉｎ演算	8.0	0.7	5.5	3.1

3．5　確信度導入の影響

ファジィルールに確信度を導入した場合の影響を調べるため，**3.2** と同様の数値実験を確信度付きのファジィルールを用いて行った．表４に10回の数値実験の平均を示す．

表１と表４との比較から，確信度を導入することにより誤識別率が低くなり，識別能力が向上することがわかる．また，識別不能率はほとんど変わらないという結果が得られた．

表４　分割数と識別能力との関係（確信度あり）

	ｓ＝20		ｓ＝50	
	誤識別	識別不能	誤識別	識別不能
２分割	8.2	0.0	7.2	0.0
４分割	8.8	0.0	7.3	0.0
６分割	8.5	0.0	3.9	0.0
８分割	6.9	0.7	4.2	0.0
10分割	8.0	3.9	3.5	0.0
12分割	7.5	7.9	4.1	0.3
14分割	6.4	16.7	4.4	1.4

4．おわりに

本研究では，ファジィ推論を用いてパターン認識を行うため，ファジィルールの同定手法およびファジィ推論法を提案した．提案したファジィルールの同定手法により，複雑な学習や繰り返し計算を行うことなく，与えられたデータから２群判別のためのファジィルールを生成することができる．また，パターン認識を行うために本研究で提案したファジィ推論法は，ファジィルールの結論部が離散値（第１群または第２群）であるため，ファジィ制御などに用いられるファジィ推論法とは異なるものである．本研究では，さらに，提案したファジィルールの同定手法およびファジィ推論法を用いて，種々の推論方法の比較を行った．

参考文献

(1) M. Sugeno: An Introductory Survey of Fuzzy Control, Information Sciences, Vol. 36, pp. 59-83 (1985)

(2) 水本雅晴：最近のファジィ制御法，数理科学，1991年３月号，pp. 20-26 (1991)

(3) E. Mamdani, Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controller, International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 8, No. 6, pp. 669-679 (1976)

(4) 姜根澤，菅野道夫：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. 650-652 (1987)

(5) 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, pp. 429-437 (1990)

(6) 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，Vol. 2, No. 4, pp. 585-597 (1990)

W1－3（R7）

ファジィルールの分散表現を用いたパターン認識

Pattern Recognition Using Distributed Representations of Fuzzy Rules

石渕久生　野崎賢　田中英夫
Hisao ISHIBUCHI　Ken NOZAKI　Hideo TANAKA

大阪府立大学工学部経営工学科
University of Osaka Prefecture

In this paper, we propose the concept of distributed representations of fuzzy if-then rules and apply it to classification problems. The distributed representations are implemented by superimposing many fuzzy rules corresponding to different fuzzy partitions of an input space. First we describe the distributed representations of fuzzy if-then rules. Next we propose an fuzzy reasoning method for two-group discriminant problems using the distributed representations of fuzzy if-then rules. Last the classification power of the proposed method are illustrated by numerical examples.

1．はじめに

通常のファジィ制御などで用いられるファジィルールでは，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]．

If x_1 is A_1 and ･･･ and x_n is A_n
then y is B　(1)

ここで，A_iは条件部ファジィ集合であり，Bは結論部ファジィ集合である．結論部ファジィ集合Bは，実数値に簡略化される場合[2]や線形式が用いられる場合[3]，ニューラルネットの出力値が用いられる場合[4]もある．条件部ファジィ集合A_iとしては，三角型や台形型のメンバーシップ関数を持つものが用いられる場合が多いが，ニューラルネットの出力値により定義されている場合[4]もある．一般的なファジィ制御では，ファジィ分割された各領域に一つのファジィルールが存在する（ルールが存在しない場合もある）．したがって，ファジィ制御などで用いられるファジィ推論は，各領域ごとに局所的なファジィルールが与えられているという意味で，知識の局所表現を用いていると考えることができる．

ファジィ推論では，領域ごとに非常に単純なルールを用いている場合でも，入力空間のファジィ分割を細かく行うことにより複雑な非線形関数の近似が可能である．しかし，与えられた入出力データからファジィルールを同定するような場合では，分割を細かくするとデータが存在しないような領域が存在することになる．適合度が正になるようなデータが存在しない領域では，ファジィルールを構成することが困難であるため，与えられたデータから得られたファジィルールの集合は不完全なものとなる．逆に，分割の数を少なくすると，複雑なファジィ推論は行えなくなる．

このような問題点を解決するため，本研究では，様々な大きさのファジィ分割に対応したファジィルールを重ね合わせて用いる方法を提案する．すなわち，粗いファジィ分割に対応したファジィルールと細かいファジィ分割に対応したファジィルールとを同時にファジィ推論に用いるという方法を提案する．提案手法では，細かいファジィ分割に対応したファジィルールにより，複雑な推論規則を表現することができる．また，データが疎らな領域においても，粗いファジィ分割に対応したファジィルールは，与えられたデータから構成することができる．このように提案手法は，細かい分割による複雑な推論能力と粗い分割による高い汎化能力をもつ推論手法である．本研究では，大きさの異なるファジィ分割に対応したファジィルールの集合を，分散型ファジィルールと呼ぶことにする．

提案手法は，様々な大きさの領域に対応した数多くのファジィルールが重なり合っているという意味で，知識の分散表現と考えることができる．これは，一般に隣合うファジィルールのみが重なっている通常のファジィルールとの大きな違いである．数多くのルールを重ね合わせるという方法は，AlbusによるCMAC[5]と呼ばれる小脳モデルでも用いられている．ただし，CMACでは入力空間の分割はクリスプ分割であり，入力空間を異なる大きさに分割するという方法は用いられていない．また，分散表現に関する一般的な議論は，Hintonら[6]により行われている．

本研究では，まず，ファジィルールの分散表現方法を提案し，従来のファジィ推論との違いを明らかにする．

次に，２群判別問題を取り上げ，分散型ファジィルールを用いたファジィ推論法の提案を行う．最後に，例題を用いて，通常のファジィルールと分散型ファジィルールとの比較を行う．

２．ファジィルールの分散表現

まず，入力空間が１次元の場合を考えよう．１次元入力空間が，Ｌ個のファジィ集合$\{A_1^L, A_2^L, \cdots, A_L^L\}$によりファジィ分割されているとする．このようなファジィ分割に対応したファジィルールは，次のように表わすことができる．

$$\text{If } x \text{ is } A_k^L \text{ then } y \text{ is } B_k^L, \quad k=1,2,\cdots,L \qquad (2)$$

このようなファジィルールを用いたファジィ推論により入出力関係を規定することは，非線形入出力関数を求めていることになる．与えられたデータとファジィ推論から得られる出力値との差を少なくするには，式(2)のファジィルールにおける入力空間の分割数Ｌを増やせばよい．しかし，分割数Ｌを増やせば，与えられたデータからファジィルールを同定できない領域が存在するようになる．一方，分割数Ｌを少なくすれば，複雑な入出力関数を表現することができなくなるため，与えられたデータとの適合が悪くなる．

このような問題点の簡単な解決方法として，本研究では，様々な大きさのファジィ分割に対応したファジィルールを重ね合わせて用いるという方法を提案する．すなわち，次のような分散型ファジィルールを用いる．

$$\text{If } x \text{ is } A_k^j \text{ then } y \text{ is } B_k^j, \quad k=1,2,\cdots,j; \quad j=2,3,\cdots,L \qquad (3)$$

これらのファジィルールでは，ｊが分割数を表わしており，分割数が２からＬまでのファジィ分割に対応した全てのファジィルールが推論に用いられる．提案手法では，細かいファジィ分割に対応したファジィルールにより複雑な非線形関数を表現することができ，粗いファジィ分割も同時に用いることによりデータが疎らな領域でもファジィルールを同定することができる．

次に，入力空間がｎ次元の場合にファジィルールを一般化しよう．簡単のため，全ての次元で同一のファジィ分割$A_1^L, A_2^L, \cdots, A_L^L$が用いられるとすると，通常のファジィルールは，次のように表わすことができる．

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{k1}^L \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{kn}^L \text{ then } y \text{ is } B^L_{k1\cdots kn}, \quad k_1=1,2,\cdots,L; \ \cdots \ ; k_n=1,2,\cdots,L \qquad (4)$$

一方，提案した分散型ファジィルールは，入力空間がｎ次元の場合では次のように表わすことができる．

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{k1}^j \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{kn}^j \text{ then } y \text{ is } B^j_{k1\cdots kn}, \quad k_1=1,2,\cdots,j; \ \cdots \ ; k_n=1,2,\cdots,j; \quad j=2,3,\cdots,L \qquad (5)$$

３．分散型ファジィ推論を用いた２群判別

ｎ次元パターン空間内のｍ個のパターンが２群（G1とG2）に分けられているとし，第ｐパターンをｎ次元ベクトル$\mathbf{x}_p=(x_{1p},\cdots,x_{np})$, $p=1,2,\cdots,m$ で表わすことにする．このときの２群判別の問題は，与えられたデータ$\mathbf{x}_p$, $p=1,2,\cdots,m$ からｎ次元パターン空間を２分割する判別規則を求める問題である．

3.1 ２群判別のためのファジィルール

分散型ファジィルールを用いたファジィ推論では，分割数が２からＬまでのファジィ分割に対応した全てのファジィルールが用いられる．すなわち，ｎ次元パターン空間内での２群判別を行うため，本研究では次のようなファジィルールを用いる．

$$\text{If } x_{1p} \text{ is } A_{k1}^j \text{ and } \cdots \text{ and } x_{np} \text{ is } A_{kn}^j \text{ then } p \text{ is } G^j_{k1\cdots kn} \text{ with } CF=CF^j_{k1\cdots kn}, \quad k_1=1,2,\cdots,j; \ \cdots \ ; k_n=1,2,\cdots,j; \quad j=2,3,\cdots,L \qquad (6)$$

ここで，$G^j_{k1\cdots kn}$は ルールの結論であり，G1またはG2である．また，CFはルールの確信度である．ルールの結論部とその確信度を与えられたデータから求める方法は，石渕ら[7]により提案された方法を用いる．

3.2 ファジィ推論

分散型ファジィルールを用いたファジィ推論での未知データ$\mathbf{x}_p$の判別は，次のようにして行うことにする．

(1) 次式により，α_{G1}とα_{G2}とを求める．

$$\alpha_{G1}=\max\{\prod_{i=1}^{n}\mu_{ki}^j(x_{ip})\cdot CF^j_{k1\cdots kn} \ : \ G^j_{k1\cdots kn}=G1, \ j=2,3,\cdots,L\} \qquad (7)$$

$$\alpha_{G2}=\max\{\prod_{i=1}^{n}\mu_{ki}^j(x_{ip})\cdot CF^j_{k1\cdots kn} \ : \ G^j_{k1\cdots kn}=G2, \ j=2,3,\cdots,L\} \qquad (8)$$

(2) a) $\alpha_{G1}>\alpha_{G2}$の場合は，$\alpha_{G1}-\alpha_{G2}$の支持度でG1を推論結果とする．

b) $\alpha_{G1}<\alpha_{G2}$の場合は，$\alpha_{G2}-\alpha_{G1}$の支持度でG2を推論結果とする．

c) $\alpha_{G1}=\alpha_{G2}$の場合は，識別不能とする．

この推論規則により，適合度と確信度の積が最大となるルールの結論部がファジィ推論の推論結果となる．

４．数値計算例

提案手法の説明のため，パターン空間が２次元平面[0,1]×[0,1]の場合に対する数値計算例を示す．この場合のファジィルールは，次のようになる．

$$\text{If } x_{1p} \text{ is } A_{k1}^j \text{ and } x_{2p} \text{ is } A_{k2}^j \text{ then } p \text{ is } G^j_{k_1k_2} \text{ with } CF=CF^j_{k_1k_2}, \quad k_1=1,2,\cdots,j; \ k_2=1,2,\cdots,j; \quad j=2,3,\cdots,L \qquad (9)$$

条件部のファジィ集合A_i^jとしては，台形型ファジィ集合を用いることにする．

4.1 分割数と推論結果との関係

図1 (a) に与えられているデータを用いてファジィルールを生成し，2群判別を行った．まず，各次元ごとの分割数を3とし，ルールの重ね合わせを行わない通常のファジィルールを用いてファジィ推論を行った結果を図1に示す．すなわち，図1は$3^2=9$個のファジィルールを与えられたデータから求め，生成されたファジィルールにより2群判別を行った結果である．図1 (a) の境界線は，第1群に推論される領域と第2群に推論される領域との境界を表わしている．一方，図1 (b) では，推論結果が第1群となる点を黒丸で，第2群となる点を白丸で表わしている．また，円の半径は，推論結果の支持度に比例している．この図からわかるように，3分割の場合では，与えられたデータを正しく識別することができない．

次に，通常のファジィルールを用い，各次元の分割数を10とした場合の推論結果を図2に示す．すなわち，図2は，$10^2=100$ 個のファジィルールを用いてファジィ推論を行った結果である．図2 (a) の黒塗りの領域は，ファジィ推論の結果が識別不能となる領域を表わしている．この図より，分割数を10にした場合では，与えられた全てのデータを正しく識別していることがわかる．しかし，パターン空間内の広い領域で識別不能となっている．このように，通常のファジィルールを用いた場合では，分割数を少なくすれば与えられたデータを正しく識別することができない．逆に，細かいファジィ分割を用いた場合では，パターン空間内で識別不能となる領域が広くなる．

一方，各次元ごとの分割数を10とし，提案した分散型ファジィルールを用いてファジィ推論を行った結果を図3に示す．図3では，与えられた全てのデータが正しく識別されている．また，識別不能な領域は2群の間の境界線上のみである．この結果を図2に示す結果と比較すれば，分散型ファジィルールを用いることにより識別不能な領域が少なくなっていることがわかる．

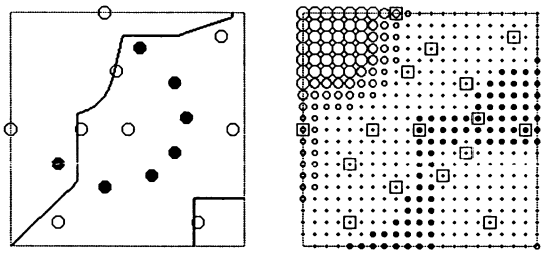


図1　通常のファジィルールによる推論結果（L＝3）

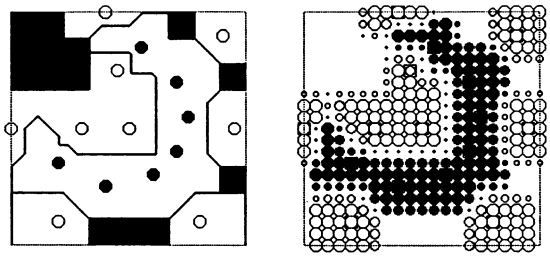


図2　通常のファジィルールによる推論結果（L＝10）

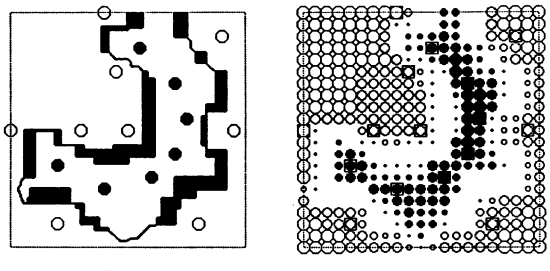


図3　分散型ファジィルールによる推論結果（L＝10）

4.2 ルールの頑健性

分散型ファジィルールの特徴を明らかにするため，与えられたデータから生成されたファジィルールのなかからランダムにいくつかのルールを取り除き，残されたファジィルールのみで推論を行うという数値実験を行った．

数値実験には，前節で用いた例題を含む三つの例題を用いた．各例題に対し，通常のファジィルールを用いた場合と分散型ファジィルールを用いた場合について，それぞれ，分割数Lの決定アルゴリズム[7]により分割数を決め，ファジィルールを求めた．得られたファジィルールの中からランダムに10～50%のルールを取り除き，残されたファジィルールのみで推論を行った．

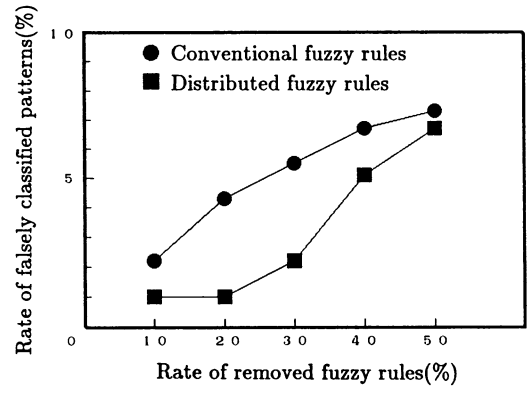


図4　誤識別されたパターンの割合

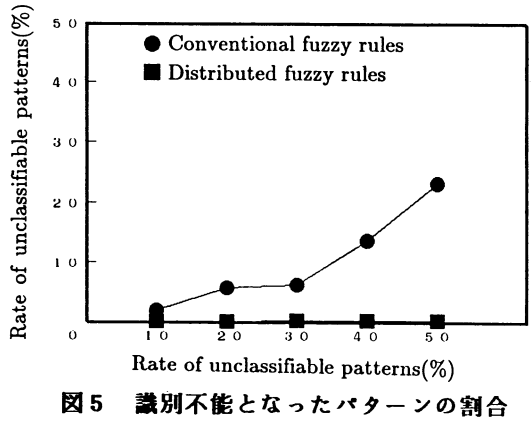


図5　識別不能となったパターンの割合

このときの結果を図4と図5に示す．図4は，ルールを取り除くことにより誤識別されたパターンの割合を表わしている．一方，図5はルールを取り除くことにより識別不能となったパターンの割合を表わしている．これらの結果より，本研究で提案した分散型ファジィルールは，一部のルールを取り除いた場合でも高い識別能力を保持していることがわかる．

4.3 異常値の影響

最後に，与えられたデータに異常値が含まれている場合について考察する．異常値を含むデータとして，図6に示すようなデータが与えられているとする．このようなデータを用い，分割数Lを10として通常のファジィルールおよび分散型ファジィルールを生成した．このようにして生成されたファジィルールを用いた推論結果を図7と図8に示す．これらの図では，推論結果に対する支持度を高さとして表わしている．通常のファジィルールを用いた推論結果である図7では，異常値の近くで第1群に対する支持度が大きくなっていることがわかる．これに対して，分散型ファジィルールを用いた図8では，異常値の近くでも第1群に対する支持度はあまり大きくなっていないことがわかる．この結果から，分散型ファジィルールを用いた提案手法では，異常値の影響を受けにくいことがわかる．

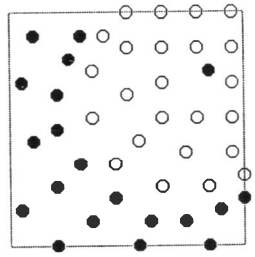


図6　異常値を含む例題

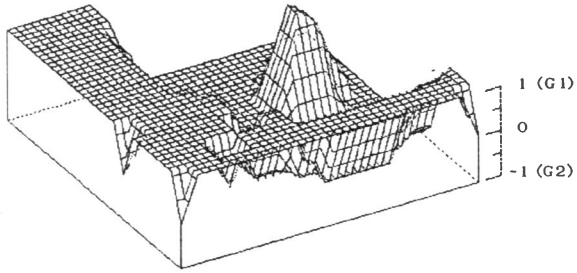


図7　通常のファジィルールによる推論結果

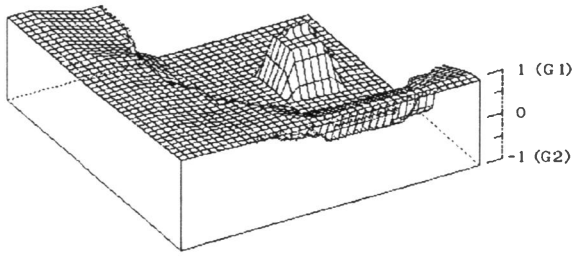


図8　分散型ファジィルールによる推論結果

5．おわりに

本研究では，分散型ファジィルールの概念を提案し，2群判別問題を用いて通常のファジィルールを用いた場合との比較を行った．本研究で行った数値実験により，次のような結果が得られた．

(1) 通常のファジィルールでは，パターン空間を細かくファジィ分割すれば広い領域で識別不能となる．これに対し，分散型ファジィルールを用いた場合では，細かいファジィ分割に対応したファジィルールに加えて粗いファジィ分割に対応したファジィルールも同時にファジィ推論に用いるため，識別不能領域が少なくなる．

(2) 分散型ファジィルールを用いた場合では，ファジィルールの一部を取り除いた場合でも，高い識別能力が得られる．これは，パターン空間内に数多くのファジィルールが重なり合って存在しているためである．

(3) 分散型ファジィルールを用いた推論では，異常値の影響が少ない．これは，パターン空間内の広い領域のデータから生成される粗いファジィ分割に対応したファジィルールが，異常値の影響を受けにくいからである．

本研究で提案した分散型ファジィルールは，パターン認識以外の問題にも適用可能であるため，ファジィ制御やファジィ推論方式の改良手法として広く応用可能であると思われる．

参考文献

1) 菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)
2) 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.3，429-437 (1990)
3) 姜根澤，菅野道夫：ファジィモデリング，計測自動制御学会論文集，Vol.23，No.6，650-652 (1987)
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，Vol.2，No.4，585-597 (1990)
5) J.S.Albus：Brains，Behavior，and Robotics，McGraw-Hill (1981)，小杉，林，亀井訳：ロボティクス，啓学出版 (1984)
6) G.E.Hinton，J.L.McClelland and D.E.Rumelhart: Distributed Representations，in D.E.Rumelhart，J.L.McClelland and the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing (Vol.1)，MIT Press (1986)
7) 石渕，野崎，田中：パターン認識問題に対する種々の推論方法の比較，第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (1991)

W2－2（R7）

ファジィ対応の逆問題の解の存在領域の決定法

A Method to determine Existence Region of Solution for the Inverse Problem of Fuzzy Correspondence

林　陽一　　井村 敦
Yoichi Hayashi　　Atsushi Imura

茨城大学 工学部情報工学科
Ibaraki University, Dept. of Computer and Information Sciences

Abstract

The inverse problem of fuzzy correspondence was first formulated by Tsukamoto et al. in 1978. They proposed a method to solve the problem. Backward fuzzy reasoning by solving the inverse problem has been widely used for medical diagnosis, fault diagnosis and others. However, Tsukamoto's method takes tremendous computation time to solve the large sacle problem even in high performance computer environments. Recently, Hayashi et al. have proposed a fast and practical method to solve the problem mentioned above. When we solve the inverse problem, a solution is not always obtained. This paper proposes a method to determine existence region of solution for the inverse problem and judge whether or not a given symptom (observed data) is suitable for solving the inverse problem of fuzzy correspondence.

1．はじめに

ファジィ関係式の逆問題 [7]では，ファジィ関係行列の各要素の数値のわずかな違いが解の性質に大きく影響する。そこで，より一般的で柔軟性に富んでいるファジィ対応が提案されている。ファジィ対応の逆問題を解くことによる後向きファジィ推論は故障診断 [1] [8] [9]，医療診断 [6] [10]等に用いられている。上記の逆問題に対する解法が塚本らによって提案されているが，十分な推論時間を必要とするため，実時間系のエキスパートシステム等の推論エンジンとして従来の解法を用いるのは困難であった。そこで，林らはファジィ対応の逆問題に対する高速解法を提案している[2][3]。しかし，これらの高速解法や塚本らの解法を用いてファジィ対応の逆問題を解いても解が存在しない場合がある。

Pedrycz[4]は，ファジィ関係式 $X \circ R = Y$ ($\circ$ はmax-min合成をあらわす)の逆問題を解いても解が存在しないとき，Yと$(R \alpha Y) \circ R$の距離が小さくなるようにYとRの修正を繰り返すことにより，解が存在するファジィ関係Rを決定する方法を提案している。島田らは，原因数をm，症状数をnとするとき，原因から症状への関係を表すファジィ関係行列だけから塚本らの解法によって得られるファジィ関係式の逆問題の解が存在するようなn個の症状項目からなるn次元空間を決定する方法を提案している[5]。島田らの方法により，ファジィ関係式の逆問題を解く前に解が存在するかどうか判定できる。

本論文では，島田らによって提案されたファジィ関係式の逆問題の解の存在領域を決定する方法を拡張して，ファジィ関係行列だけからファジィ対応の逆問題の解が存在するようなn個の症状項目からなるn次元空間の領域を決定する方法を提案する。

提案した方法を用いればファジィ対応の逆問題を解く以前に解が存在するかしないかが判定でき，これにより，診断型エキスパートシステム構築の手間を大幅に削減できると考えられる．

2. ファジィ関係式の逆問題の解の存在領域の決定法

ファジィ関係行列$\boldsymbol{R}$が与えられたとき，この$\boldsymbol{R}$に対してファジィ関係式の逆問題の解が存在するようなn個の症状項目からなるn次元空間を求める方法が提案されている[5]。ファジィ関係式の逆問題の解の存在領域は次の３つの場合を考察することによって得られる．ただし，原因数をm，症状数をnとする。

(1) $\boldsymbol{R}$が２×２行列の場合
(2) $\boldsymbol{R}$がm×２行列の場合
(3) $\boldsymbol{R}$がm×n行列の場合

次に，各段階を簡単に説明する．

2.1 Rが2×2行列の場合

ファジィ関係行列R，症状の確からしさbを以下のようにおく。

$$R=\begin{Bmatrix} a & b \\ c & d \end{Bmatrix}$$

$$b=(p \quad q)$$

ただし，$a,b,c,d,p,q \in [0,1]$である．

このRに対して，ファジィ関係式の逆問題の解が存在するような(p,q)の領域をpq平面上に決定する．これは，aとp，cとp，bとq，dとq，pとqの大小関係によって決定される（詳細は文献[5]を参照）。

2.2 Rがm×2行列の場合

本節では，与えられるm×2行列Rに対して解が存在しなくなるような(p,q)の領域を考える。

R及び$y=(p,q)$が与えられたとき，

①「Rとyのファジィ関係式の逆問題の解が存在しない」

②「Rから任意の2行を取り出してできる2×2行列R'の全てとyのファジィ関係式の逆問題の解が存在しない」

とするとき，① ⇔ ② となる。

これを用いれば，m×2行列Rに対するファジィ関係式の逆問題の解の有無の決定は容易に行うことができる。すなわち，与えられるRから2行を取り出してできる全ての2×2行列R'について2.1節の方法で解の存在領域を決定し，それらの間で，解の存在しない部分の共通集合を求めれば，それがRに対して解が存在しない領域となる．

以下に，与えられたm×2行列Rに対して，解が存在しない領域をpq平面上に決定する方法を示す．

［ステップ1］

与えられたm×2行列Rから任意に2行を取り出すことによってできる全ての2×2行列R'について，2.1節の方法を用いて解の存在領域を決定する．

［ステップ2］

解が存在しない部分の共通部分を求め，それをRに対しての解が存在しない領域とする。

2.3 Rがm×n行列の場合

ここでは，2.1及び2.2節の方法から，m×n行列Rがファジィ関係式の逆問題の解をもつような症状項目のn次元空間を求める。Rから任意の2行を取り出すことによってm×2行列を ${}_nC_2=n(n-1)/2$個作ることができる。それぞれのm×2行列について，2.2節の方法を用いれば，その2列に対応するy_i，y_jを変数とする平面上に解の存在領域を決定することができる．この$n(n-1)/2$個の領域を全て満足するn次元空間が，Rに対してファジィ関係式の逆問題の解をもつyの集合となる。以下に，与えられたm×n行列Rに対して，解が存在する領域を決定する方法を示す。

［ステップ1］

ファジィ関係行列Rから任意の2列y_i，y_jを取り出すことによって，m×2行列を ${}_nC_2=n(n-1)/2$個作る。

［ステップ2］

各m×2行列について，2.2節で述べた方法を用いてy_i y_j平面上に解の存在領域を決定する．

［ステップ3］

$n(n-1)/2$個の解の存在領域を全て満足するn次元空間をRに対してファジィ関係式の逆問題の解をもつ症状空間とする．

3. ファジィ対応の逆問題の解の存在領域の決定法

原因数をm，症状数をnとするとき，ファジィ対応を用いたモデルでは，原因から症状への関係を表すm×nファジィ関係行列$\tilde{R}$，観測された症状の確からしさを表すn次元ベクトル$\tilde{b}$の各要素はtype2のファジィ集合で与えられている。本論文では，αカットをとることにより，$\tilde{R}$及び$\tilde{b}$の各要素が既に[0,1]内の区間値集合で与えられていると仮定する。すなわち，ファジィ関係行列，症状の確からしさがそれぞれ $\overline{R}$，$\overline{b}$で与えられていると仮定する。例えば，原因数を2，症状数を2とすると，次のように書ける。

$$\overline{R}=\begin{Bmatrix} \overline{a} & \overline{b} \\ \overline{c} & \overline{d} \end{Bmatrix}$$

$$\overline{b}=(\overline{p} \quad \overline{q})$$

ただし，$\overline{a},\overline{b},\overline{c},\overline{d},\overline{p},\overline{q}$は[0,1]上の区間値集合である．

本節では，2章で述べたファジィ関係式の逆問題の解の存在領域を決定する方法を用いて，ファジィ対応の逆問題の解の存在領域を決定する方法を提案する。この方法では，ファジィ対応の逆問題の解は複数個のファジィ関係式の逆問題の解の和集合によって得られることを利用している。

［ステップ1］

ファジィ対応の逆問題を複数個のファジィ関係式の逆問題を生成する。

［ステップ2］

2章の方法を用いて，各ファジィ関係式の逆問題の解の存在領域を決定する。

［ステップ3］

全てのファジィ関係式の逆問題の解の存在領域の和集合をとることによって，それをファジィ対応の逆問題の解の存在領域とする。

4. おわりに

ファジィ対応の逆問題を解いても，解が得られない場合がある．したがって，”解なし”現象ができるだけ少なくなるようなファジィ関係行列を生成しなければならない。現在のところ，対象領域の専門家の試行錯誤的な実験によってファジィ関係行列は決定されている。

本論文では，与えられた原因から症状への因果関係を表すファジィ関係行列から，ファジィ対応の逆問題の解をもつ症状空間を求める方法を提案した。この方法を用いれば，症状の確からしさが観測されたとき，ファジィ対応の逆問題を解く前に解が存在するかどうかを確かめることができる。したがって，ファジィ関係行列生成の手間が削減できると考えられる。

”解なし”現象をできるだけ少なくするためには，提案した方法によって決定された解の存在空間をできるだけ大きくしなければならない．そこで，今後は，実際にファジィ関係行列のどの要素をどのくらい変化させると解の存在空間をどのくらい広げることができるかといった感度解析についての研究が必要となるだろう。

参考文献

[1] Asse, A., Mangin, P. and Willaeys, D. : Assisted Diagnosis Using Fuzzy Information: Method of Inverting Equations of Fuzzy Relations with ΦFuzzy Sets, Analysis of Fuzzy Information, Vol.2, CRC Press, pp.153-162 (1987)

[2] 林 陽一, 井村 敦 : ファジィ対応の逆問題の超高速解法, 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.183-188 (1990)

[3] Hayashi,Y. and Imura, A: Novel and High-Speed Algorithm for Solving the Inverse Problem of Fuzzy Correspondence, Proc. of the First Int. Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis (ISUMA'90), Maryland, Dec. 3-5, pp.308-311 (1990)

[4] Pedrycz,W.: Inverse Problem in Fuzzy Relational Equations, Fuzzy Sets and Systems, Vol.36, No.2, pp.277-291 (1990)

[5] 島田 直樹, 中村 哲也, 吉田 勝美 : ファジィ逆問題解における解なし現象の発見法と知識整合性の検討, 第9回医療情報学連合大会論文集, pp.301-304 (1990)

[6] Tazaki, E., Hayashi,Y., Yoshida, K. and Koiwa, A.: Development of Automated Health Testing and Services System via Fuzzy Reasoning, Proc. of the IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, Atlanta, pp.342-346 (1986)

[7] 塚本 弥八郎, 田代 勤 : Fuzzy逆問題の解法, 計測自動制御学会論文集, Vol.15, No.1, pp.21-25 (1979)

[8] Tsukamoto,Y.: Fuzzy Logic Based on Lukasiewicz Logic and Its Applications to Diagnosis and Control, 東京工業大学博士論文 (1979)

[9] Willaeys,D., Moreau,A. and Asse, A.: Processing Subjective Information for Diagnostic Assistance, Fuzzy Sets and Systems, Vol.28, pp.375-385 (1988)

[10] 吉田 勝美, 田崎 栄一郎, 林 陽一, 大坪 豊, 島田 直樹 : Evolutionary法を持つファジィ逆問題による診断支援システム, 第9回医療情報学連合大会論文集, pp.61-64 (1990)

連絡先: 〒316 日立市中成沢町4-12-1
茨城大学 工学部情報工学科
林 陽一
TEL : 0294-35-6101 内線392
FAX: 0294-34-3254
e-mail: hayashi@ibaraki.ac.jp

W2－3（R7）

連続的ファジィ推論処理における繰り返し推論機構と手続き型ルール表現の提案

Looped Inference Mechanism and Procedural Rule Representation for Sequential Processing of Fuzzy Inference

横山　一也，小木　元，中村和男
Kazuya Yokoyama, Hajime Ogi, Kazuo Nakamura

製品科学研究所
Industrial Products Research Institute

Abstract: In case of symptoms of emergency, it is very important for computer aided house keeping system to cope with time varying situations using time varying inference processes such as prediction and estimation. in this paper, we propose a sequential processing mechanism of fuzzy inference, which enable the system to diagnose current symptoms using not only facts detected in the present situation but also knowlege concerning facts and infered results before. The proposed mechanism consists of looped inference mechanism and procedural rule representation.

1　はじめに

居住空間における危急時対応システム技術の一つとして，種々の観測データからなんらかの異状を検知し，災害に至る以前にその兆候を診断し，居住者の危急事態への対応を支援するような知的情報処理システム技術は重要である.

我々は，このようなシステム技術の一環として，大規模ファジィ推論処理機構をもつ状況診断・対応策決定支援システムBEDSSとその開発支援環境FESDEの開発を行ってきた[1][2][3][4].

BEDSSに要求される機能は，大きく分けて次の２つある．一つは，平常状態での室環境と居住者行動のモニタリング，もう一つは，危急事態の検知から平常状態への復帰に至るまでの間，会話的に室環境の状況や対応策を呈示しつつ，居住者と共同で事態の収拾をはかることである.

このような機能を実現するために，過去の観測データや居住者の応答を蓄積，参照しつつ，変化する状況を予測して連続的に状況診断や対応策の推論を行う推論処理機構が必要である.

本稿では，このような推論機構の拡張の試みとして，繰り返し推論機構とそこで用いる手続き型ルール表現の提案を報告する.

2　大規模ファジィ推論機構

BEDSSは，数百から数千のルールよりなる大規模ファジィエキスパートシステムであるため，並列・多段推論を行うための推論機構として直接法による近似推論を用いたネットワーク推論[4]を用いている.

われわれのシステムでは，システム全体は，複数のルールブロックより構成される．個々のルールブロックは，複数のユニバースルールの集合であり，個々のユニバースルールは，if～then形式で記述された複数の素ルールの集合である.

（1）素ルール

素ルールの一般形を以下に示す.

if A1 and ... and An then B1 and ... and Bm with r

ただし，Ai，Biはそれぞれ，ファジィ命題，"x is Ai'"，"y is Bj'"とし，r(∈[0,1])を信憑性の度合とする.

ここで，ファジィ集合Ai，BjのユニバースUi={ui}，Vj={vj}，メンバーシップ関数をai(ui)，bj(vj)とするとき，素ルールの表すファジィ関係$R_{A\to B}$は，次のように定義される.

$$U = \times Ui,\quad a(u)=\bigcirc\!\!\wedge\, ai(ui)$$
$$V = \times Vj,\quad b(u)=\bigcirc\!\!\vee\, bi(ui)$$
$$R_{A\to B} = (1-a(u))\bigcirc\!\!\vee\, b(v)\bigcirc\!\!\vee\,(1-r)$$

（2）ユニバースルール

A，Bはそれぞれ，前件部と後件部のファジィ集合ラベルとする．ルールブロックRBがM個のユニバースルールよりなり，j番目のユニバースルールURjがmj個の素ルールよりなるとすると，URは次のように表される.

$$URj = \{Aij\to Bij \mid i\in[1,mj]\}$$

ただし，Aij→Bijは，素ルール，UjとVjをURjに含まれる全ての素ルールのユニバースの直積とする．Aij⊆Uj，Bij⊆Vj とする.

URjに用いられらユニバース全体の直積をUj×Vjとするとき，素ルールから生成されるファジィ関係$R_{A[j->B[j}$よりUj×Vj上のユニバースルールのファジィ関係$R_{UR[j}$を次のように求める．

$$R_{UR[j} = \bigcap_{1} R_{A[j->B[j}$$

（3）ルールブロック上のネットワーク推論

個々のルールブロックの知識ベースは，それに属するn個のユニバースルールから生成されたファジィ関係の集合RBとユニバースルール間の多段推論の可能なルートを表すグラフGの2項組Net(RB,G)によって表される．これをルールブロックのネットワークと呼ぶ．

$RB=\{(UR_i, LS_i, RS_i) \mid i \in [1,n]\}$
$G=\{(i,j) \mid RS_i \cap LS_j \neq \emptyset, i \neq j, i,j \in [1,n]\}$

ただし，(UR_i, LS_i, RS_i)は，i番目のユニバースルールから生成されるファジィ関係UR_iとその前件部と後件部のファジィ集合が属するユニバースの集合LS_iとRS_iの3項組である．

Net(RB,G)を使ったbreadsfast型のネットワーク推論のアルゴリズムを図1に示す．

[1](初期設定)
$F_0(FS_0, FU_0)=F(FS,FU)$, $G_0=G$, $RB_0=RB$, $UB_0=\emptyset$
[2](UB_k, G_k, RB_kの生成)
$UB_k=\{(UR_i, LS_i, RS_i) \mid FU_{k-1} \cap LS_i \neq \emptyset$
$, (UR_i, LS_i, RS_i) \in RB_{k-1}\}$
$G_k=G_{k-1}-\{(i,j) \mid (UR_i, LS_i, RS_i) \in UB_k\}$
$RB_k=RB_{k-1}-UB_k$
[3](関係の合成)
$C_k=\{Match(FS_{k-1}, LS_i) \circ UR_i \mid (UR_i, LS_i, RS_i) \in UB_k\}$
[4](F_kの生成)
$FS_k=\{f \mid f=\otimes t, t \in Match(CF,n)$
$, n \in id(CF), CF=C_k \cup FS_{k-1}\}$
$FU_k=id(FS_k)$
[5](推論の終了の判定)
if $RB_k=\emptyset$ then 推論終了 else goto [2]
[6](推論結果) FS_k

F:所与の事実・証拠の集合　FU:id(FS)
FS:Fに属するファジィ集合の集合
F_k:k段目までの推論結果の集合　FU_k:$id(FS_k)$
FS_k:F_kに属するファジィ集合の集合
Match(FS,N):Nに含まれる素ユニバース上で定義され，FSに含まれているファジィ集合の集合．但しFSはファジィ集合の集合，Nは素ユニバースの集合
id(FS):FSに含まれるファジィ集合が定義された素ユニバースの集合

図1　ルールブロックのネットワーク推論アルゴリズム

（4）ルールベース上のネットワーク推論

ルールベースFESはいくつかのルールブロックRBKi(i∈[1,l])より構成され，ルールベース上のネットワーク推論は，ルールブロック間の可能な推論ルートに沿って行われる．

ここで，FESをルールブロックRBKiの集合とルールブロック間の推論ルートを表すグラフGの2項組Net(RBK,G)によって表す．

$RBK=\{RBKi \mid RBKi=(RBi, Gi, LBi, RBi), i \in [1,l]\}$
$G=\{(i,j) \mid RBi \cap LBj \neq \emptyset, i \neq j, i,j \in [1,l]\}$

ここで，RBKiは，個々のルールブロックに属するユニバースルールの集合RBiとルールブロック間の可能な推論ルートを表すGiとルールブロックの入力ならびに出力となりえるファジィ集合のユニバース集合LBi，RBiの4項組(RBi,Gi,LBi,RBi)によって表わす．Net(RBK,G)を使ったネットワーク推論のアルゴリズムを図2に示す．

[1](初期設定)
$F_0(FS_0, FU_0)=F(FS,FU)$, $G_0=G$, $RBK_0=RBK$, $UBK_0=\emptyset$
[2](UBK_k, G_k, RBK_kの生成)
$UBK_k=\{(RB_i, Gi, LB_i, RB_i) \mid FU_{k-1} \cap LB_i \neq \emptyset$
$, (RB_i, Gi, LB_i, RB_i) \in RBK_{k-1}\}$
$G_k=G_{k-1}-\{(i,j) \mid (RB_i, Gi, LB_i, RB_i) \in UBK_k\}$
$RBK_k=RBK_{k-1}-UBK_k$
[3](ブロック内推論)
$C_k=\{ f \mid f \in BK\text{-}inf(RBi, Gi, t),$
$t=Match(FS_{k-1}, LB_i), (RB_i, Gi, LB_i, RB_i) \in UBK_k\}$
[4](F_kの生成)
$FS_k=\{f \mid f=\otimes t, t \in Match(CF,n)$
$, n \in id(CF), CF=C_k \cup FS_{k-1}\}$
$FU_k=id(FS_k)$
[5](推論の終了の判定)
if $RBK_k=\emptyset$ then 推論終了 else goto [2]
[6](推論結果) FS_k
F:所与の事実・証拠の集合　FU:id(FS)
FS:Fに属するファジィ集合の集合
F_k:k段目までの推論結果の集合　FU_k:$id(FS_k)$
FS_k:F_kに属するファジィ集合の集合
Match(FS,N):Nに含まれる素ユニバース上で定義され，FSに含まれているファジィ集合の集合．但しFSはファジィ集合の集合，Nは素ユニバースの集合
id(FS):FSに含まれるファジィ集合が定義された素ユニバースの集合
BK-inf(RB,G,F):ルールブロックRB，グラフG，事実Fによるブロック内推論を行う関数．結果は推論結果のファジィ集合の集合．

図2　ルールベースのネットワーク推論アルゴリズム

3　連続的ファジィ推論処理

ここまで論じてきたネットワーク推論による推論処理システムは，状態を持たないファジィシステムである（図3）．ここで，ルールブロックを状態をもつファジィシステムに拡張し，連続的ファジィ推論処理（図4）ための繰り返し推論機構のアルゴリズムを導入する．

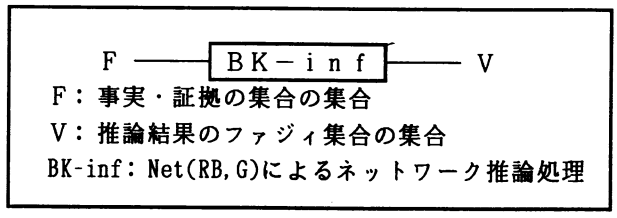


図3　ルールベースでの推論

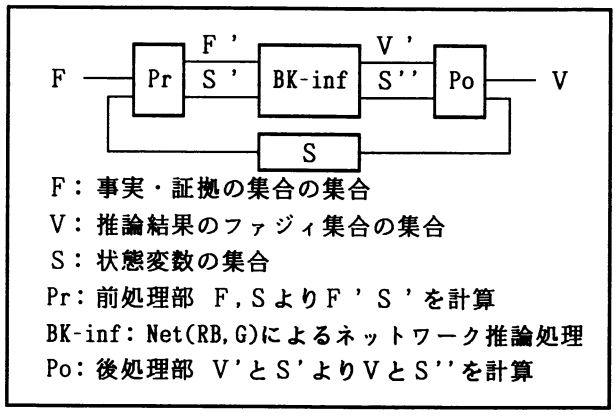


図4　ルールベースでの連続的推論

（1）事実・根拠，状態，推論結果

n回目の推論において，$F_n=\{f_{n\,l}\}$を事実・根拠となるファジィ集合の集合，$V_n=\{v_{n\,l}\}$を推論結果として得られるファジィ集合，$S_n=\{s_{nk}\}$を状態を表すファジィ集合の集合とする．

ここで，s_{nk}は，条件Cを伴うファジィ集合で，次のような3項組(p_k,C_k,r_k)で表される．p_kは状態変数名，C_kはファジィ論理式，r_kは閾値関数である．p_kの値は，一般にファジィ集合である．

ルールベース上では，$s_{n\,l}$は次のように表現される．

p_k while C_k with r_k

状態Snの各要素s_{nk}は推論が終了する毎に評価され，Cの真理値v(C)(∈[0,1])が$v(C_k,args)\geq v(r_k,args)$の時，次回の推論で用いられる．ただし，argsは評価環境となるファジィ集合である．

（2）手続き型ルール表現

ネットワーク推論の直前に状態S_{n-1}とF_nからBK-infの入力となるファジィ集合F'_nとS'_{n-1}を生成する前処理部をpr，ネットワーク推論の結果V'_nとS''_{n-1}から次状態S_nと推論結果V_nを生成する後処理部をpoとする．prとpoは，if～then形式と異なる手続き型のルール表現on-condition～do形式で記述される．on-condition～do形式の一般形を以下に示す．

on-condition C with r do G

ここで，Cはファジィ論理式，rは閾値関数，Gは実行手続きである．このルールは，Cを評価した結果得られる真理値v(C)(∈[0,1])について，$v(C,args)\geq v(r,args)$の時，手続きGが実行される．以下，3項組(C,G,r)で表現する．

前処理部と後処理部は，それぞれ，on-condition～do形式のルールの集合として，次のように表すことができる．

$pr=\{(Ci,Gi,ri)|i\in[1,l]\}$

$po=\{(Ci,Gi,ri)|i\in[1,l]\}$

（3）前処理部と後処理部の評価

前処理部と後処理部は，図5のアルゴリズムにしたがって評価される．このアルゴリズムでは，条件Ciの真理値が閾値以上となるon-conditionルールの全ての実行手続きを抽出し，状態SnとFnの2項組を評価環境として，抽出された全ての実行手続きを実行する．

```
[1](初期設定)T1=F∪{p|(p,C,r)∈S}
[2](実行手続きの抽出)
   Gs={Gj|(Ci,Gi,ri)∈ps,v(Ci,T1)≧v(ri,T1)}
[3](Gsの実行)
 for i=1 to |Gs| do {
   (TF,TS)=execute(Gi,T1),T2=TF∪T2,S=TS∪S
   }
[4](状態Sの更新)
   NS={(p,C,r)|v(C,T1)≧v(r,T1),(p,C,r)∈S}
[5](評価結果)(T2,NS)
ps:on-condirionルールの集合
F:評価環境となるファジィ集合の集合
```

図5　前処理部と後処理部の評価アルゴリズム

（4）繰り返し推論機構のアルゴリズム

psをon-conditionルールの集合，(F,S)を評価環境となるファジィ集合の集合とするとき，図5のアルゴリズムによって前処理部と後処理部の評価を行う関数をeval-condition(ps,(F,S))とする．BK-inf(RB,G,F)を図1のアルゴリズムに従ってルールブロックのネットワーク推論を行う関数とする．繰り返し推論機構のアルゴリズムを，図6に示す．

（5）ルールベースでの繰り返し推論アルゴリズム

ルールベース全体としては，前処理部と後処理部に対

応する特殊なルールブロックstartブロックとendブロックをもうけ，ルールブロックないの推論と同様に推論処理を行う．そのアルゴリズムは，図６のアルゴリズムと同様である．

4　事例

図７は，危急時対応支援システムHOMSYS全体の構成図である．統合センシングシステムHISENSは，室環境や設備の稼働状況などの観測データをBEDSSに送信する．居室内に設置された種々のターミナル群を統括するヒューマンインターフェース部HUMINTは，居住者のメッセージをBEDSSに送信する．HISENSとHUMINTからのデータはメンバーシップ関数として与えられる．

平常状態では，HISENSから逐次受信した観測データにより居住空間のモニタリングを行い，危急事態の兆候が検知された状況で，HISENSを通して居住者と会話しつつ危急事態の収拾を計る．

このような対話的な推論をおこなうためのルールブロックの例を図８に示す．これは，危急時対応支援システムでの煙草火災の診断の知識ベースを簡略化したものである．

居間が無人の状態で，しかも煙草がついたままになった状態の時に，他の部屋に人がいれば通報し，通報後１０分以内に応答がなければ，通報を繰り返すルールブロックである．

参考文献

[1]中村和男他,居住空間における危急事態に関するシステムアプローチ(その６),日本建築学会学術講演梗概集,1990.

[2]横山一也他,同上(その７),同上.

[3]小木元他,近似推論方式を用いたファジィ推論基本処理のシステム化,6th Fuzzy System Symposium,1990

[4]横山一也他,合成則に基づくファジィ推論処理機構,電気学会システム・制御研究会資料SC-90-23,1990-12

連絡先　郵便番号　３０５
茨城県つくば市東１－１－４
工業技術院製品科学研究所応用人間工学部ｼｽﾃﾑ設計課
横山　一也 tel.0298-54-6761 fax.0298-54-6608


```
[2](前処理部の評価)
   (TF1,TS1)=eval-condition(pr,(Fn,Sn-1))
[3](ネットワーク推論)
   TF2 = BK-inf(RB,G,TF1∪{p|(p,C,r)∈TS1})
[4](後処理部の評価)
   (TF3,TS2) = eval-condition(pr,(TF2,TS1))
[5](推論結果) Vn = TF3,Sn=TS2
```

図６ 繰り返し推論機構のアルゴリズム

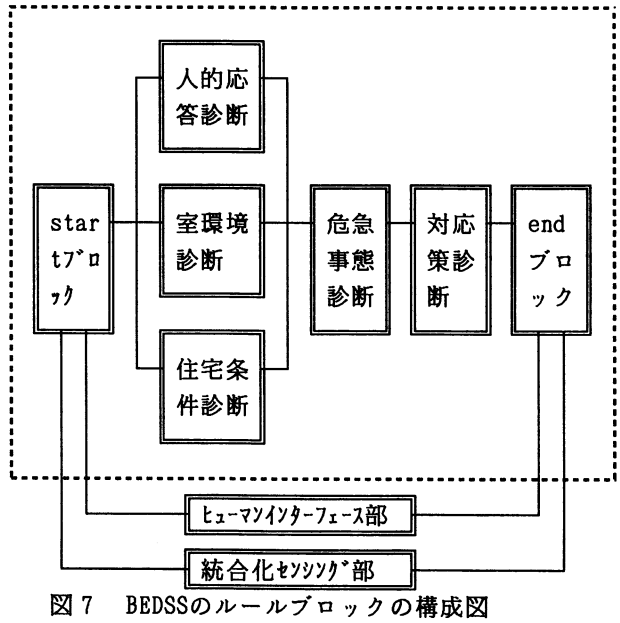


図７　BEDSSのルールブロックの構成図

```
(RULE-BLOCK 忘れ煙草検知
(DECLARE INTENAL-VALIABLE
(応答-待状態 OFF)(応答-待時間 0)(-T 0)(-S 0)
(PRE-CONDITION
(ON-CONDITION ((応答-待状態 ON) 0.9)
  (do (set -T (corrent-time))
      (set  応答-待時間 (- -S -T))))
 (UNVERSE-RULE RULE1
 (IF ((居間-喫煙濃度 high)(居間-在室人数 zero)
)    (THEN ((居間-喫煙異状 high))))
 (ELSE ((居間-喫煙異状 low))))
 (UNIVERSE-RULE RULE2
 (IF((*-在室人数 not zero)(居間-喫煙異状 high)
)   (THEN ((居間-監視要求度 high)))
 (ELSE ((居間-監視要求度 not high))))
 (post-condition
 (on-condition ((and (居間-監視要求度 high)
                     (応答-待状態 off)) 0.7)
 (do ((write "¥to-humint.dat"(居間-監視要求度
                              居間-喫煙異状))
   (set ((応答-待状態 on)
      (while (and (> 応答-待時間 0)
             (居間-確認応答 OFF) 1.0)))
   (set -S  (+ (current-time) 10)))))
```

図８　単純なルールブロックの例

W4－1（R7）

ファジィルールの意味に基づくファジィ推論法の解釈

An Interpretation of Fuzzy Reasoning Based on Semantics of Fuzzy Rules

乾口雅弘
Masahiro INUIGUCHI
大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

久米靖文
Yasufumi KUME
大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

Abstract : The semantics of fuzzy reasoning has not considerably discussed so far. Recently, fuzzy rules are semantically classified into three types, i.e., gradual rules, uncertainty generation rules and uncertainty propagation rules.

In this paper, fuzzy reasoning is formulated under gradual rules and uncertainty generation rules. The equivalence between the formulated fuzzy reasoning and the conventional fuzzy reasoning (direct method) is enlightened, and the semantics of the fuzzy reasoning is presented. The reason why the minimum (resp. maximum) operation is adopted for aggregating fuzzy rules when a fuzzy relation is constructed by a many-valued logic implication (resp. conjunction) is clarified.

1．はじめに

従来，ファジィ推論法では，ファジィルールおよび，ファジィ推論法自体の意味はあまり論じられていなかった．近年，DuboisとPrade[1,2,3]はファジィルールの意味を論じ，ファジィルールとして，漸次的ルール，不確実性生成ルール，不確実性伝播ルールの３種類が考えられることを指摘している．

本研究では，これらの研究に基づき，漸次的ルールおよび，不確実性生成ルールのもとでのファジィ推論法を構成する．また，この定式化が従来の直接法によるファジィ推論法と一致していることを強調する．これにより，直接法による従来のファジィ推論法の一つの解釈が与えられる．さらに，ファジィ関係を多値論理の含意で構成するときは，複数のルールを結合する演算として，minimum 演算を用い，多値論理の連言で構成するときは maximum 演算を用いなければならない理由が明らかになる．

なお，不確実性伝播ルールのもとでのファジィ推論法の構成については，文献[4]で議論されている．

2．漸次的ルールと不確実性生成ルール

DuboisとPrade[1,2,3]は，ファジィルール "if $x\in A$ then $y\in B$" を漸次的ルール，不確実性生成ルール，不確実性伝播ルールの三つに分類している．ただし，A，Bはそれぞれ，X，Y上のファジィ集合である．ここでは，漸次的ルール，不確実性生成ルールについて述べる．

(a) 漸次的ルール：ファジィルール "if $x\in A$ then $y\in B$" の一つの解釈として，

"The more $x\in A$, the more $y\in B$" (1)

が考えられる．A，Bのメンバシップ関数をμ_A，μ_Bとすると，(1)式は次のように書ける．

"The higher $\mu_A(x)$, the higher $\mu_B(y)$" (2)

このルールの例として，次が考えられる．

"The reder a tomato is, the riper it is."

このルールは次のように定式化できる．

$$\mu_A(x)\leqq\mu_B(y) \quad (3)$$

すなわち，$h=\mu_A(x)$ であるとき，yはh-レベル集合 $[B]_h=\{r\mid\mu_B(r)\geqq h\}$ 内にあると推論される．

(b) 不確実性生成ルール：ファジィルール "if $x\in A$ then $y\in B$" の一つの解釈として，

"The more $x\in A$, the more $y\in B$ is L" (4)

が考えられる．ここで，Lは possible, certain (necessary), probable などの不確実性を表す形容詞である．不確実性を表す測度をGとすると，(4)式は

"The higher $\mu_A(x)$, the higher $G(B)$" (5)

と書ける．このルールの例として，次が考えられる．

"The smaller a child is,
the more certain he is very young."

このルールは次のように定式化できる．

$$\mu_A(x)\leqq G(B) \quad (6)$$

すなわち，$h=\mu_A(x)$であるとき，$G(B)\geqq h$ となるようなyの分布（可能性分布，確率分布など）の集合が推論される．

3．漸次的ルールに基づくファジィ推論法

本研究で取り扱うファジィ推論は，事実

"$x\in A^{*}$"　　(7)

とm個のファジィルール

"if $x\in A_i$ then $y\in B_i$", $i=1,\cdots,m$　　(8)

のもとで，結論

"$y\in B^{*}$"　　(9)

を導く多重推論である．ただし，A^{*}，B^{*}はそれぞれ，X，Y上の可能性分布であり，A_i，B_iはそれぞれ，X，Y上のファジィ集合である．なお，以後，A^{*}，B^{*}，A_i，B_iのメンバシップ関数をそれぞれ，$\mu_{A^{*}}$，$\mu_{B^{*}}$，μ_{A_i}，μ_{B_i}と記す．

本章では，すべてのファジィルールが漸次的ルールであるもとでのファジィ推論法を定式化する．

いま，$\mu_{A_i}(x)=h_i$とすると，(3)式より，yは$[B]_{h_i}$に帰属していると推論される．各$i\in\{1,2,\cdots,m\}$について，yが$[B]_{h_i}$に帰属しているといえるので，m個のファジィルールから，xが既知のもとでの条件付可能性分布は，次のxに依存した集合B_xとして定めることができる．

$$B_x=\bigcap_{i=1}^{m}[B_i]_{h_i} \qquad (10)$$

一方，(7)式より，X上の周辺可能性分布が定められるので，可能性理論[5]より，B^{*}は次のメンバシップ関数で定められる．

$$\mu_{B^{*}}(y)=\sup_x\{\mu_{A^{*}}(x)\,\&\,\mu_{B_x}(y)\} \qquad (11)$$

ここで，μ_{B_x}はB_xのメンバシップ関数（特性関数）であり，&は次の三つの性質をもつ擬連言演算[6]である．

i)　$a\leqq b$，$c\leqq d$ならば，$a\&c\leqq b\&d$となる．

ii)　$1\&1=1$

iii)　$0\&1=0$，かつ，$1\&0=0$

特に，&が任意の$a\in[0,1]$に対し，$a\&1=a$を満足する場合を考える．このとき，

$$\begin{aligned}\mu_{B^{*}}(y)&=\sup_x\{\mu_{A^{*}}(x)\mid y\in B_x\}\\&=\sup_x\{\mu_{A^{*}}(x)\mid y\in[B_i]_{h_i},\ h_i=\mu_{A_i}(x),\ i=1,2,\cdots,m\}\\&=\sup_x\{\mu_{A^{*}}(x)\mid \mu_{A_i}(x)\leqq\mu_{B_i}(y),\ i=1,2,\cdots,m\}\\&=\sup_x\{\mu_{A^{*}}(x)\,\&\,\min_{i=1}^{m}(\mu_{A_i}(x)\dot{-}\mu_{B_i}(y))\}\end{aligned} \qquad (12)$$

が成立する．ここで，$\dot{-}$はStandard Sequence に基づく含意[7]で，a，$b\in[0,1]$に対して次のように定義される．

$$a\dot{-}b=\begin{cases}1\ ;\ a\leqq b\\0\ ;\ a>b\end{cases} \qquad (13)$$

(12)式より，Standard Sequence に基づくファジィ推論法[8,9]は，漸次的ルールのもとでの推論と解釈することができる．

4．不確実性生成ルールに基づくファジィ推論法

本章では，すべてのファジィルールが不確実性生成ルールであるもとでのファジィ推論法を定式化する．

(4)式でLをcertain (necessary)と解釈すると，Gとして必然性測度を用いることができる．可能性変数yがdisjunctive variableである場合と，conjunctive variableである場合の必然性測度の定義が異なる[10,11]ので，以下では，disjunctive variableである場合とconjunctive variableである場合に分けて定式化する．

4.1 disjunctive variableの場合

可能性変数yがdisjunctive variableである場合，可能性分布Cのもとでのファジィ集合Bの必然性測度$\mathcal{N}$は，Kripkeモデルとの類似性から，次式で定義される[12]．

$$\mathcal{N}_C(B)=\inf_y\{\mu_C(y)\rightarrow\mu_B(y)\} \qquad (14)$$

ただし，$\rightarrow$は次の性質をもつ含意演算である．

i)　$a\leqq b$，$c\leqq d$ならば，$b\rightarrow c\leqq a\rightarrow d$となる．

ii)　$1\rightarrow 0=0$

iii)　$1\rightarrow 1=1$，かつ，$0\rightarrow 0=1$

このとき，i番目のルールから推論される可能性分布の集合$\mathcal{P}_{x_i}$は，次のようになる．

$$\mathcal{P}_{x_i}=\{C\mid\mathcal{N}_C(B_i)\geqq\mu_{A_i}(x)\} \qquad (15)$$

$\mathcal{P}_{x_i}$に包含の意味での最大元が存在し，その最大元を$B_{x_i}{}^{\#}$とすると，

$$\mathcal{P}_{x_i}=\{C\mid C\subseteq B_{x_i}{}^{\#}\} \qquad (16)$$

が成立する．ただし，包含関係$C\subseteq B_{x_i}{}^{\#}$は，

$$\mu_C(y)\leqq\mu_{B_{x_i}{}^{\#}}(y),\quad\forall y\in Y \qquad (17)$$

と定義される．

したがって，すべてのルールから定められる条件付可能性分布の集合$\mathcal{P}_x$は，

$$\mathcal{P}_x=\bigcap_{i=1}^{m}\mathcal{P}_{x_i}=\{C\mid C\subseteq\bigcap_{i=1}^{m}B_{x_i}{}^{\#}\} \qquad (18)$$

となり，最大元 $B_{x_i}{}^{\#}$の共通集合により表現されることがわかる．ただし，共通集合$\bigcap_{i=1}^{m}B_{x_i}{}^{\#}$は，

$$\mu_{\bigcap_{i=1}^{m}B_{x_i}{}^{\#}}(y)=\min_{i=1}^{m}\mu_{B_{x_i}{}^{\#}}(y) \qquad (19)$$

と定められる．ここで，minimum 演算が(17)式の包含の定義より，導かれていることに注意されたい．

同時可能性分布の構成，周辺可能性分布の構成は包含関係を保存することから，推論結果の最大元$B^{\wedge}$は，

$$\mu_{B^{\wedge}}(y)=\sup_x\{\mu_A(x)\,\&\,\min_{i=1}^{m}\mu_{B_{x_i}{}^{\#}}(y)\} \qquad (20)$$

となる．&が連続であるとき，$B^{\wedge}$に包含される任意の可能性分布を推論結果として考えてよい．

ここで，(20)式が，従来の多値論理の含意を用いるファジィ推論法（直接法）と一致することを示す．そのため，含意演算から新たな含意演算を構成する操作σを

$$a\sigma(\rightarrow)b=\sup_s\{s\in[0,1]\mid s\rightarrow b\geq a\} \tag{21}$$

と定める．$a\Rightarrow b=a\sigma(\rightarrow)b$と$\Rightarrow$を定義すると，

$$\begin{aligned}\mu_{B_{x_i}*}(y)&=\sup_C\{\mu_C(y)\mid C\in\wp_{x_i}\}\\&=\sup_C\{\mu_C(y)\mid \inf_z(\mu_C(z)\rightarrow\mu_{B_i}(z))\geq\mu_{A_i}(x)\}\\&=\sup_C\{\mu_C(y)\mid \mu_C(y)\rightarrow\mu_{B_i}(y)\geq\mu_{A_i}(x)\}\\&=\mu_{A_i}(x)\sigma(\rightarrow)\mu_{B_i}(y)\\&=\mu_{A_i}(x)\Rightarrow\mu_{B_i}(y)\end{aligned} \tag{22}$$

が成立する．(22)式を(20)式に代入すると，ファジィ関係を含意演算$\Rightarrow$で構成した従来の直接法によるファジィ推論法[6,8,9]と一致することがわかる．また，(19)式より，複数のファジィルールを結合する演算として，minimum 演算を用いなければならないことがわかる．さらに，(22)式より，必然性測度を構成する含意演算$\rightarrow$が与えられると，操作σにより，直接法におけるファジィ関係を構成する含意演算$\Rightarrow$（$\sigma(\rightarrow)$）が得られる．

特に，$\Rightarrow$が上半連続であるとき，σを２回施す操作$\sigma\circ\sigma$は恒等写像となる．ただし，$\Rightarrow$が上半連続であるとは，(a,b)に収束する任意の点列$\{(a_i,b_i)\}$について，

$$\lim_{i\to\infty}\sup\ (a_i\rightarrow b_i)\leq a\rightarrow b$$

が成立することである．したがって，この場合，逆に，ファジィ関係を構成する含意演算$\Rightarrow$が与えられると，対応する必然性測度を構成する含意演算$\rightarrow$を$\sigma(\Rightarrow)$として求めることができる．表１に，主な含意演算$\rightarrow$に対応する$\Rightarrow$（$\sigma(\rightarrow)$）を示す．表１のa$\Rightarrow$bの列の含意演算は，上半連続であるので，逆に$\Rightarrow$に対応する含意演算$\sigma(\Rightarrow)$はa$\rightarrow$bの列に示されていることになる．

4.2 conjunctive variableの場合

yをある変数zの取りうる範囲を表す可能性変数と考えると，yをconjunctive variableとして扱わなければならない．たとえば，"The taller a glamor girl is, the more certain she may be a fashion model." なるファジィルールでは，zは彼女の職業であり，yは彼女の考えられる職業の集合となる．conjunctive variableの場合，可能性分布Cのもとでのファジィ集合Bの必然性測度Иは次のように定められる[10,11]．

$$И_C(B)=\inf_y\{\mu_B(y)\rightarrow\mu_C(y)\} \tag{23}$$

このとき，i番目のルールから推論される可能性分布の集合$\wp_{x_i}$は，次のようになる．

$$\wp_{x_i}=\{C\mid И_C(B_i)\geq\mu_{A_i}(x)\} \tag{24}$$

$\wp_{x_i}$の包含の意味での最小元が存在し，その最小元を$B_{x_i}{}^*$とすると，次式が成立する．

$$\wp_{x_i}=\{C\mid B_{x_i}{}^*\subseteq C\} \tag{25}$$

したがって，すべてのルールから定められる条件付可能性分布の集合$\wp_x$は，

$$\wp_x=\bigcap_{i=1}^{n}\wp_{x_i}=\{C\mid \bigcup_{i=1}^{n}B_{x_i}{}^*\subseteq C\} \tag{26}$$

となり，最大元 $B_{x_i}{}^*$の和集合により表現されることがわかる．ただし，和集合$\bigcup_{i=1}^{n}B_{x_i}{}^*$は，

$$\mu_{\bigcup_{i=1}^{n}B_{x_i}{}^*}(y)=\max_{i=1}^{n}\mu_{B_{x_i}{}^*}(y) \tag{27}$$

と定められる．ここで，maximum 演算が包含の定義より，導かれていることに注意されたい．

同時可能性分布の構成，周辺可能性分布の構成は包含関係を保存することから，推論結果の最小元B^は，

$$\mu_{B^\wedge}(y)=\sup_x\{\mu_A(x)\,\&\,\max_{i=1}^{n}\mu_{B_{x_i}{}^*}(y)\} \tag{28}$$

となる．&が連続であるとき，B^を包含する任意の可能性分布を推論結果として考えてよい．

ここで，(28)式が，従来の多値論理の連言を用いるファジィ推論法（直接法）と一致することを示す．そのため，含意演算から連言演算を構成する操作τを

$$a\tau(\rightarrow)b=\inf_s\{s\in[0,1]\mid b\rightarrow s\geq a\} \tag{29}$$

と定める．$a\wedge b=a\tau(\rightarrow)b$と$\wedge$を定義すると，

$$\begin{aligned}\mu_{B_{x_i}*}(y)&=\inf_C\{\mu_C(y)\mid C\in\wp_{x_i}\}\\&=\inf_C\{\mu_C(y)\mid \inf_z(\mu_{B_i}(z)\rightarrow\mu_C(z))\geq\mu_{A_i}(x)\}\\&=\inf_C\{\mu_C(y)\mid \mu_{B_i}(y)\rightarrow\mu_C(y)\geq\mu_{A_i}(x)\}\\&=\mu_{A_i}(x)\tau(\rightarrow)\mu_{B_i}(y)\\&=\mu_{A_i}(x)\wedge\mu_{B_i}(y)\end{aligned} \tag{30}$$

が成立する．(30)式を(28)式に代入すると，ファジィ関係を連言演算$\wedge$で構成した従来の直接法によるファジィ推論法[8,9]と一致することがわかる．また，(27)式より，複数のファジィルールを結合する演算として，maximum 演算を用いなければならないことがわかる．さらに，(30)式より，必然性測度を構成する含意演算$\rightarrow$が与えられると，操作τにより，直接法におけるファジィ関係を構成する連言演算$\wedge$（$\tau(\rightarrow)$）が得られる．

ここで，連言演算から含意演算を構成する操作υを

$$a\upsilon(\wedge)b=\sup_s\{s\in[0,1]\mid s\wedge a\leq b\} \tag{31}$$

と定めると，$\rightarrow$が上半連続であるとき，

$$\begin{aligned}a\upsilon\circ\tau(\rightarrow)b&=a\upsilon(\tau(\rightarrow))b\\&=\sup_s\{s\in[0,1]\mid s\tau(\rightarrow)a\leq b\}\\&=\sup_s\{s\in[0,1]\mid \inf\{t\in[0,1]\mid a\rightarrow t\geq s\}\leq b\}\\&=\sup_s\{s\in[0,1]\mid a\rightarrow(b+e)\geq s,\ \forall e>0\}\\&=a\rightarrow b\end{aligned} \tag{32}$$

となり，$\wedge$が下半連続であるとき，

表1．含意演算$\to$と含意演算$\to_{\sigma}$（$\sigma(\to)$），連言演算$\wedge$（$\tau(\to)$）の対応

$a\to b$	$a\to_{\sigma}b\ (a\sigma(\to)b)$	$a\wedge b\ (a\tau(\to)b)$	$a\to b$	$a\to_{\sigma}b\ (a\sigma(\to)b)$	$a\wedge b\ (a\tau(\to)b)$
$\max(1-a,b)$	$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ 1-a & ; a>b\end{cases}$	$\begin{cases}0 & ; a+b\leqq 1\\ a & ; a+b>1\end{cases}$	$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ b/a & ; a>b\end{cases}$	$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ b/a & ; a>b\end{cases}$	$a\cdot b$
$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ b & ; a>b\end{cases}$	$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ b & ; a>b\end{cases}$	$\min(a,b)$	$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ (1-a)/(1-b) & ; a>b\end{cases}$	$1-a+a\cdot b$	$\begin{cases}0 & ; a+b\leqq 1\\ (a+b-1)/a & ; a+b>1\end{cases}$
$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ 1-a & ; a>b\end{cases}$	$\max(1-a,b)$	$\begin{cases}0 & ; a+b\leqq 1\\ b & ; a+b>1\end{cases}$	$1-a+a\cdot b$	$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ (1-a)/(1-b) & ; a>b\end{cases}$	$\begin{cases}0 & ; a+b\leqq 1\\ (a+b-1)/b & ; a+b>1\end{cases}$
$\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ 0 & ; a>b\end{cases}$	$\begin{cases}b & ; a>0\\ 1 & ; a=0\end{cases}$	$\begin{cases}b & ; a>0\\ 0 & ; a=0\end{cases}$	$\min(1,1-a+b)$	$\min(1,1-a+b)$	$\max(0,a+b-1)$

$$
\begin{aligned}
a\tau\circ\upsilon(\wedge)b&=a\tau(\upsilon(\wedge))b\\
&=\inf_{s}\{s\in[0,1]\mid b\upsilon(\wedge)s\geqq a\}\\
&=\inf_{s}\{s\in[0,1]\mid \sup_{t}\{t\in[0,1]\mid t\wedge b\leqq s\}\geqq a\}\\
&=\inf_{s}\{s\in[0,1]\mid (a-e)\wedge b\leqq s,\ \forall e>0\}\\
&=a\wedge b \qquad (33)
\end{aligned}
$$

となる．ただし，$\wedge$が下半連続であるとは，(a,b)に収束する任意の点列$\{(a_i,b_i)\}$について，

$$\liminf_{i\to\infty}(a_i\to b_i)\geqq a\to b$$

が成立することである．(32)，(33)式より，操作υは，操作τのほぼ逆の操作になっている．ゆえに，ファジィ関係を構成する連言演算$\wedge$が下半連続であるとき，対応する必然性測度を構成する含意演算$\to$を$\upsilon(\wedge)$として求めることができる．主な含意演算$\to$に対応する$\wedge$（$\tau(\to)$）を表1に示す．表1では，$a\wedge b$の列に示された連言演算は下半連続であるので，対応する含意演算$\upsilon(\wedge)$は，$a\to b$の列に示されていることになる．

5．おわりに

漸次的ルールおよび，不確実性生成ルールのもとでのファジィ推論法を構成した．その結果，従来の直接法によるファジィ推論と一致することが明らかになった．具体的には，Standard Sequence に基づく従来のファジィ推論法は，漸次的ルールのもとでのファジィ推論法であり，含意演算を用いる従来のファジィ推論法は，不確実性測度としてdisjunctive variableに対する必然性測度を用いた不確実性生成ルールのもとでのファジィ推論法である．また，連言演算を用いる従来のファジィ推論法は，不確実性測度としてconjunctive variableに対する必然性測度を用いた不確実性生成ルールのもとでのファジィ推論法であることが示された．これにより，従来のファジィ推論法（直接法）に意味が与えられたと考えられる．今後，基礎になる含意演算をどのような意味でどのように定めるかの議論が必要となる．これに対する一つの答えが，modus ponenseの立場から，文献[6,8]に与えられている．また，意味の異なるファジィルールが混在するときのファジィ推論法の構成なども今後の課題である．

参考文献

[1] D. Dubois and H. Prade: Handling Uncertainty in Expert Systems: Pitfalls, Difficulties, Remedies, in E. Hollnagel (ed.): The Reliability of Expert Systems, Ellis Horwood, 64-118 (1989).

[2] D. Dubois and H. Prade: A Typology of Fuzzy "If... then ..." Rules, Proceedings of 3rd IFSA Congress, 782-785 (1989).

[3] D. Dubois and H. Prade: Gradual Inference Rules in Approximate Reasoning, Information Sciences (to appear).

[4] 乾口，久米：不確実性伝播ルールに基づく多重多段推論法，第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (1990).

[5] D. Dubois and H. Prade: Possibility Theory: An Approach to Computerized Processing of Uncertainty, Plenum Press (1988).

[6] D. Dubois and H. Prade: Fuzzy Logics and the Generalized Modus Ponens Revisited, Cybernetics and Systems, Vol.15, 293-331, (1984).

[7] N. Rescher: Many-Valued Logic, McGraw-Hill (1969).

[8] 水本：種々のファジィ推論法—If……then……の場合—，電子通信学会論文誌，Vol.J64-D, 379-386 (1981).

[9] 水本：多重ファジィ推論と多段ファジィ推論，第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，435-440 (1990).

[10] R. Yager: Toward a Theory of Conjunctive Variables, Int. J. General Systems, Vol.13, 203-227 (1987).

[11] D. Dubois and H. Prade: A Set-Theoretic View of Belief Functions: Logical Operations and Approximations by Fuzzy Sets, Int. J. General Systems, Vol.12, 193-226 (1986).

[12] 乾口，久米，市橋：Gödel含意を用いた可能性と必然性について，計測自動制御学会論文集，Vol.25, 592-599 (1989).

W4－2（R7）

ファジィ論理関数の制限について

On a Restriction of Fuzzy Switching Function

菊池 浩明
Hiroaki Kikuchi
(株) 富士通研究所
Fujitsu Laboratories ltd.

Abstract A Fuzzy switching function is a mapping from $[0,1]^n$ into $[0,1]$ by means of a logic formula which consists of each variable x_i, and constants 0 , 1 , and operations *and*($\wedge$), *or* ($\vee$) and *not* ($\neg$). A restriction is a mapping restricted the domain within a subset of $[0,1]^n$.

In this paper, some properties of a restriction of fuzzy switching function are studied. The main result are the necessity and sufficient conditions for a restriction to be represented by a Fuzzy switching function, and for the Fuzzy switching function to be uniquely determined.

1 はじめに

一般に，ニューロやファジィ推論による推論の問題は，結局のところ問題の意図する写像の近似であるといえる．これを定式化すると，2つの有限集合 A と B，入力 A から出力 B への写像 f

$$f : A \to B$$

があり，定義域を A の部分集合 A' に限った f の制限 f'

$$f' : A' \to B$$

が与えられた時に，元の f を近似することだと言ってよい．これを，数字認識の例で考えよう．

目的は，8×8 の分解能の入力装置から，入力パターンを 0～9 の数字に対応させることである．ここでいう f とは，{0,1} の値をとる $8 \times 8 = 64$ 次のベクトル空間 $A = \{0,1\}^{64}$ から，$B = \{0,\ldots,9\}$ への写像である．

$$f : \{0,1\}^{64} \to \{0,\ldots,9\}$$

ところが，すべての A の要素について B を割り当てるのは大変なので，A から代表的なパターンをいくつか選びだし，$(= A')$ これについてだけ B への対応を定めることとする．A の残りは，近似である．この代表パターンが制限 f' であり，ファジィ推論で言うところの IF THEN ルールであり，ニューロで言うところの学習パターンに相当する．

しかし，これらの手法には，近似であるが故に，大きな危険性が付きまとう．それは次の2点についてである．

1. 完全性

ファジィ推論もニューロも，関数的に完全ではない．関数的に完全とは，その体系で，$A \to B$ への任意の写像 f を表現できることをいう．例えば，連続でない関数は，ニューロとファジィ推論のどちらでも表現できない．ただし，この主張はこれらの近似手法を否定するものではない．ここで問題としているのは，与えられた f' がそれらの体系で表現できるか否か，すなわち，解の判別法がないことである．

2. 一意性

仮に，十分な中間層や IF THEN ルールをを与えて f が表現できるとしよう．しかし，その f' が，f を一意的に定めるほど十分であるかどうかは分らない．解が不定であるかも知れない．極端な場合，A のある一つの要素 a についてだけ $b \in B$ を対応させる f' であったとしても，ニューロで推論する値は十分な f' が与えられた時のものと区別がつかない．ファジィ推論については，f' が十分でなくてもそれなりの f が定まる．しかし，本当に必要十分なルールの数を知る方法がない．

本稿では，ファジィ論理関数によってこの問題を解く．すなわち，ニューロでのニューラルモデル，ファジィ推論での推論規則の代わりにファジィ論理関数 [2] を用い，その性質に基づいて，f' から f を推論する．ニューロやファジィ推論の近似手法との大きな違いは，前述した，

1. 解があるか？ f を表すファジィ論理関数が存在するか？
2. 解があるとすれば，f' から f が一意的に定まるか？

という2つの危険性を判断する条件を明らかにすることである．

2 基本定義

2.1 ファジィ論理関数

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 $\vee, \wedge, \neg$ の有限回の繰り返しである．論理演算は，次式で定義される．

$$\begin{aligned} x_i \wedge x_j &= \min(x_i, x_j) \\ x_i \vee x_j &= \max(x_i, x_j) \\ \neg x_i &= 1 - x_i \end{aligned}$$

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．以後はすべて n 変数について考察するので，単にファジィ論理関数と呼ぶ．

定理 2.1 (正規性) [2] f をファジィ論理関数とする．

$$\forall \boldsymbol{a} \in V_2^n \Rightarrow f(\boldsymbol{a}) \in V_2$$

2.2 あいまいさの単調性

真理値の集合 V に，あいまいさに関する半順序関係を次のように定める．

定義 2.1 $a, b \in V$ 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．

$\boldsymbol{a} = (a_1,\ldots,a_n), \boldsymbol{b} = (b_1,\ldots,b_n) \in V^n$ 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．

あいまいさについての最大元は0.5，極小元は1と0である．また，V の任意の値 a について，$a \succ a$ である．ただし，$[0,0.5)$ の要素 a と $(0.5,1]$ の要素 b とは，比較不能であり，$a \not\succ b$ と書き示す．

定理 2.2 (単調性) [2] $a,b \in V^n$ とする．

$$a \succ b \Rightarrow f(a) \succ f(b)$$

系 2.1 $a,b \in V^n$ とする．

$$a \succ b,\ f(a)=0 \ \Rightarrow\ f(b)=0$$
$$a \succ b,\ f(a)=1 \ \Rightarrow\ f(b)=1$$

系 2.2 $a,b,c \in V^n$ とする．

$$a \succ b,\ a \succ c,\ f(b)=1, f(c)=0 \ \Rightarrow\ f(a)=0.5$$

2.3 量子化

真理値の集合 V の要素を，V_3 の要素に量子化する演算[1]を定める．

定義 2.2 $x,\lambda \in V$ 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．

$$\overline{x}^{\lambda} = \begin{cases} 0 & 0 \le x \le \min(\lambda, 1-\lambda) \le 0.5,\ x \ne 0.5 \\ 1 & 1 \ge x \ge \max(\lambda, 1-\lambda) \ge 0.5,\ x \ne 0.5 \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\boldsymbol{x} = (x_1,\ldots,x_n) \in V^n, \lambda \in V$ とする．

$$\overline{\boldsymbol{x}}^{\lambda} = (\overline{x_1}^{\lambda},\ldots,\overline{x_n}^{\lambda}) \in V_3^n$$

これは，無限集合 V から有限集合 V_3 への変換を意味する．

(例 2.1)

$$\overline{(0.2,1,0.6)}^{0.8} = (0,1,0.5),\ \overline{(0.5,1,0)}^{0.5} = (0.5,1,0)$$

定理 2.3 (量子化定理) f をファジィ論理関数，$\boldsymbol{a}$ を V^n の元とする．任意の $\lambda \in V$ について，

$$\overline{f(\boldsymbol{a})}^{\lambda} = f(\overline{\boldsymbol{a}}^{\lambda}).$$

定理 2.4 [3] f,g をファジィ論理関数とする．$\forall \boldsymbol{a} \in V_3^n$ について，

$$f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a})$$

である時，かつその時に限り，$\forall \boldsymbol{a} \in V^n$ について，

$$f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a})$$

2.4 標準形

任意のファジィ論理関数は，積項の和で構成される加法形式で表現できる．ただし，ファジィ論理では相補律 $(x \wedge \neg x \ne 0)$ が成立しないので，変数とその否定とが同時に存在する積項が可能である．これを**相補項**といい，相補項でない通常の積項を**単項**という．これらの積項と，V_3^n の元 $\boldsymbol{a}$ とを次のように対応させる．

[1]向殿は，$\lambda \in [0,0.5)$ について量子化の演算を定義している．[3] これは，本質的に定義2.2と同じものであるが，後半での議論を便利にするため，ここではより一般的に $\lambda \in V$ について定めている．

定義 2.3 $\boldsymbol{a} = (a_1,\ldots,a_n) \in V_3$ に対応する単項 $\alpha^{\boldsymbol{a}}$ とは，

$$\alpha^{\boldsymbol{a}} = x_1^{a_1} \wedge x_2^{a_2} \wedge \cdots \wedge x_n^{a_n}$$

ただし，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 $\beta^{\boldsymbol{b}}$ とは，

$$\beta^{\boldsymbol{b}} = x_1^{b_1} \wedge x_2^{b_2} \wedge \cdots \wedge x_n^{b_n}$$

ただし，全ての $i(1,\ldots,n)$ について，

$$x_i^{b_i} = \begin{cases} x_i & b_i = 1 \\ \neg x_i & b_i = 0 \\ x_i \wedge \neg x_i & b_i = 0.5 \end{cases}$$

(例 2.2) $\boldsymbol{a} = (0,0.5,1) \in V_3^3$ について，単項 $\alpha^{\boldsymbol{a}} = \neg x_1 \wedge x_3$ と相補項 $\beta^{\boldsymbol{a}} \neg x_1 \wedge x_2 \wedge \neg x_2 \wedge x_3$ がそれぞれ対応する．

定理 2.5 (表現定理) [6] ファジィ論理関数 f について，$f(\boldsymbol{a}) = 1$ となる V_3^n の元 $\boldsymbol{a}$ 全てからなる集合を $F^{-1}(1)$，$f(\boldsymbol{a}) = 0.5$ となる元からなる集合を $F^{-1}(0.5)$ とおく．$F^{-1}(1)$ の全ての元に対応する単項と $F^{-1}(0.5)$ の全ての元に対応する相補項の論理和で構成される次の論理式 F は，f を表現している．

$$F = \bigvee_{\boldsymbol{a} \in F^{-1}(1)} \alpha^{\boldsymbol{a}} \vee \bigvee_{\boldsymbol{b} \in F^{-1}(0.5)} \beta^{\boldsymbol{b}}$$

3 解の存在条件

f を写像 $f : V^n \to V$，A を V^n の空でない部分集合とする．$\forall \boldsymbol{x} \in A$ について，

$$f'(\boldsymbol{x}) = f(\boldsymbol{x})$$

とする写像 $f' : A \to V$ を，f の A による**制限**という．ここでの問題は，ある制限 f' が与えられた時，f を表すファジィ論理関数が存在かどうかを f' だけから判定することである．

3.1 ファジィ論理関数の必要十分条件

既に示したファジィ論理関数の性質の内，次の2つがファジィ論理関数の必要十分条件である．

定理 3.1 [1] 写像 $f : V^n \to V$ が，

(1) 正規性　$\forall \boldsymbol{a} \in V_2^n$　$f(\boldsymbol{a}) \in V_2$
(2) 量子化定理　$\forall \lambda \in V$　$\overline{f(\boldsymbol{a})}^{\lambda} = f(\overline{\boldsymbol{a}}^{\lambda})$

である時，かつその時に限り，f はファジィ論理関数である．

従って，写像 f が条件(1),(2)を満たせば，必ずファジィ論理関数で表現できることが分る．しかし，問題として制限 f' だけが与えられている場合には，条件(1),(2)だけでは不十分である．例えば，$A = \{0,0.5,1\}$ について次式で写像する制限 $f' : V \to V$ を考えよう．

$$f(0) = 0,\ f(0.5) = 1,\ f(1) = 1$$

0,1,0.5 は如何なる λ の量子化においても不変であるので，明らかに f' は量子化定理を満たしている．さらに，f' は正規であるので，定理3.1の条件(1),(2)を満たしている．しかし，6つある1変数のファジィ論理関数で，$a \in A$ について f' を満たすものはない．

量子化定理はかなり強い条件であり，これからあいまいさの半順序関係についての単調性

$$(3)\text{単調性}\ \forall \boldsymbol{a},\boldsymbol{b}\in V^n\ \boldsymbol{a}\succ\boldsymbol{b}\Rightarrow f(\boldsymbol{a})\succ f(\boldsymbol{b})$$

を導くことができる[2]．しかし，対象が $A\in V^n$ に限定されている場合にはこの限りではない．さらに，ある $\boldsymbol{a}\in A$ と $\lambda\in V$ について，量子化した値が $\overline{\boldsymbol{a}}^{\lambda}\notin A$ となる場合があるかも知れない．従って，ここに量子化定理を考えるのは適切でない．

3.2 量子化集合

定義 3.1 $A=\{\boldsymbol{a}_1,\boldsymbol{a}_2,\ldots,\boldsymbol{a}_n\}$ を V^n の部分集合，f を写像 $f:A\to V$ とする．f の量子化集合 $C_1(f)$, $C_0(f)$, $C_U(f)$, $C(f)$ とは，次式で定義される集合である．

$$\begin{aligned}C_1(f) &= \{\overline{\boldsymbol{a}_i}^{\lambda}|\forall\boldsymbol{a}\in A,\exists\lambda\in V,\overline{f(\boldsymbol{a}_i)}^{\lambda}=1\}\\ C_0(f) &= \{\overline{\boldsymbol{a}_i}^{\lambda}|\forall\boldsymbol{a}\in A,\exists\lambda\in V,\overline{f(\boldsymbol{a}_i)}^{\lambda}=0\}\\ C_U(f) &= \{\overline{\boldsymbol{a}_i}^{\lambda}|\forall\boldsymbol{a}\in A,\exists\lambda\in V,\overline{f(\boldsymbol{a}_i)}^{\lambda}=0.5\}\\ C(f) &= C_1(f)\cup C_0(f)\cup C_U(f)\end{aligned}$$

(例 3.1) 写像 $f(0.3)=0.7, f(0.6)=0.4$ の量子化集合を示す．

$$\begin{aligned}C_1(f) &= \{\overline{0.3}^{0.3}\}=\{(0)\}\\ C_0(f) &= \{\overline{0.6}^{0.6}\}=\{(1)\}\\ C_U(f) &= \{\overline{0.3}^{1}\}=\{(0.5)\}\end{aligned}$$

f がファジィ論理関数である場合には，次の性質がある．

定理 3.2 (直和分割性) f をファジィ論理関数とする．$C_1(f)$ と $C_0(f)$ と $C_U(f)$ とは，各々が互いに素である．

$$\forall i,j(i\neq j\in\{0,1,U\})\ \ C_i(f)\cap C_j(f)=\phi$$

f が有限集合 A について定められている場合，すべての $\lambda\in V$ について量子化を計算しなくても，ある有限個についてだけ求めればよい．

補題 3.1 $a,b,c\in V$ とする．

$$\overline{a}^{b}\in\{0,1\},\overline{b}^{c}\in\{0,1\}\ \Rightarrow\ \overline{a}^{c}\in\{0,1\}$$

定理 3.3 $A=\{a_1,\ldots,a_n,1\}\subset V$ とする．$\forall\lambda\in V$ について，$\exists a^*\in A$ があり，

$$\forall a_i\in A\ \overline{a_i}^{\lambda}=\overline{a_i}^{a^*}$$

これより，量子化集合を求めるのに十分な要素の条件を定めた，次の系が導かれる．

系 3.1 f を写像 $f:A\to V$，$\boldsymbol{a}=(a_1,\ldots,a_n)$ を A の元，$B(f(\boldsymbol{a}))$ を次式で定める V の部分集合とする．

$$B(f(\boldsymbol{a}))=\{a_1,\ldots,a_n,f(\boldsymbol{a}),1\}$$

$\forall\lambda\in V$ について，ある $\tau\in B(f(\boldsymbol{a}))$ が存在し，

$$\overline{f(\boldsymbol{a})}^{\lambda}=\overline{f(\boldsymbol{a})}^{\tau},\ \ \overline{\boldsymbol{a}}^{\lambda}=\overline{\boldsymbol{a}}^{\tau}$$

[2]条件 (1) と (2) を満たす写像 $f:V_3^n\to V$ は，B3 値論理 [4] という 3 値論理の体系になることが知られている．

3.3 制限 f に対する必要十分条件

与えられた制限 $f:A\to V$ を表すファジィ論理関数が存在するための，必要十分条件を示す．

補題 3.2 A を $A\subset V^n$，f を $f:A\to V$ とする．f が，

$$\forall i,j(i\neq j)\ C_i(f)\cap C_j(f)=\phi$$

を満たす時，

$$\forall\boldsymbol{a}\in A\cap V_3^n\ f(\boldsymbol{a})\in V_3$$

定理 3.4 A を $A\subset V^n$，f を $f:A\to V$ とする．f が，

$$\begin{array}{lll}(1) & \forall i,j(i\neq j) & C_i(f)\cap C_j(f)=\phi\\ (2) & \forall\boldsymbol{a}\in A\cap V_2^n & f(\boldsymbol{a})\in V_2\\ (3) & \forall\boldsymbol{a},\boldsymbol{b}\in A & \boldsymbol{a}\succ\boldsymbol{b}\Rightarrow f(\boldsymbol{a})\succ f(\boldsymbol{b})\end{array}$$

の 3 つを満たす時，かつその時に限り，あるファジィ論理関数 F が存在し，

$$\forall\boldsymbol{a}\in A\ f(\boldsymbol{a})=F(\boldsymbol{a})$$

(例 3.2) $A=\{(0.3),(0.8)\}\subset V$ の元について，

$$f(0.3)=0.7,\ f(0.8)=0.1$$

と写像する f は，(2) 正規性，(3) 単調性を満たしているが，

$$\begin{aligned}C_1(f) &= \{(0)\}\\ C_0(f) &= \{(1),(0.5)\}\\ C_U(f) &= \{(0.5)\}\end{aligned}$$

なので，$(0.5)\in C_0\cap C_U$ があり (1) 量子化集合の直和分割性を満たさない．実際，1 変数のファジィ論理関数で，f を表現するものはない．

4 一意性の必要十分条件

写像 f が定理 3.4のファジィ論理関数の存在条件を満たすとしても，f を表すファジィ論理関数が一意的に決まるわけではない．例えば，次の f は，明らかに存在条件を満たしているが，

$$f(0.5)=0.5$$

f を表す 1 変数ファジィ論理関数には，次の 4 つがあり，一意的に決まらない．

$$x,\ \neg x,\ x\wedge\neg x,\ x\vee\neg x$$

ここでの問題は，f を表すファジィ論理関数が一意的に決まる条件を明らかにすることである．

4.1 量子化集合の拡大

ファジィ論理関数 f の $A\subset V^n$ による制限 $f|_A$ とは，次の式で定める写像 $f|_A:A\to V$ である．

$$\forall\boldsymbol{a}\in A\ f|_A(\boldsymbol{a})=f(\boldsymbol{a})$$

前節で定めた量子化集合を次のように拡大する．

定義 4.1 写像 $f:A\to V$ についての量子化集合を，$C_1(f)$, $C_2(f)$, $C_3(f)$, $C(f)$ とする．量子化集合の拡大 C_1^* , C_0^* , C_U^* , C^* とは，次式で定義される V_3^n の部分集合である．

$$\begin{aligned}C_1^*(f) &= C_1(f)\cup\{\boldsymbol{a}\in V_3^n|\forall\boldsymbol{b}\in C_1(f),\boldsymbol{b}\succ\boldsymbol{a}\}\\ C_0^*(f) &= C_0(f)\cup\{\boldsymbol{a}\in V_3^n|\forall\boldsymbol{b}\in C_0(f),\boldsymbol{b}\succ\boldsymbol{a}\}\\ C_U^*(f) &= C_U(f)\cup\left\{\boldsymbol{a}\in V_3^n|\begin{array}{l}\forall\boldsymbol{b}\in C_1^*(f),\ \boldsymbol{a}\succ\boldsymbol{b},\\ \forall\boldsymbol{c}\in C_0^*(f),\ \boldsymbol{a}\succ\boldsymbol{c}\end{array}\right\}\\ C^*(f) &= C_1^*(f)\cup C_0^*(f)\cup C_U^*(f)\end{aligned}$$

(例 4.1) 量子化集合 $C_1(f) = \{(0.5,1)\}$, $C_0(f) = \{(1,1)\}$, $C_U(f) = \{(0.5,0.5)\}$ の拡大を次に示す.

$$\begin{aligned} C_1^*(f) &= \{(0.5,1),(\mathbf{1},\mathbf{1}),(\mathbf{0},\mathbf{1})\} \\ C_0^*(f) &= \{(1,1)\} \\ C_U^*(f) &= \{(0.5,0.5),(\mathbf{1},\mathbf{0.5})\} \end{aligned}$$

補題 4.1 f,g をファジィ論理関数, A を V^n の部分集合, $C(f|_A)$ を制限 $f|_A$ についての量子化集合とする.

$$\forall \boldsymbol{a} \in A\ f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a})$$

である時, かつその時に限り,

$$\forall \boldsymbol{a} \in C(f|_A)\ f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a})$$

補題 4.2 f,g をファジィ論理関数, A を V^n の部分集合, $C(f|_A)$ を制限 $f|_A$ の量子化集合, $C^*(f|_A)$ をその拡大とする.

$$\forall \boldsymbol{a} \in C(f|_A)\ f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a})$$

である時, かつその時に限り,

$$\forall \boldsymbol{a} \in C^*(f|_A)\ f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a})$$

あるファジィ論理関数の制限 $f|_A$ が与えられた時, f が一意的に定まるための必要十分条件を示す.

定理 4.1 f,g をファジィ論理関数, $f|_A$ を $A \subset V^n$ による制限, $C^*(f|_A)$ を量子化集合の拡大とする.

$$\begin{aligned} &(1) \quad C^*(f|_A) = V_3^n \\ &(2) \quad \forall \boldsymbol{a} \in A\ f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a}) \end{aligned}$$

である時, かつその時に限り,

$$\forall \boldsymbol{a} \in V^n\ f(\boldsymbol{a}) = g(\boldsymbol{a})$$

5 例題

ある写像 $f : V^2 \to V$ がある. この f に, 集合 $A = \{(0.4,0.3)$, $(0.8,0.6)$, $(0.2,0.9)\}$ の元を入力すると次のようになる.

$$\begin{aligned} f(0.4,0.3) &= 0.7 \\ f(0.8,0.6) &= 0.8 \\ f(0.2,0.9) &= 0.2 \end{aligned}$$

1. f を表すファジィ論理関数はあるだろうか?
2. あるとしたら, 一意に定まるだろうか?
3. 一意に決まるとしたら, f を表す論理式は?

まず, $f|_A$ について量子化集合を求める. 定理 3.1により,

$$B(f|_A) = \{0.2,0.3,0.4,0.7,0.8,0.9,1\}$$

の元についてだけ調べれば良い.

$$\begin{aligned} C_1(f|_A) &= \{(0.5,0),(0,0),(1,0.5)(1,1)\} \\ C_0(f|_A) &= \{(0,1)\} \\ C_U(f|_A) &= \{(0.5,0.5),(0.5,1)\} \end{aligned}$$

これは, 直和分割性を満たしており, $f|_A$ も単調性と正規性を満たしているので, 定理 3.4よりあるファジィ論理関数で表現できることがわかる.

次に, 量子化集合を拡大すると,

$$\begin{aligned} C_1^*(f|_A) &= C_1(f|_A) \cup \{(1,0)\} \\ C_0^*(f|_A) &= C_0(f|_A) \\ C_U^*(f|_A) &= C_U(f|_A) \cup \{(0,0.5)\} \end{aligned}$$

これは, 定理 4.1の条件 (1)

$$C_1^*(f|_A) \cup C_0^*(f|_A) \cup C_U^*(f|_A) = V_3^2$$

を満たしており, f を表すファジィ論理関数がひとつだけ存在することが保証された.

最後に, 定理 2.5を用いて, ファジィ論理関数 f を表す論理式 F を定めよう.

$$\begin{aligned} F(x,y) &= \bigvee_{a \in C_1^*(f)} \alpha^a \vee \bigvee_{b \in C_U^*(f)} \beta^b \\ &= \bigvee\{(\neg y),(\neg x \wedge \neg y),(x),(x \wedge y),(x \wedge \neg y)\} \\ &\quad \bigvee\{(x \wedge \neg \wedge y \wedge \neg y),(x \wedge \neg x \wedge \neg y),(\neg x \wedge y \wedge \neg y)\} \\ &= x \vee (\neg y) \end{aligned}$$

ここでは, 最後に吸収律を適用して式を単純化している. こうして定まった F が, 問題の $\forall \boldsymbol{a} \in A$ について f を満たしているのは明らかである.

6 おわりに

ファジィ論理関数の性質を用いて, 部分的な写像から全体を推論する手続きを示した. ファジィ論理関数で解が存在するための必要十分条件と, 一意的に定まるための必要十分条件を明らかにした. 本手続きのは, 有限回の操作で必ず終了することが保証されており, 従来のニューロやファジィ推論の手法と比較しても, 学習の回数や試行錯誤的なアプローチを必要としない点でかなり効率的な構成であるといえよう. 従って, 従来それらの手法で取り扱われていた, 系が不明なものを近似する分野に, 応用の可能性が考えられる. 本稿はそのための基礎として位置付けられる.

ファジィ論理関数は, 我々の日常のあいまいで誤差を大きく含む論理構造を表現するには, 少々厳しい条件であるかもしれない. しかし, 2 値論理を特殊な場合に含んでいる意味で本質的な関数の一つであり, その必要十分条件がここで示すような単純な形になるということは興味深い. 更に, ファジィ論理に未知の度合を拡張するような論理体系 [5] も提案されており, それらについての考察が残されている.

参考文献

[1] 和田: ファジィインターバル論理の必要十分条件, 明治大学修士論文, (1990)

[2] 向殿: ファジィ論理関数における 2,3 の性質について, 信学論 (D),58-D,3(1975)

[3] M.Mukaidono, The representation and minimization of Fuzzy switiching functions, Analysis of Fuzzy Information, pp.213-229

[4] 向殿: B-3 値論理関数…曖昧さを考慮した 3 値論理関数, 信学論, vol.55-D,6(1972)

[5] 向殿, 菊池: ファジィインターバル論理の提案, 日本ファジィ学会, pp.97-110,2,2(1990)

[6] 高木, 向殿: 正則多値論理関数について, 多値論理及びその応用 (IV), 京都大学数理解析研究所講究録, 687(1989)

W4－3（R7）

固有ファジイ集合を用いた推移的結合

Transitive Coupling Using Eigen Fuzzy Sets

若林 高明　　大内 東
Takaaki Wakabayashi　　Azuma Ohuchi

北海道大学工学部
Faculity of Engineering, Hokkaido University

Abstract: Fuzzy transitive coupling is interconnecting two multilevel fuzzy subsystem models defined by fuzzy matrices A and B and a common, transitive, fuzzy relation to form a system model defined by matrix M. The problem is to fill a square matrix M. Fuzzy transitive coupling is an integral part of the fuzzy interpretive structural modeling (FISM) process. We propose efficient algorithms for determining the unknown, interconnection matrices X and Y using implication matrix models. In self-implication for X or Y, unknowns are determined by finding the eigen fuzzy set associated with self-implication matrix.

1 はじめに

推移的結合とは“共通な反射的かつ推移的二項関係を有する二つの多階層サブシステムを一つのシステムに結合する手続き”である [1] [2]．推移的結合の理論はJ.N.Warfieldによって提案されたシステム構造化技法のISM法において重要な部分を占める．著者らの研究室では，ISMを拡張したFISM(Flexible ISM)を開発しており，一方，Ragadeは，要素間の関係の強さ，曖昧さを考慮し，二項関係の有無をファジイ化したファジイISMを提案している．現在は，更にこれらを改良し，F^{2}ISM(Fuzzy Flexible ISM)を開発中である．論文ではその一環としてファジイ推移的結合を提案する．

この問題は二つのサブファジイシステムをファジイ可到達行列（反射的かつ推移的ファジイ行列）AとBで表わし，結合したファジイシステムをMで表わすと，ファジイ可到達行列

$$M = \begin{bmatrix} A & X \\ Y & B \end{bmatrix}$$

を求める問題となる．ここで，AとBは既知のファジイ可到達行列であり，次数をそれぞれsとtとする．XとYは未知のファジイ行列であり，相互連関行列という．Mがファジイ可到達行列となるように，未知要素相互間の二項関係Rへの帰属度を求める，即ち，XとYを区間$[0,1]$内の値で埋めることがファジイ推移的結合の目的である．推移的結合は以下の様な状況に相当し，複雑なシステムの構造化を行なう場合において重要である．

1. 構造化の対象となるシステムの構成要素が多く，一度に全要素を対象として構造化を行うのが困難である，
2. 幾つかの専門の異なるグループがそれぞれ自分の関係する要素集合について構造化を行う，

等の理由でシステム構成要素を部分集合に分割して部分構造化を行い，結果をまとめる場合である．

著者らは，過去にこの問題の解法について報告しているが[3]，本稿では，より簡潔な解法として，Sanchezの固有ファジイ集合方程式の解法を用いた相互連関行列の決定法について報告する．更に，推移的結合を伴うファジイISM法を用いた簡単な実験を行い，提案した方法の有効性を検証する．

2 数学的準備

2.1 諸定義

本稿で使用する諸定義を簡潔に述べる．

・ファジイ行列M：システム構成要素間の二項関係Rの

強さの度合いを表わす行列.

・ファジイ行列 M に対して反射性，推移性を次のように定義する.

反射性：$m_{ii}=1\ \forall i$

推移性：$m_{ij}=\max_k[\min(m_{ik},m_{kj})] \quad \forall ijk$

・ファジイ行列 A,B に対して次の演算を定義する.

$$(A+B)_{ij}=\max(a_{ij},b_{ij}) \tag{1}$$

$$(AB)_{ij}=\max_k[\min(a_{ik},b_{kj})] \tag{2}$$

$$(A\circledcirc B)_{ij}=\min_k(a_{ik}\ \alpha\ b_{kj}) \tag{3}$$

$$\text{但し } a\ \alpha\ b=\begin{cases}1:a\le b\\ b:a>b\end{cases}$$

$$(\bar{A})_{ij}=1-a_{ij} \tag{4}$$

・ファジイ行列 M が（ファジイ）可到達行列であるための条件は

$$M=M+I \tag{5}$$

$$M^2=M \tag{6}$$

2.2 Sanchezの固有ファジイ集合方程式の解法

Sanchez は，固有ファジイ集合方程式

$$z=Rz \tag{7}$$

の解を下記の様に求めた [4].

ファジイ行列 R の各行の最大値を求め，ファジイ集合 z_1 とし，R のべき乗をとり同様に $z_2,z_3,\cdots$ を求める．即ち，

$$z_1(i)=\max_j R(i,j)\ \ \forall i$$
$$z_2(i)=\max_j R^2(i,j)\ \ \forall i$$
$$\cdots$$
$$z_n(i)=\max_j R^n(i,j)\ \ \forall i\ .$$
$$\exists n\ \ \forall i\ \ z_n(i)=z_{n+1}(i)$$

となったら，この z_n が解（最大固有ファジイ集合）である.

我々の興味の対象は，ファジイ行列 R が可到達行列の場合である．この場合，(7) は，自明の解として，$z(i)=0,\forall i$ の他に $z(i)=1,\forall i$ をもつが，求めるべきは，各要素がこれらの中間の値を取るものである．R は，可到達であるから，上記の手続きにおいてべき乗をとる必要はない．また，各行の最大値をとる際，対角要素は 1 であるから除外する．これらを考慮すれば，以下の補題を得る.

［補題］{ ファジイ可到達行列に対する固有ファジイ集合方程式の解 }

R を n 次のファジイ可到達行列とするとき，R に関する固有ファジイ集合方程式

$$z=Rz \tag{8}$$

は，以下のような解 z^* をもつ.

$$z_i^*=\max_{j\neq i} r_{ij}\ \ i=1,\cdots,n \tag{9}$$

［証明］ $z_i^*=\max_{j\neq i} r_{ij}\ \ i=1,\cdots,n$ を (8) 式に代入すれば，すべての i に対し右辺は

$$(r_{i1}\wedge z_1^*)\vee\cdots\vee z_i^*\vee\cdots\vee(r_{in}\wedge z_n^*) \tag{10}$$

の様な形になる．但し，$\wedge$ は min を $\vee$ は max を表す．$(r_{ij}\wedge z_j^*)\le r_{ij}\le z_i^*\ \ \forall ij$ であるから，すべての i に対し，(10) 式の値は，z_i^* となる．よって z^* は解である．□

3 含意行列モデル

本稿では，未知要素間の含意を自己含意 ($X\to X$, $Y\to Y$) と相互含意 ($X\to Y$, $Y\to X$) に分け，それぞれの場合について含意行列を生成し，これらを用いて未知要素の値の決定を行う．含意行列とは，未知要素間の含意の情報を行列の形に表したものであり，既知の行列 A, B から簡潔に生成できる.

3.1 自己含意行列

M が可到達であるための条件より，行列の列展開，行展開を用いて，X,Y 自身の自己含意を表す式はそれぞれ次の様にかける [5] [6].

$$x=Px \tag{11}$$

$$y=P^Ty \tag{12}$$

ここで，x, y は，それぞれ，X の列を縦に並べた列ベクトル，Y の行を横に並べて転置をとった列ベクトルであり，自己含意行列 P は，X の第 i 列を c_i とかくと，添字 (c_i,c_j^T) に対応する部分ブロック P^{ij} が以下で表わされる st 次の正方行列であり，P^2 を実際に計算することにより，可到達行列となることが確かめられる.

$$P^{ij}=\delta_{ij}A+\bar{\delta}_{ij}b_{ji}A \tag{13}$$

3.2 相互含意行列

行列 X, Y 相互の含意を表わす式は以下のいずれかの形となる [7].

$$y^T\le x^T\circledcirc F \tag{14}$$

$$x^T\le y^T\circledcirc F^T \tag{15}$$

ここで，相互含意行列 F は，Y の第 j 行を r_j とかけば，添字 (c_i, r_j) に対応する部分ブロック $F^{i,j}$ が以下で表わされる st 次の正方行列である．

$$F^{i,j} = \delta_{ij} A + \bar{\delta}_{ij} \left(b_{ji} I + \bar{I} \right) \qquad (16)$$

4 未知要素の値の決定

含意行列モデルを用いた未知要素の値の決定法として，以下の方法を提案する．

1. X 優先法
   (a) (11) 式の固有ファジイ集合 $\hat{x}$ を求める．
   (b) (14) 式を用いて $\hat{x}$ に対して，y の各要素の値の取り得る範囲を求める．
   (c) 上で求めた範囲内で (12) 式を満たすように y の各要素の値を決定する．
2. Y 優先法
   (a) (12) 式の固有ファジイ集合 $\hat{y}$ を求める．
   (b) (15) 式を用いて $\hat{x}$ に対して，y の各要素の値の取り得る範囲を求める．
   (c) 上で求めた範囲内で (11) 式を満たすように x の各要素の値を決定する．

著者らが以前提案した決定法では，手続き (a) において，最初にある要素の値を与えてから逐次的含意により X または Y を決定していたのに対し，上記の方法では，自己含意行列から直接に未知要素の値が求まり，簡潔な決定を行うことができる．

5 実験概要

ファジイ推移的結合を用いた具体例として，学生が就職先の選択のおいて“どのような事を優先して考えるか？”という観点から，FISM により学生の就職に対する意識構造モデルを生成する実験を行った．

実験方法
対象学生：著者の研究室の大学院学生 4 名及び学部 4 年生（進学希望者）5 名（91 年 2 月現在）．

1. 就職先の選択の要因となると思われる項目を列挙する．
2. 1 で得られた項目の中から討議により，構造化の際に用いる項目を抽出する．討議の結果，20 項目が抽出された．抽出された項目は表 1 のとおりである．これらを A と B の二つの項目群に分割する．A 群はどちらかといえば抽象的で企業全体に関する事柄，B 群は具体的で，個人に関わる事柄とした．

A 群：	B 群：
a_1：将来性	b_1: 自己啓蒙の可能性
a_2：福利厚生	b_2: 通勤時間
a_3：安定性	b_3: 知人の有無
a_4：社内の雰囲気	b_4: 勤務地
a_5：知名度	b_5: 給与
a_6：業務内容	b_6: 勤務時間
a_7：規模	b_7: 転勤の有無
a_8：社会への貢献度	b_8: 昇進の難易
a_9：企業イメージ	b_9: 男女の構成比
a_{10}: 管理体制	
a_{11}: 立地環境	

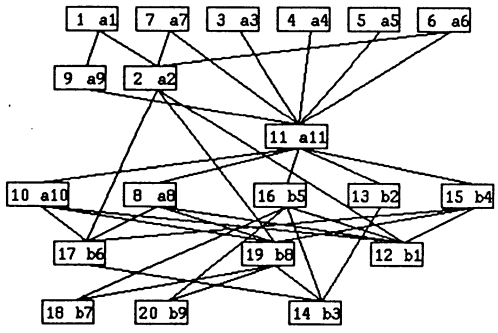
表 1: 抽出された項目

3. 2 で設定された項目について，各学生より得られたデータをもとに A 群，B 群に関する部分構造化を行う．今回の実験では，各学生が直接部分構造行列の非対角要素を埋め，その推移的閉包を A,B とする方式を採ったが，推移的拡大（推移的結合で $B = 1$ の特殊な場合）を用いれば，更に，一対比較の回数を低減することが可能である．ここで，部分構造行列 $A(B)$ の要素 $a_{ij}(b_{ij})$ $(i \neq j)$ は“項目 $a_i(b_i)$ を項目 $a_j(b_j)$ よりどの程度優先するか”ということを示す数値であり，区間 $[0,1]$ 内の 0.1 刻みの値をとる．
4. 3 で得られた部分構造行列 A,B に対してファジイ推移的結合を適用し，全体の構造行列 M を求める．未知要素の値の決定に当たっては，“全体として A 群の項目と B 群の項目のどちらを優先するか？”という問いに対して，“A 群”と答えた者に対しては X 優先法で，“B 群”と答えた者に対しては Y 優先法で決定を行う．
5. しきい値 α, $(\alpha \in [0,1])$ を決定し，推移的結合により得られた行列 M を二値行列に変換し，推移的リダクション [8] を行ってスケルトン行列を求め，これを階層グラフで表現する．

実験結果の例として，番号 1 の学生の構造行列と構造グラフをそれぞれ図 1，図 2 に示す．図 2 のグラフは上位に位置する項目が下位に位置する項目より優先されることを示している．その他の結果については，大会当日発表する．

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1 a1	1	0.8	0.6	0.6	0.7	0.6	0.7	0.9	0.9	0.8	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
2 a2	0.5	1	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5	0.6	0.6	0.9	0.7	0.9	0.7	0.7	0.8	0.9	0.8	0.9
3 a3	0.6	0.7	1	0.6	0.6	0.6	0.6	0.8	0.6	0.8	0.8	0.9	0.8	0.9	0.8	0.8	0.8	0.9	0.8	0.9
4 a4	0.6	0.7	0.6	1	0.7	0.6	0.7	0.8	0.6	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
5 a5	0.6	0.7	0.6	0.6	1	0.6	0.7	0.8	0.6	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
6 a6	0.6	0.9	0.6	0.6	0.6	1	0.7	0.8	0.6	0.8	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
7 a7	0.6	0.8	0.6	0.6	0.6	0.6	1	0.8	0.6	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
8 a8	0.5	0.6	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	1	0.5	0.6	0.6	0.9	0.7	0.9	0.7	0.7	0.8	0.9	0.8	0.9
9 a9	0.6	0.7	0.6	0.6	0.6	0.6	0.7	0.9	1	0.8	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
10 a10	0.5	0.7	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.7	0.5	1	0.7	0.9	0.7	0.9	0.7	0.7	0.8	0.9	0.8	0.9
11 a11	0.5	0.7	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.5	0.8	1	0.9	0.8	0.9	0.8	0.8	0.8	0.9	0.8	0.9
12 b1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	1	0.3	0.7	0.3	0.3	0.3	0.6	0.3	0.6
13 b2	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.7	1	0.8	0.5	0.5	0.6	0.7	0.5	0.7
14 b3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	1	0.3	0.3	0.3	0.6	0.3	0.6
15 b4	0.5	0.6	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5	0.6	0.6	0.9	0.7	0.9	1	0.7	0.8	0.9	0.8	0.9
16 b5	0.5	0.6	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5	0.6	0.6	0.8	0.7	0.9	0.7	1	0.7	0.9	0.7	0.8
17 b6	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.4	0.3	0.8	0.3	0.3	1	0.6	0.3	0.6
18 b7	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	1	0.3	0.3
19 b8	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.7	0.5	0.8	0.5	0.5	0.7	0.9	1	0.9
20 b9	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3	0.7	0.3	1

図 1: 番号 1 の学生の構造行列



a_1 : 将来性
a_2 : 福利厚生
a_3 : 安定性
a_4 : 社内の雰囲気
a_5 : 知名度
a_6 : 業務内容
a_7 : 規模
a_8 : 社会への貢献度
a_9 : 企業イメージ
a_{10}: 管理体制
a_{11}: 立地環境

b_1: 自己啓蒙の可能性
b_2: 通勤時間
b_3: 知人の有無
b_4: 勤務地
b_5: 給与
b_6: 勤務時間
b_7: 転勤の有無
b_8: 昇進の難易
b_9: 男女の構成比

図 2: 番号 1 の学生の構造グラフ ($\alpha = 0.8$)

6 おわりに

ファジイ推移的結合を伴うファジイ ISM 法は，未知の部分を含む大規模かつ複雑なシステムに対し，人間の主観を生かして構造モデルの生成を行える手法であり，実験で扱ったような人間の意識の中にあって曖昧模糊とした問題に対しても有効と思われる．しきい値αを変えることにより，一つの構造行列から種々の構造が得られ，自由度の大きい構造同定を図ることができる．よって，モデル生成者にとって満足のいく構造モデルが得られる可能性も大きいといえる．また，推移的結合を繰り返し適用することにより，大規模な問題に対しても，少ない一対比較の回数でモデルの生成が可能となる．

今後の展望としては，ファジイ推移的結合に加え，要素の削除，修正等の機能を付加したファジイフレキシブル ISM システムの開発が考えられる．

参考文献

[1] J.N.Warfield: "Implicaton Structures for System Interconnection Matrices ", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., SMC-6, pp18-24 (1976)

[2] 大内，栗原，加地："ISM の推移的結合における完全推論行列の考察"，電学論 C,104,5, pp123-130 (1984)

[3] 若林，大内："ファジイ ISM における推移的結合の考察"，第 6 回ファジイシステムシンポジウム講演論文集，日本ファジイ学会 (1990)

[4] E.Sanchez: "Resolution of Eigen Fuzzy Sets Equations ", Fuzzy Sets and Systems 1, pp69-74(1978)

[5] 児玉，須田："システム制御のためのマトリクス理論"， 計測自動制御学会 (1978)

[6] 大内，加地："ファジー ISM の具象化フェーズにおける相互連関行列の効率的生成アルゴリズム"，電学論 C,109,10, pp747-752 (1989)

[7] E.Sanchez: "Resolution of Composite Fuzzy Relation Equations ",Information and control 30 pp38-48 (1976)

[8] A.V.Aho, M.R.Garey, J.D.Ullaman: "The Transitive Reduction of a Directed Graph ", SIAM J. Comput. Vol.1, No.2 pp131-137 (1972)

W5－1（R7）

ATMSを用いたファジィ推論過程の効率的管理

Efficient Management of Fuzzy Reasoning Process with ATMS

大杉健一† 長尾和彦†† 石井直宏†
Kenichi OHSUGI Kazuhiko NAGAO Naohiro ISHII

† 名古屋工業大学 Nagoya Institute of Technology
†† 弓削商船高等専門学校 Yuge Mercantile Marine College

Abstruct : In the application of fuzzy expert system, we are often faced with memory load problems by the increase of production rules and overhead problems by increasing computation loads. To solve these problems, we develope a general management system of fuzzy reasoning process, which uses contextual management tool, called ATMS (Assumption-based Truth Maintenance System). This system manages the reasoning process of production rules systematically and carries out the execution of the fuzzy reasoning process efficiently.

1 はじめに

ファジィ制御、ファジィエキスパートシステムなどで重要な役割を果たすものとして、ファジィ関係の合成を応用した、ファジィ推論（近似推論）がある。

この推論方法はデータ、ルールの条件部、結論部にそれぞれあいまいさを入れることができ、あいまいさを扱うことのできる重要な推論方法である。また、1段の推論過程としては非常に良く研究されている。[3], [4], [5]

しかし、ソフトウェアによる実用化の点から見た場合、ルール数の増加によるメモリ、計算負荷の増大によって発生するオーバーヘッド等の問題点が解決されていない。[6], [7]

本研究では、複数のファジィプロダクションルールからなる推論過程でのファジィ変数、ファジィ集合、ファジィ関係などを管理する汎用的なシステムを構築することにより、実行速度の改善を行なう。また、その管理方法として、命題（データ）がどのような状況で成立するかを管理するツールであるATMSを用いる。

2 ファジィ推論過程の管理

2.1 ファジィ推論過程の管理方法

ファジィ推論過程の管理方法として、ファジィ推論過程の全てのファジィプロダクションルールのファジィ変数、ファジィ集合、ファジィ関係をそれぞれATMSノードに登録し、管理する方法をとる。ここではその管理方法について述べる。

ファジィプロダクションルールを管理するには、それぞれのファジィプロダクションルールの前件部のファジィ変数とその値（ファジィ集合）、各ルール文から作成されたファジィ関係、後件部のファジィ変数とその値を記憶しておかなければならない。例えば、次のようなファジィプロダクションルールを考える。（図1参照）

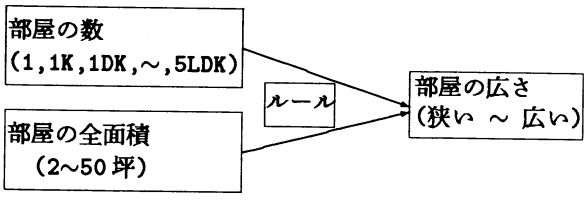


図1: ファジィプロダクションルールの例

$$If \underbrace{\text{部屋の数} = FS_1 \ and \ \text{部屋の全面積} = FS_2}_{\text{前件部}} \ then \ \underbrace{\text{部屋の広さ} = FS_3}_{\text{後件部}}$$

$FS_{1\sim3}$：ファジィ集合

これは、「部屋の数」がFS_1で、かつ、「部屋の全面積」がFS_2であるとき、「部屋の広さ」はFS_3であるというファジィプロダクションルールを示している。

上記のファジィプロダクションルールを管理する場合、ファジィ変数「部屋の数」と「部屋の全面積」から「部屋の広さ」が推論されることと、この推論で用いられるファジィ関係を記憶しておかなければならない。

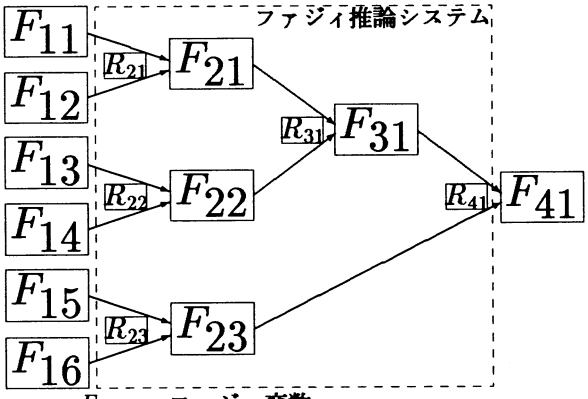
次に、前件部のファジィ変数に値（ファジィ集合）が与えられ、ファジィ関係を使って推論が行なわれれば、その推論結果である後件部のファジィ変数の値が決まるので、それぞれのファジィ変数の値も記憶しておかなければならない。

また、複数のファジィプロダクションルールから成り立つ推論過程の管理方法は、次のように行なう。例えば、次のような複数のファジィプロダクションルールを考える。

If 部屋の数 $=FS_1$ and 部屋の全面積 $=FS_2$ then 部屋の広さ $=FS_3$
If 部屋の広さ $=FS_4$ and 家賃 $=FS_5$ then 家賃の割安感 $=FS_6$

$FS_{1\sim6}$：ファジィ集合

上記のような複数のファジィプロダクションルールを管理する場合、各プロダクションルールのファジィ変数



F_x : ファジィ変数

R_x : ファジィファジィプロダクションルール

図 2: ファジィ推論システムの例

とその値(ファジィ集合)、ファジィ関係の他に、ある1つのファジィ変数がどのプロダクションルールの前件部、あるいは後件部で使われているかということも記憶しておかなければならない。

複数のファジィプロダクションルールを持つファジィ推論過程は、図 2 のような入力がM個、出力がN個(M,N: 自然数)のファジィ変数をもつファジィ推論システムと考えることができる。

ファジィ推論システムは、推論システムの入力部分のファジィ変数(図 2 の場合、F_{11} ～ F_{16} : 推論システム入力ファジィ変数)に値(推論システム入力ファジィ集合)を代入すれば、あるファジィプロダクションルールの推論結果の値(ファジィ集合)が別のプロダクションルールの前件部のファジィ変数の値となり、すべてのプロダクションルールの推論が行なわれれば、推論システムの出力部分のファジィ変数(図 2 の場合、F_{41} : 推論システム出力ファジィ変数)の値(推論システム出力ファジィ集合)が決まる。

本研究では、複数のファジィプロダクションルールから成り立つ推論過程として、上記のようなファジィ推論システムを扱うこととする。

ファジィ推論システムの管理方法は、ATMS を用いて次のように行なう。

まず、ファジィ推論システムで使われている全てのファジィ変数をそれぞれ ATMS ノードに登録する。ファジィ変数は値(ファジィ集合)を持つので、ファジィ変数のノードには値を登録できるようにしておく。同様に、ファジィ推論システムのそれぞれのファジィプロダクションルールの推論実行時に用いるファジィ関係もそれぞれ ATMS ノードに登録する。

そして、ファジィプロダクションルールの後件部で使われているファジィ変数のノードに、そのルールの前件部で、どのファジィ変数を使うのかということと、どのファジィ関係を用いて推論をおこなうのかということを登録しておく。

これにより、全てのファジィプロダクションルールを記憶しておくことができる。

次に、ファジィ推論システムの入力部分のファジィ変数に値(ファジィ集合)を代入するときには、入力部分のファジィ変数のノードに値を登録する。全ての入力部分のファジィ変数に値を代入した後、適当な順序で各ファジィプロダクションルールの推論を行ない、その推論結果の値をノードに登録すれば、推論システムの出力部分のファジィ変数の値が決まる。

2.2 ATMS ノードへの登録

ここでは、ファジィ関係、ファジィ変数、ファジィ集合をそれぞれ ATMS ノードに登録する方法について述べる。

ファジィ関係を登録する ATMS ノードをファジィ関係ノードとする。ファジィ関係ノードにはファジィ関係(N次元配列 : N は自然数)と、このファジィ関係を用いて、どのファジィ変数が推論されるのかを登録しておく。

また、ファジィ変数を登録する ATMS ノードをファジィ変数ノードとする。ファジィ変数ノードには値(ファジィ集合 : 1次元配列)と、このファジィ変数を導くために値(ファジィ集合)を登録する必要がある推論システム入力ファジィ変数、このファジィ変数が後件部で用いられていれば、その前件部のファジィ変数と推論実行時に用いるファジィ関係、このファジィ変数が前件部で用いられていれば、その後件部のファジィ変数、のそれぞれのノードを登録しておく。

ファジィ関係ノード、ファジィ変数ノードとも、datum, label, justification, consequent の4つ組みで表わされ、justification と consequent によって双方向に探索が可能となる。

例として、図 1 のようなファジィプロダクションルールを考える。

ここで、ファジィ変数「部屋の数」の台集合の要素数(濃度)を 15、「部屋の全面積」の要素数を 15、「部屋の広さ」の要素数を 7 とする。

このファジィプロダクションルールの ATMS ノードへの登録を行なうと、次のようになる。

- システム入力ファジィ変数ノード
  ノード番号 0

$$\underbrace{(\underbrace{(\underbrace{\text{部屋の数}}_{\text{ファジィ変数名}}\ \underbrace{0}_{\text{フラグ}}\ \underbrace{(ARRAY\ (\cdots)\ (15))}_{\text{ファジィ集合(1次元配列)}})}_{\text{datum}}\ \underbrace{((0))}_{\text{label}}\ \underbrace{NIL}_{\text{justification}}\ \underbrace{(3)}_{\text{consequent}})$$

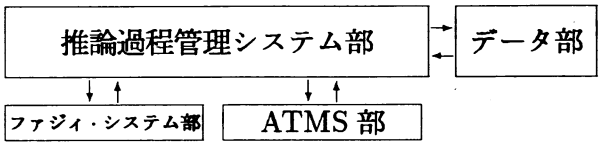


図 3: ファジィ推論過程管理システム

ノード番号 1

((部屋の全面積 0 (ARRAY (…) (15))) ((1)) NIL (3))

ファジィ変数名 フラグ ファジィ集合(1 次元配列) label justification consequent

datum

- ファジィ関係ノード

ノード番号 2

((部屋 1 (ARRAY (…) (15 15 7))) NIL NIL (3))

ルール名 フラグ ファジィ関係(3 次元配列) label justification consequent

datum

- システム出力ファジィ変数ノード

ノード番号 3

((部屋の広さ 0 (ARRAY (…) (7))) ((1 0)) ((2 1 0)) NIL)

ファジィ変数名 フラグ ファジィ集合(1 次元配列) label justification consequent

datum

- ファジィ変数ノード

フラグ : 0

label : このノードの値を導くのに必要な、推論システムの入力ファジィ変数のノードの番号のリスト

justification : このノードを導くために必要なノードの番号のリスト

consequent : このノードを justification としているノードの番号のリスト

- ファジィ関係ノード

フラグ : 1

label : NIL

justification : NIL

consequent : このノードを justification としているノードの番号のリスト

3 システムの構成

本節では 2.1 節で述べた、複数のファジィプロダクションルールから成るファジィ推論過程を管理するためのシステム、「ファジィ推論過程管理システム」の構成について述べる。

システムは次の 3 つの部分からなる。(図 3 参照)

1. ファジィ・システム部

   ファジィ関係を使ったファジィ推論のための演算、及び、それに関連した演算を行なうための汎用的な関数の集合からなる。

2. ATMS 部

   ATMS で行なう、ノードに関する作業を行なうための汎用的な関数の集合からなる。

3. 推論過程管理システム部

   ファジィ推論過程を管理するのに必要な関数の集合と、ファジィ・システム部、ATMS 部とのデータのやり取りを行なう部分からなる。また、ファジィプロダクションルールに関するデータを登録しておく部分としてデータ部がある。

4 ATMS による効率化の比較

本節では、ファジィ推論過程管理システムが、ファジィ推論過程を ATMS を用いて管理することにより、ファジィプロダクションルールのファジィ関係を用いた推論実行時の演算の回数が、全ファジィプロダクションルール数より減少することを示す。

その方法として、ファジィ推論過程でのファジィプロダクションルールの組み合わせが完全 2 分木の場合、一般的な木の場合、一般的なグラフの場合の 3 つの場合において、ファジィ推論システムの入力ファジィ変数のうち、1 つのファジィ変数の値 (ファジィ集合) が変更された場合を考え、

- ファジィ推論過程が登録されていない場合

  ファジィ推論過程でのファジィプロダクションルールの組み合わせがどのようになっているかがわからない場合、1 つのファジィ変数の値 (ファジィ集合) が変更されれば、全てのファジィプロダクションルールの推論演算を行なう必要がある。

- ATMS によりファジィ推論過程が登録されている場合

  ファジィ変数ノードの justification と consequent の内容によって、ファジィ推論過程でのファジィプロダクションルールの組み合わせがどのようになっているかということがわかるので、1 つのシステム入力ファジィ変数の値 (ファジィ集合) が変更されれば、その影響を受けるファジィプロダクションルールがわかり、再度、どのファジィプロダクションルールの推論演算を行なえばよいかがわかる。

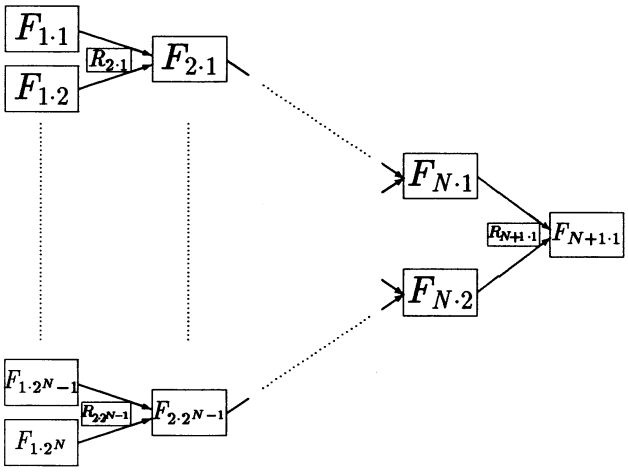
の 2 つの演算方法の演算回数を比較する。

ファジィ推論過程で用いられている全てのファジィプロダクションルール数を全ルール数、各ファジィプロダクションルールでのファジィ関係を用いた推論実行時の演算の回数を推論実行時の演算回数とする。

まず、ファジィ推論過程でのファジィプロダクションルールの組み合わせが高さ N の完全 2 分木の場合 (図 4 参照) について示す。

- 全ルール数

  全ルール数を R_N とすると、



F_x ： ファジィ変数
R_x ： ファジィファジィプロダクションルール

図 4: ファジィ推論過程の例 (高さ N の完全 2 分木)

$$\begin{aligned} R_N &= 2^0 + 2^1 + 2^2 + \cdots + 2^{N-1} \\ &= \sum_{k=1}^{N} 2^{k-1} \\ &= 2^N - 1 \end{aligned}$$

- 推論実行時の演算回数

  1. ファジィ推論過程が登録されていない場合
     推論実行時の演算回数は全ファジィプロダクションルール数と一致するので、
     演算回数 $C_1 = R_N = 2^N - 1$
  2. ATMS によりファジィ推論過程が登録されている場合
     1 つのシステム入力ファジィ変数の値 (ファジィ集合) の変更の影響を受けるファジィプロダクションルールの推論演算だけを行なえばよいので、ファジィ推論システムの、ある 1 つの入力ファジィ変数から推論システムの出力ファジィ変数までの経路 (葉から根までの経路) にあるファジィプロダクションルールのみ、推論演算を行なう。
     演算回数 C_2 = 木の高さ $= N$

  以上より、ATMS によりファジィ推論過程が登録されている場合、演算回数は $2^N - 1$ から N へ減少することが導かれる。

推論過程が一般的な木の場合、一般的なグラフの場合も同様に証明でき、演算回数はいずれもファジィ推論過程が登録されていない場合よりも、ATMS によりファジィ推論過程が登録されている場合のほうが減少することが導かれる。

5 おわりに

本研究で作成したファジィ推論過程管理システムは複数のファジィプロダクションルールからなる推論過程を ATMS を用いて管理することにより、ファジィ関係の検索回数の減少、及び、ファジィ集合、ファジィ関係 (ファジィプロダクションルールのルール文) の変更に伴う再演算時の演算回数の減少を実現した。また、本システムが推論過程を記録していることにより、システムの出力結果を得るだけでなく、ATMS ノードの内容から、出力結果がどのような状況で推論されたかを解析することが可能となる。

しかし、ルール数の増加によるメモリ負荷増大の問題については未解決である。また、本システムに対するデータの入出力がリスト形式であり、間違った入力データに対する処理も不十分であるなど、ユーザー・インタフェースに関して改良の余地がある。

今後は、上記の問題点の改良、及び、本システムを用いたファジィエキスパートシステムの構築や、ファジィ推論とクリスプ推論からなる推論過程の管理方法の検討などを行なう必要がある。

参考文献

[1] de Kleer,J., *An Assumption-based TMS*, Artificial Intelligence, Vol.28 pp.127-162, (1986)

[2] 三矢, 田中, C 言語による実用ファジィブック, ラッセル社, (1989)

[3] 水本, 種々のファジィ推論法, 信学論 (D) Vol.J64-D No.5 pp.379~386, (1981)

[4] 水本, 種々のファジィ入力をもつファジィ推論, 信学論 (D) Vol.J65-D No.9 pp.1175~1182, (1982)

[5] 水本, 新しい推論の合成規則の下でのファジィ推論, 信学論 (D) Vol.J65-D No.11 pp.1319~1325, (1982)

[6] 馬野, ファジィ集合論とソフトウェア, 情報処理 Vol.30 No.8 pp.922~pp.930, (1989)

[7] 馬野, ファジィ・エキスパート・システムの現状と展望, 日本ファジィ学会誌 Vol.2 No.2 pp.115~pp.124, (1990)

問い合わせ先

〒 466 名古屋市昭和区御器所町
名古屋工業大学工学部電気情報工学科
大杉 健一
TEL 052-732-2111 内線 2626
FAX 052-733-6589
e-mail kohsugi@eureka.elcom.nitech.ac.jp

W5－2（R7）

不確実性伝播ルールに基づく多重多段推論法

Multi-fold Multi-stage Reasoning Based on Uncertainty Propagation Rules

乾口雅弘
Masahiro INUIGUCHI
大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

久米靖文
Yasufumi KUME
大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

Abstract : In this paper, a method of fuzzy reasoning is proposed based on uncertainty propagation rules. The necessity measure constructed by reciprocal Gödel implication is employed as a measure of uncertainty. The formulated fuzzy reasoning method is improved its defects away and extended to multi-fold multi-stage reasoning. The proposed fuzzy reasoning method is compaired with the conventional ones using some simple examples requiring multi-fold multi-stage reasoning. In the proposed fuzzy reasoning method, the inference is made rapidly when all fuzzy parameters are represented by trapezoidal fuzzy numbers and the explosion of uncertainty by applying the same fuzzy rules repititionally and the separation of the conclusion do not appear.

1．はじめに

本研究では，DuboisとPrade[1]により提案されている不確実性伝播ルールに基づき，ファジィ推論を定式化する．この際，不確実性を表す測度として，対偶 Gödel含意を用いた必然性測度[2] を用いる．定式化されたファジィ推論法を多重多段の場合に拡張する．また，すべてのファジィパラメータが台形型ファジィ数である場合を取り上げ，比較的容易に結論が得られることを示す．最後に，多重多段推論を必要とする簡単な数値例により，従来法と比較検討する．

2．不確実性伝播ルール

DuboisとPrade[1]は，ファジィルール"if x∈A then y∈B"（以後A⇒Bと記す）を漸次的ルール，不確実性生成ルール，不確実性伝播ルールに分類している．ただし，A，Bはそれぞれ，X，Y上のファジィ集合である．ここでは，不確実性伝播ルールについて述べる．

ファジィルールA⇒Bの一つの解釈として，

"The more x∈A is L,
the more y∈B is L" (1)

が考えられる．ここで，Lは possible, certain (necessary), probable などの不確実性を表す形容詞である．不確実性を表す測度をGとすると，(1)式は，

"The higher G(A), the higher G(B)" (2)

と書ける．このルールは次のように定式化できる．

$$G(A)\leqq G(B) \tag{3}$$

つまり，h＝G(A)であるとき，G(B)≧hとなるyの分布（可能性分布，確率分布など）の集合が推論される．

3．ファジィ推論の基本的定式化

本章では，Lを "certain"とする不確実性伝播ルール$A_i\Rightarrow B_i$ $(i=1,2,\cdots,m)$のもとでのファジィ推論を定式化する．この際，"certain"を表す必然性測度[2]として，

$$\mathcal{L}_C(D)=\inf_z\{\mu_C(z)\,\tilde{\leftarrow}\,\mu_D(z)\} \tag{4}$$

を用いる．ここで，Cは全体集合Z上の可能性分布，DはZ上のファジィ集合であり，μ_C，μ_Dはそれぞれ，C，Dのメンバシップ関数である．また，$\tilde{\leftarrow}$は，

$$a\,\tilde{\leftarrow}\,b=\begin{cases}1 & ; a\leqq b\\ 1-a & ; a>b\end{cases},\qquad a,b\in[0,1] \tag{5}$$

なる対偶Gödel含意である．

いま，事実"x∈A"が与えられたとする．この事実は，xが可能性分布Aに制限されることを意味するので，不確実性伝播ルール$A_i\Rightarrow B_i$を通して，

$$\mathcal{L}_A(A_i)\leqq\mathcal{L}_B(B_i) \tag{6}$$

なるyを制限する可能性分布Bが結論となる．(6)式を満たすBは無限に存在するが，その包含の意味での最大元$B_i\hat{}$は，

$$\mu_{B_i\hat{}}(y)=\mu_{B_i}(y)\vee(1-\mathcal{L}_A(A_i)) \tag{7}$$

となる．ただし，$a\vee b=\max(a,b)$である．図1に$B_i\hat{}$を図示する．明らかに，可能性分布の集合$\{B\mid\mu_B(y)\leqq\mu_{B_i\hat{}}(y),\ \forall y\in Y\}$は(6)式を満たす可能性分布の集合に一致する．このように，最大元$B_i\hat{}$により(6)式を満たすすべての可能性分布を定めることができるので，以下では，$B_i\hat{}$をルール$A_i\Rightarrow B_i$からの結論と考える．

多重推論の場合は，m個のルールそれぞれから得られた$B_i\hat{}$をminimum演算で結合して，結論の最大元$B\hat{}$が次のように得られる．

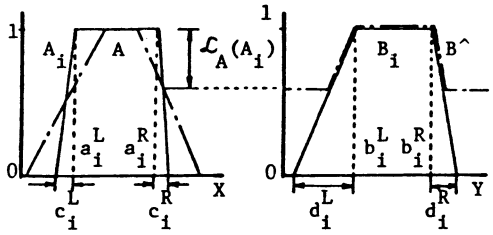


図1．$B_i^\wedge$の例

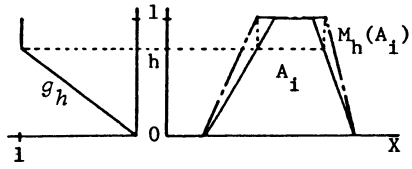


図2．$M_h(C)$の例

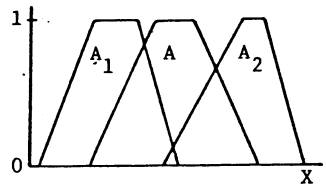


図3．$B^\wedge$が全体集合となるAの例

$$\mu_{B^\wedge}(y)=\min_{i=1}^{n}\mu_{B_i^\wedge}(y) \quad (8)$$

上述のように定式化されたファジィ推論法について，モーダスポーネンス，三段論法などが成立する．

4．問題点とその改良

4.1 拡大化言語ヘッジ関数の導入

i番目の不確実性伝播ルールと事実から全体集合でない結論の最大元$B_i^\wedge$を導くための必要条件は，(7)式より次のようになる．

$$[A]_1\subseteq[A_i]_1 \quad (9)$$

ただし，$[A]_h=\{x\mid\mu_A(x)\geqq h\}$である．

したがって，A_iといくら類似した事実Aが得られても，(9)式を満足しない限りi番目のルールから意味のある結論は得られない．

本節では，この問題点を改善するため，パラメータ$h\in[0,1]$をもつ拡大化言語ヘッジ関数

$$g_h(p)=\begin{cases}1 & ;\ p\geqq h\\ 1/h & ;\ p<h\end{cases},\quad p\in[0,1] \quad (10)$$

を導入する．この言語ヘッジ関数は，修飾語"だいたい"に対応していると考えられる．ここで，

$$\mu_{M_h(C)}(z)=g_h(\mu_C(z)) \quad (11)$$

なるメンバシップ関数をもつファジィ集合$M_h(C)$を定める．$M_h(C)$を図2に示す．g_hを導入すると，(6)式は次式で置き換えられる．

$$\mathcal{L}_A(M_h(A_i))\leqq\mathcal{L}_B(M_h(B_i)) \quad (12)$$

(12)式に基づき同様にファジィ推論が構成できるが，問題となるのは，パラメータhの定め方である．本研究では，$h\in[0,1]$のもとで，次の$q(h)$を最大化する最大のhと定める．

$$q(h)=h\wedge f(\mathcal{L}_A(M_h(A_i))) \quad (13)$$

ただし，$\mathcal{L}_A(M_h(A_i))>T$なるルールのみを用いるため，$f:[0,1]\to[0,1]$を次式で定義する．

$$f(p)=0\vee(p-T)/(1-T) \quad (14)$$

上述のように改良すると，全体集合でない結論$B_i^\wedge$を導くための必要十分条件は，

$$[A]_{1-T}\subseteq(A_i)_0 \quad (16)$$

となり，$T=0$のとき，(9)式が緩和されることがわかる．

4.2 新たなルールの導出

m個のルールのもとで，全体集合でない結論$B^\wedge$が得られるためには，いずれかのルールについて(16)式が満足されなければならない．したがって，図3のような場合，意味のある結論を得ることができない．本節では，この欠点を克服するための一方法を提案する．

命題論理において，次式が成立する．

$$\vdash((\alpha\to\beta)\&(\gamma\to\delta))\to(\alpha\vee\gamma\to\beta\vee\delta) \quad (17)$$

ただし，α，β，γ，δは論理式，&，$\vee$，$\to$は連言，選言，含意である．このことより，二つのファジィルール$A_i\Rightarrow B_i$，$A_j\Rightarrow B_j$から，$A_i\cup A_j\Rightarrow B_i\cup B_j$を導くことができる．一般に，n個のファジィルール$A_i\Rightarrow B_i$，$i=1,2,\cdots,n$から$\bigcup_{i=1}^{n}A_i\Rightarrow\bigcup_{i=1}^{n}B_i$を導くことができる．$\bigcup_{i=1}^{n}A_i$，$\bigcup_{i=1}^{n}B_i$は凸集合になるとは限らないので，本研究では，結論の凸性を保存するため，

$$h^N=\sup_h\{h\mid[\bigcup_{i=1}^{n}A_i]_h,\ [\bigcup_{i=1}^{n}B_i]_h\text{が全体集合でない凸集合である}\} \quad (18)$$

と定め，導かれたルールを用いるとき，$h\in[0,h^N]$のもとで$q(h)$の最大化問題を考える．

4.3 多段推論への拡張

第一段目の推論結果は，$B^\wedge$に含まれるすべての可能性分布の集合となる．この集合を$\wp$と記すと，多段推論の場合，$\wp$のもとでの必然性測度$\mathcal{L}_\wp(C)$を定義する必要がある．必然性測度の意味から考えると，$\wp$内の各可能性分布に基づく必然性測度の最小値を$\wp$のもとでの必然性の値とすべきであるから，次のようになる．

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_\wp(C)&=\inf_B\{\mathcal{L}_B(C)\mid\mu_B(y)\leqq\mu_{B^\wedge}(y),\ \forall y\in Y\}\\&=\mathcal{L}_{B^\wedge}(C)\end{aligned} \quad (19)$$

以上より，多段推論の場合も同様な方法を繰り返すことにより，結論が得られる．

5．台形型ファジィ数の場合のパラメータ表示

本章では，すべてのファジィパラメータA，A_i，B_iが台形型ファジィ数として表される場合を考察する．台形型ファジィ数は，図1に示すように，台形の上底の左右の2点と左右の広がりを表す四つのパラメータで定めることができる．そこで，四つのパラメータを用いて，$A=(a^L,a^R,c^L,c^R)$，$A_i=(a_i{}^L,a_i{}^R,c_i{}^L,c_i{}^R)$，$B_i=(b_i{}^L,b_i{}^R,d_i{}^L,d_i{}^R)$と表現する（図1参照）。また，図1に示すように，結論$B_i^\wedge$は$(b_i{}^L,b_i{}^R,d_i{}^L,d_i{}^R,L_{\alpha i})$と五つのパラメータで表現できる．ただし，$L_{\alpha i}=\mathcal{L}_A(A_i)$である．

5.1 必然性測度の値の求め方

A，A_iが台形型ファジィ数で表現されるとき，

$$\mathcal{L}_A(A_i) = \begin{cases} 0 & ; a^L \le a_i^L \text{ または } a^R > a_i^R \\ L_1 \wedge L_2 \wedge 1 & ; a^L \ge a_i^L,\ a^R \le a_i^R \end{cases} \quad (20)$$

$$L_1 = \begin{cases} 1 & ; a^L - c^L \ge a_i^L - c_i^L \\ 1 + (a^L - a_i^L)/(c^L - c_i^L) & ; \text{その他} \end{cases} \quad (21)$$

$$L_2 = \begin{cases} 1 & ; a^R + c^R \le a_i^R + c_i^R \\ 1 - (a^R - a_i^R)/(c^R - c_i^R) & ; \text{その他} \end{cases} \quad (22)$$

と容易に，$\mathcal{L}_A(A_i)$を計算できる．

5.2 q(h)の最大化問題に対する解法

この場合，$M_h(A_i)$も台形型ファジィ数$(a_i^L-(1-h)\cdot c_i^L, a_i^R+(1-h)\cdot c_i^R, h\cdot c_i^L, h\cdot c_i^R)$となるので，q(h)の最大化問題は，次のアルゴリズムにより容易に解ける．

〔アルゴリズムⅠ〕

Step 1. $h^1=(\sup[A]_1 - a_i^L + c_i^L)/c_i^L$，$h^2=(a_i^R - \inf[A]_1 + c_i^R)/c_i^R$，$h^U = 1 \wedge h^1 \wedge h^2$ を求める。$h^L = h^U$とおく。

Step 2. $h=h^U$ として，$F(h)=f(\mathcal{L}_A(M_h(A_i)))$，$q(h)=h\wedge F(h)$を求める。$h^L=q(h)$とする。

Step 3. $h^U - q(h) \le \varepsilon$ なら終了する。このとき、解はhである。

Step 4. $q(h) \ge h^L$ のとき、$h^L=h$とする。$q(h)<h^L$ のとき、$h^U=h$ とする。

Step 5. $h=(h^L+h^U)/2$として、$F(h)=f(\mathcal{L}_A(M_h(A_i)))$，$q(h)=h\wedge F(h)$を求め，Step 3 へ戻る。

この場合にも、推論結果$B_i\hat{}$ は$B_i\hat{}=(s_i^L, s_i^R, t_i^L, t_i^R, L_{ai})$とパラメータ表示できる。ただし，

$$s_i^L = b_i^L - (1-h^*)\cdot d_i^L \quad (23)$$

$$s_i^R = b_i^R + (1-h^*)\cdot d_i^R \quad (24)$$

$$t_i^L = h^*\cdot d_i^L \quad (25)$$

$$t_i^R = h^*\cdot d_i^R \quad (26)$$

$$L_{ai} = \mathcal{L}_A(M_{h^*}(A_i)) \quad (27)$$

であり，q(h)を最大化する最大のhをh^*とする。

なお，n個のルールから，導かれたルールを用いる場合もほとんど同様に取り扱える．

5.3 推論結果$B_i\hat{}$の統合

結論$B\hat{}$ は各ファジィルールによる推論結果$B_i\hat{}$の共通集合として得られる．$B_i\hat{}$が$B_i\hat{}=(s_i^L, s_i^R, t_i^L, t_i^R, L_{ai})$ とパラメータ表示できるように、$B\hat{}$もいくつかのパラメータで表示できれば便利である．ここでは、$B\hat{}$の近似パラメータ表現を考える．

$B_i\hat{}\neq Y$，$B_j\hat{}\neq Y$なる二つの$B_i\hat{}=(s_i^L, s_i^R, t_i^L, t_i^R, L_{ai})$，$B_j\hat{}=(s_j^L, s_j^R, t_j^L, t_j^R, L_{aj})$ を統合する場合を考える．$B_1^{\#}=(q_1^L, q_1^R, r_1^L, r_1^R, L_1)$，$B_2^{\#}=(q_2^L, q_2^R, r_2^L, r_2^R, L_2)$を$B_i\hat{}$，$B_j\hat{}$から次のように構成する．

(i) $L_{ai}\neq L_{aj}$の場合、次のように定める．

$q_1^L = s_i^L \vee s_j^L$，$q_1^R = s_i^R \wedge s_j^R$，$L_1 = L_{ai} \wedge L_{aj}$，

$r_1^L = [q_1^L - \{(s_i^L - t_i^L\cdot L_1) \vee (s_j^L - t_j^L\cdot L_1)\}]/L_1$，

$r_1^R = [\{(s_i^R + t_i^R\cdot L_1) \wedge (s_j^R + t_j^R\cdot L_1)\} - q_1^R]/L_1$，

$L_2 = L_{ai} \vee L_{aj}$，$r_2^L = (Q_2^L - R_2^L)/(L_2 - L_1)$，

$r_2^R = (R_2^R - Q_2^R)/(L_2 - L_1)$，

$q_2^L = Q_2^L + L_1\cdot r_2^L$，$q_2^R = Q_2^R - L_1\cdot r_2^R$

$$Q_2^L = \begin{cases} s_i^L - t_i^L\cdot L_1 & ; L_{ai} < L_{aj} \\ s_j^L - t_j^L\cdot L_1 & ; L_{ai} > L_{aj} \end{cases}$$

$$Q_2^R = \begin{cases} s_i^R + t_i^R\cdot L_1 & ; L_{ai} < L_{aj} \\ s_j^R + t_j^R\cdot L_1 & ; L_{ai} > L_{aj} \end{cases}$$

$$R_2^L = \begin{cases} s_i^L - t_i^L\cdot L_2 & ; L_{ai} < L_{aj} \\ s_j^L - t_j^L\cdot L_2 & ; L_{ai} > L_{aj} \end{cases}$$

$$R_2^R = \begin{cases} s_i^R + t_i^R\cdot L_2 & ; L_{ai} < L_{aj} \\ s_j^R + t_j^R\cdot L_2 & ; L_{ai} > L_{aj} \end{cases}$$

(ii) $L_{ai}=L_{aj}$の場合、$B_1^{\#}$を(i)と同様に定め、$B_2^{\#}$を$B_1^{\#}=B_2^{\#}$と定める。

このように、$B_1^{\#}$，$B_2^{\#}$を定めると、図4(a)，(b)の二つの場合が考えられ、常に、次式が成立する．

$$B_1^{\#} \cap B_2^{\#} \subseteq B_i\hat{} \cap B_j\hat{} \quad (28)$$

図4より、$B_1^{\#}\cap B_2^{\#}$は$B_i\hat{}\cap B_j\hat{}$の近似と考えられる．以下では、この考え方に基づき$B\hat{}$ を近似する．

$B_i\hat{}\neq V$なる$B_i\hat{}=(s_i^L, s_i^R, t_i^L, t_i^R, L_{ai})$ がn個あるとする．上述の考え方に基づき、$B\hat{}$ の近似を考えると、n個の$B_j^{\#}$が必要になり、nが極端に大きい場合には、現実的ではない．そこで、予め個数zを定め、z個の$B_j^{\#}$で$B\hat{}$ を近似する．さらに、この際、L_1，L_2に対応して定められるL_jの値がすべて小さ過ぎれば、$B\hat{}$ の近似として適切ではない．これに対処するため、各L_jに下限値K_jを与える．以上より、各$B_j^{\#}=(q_j^L, q_j^R, r_j^L, r_j^R, L_j)$は、次のアルゴリズムにより定められる。

〔アルゴリズムⅡ〕

Step 1. $L_0=0$，$j=1$とおく．

Step 2. $Q_j^L=-\infty$，$Q_j^R=+\infty$，$R_j^L=-\infty$，$R_j^R=+\infty$，$L_j=1$ とおく．

Step 3. $L_{j-1}\ge K_z$ ならば、Step 17へ行く．

Step 4. $i=1$とする．

Step 5. $i>n$ならば、Step 11へ行く．

Step 6. $L_{ai}<K_j$ あるいは $L_{ai}\le L_{j-1}$ならば、$i=i+1$として、Step 5へ戻る．

Step 7. $Q_j^L < s_i^L - t_i^L\cdot L_{j-1}$ ならば、$Q_j^L = s_i^L - t_i^L\cdot L_{j-1}$とする．

Step 8. $Q_j^R > s_i^R + t_i^R\cdot L_{j-1}$ ならば、$Q_j^R = s_i^R + t_i^R\cdot L_{j-1}$とする．

Step 9. $L_j > L_{ai}$ならば、$L_j = L_{ai}$とする．

Step 10. $i=i+1$ として、Step 5へ戻る．

Step 11. $i=1$ とする．

Step 12. $i>n$ならば、$j=j+1$とする．$j>z$ならば、終了する．$j\le z$ならば、Step 2へ戻る．

Step 13. $R_j^L < s_i^L - t_i^L\cdot L_j$ならば、$R_j^L = s_i^L - t_i^L\cdot L_j$とする．

Step 14. $R_j^R > s_i^R + t_i^R\cdot L_j$ならば、$R_j^R = s_i^R + t_i^R\cdot L_j$とする．

Step 15. $r_j^L = (Q_j^L - R_j^L)/(L_j - L_{j-1})$，$r_j^R = (R_j^R - Q_j^R)/(L_j - L_{j-1})$，$q_j^L = Q_j^L + L_1\cdot r_j^L$，$q_j^R = Q_j^R - L_1\cdot r_j^R$とする．

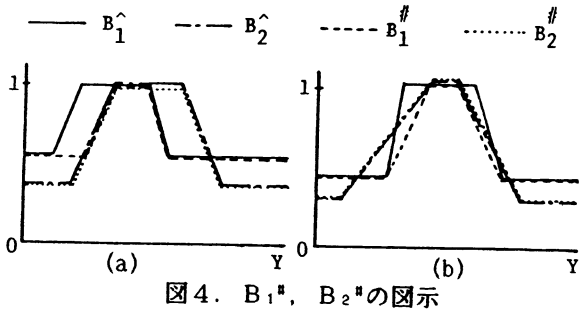
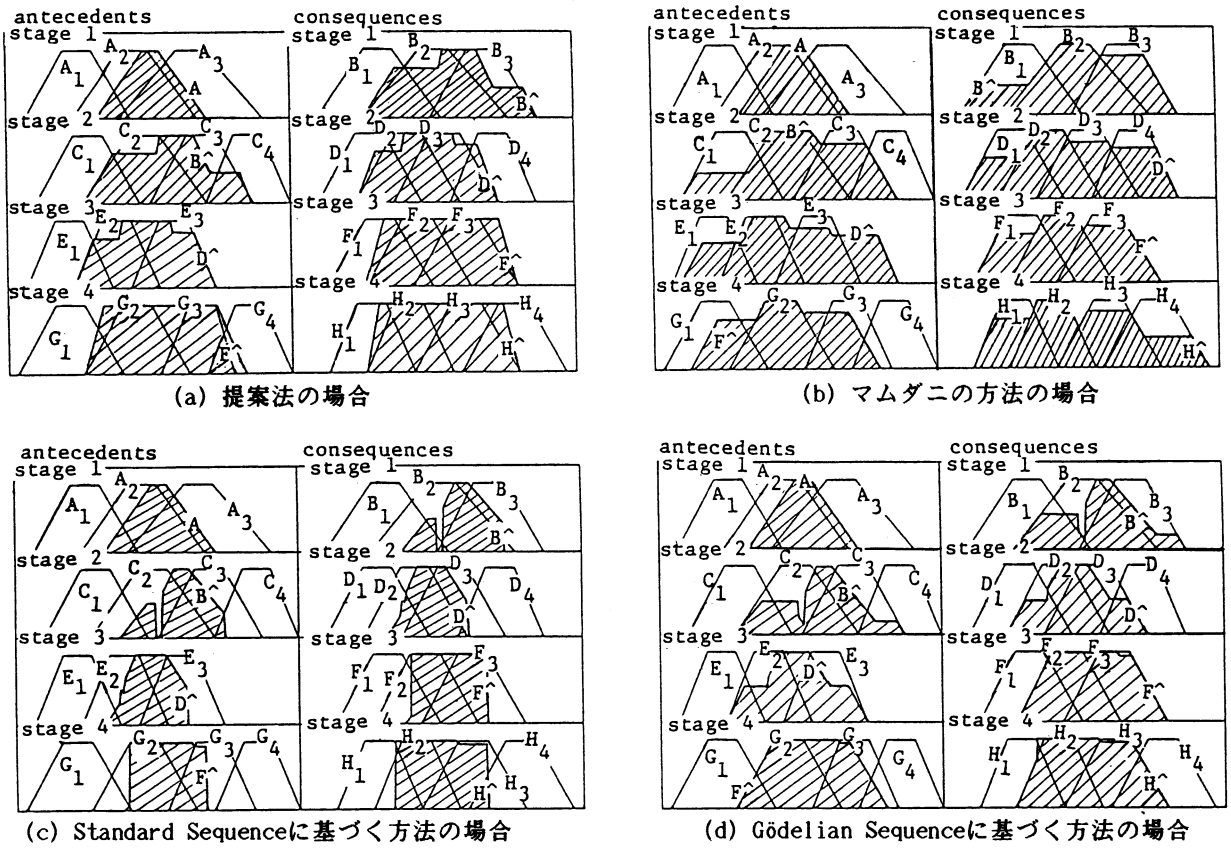


図4．$B_1^{\#}$，$B_2^{\#}$の図示



(a) 提案法の場合　(b) マムダニの方法の場合

(c) Standard Sequenceに基づく方法の場合　(d) Gödelian Sequenceに基づく方法の場合

図5. 提案法と従来のファジィ推論法の比較

Step 16. i＝i+1 として、Step 12へ戻る.
Step 17. $B_j^{\#}=B_{j-1}^{\#}$とする.
Step 18. j＝j+1とする。j＞zならば、終了する. j≦z ならば、Step 17へ戻る.

アルゴリズムⅡのStep 17,18は本質的ではなく、Step 17へ来たときのjを記録して、これらを省略することができる（j-1個の$B_j^{\#}$により$B^{\wedge}$を近似する）.

5.4 多段推論の場合の必然性測度の算出

多段の場合に対処するため, $B^{\wedge}$がz個の$B_j^{\#}=(q_j^L, q_j^R, r_j^L, r_j^R, L_j)$で近似される場合の$\mathcal{L}_{B^{\wedge}}(M_h(C))$の値の算出方法を述べる. これは, アルゴリズムⅢにより求められる. ただし, $B_j^{\#\#}=(q_j^L, q_j^R, r_j^L, r_j^R)$である.

〔アルゴリズムⅢ〕

Step 1. j＝1とする。
Step 2. $L=\mathcal{L}_{B_j^{\#\#}}(M_h(C_i))$を求める。
Step 3. L≦L_j ならば、終了する。
Step 4. $[B_{j+1}^{\#\#}]_{L_j}\subseteq[M_h(C_i)]_{L_j}$ならば、j ＝j+1として、Step 2へ戻る。
Step 5. L＝L_jとして、終了する。

6. 簡単な数値例による従来法との比較

本章では, 多重４段推論の簡単な数値例を用いて, 従来法（マムダニの方法, Standard Sequence, Gödelian Sequenceに基づく方法[3]）と比較する. なお, T＝0, z ＝5, k_1＝0, k_2＝0.25, k_3＝0.5, k_4＝0.75, k_5＝1として, 本提案法を適用する. 図５(a), (b), (c), (d)に同じルールに基づくそれぞれの方法による結果の一例を示す. 比較の結果をまとめると, およそ次のようになる.

- マムダニの方法では, 計算は最も容易であるが, 推論結果が単峰になるとは限らない. また, 前提と同じ結論を導くルール（$A_i \Rightarrow A_i$）を繰り返し適用することにより, 推論結果のあいまいさが増大する欠点がある.
- Standard SequenceおよびGödelian Sequenceに基づく方法では, 前提と同じ結論を導くルールを繰り返し適用しても推論結果のあいまいさは増大しないが, 推論結果が単峰になるとは限らず, 一段の推論に非凹計画問題を解く必要があり, 計算がかなり困難である.
- 本提案法では, 推論結果が単峰になり, 前提と同じ結論を導くルールを繰り返し適用してもあいまいさは増大しない. また, 計算も有限個のパラメータを求めればよいので, マムダニの方法ほど容易ではないが, 比較的容易である.

参考文献

[1] D.Dubois and H.Prade: Handling Uncertainty in Expert Systems: Pitfalls, Difficulties, Remedies, in E.Hollnagel(ed.): The Reliability of Expert Systems, Ellis Horwood, 64-118 (1989).
[2] 乾口他:Gödel含意を用いた可能性と必然性について, 計測自動制御学会論文集, Vol.25, 592-599 (1989).
[3] 水本:種々のファジィ推論法－If…then…の場合－, 電子通信学会論文誌, Vol.J64-D, 379-386 (1981).

W5－3（R7）

ファジィ・エキスパート・システムにおける多重多段推論について

Multi-fold and Multi-stage Fuzzy Reasonig in a Fuzzy Expert System

井室元良　吉田和明　前田博
Motoyoshi Imuro　Kazuaki Yoshida　Hiroshi Maeda

九州工業大学　工学部
Faculty of Engineering , Kyushu Institute of Technology

Abstruct:In multi-stage fuzzy reasoning used Mamdani's method, result is much vague.This paper investigates expansion of fuzziness in multi-fold and multi-stage fuzzy reasoning in a point of view that when fact fuzzy sets,antecedent fuzzy sets and consequent fuzzy sets are regular sets ,which have some elements with a unit membership value, the result fuzzy set must be regular set.We investigate a method of fuzzy reasoning used confidence of fuzzy rule and fact.The feature of this method is to take confidence in the fuzzy sets of a fact and an implication.

1．はじめに

現在，Mamdaniの方法を用いて多段ファジィ推論を行うと，推論段数が増えるに従い，推論結果のメンバーシップ関数の値が0に近づき，結果としての意味があまりなくなってしまうという問題がある．ここでは，ルールの前件，後件と事実のファジィ集合がメンバーシップ値1を持つ正規集合ならば結果のファジィ集合も正規集合であるべきであるという観点から，既存のファジィ推論方法についてあいまいさの広がり方を調べる．また，事実やルールに確信度のついた場合のファジィ推論方法について従来のファジィ集合と確信度を個別に求める方法と異なる，確信度をファジィ集合に取り込んだ方法を検討する．

2．ファジィ推論

ここでは，ファジィ推論の簡単な説明をする．ファジィ推論はいくつかのファジィ条件文と前提のファジィ命題から結果のファジィ命題を求める推論方法である．まず，簡単な例としてファジィ・モーダス・ポーネンス

$$\frac{\begin{array}{l}\text{If } x \text{ is } A \text{ then } y \text{ is } B\\ x \text{ is } A'\end{array}}{y \text{ is } B'} \qquad (1)$$

を取り上げる．ここで x,y は対象名，A，A'，B，B'はそれぞれU，U，V，V上のファジィ集合である．以下，簡単のため (1) を

$$\frac{\begin{array}{l}A \rightarrow B\\ A'\end{array}}{B'} \qquad (1')$$

と表す．

ファジィ条件文A→Bとファジィ命題A'から直接B'を推論する直接法はA→BをU×V上のファジィ集合に変換したものとA'との合成∘を行うことにより，B'を求めるものである．すなわちB'を

$$B' = A' \circ (A \rightarrow B) \qquad (2)$$

から直接求めるものである．

ここで合成演算∘はmax-min合成やmax-⊙合成が通常用いられる．（限界積⊙，$x \odot y = \max\{0, x+y-1\}$）

ファジィ条件文A→Bをファジィ関係に変換する1つの方法として Zadeh は次の方法Raを考えた．

$$\mu_{R_a}(u,v) = 1 \wedge (1 - \mu_A(u) + \mu_B(v)) \qquad (3)$$

（簡単のため∧はmax,∨はminを表すとする．）

これに対してMamdaniの考えた方法Rcは

$$\mu_{R_c}(u,v) = \mu_A(u) \wedge \mu_B(v) \qquad (4)$$

である．

この2つの方法が最もよく知られた方法であるが，これらの方法のほかにも方法Rg

$$\mu_{R_g}(u,v) = \begin{cases} 1 & \cdots\cdots \ \mu_A(u) \leqq \mu_B(v) \\ \mu_B(v) & \cdots\cdots \ \mu_A(u) > \mu_B(v) \end{cases} \qquad (5)$$

や方法Rs

$$\mu_{R_s}(u,v) = \begin{cases} 1 & \cdots\cdots \ \mu_A(u) \leqq \mu_B(v) \\ 0 & \cdots\cdots \ \mu_A(u) > \mu_B(v) \end{cases} \qquad (6)$$

などがある．

3．ファジィ推論と多段ファジィ推論

ここでは，各方法でファジィ推論を行ったときの結果の特徴と，多段ファジィ推論を行った時の問題について説明する．(2)式において一般のAと異なるA’に対するMamdaniの方法Rcによる推論結果B’は合成演算∘にmax－min合成を用いると

$$\mu_{B'}(v)=\bigvee_{u}\{\mu_{A'}(u)\wedge\mu_{A}(u)\wedge\mu_{B}(v)\}$$
$$=a\wedge\mu_{B}(v) \qquad (7)$$

となる．ここでaは

$$a=\bigvee_{u}\{\mu_{A'}(u)\wedge\mu_{A}(u)\} \qquad (8)$$

であり，ファジィ集合AとA’がどれぐらい適合しているかを表す適合度と考える事ができ，推論結果のメンバーシップ関数 $\mu_{B'}(v)$ は図1のようになる．

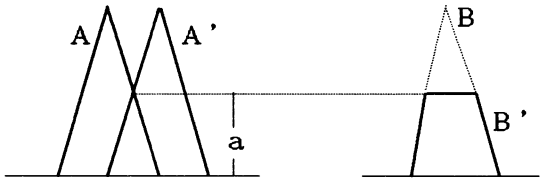


図1　方法Rc

方法Rcでは，a＜1の時，推論結果は非正規集合になる．非正規集合は全体集合に完全に属する要素が存在しない集合である．しかし，ルールの前件，後件が正規集合であるとき，含意は正規集合を正規集合に移すものである．そこで，さらに事実が正規集合であるならば結論は正規集合であるべきである．方法Rcでは，この本論文の観点にあわない結果を得る．

次に，方法Ra，Rg，Rsによる推論結果B’は

$$a=\bigvee_{u,\ \mu_{A}(u)=0}\{\mu_{A'}(u)\} \qquad (9)$$

$$b=\bigwedge_{u,\ \mu_{A'}(u)=1}\{\mu_{A}(u)\} \qquad (10)$$

とすると図2のようになる．（Raでは，aの値が異なる）

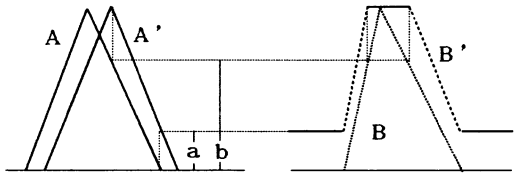


図2　方法Ra，Rs，Rg

図2の ---- の部分は方法Ra，Rs，Rgによって値が異なる．

方法Ra，Rs，Rgではルールの前件，後件と事実が正規集合ならば，ファジィ推論を行った結果も正規集合になり，本論文の観点にあう結果を得る．

次に以下に示すような一般的な多段ファジィ推論について考える．

規則1	:	A1’	→	A2
規則2	:	A2’	→	A3
規則3	:	A3’	→	A4
・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・				
規則n－1	:	An－1’	→	An
事実	:	A1”		
結果	:	An”		

(11)

ただし，Ai’，Ai”⊆Ui　である．

式(11)においてMamdaniの方法を用いて推論結果An”を合成則max-min合成で求めると

$$\mu_{An''}(Un)=a1\wedge a2\wedge\cdots\wedge an\text{-}1\wedge\mu_{An}(Un) \qquad (12)$$

ただしaiはファジィ集合Ai’とAi”の適合度である．これは図1のaの部分がa1∧a2∧・・・∧an-1になったものである．ここで

$$a1\wedge a2\wedge\cdots\wedge an \leqq a1\wedge a2\wedge\cdots\wedge an\text{-}1 \qquad (13)$$

なので，Mamdaniの方法Rcを用いた推論方法では一般的に推論段数が増えるにつれて推論結果が非正規である度合いが大きくなる．また，方法Ra，Rg，Rsを用いた推論結果An”は

$$a_i=\bigvee_{u,\ \mu_{Ai'}(u)=0}\{\mu_{Ai''}(u)\} \qquad (14)$$

$$b_i=\bigwedge_{u,\ \mu_{Ai''}(u)=1}\{\mu_{Ai'}(u)\} \qquad (15)$$

とすると図2のa，bの部分がそれぞれ an，bn になったものである．また，ここで，

$$a_i\geqq a_{i-1} \qquad (16)$$

$$b_i\leqq b_{i-1} \qquad (17)$$

であり，方法Ra，Rg，Rsでは推論段数が増えるほど，メンバーシップ関数の値が全体的に1に近づき，無知である度合いが大きくなる．しかし，推論結果は正規集合であり，本論文の観点には，あっている

4．多重ファジィ推論と多重多段ファジィ推論

ここでは，多重ファジィ推論について説明する．また，多重ファジィ推論では方法Rs，Rgが合理的な内挿を行い，良い結果を得ることが報告されているが[1]，これらの方法が，事実と，ルールの後件，前件が正規集合であっても結果が非正規集合になる場合について調べる．次のような多重ファジィ推論について考えてみる．

規則1	:	A1	→	B1	else
規則2	:	A2	→	B2	else
・・・・・・・・・・・・・					
規則n	:	An	→	Bn	
事実	:	A’			
結果	:	B’			

(18)

ただしＡｉ⊆Ｕ，Ｂｉ⊆Ｖである．

Mamdaniの方法を用いて結論Ｂ’を求める場合，"else"は"or"と解釈され，合成演算∘としてmax-min合成を用いれば

Ｂ’

＝Ａ’∘［（Ａ１→Ｂ１）OR・・・OR（Ａｎ→Ｂｎ）］

＝Ａ’∘［（Ａ１→Ｂ１）∪・・・∪（Ａｎ→Ｂｎ）］

＝［Ａ’∘（Ａ１→Ｂ１）］∪　・・・

∪［Ａ’∘（Ａ１→Ｂ１）］

＝Ｂ１’∪Ｂ２’∪・・・∪Ｂｎ’　　(19)

となり，これは個々のルールＡｉ→Ｂｉと事実Ａ’から得られる推論結果Ｂｉ’＝Ａ’∘（Ａｉ→Ｂｉ）の結び∪になっている[1]．このことから，多重多段ファジィ推論を行ったときも多段ファジィ推論を行ったときと同じように，段数を重ねると，推論結果が非正規である度合いが大きくなることが分かる．

また，方法Ｒａ，Ｒｇ，Ｒｓでは"else"は"and"と解釈され推論結果Ｂ’は

Ｂ’

＝Ａ’∘［（Ａ１→Ｂ１）AND・・・AND（Ａｎ→Ｂｎ）］

＝Ａ’∘［（Ａ１→Ｂ１）∩・・・∩（Ａｎ→Ｂｎ）］

⊆［Ａ’∘（Ａ１→Ｂ１）］∩　・・・

∩［Ａ’∘（Ａ１→Ｂ１）］　(20)

となって，一般的に結論Ｂ’は個々のルールから得られる結論Ｂｉ’＝Ａ’∘（Ａｉ→Ｂｉ）の交わり∩よりも小さくなる[1]．方法Ｒａ，Ｒｇ，Ｒｓでは含意の交わりを取ることにより，それぞれの含意の無知である程度を減らしている．エキスパートはかなり段数の多い推論を行っても，最終的な結果は表現のあいまいさはあるが結果の知識としてはあいまいになりすぎはせず，有益な結論を求める．このことから，ファジィ・エキスパート・システムにおけるファジィ推論において，無知である程度を抑えることは，多段ファジィ推論を行ったとき得られる結果があいまいすぎることがないようにするために重要であると考えられる．

方法Ｒｇ，Ｒｓで多重ファジィ推論を行った場合，u∈Ｕである全てのuについて

$$\mu_{A1}(u) \leqq \mu_{B1}(v')$$
$$\mu_{A2}(u) \leqq \mu_{B2}(v')$$
$$\vdots \qquad (21)$$
$$\mu_{An}(u) \leqq \mu_{Bn}(v')$$

となるv’（∈Ｖ）が存在する事が，結果が正規集合になる事の十分条件である．この例として多重ファジィ推論

Ａ１　→　Ｂ１

Ａ２　→　Ｂ２

Ａ’

―――――――――　(22)

Ｂ’

を考える．Ａ１，Ａ２，Ｂ１，Ｂ２のメンバーシップ関数を図３のようなものとする．

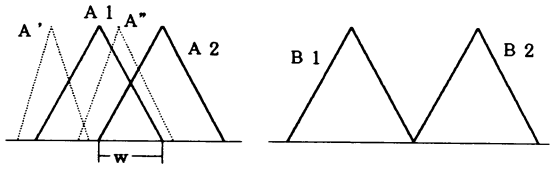


図３　ルールの前件と後件

ここで，図３のｗの範囲では(21)を満たすv’が存在しない．このとき，事実のメンバーシップ値がｗ以外の範囲で１になれば，結果は正規集合になる．図３で事実がＡ’ならば，結果は正規集合になり，Ａ”ならば非正規集合になる．方法Ｒｓを例にとって説明する．含意Ｒｓ(u, v)の値は，Ａ１→Ｂ１，Ａ２→Ｂ２でそれぞれ図４．１，４．２のようになる．

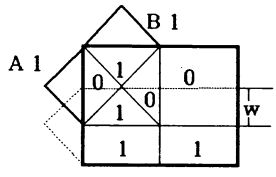


図４．１　Ａ１とＢ１

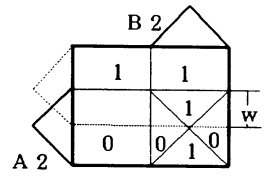


図４．２　Ａ２とＢ２

このとき含意の交わりは，ｗの区間では１にならない．従ってｗの区間以外で事実のメンバーシップ値が１をとらなければ，結果は非正規集合になる．前件と後件の関係が式(21)を満たすとき，含意の交わりをとっても，１の値を持つv’が存在する．つまり，ｗの区間でも含意の交わりが１を持つので，事実が正規集合ならば結果は正規集合になる．

多重ファジィ推論を行った時，結果が非正規集合になるとMamdaniの方法と同じ問題が起きてしまう．ファジィ・エキスパート・システムにおいて方法Ｒｓ，Ｒｇ，Ｒａを用いる場合，上記の点に気をつけてルールを構築する必要がある．

５．確信度を用いたファジィ推論

確信度とは事実やルールの確かさの程度で０から１までの数で表す．確信度が１の時，その事実やルールは完全に確実であり確信度が０の時，その事実やルールは全く不確実である．人間が行っている推論も，確実な事実やルールだけからの推論ではなく，むしろ不確実な事実やルールから推論を行う場合が多く，確信度を用いたファジィ推論を行うことにより，より人間の行う推論に近い推論が行えるのではないかと思われる．ここでは従来のファジィ集合と確信度を個別に求める方法とは異なる，確信度をファジィ集合に取り入れた方法を検討する．

確信度がＣであるルールと事実をそれぞれ

Ａ→Ｂ　with　Ｃ

Ａ’　　with　Ｃ

と表す．

まず，確信度のついた事実について考えてみる．確信度はその事実が確実である程度であるから，確信度が低いほど，その事実は無知に近づくと考えられる．例えば「彼の身長は約160cmである」という事実の確信度が1ならばこの事実は確実なものだが，確信度が0ならばこの事実は全く不確実であり無知である．そこで，確信度Cのついた事実を表すファジィ集合A'を

$$A'^{c}$$

$$\mu_{A'^{c}}(u) = \{\mu_{A'}(u)\}^{c} \qquad (23)$$

と定義する．具体的に"約160cm"のメンバーシップ関数を下図5のように定義する．

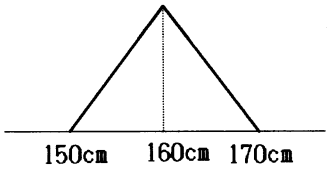


図5　"約160cm"のメンバーシップ関数

このとき，確信度C＝0のメンバーシップ関数は下図の図6のようになる．図5のメンバーシップ関数は150cmから170cmまで全て同じ可能性1が与えられており，彼の身長に関してはは150cmから170cmまでの間で全く無知である．

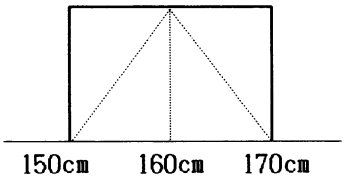


図6　確信度0のメンバーシップ関数

このようにして確信度を使った事実を取り扱えるようにする．次に確信度がルールにつく場合について考えるとこのときの確信度も事実につく確信度のように，確信度が低いほど，このルールは無知であると考えることができる．ルールを表すファジィ集合は，A→Bを方法Ra，Rs，Rg，Rc等によってファジィ集合に変換されたものなので，確信度Cのついたルール：　A→B with C を

$$(A \rightarrow B)^{c}$$

$$\mu_{(A\rightarrow B)^{c}}(u) = \{\mu_{A\rightarrow B}(u)\}^{c} \qquad (24)$$

と定義することによって確信度のついたルールも取り扱うことができる．

次に，実際にこの確信度の取扱いを方法Ra，Rg，Rc，Rsについて検討する．方法Ra，Rg，Rsの場合，事実A'に確信度Cがつくと，図7に示すように式(10)のaの値が大きくなり，推論結果の無知である程度が大きくなる．これは，事実の確信度が低いほど推論結果が無知に近づくということであり，妥当な結果を得ていると言える．

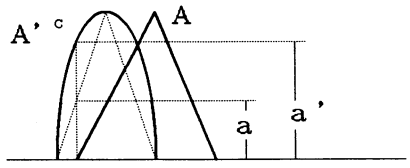


図7　確信度がついた事実とルールの前件

同様にルールに確信度Cがついたとき方法Ra，Rgは

$$\mu_{A\rightarrow B}(u) \leqq \{\mu_{A\rightarrow B}(u)\}^{c} \qquad (25)$$

となり，やはり無知の程度が大きくなる．しかし方法Rsではμ_{R_s}は0か1の値しかとらず

$$\mu_{R_s}(u) = \{\mu_{R_s}(u)\}^{c} \qquad (26)$$

となり，ルールに確信度がついても，つかないときと比べ何も変わりはなく，方法Rsにここで提案した確信度の取扱いを行うのは妥当な結果を得ない．

次に方法Rcの場合について検討する．事実に確信度Cがついた場合，図8に示すように確信度がつかない場合に比べ，かえって事実A'とルールの前提Aとの適合度が増し，無知の程度が減少してしまう．従って方法Rcにもこの確信度の取扱いを行うのは妥当な結果を得ない．

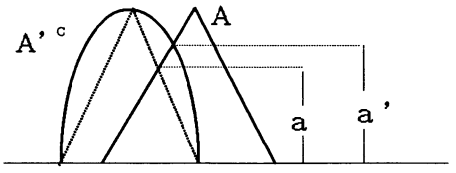


図8　確信度がついた事実とルールの前件

6．結び

ルールの前件，後件と事実のファジィ集合が正規集合ならば結果は正規集合であるべきであるという観点から検討した結果，以下のような結論を得た．

1）ファジィ推論では方法Rcに比べ方法Ra，Rs，Rgが良い結果を得る．

2）多重ファジィ推論においては方法Rs，Rgが良い結果を得ることが報告されている[1]．これらの方法で多重ファジィ推論を行う時，推論結果が非正規集合になる場合がある．

3）ルールや事実の確信度をファジィ集合に取り入れてファジィ推論を行う方法を検討したが，この方法では方法Rg，Raが妥当な結果を得る．

参考文献

1. 水本，多重ファジィ推論と多段ファジィ推論，Fuzzy System symposium (Tokyo, Sep. 6-8, 1990)

2. Ronald R. Yager: An aproach in appraximate reasonig, Int. J. Man-Machine, 13, 323-338, 1980

W6－1 (R7)

TWO INTERPRETATIONS OF FUZZY LIKELIHOOD*

Daniel G. Schwartz
Department of Computer Science and the
Center for Artificial Intelligence
Florida State University
Tallahassee, Florida, U.S.A. 32306-4019
schwartz@cs.fsu.edu

Abstract

This work explores the possibility of treating adjectival modifiers associated with the concept of likelihood, *likely, very likely, certainly, unlikely,* etc., as modal operators in a formal logical system. First a formal language is defined, suitable for expressing the desired propositions. Then two different semantics are provided for this language, the first being derived from Łukasiewicz' infinite-valued logic, and the second from probability theory. Each semantics validates its own sets of key formulas expressing the interrelations of the modal operators. By studying these formulas, it can be seen that both systems have a certain intuitive appeal, as well as some drawbacks. Future work will focus on axiomatizing these notions and on developing appropriate methods for truth maintenance and evidence combination.

Keywords: Fuzzy Logic, Fuzzy Likelihood, Approximate Reasoning

Introduction

A previous work [2] discussed the intuitive relationship between concepts of fuzzy quantification [3], fuzzy temporality [4], and a notion of fuzzy likelihood. This was motivated in part by a desire to develop a semantics for syllogisms of the form

Most birds can fly.
Tweety is a bird.
Therefore, it is *likely* that Tweety can fly.

It was seen that such syllogisms could be transformed into straightforward applications of classical modus ponens simply by assuming equivalences of the form

Most birds can fly,
if and only if,
if x is a bird, then it is *likely* that x can fly.

In symbols this would be

$$(Mx)(\text{bird}(x) \rightarrow \text{can\_fly}(x)) \leftrightarrow (\text{bird}(x) \rightarrow (L)\text{can\_fly}(x))$$

and the desired instance of modus ponens becomes

$$\frac{\text{bird}(x) \rightarrow (L)\text{can\_fly}(x) \quad \text{bird(Tweety)}}{(L)\text{can\_fly(Tweety)}}$$

This connection between *most* and *likely* suggests that there is more generally a connection between the concepts of fuzzy quantification and fuzzy likelihood, where by the latter is meant the common-sense use of terms such as *likely, very likely, certainly, uncertain whether*, etc. In addition, one can discern a similar connection with notions of fuzzy temporality, or "usuality", in that the statement

Usually, if something is a bird, then it can fly.

which becomes in symbols

$$(U)(\text{bird}(x) \rightarrow \text{can\_fly}(x))$$

is in a sense equivalent with both of the above.

The prior work suggested that, by building on such relationships, the three concepts could be incorporated into a single reasoning system. The present paper makes another step in that direction by narrowing in on the relationship between linguistic terms associated with the concept of likelihood. This is regarded as a key problem inasmuch as it appears that both usuality and fuzzy quantification can be defined in terms of fuzzy likelihood.

The following results are preliminary in that two logics are presented but, as yet, neither provides all the mechanisms one would wish for working with the syllogisms described above. While one does have a means of semantically validating the syllogisms as stated, one is here saddled with the limitation that, in terms of the above example, all birds have exactly the same likelyhood of being fliers. What is lacking are suitable methods for reasoning nonmonotonically, i.e., methods of truth maintenance and evidence combination. One needs in particular the ability to assert at one time that a proposition P has a certain degree of likelihood, and then saying later that P's likelihood estimate is to be revised. Achieving the desired effect may mean adjoining the entire system with a temporal logic.

It is hoped to eventually provide such a system of linguistic likelihood with a semantically complete set of axioms. Given that this can be accomplished, then the next step would be to bring in usuality and fuzzy quantification. It is hoped ultimately to develop appropriate resolution-style deduction methods for such a system, computationally suitable for implementation as a form of automated reasoning.

* Supported in part by grant number N00014-87-J-1219 from the U.S. Office of Naval Research. Thanks must be expressed also to Kansai University, Osaka, for their kind invitation to serve as Visiting Researcher during the summer of 1991.

The Language

The present discussion shall use only five modifiers, with notations as shown below. It should be clear that this collection can easily be expanded to seven or nine by adding the modifiers *very likely, very unlikely* and/or *rather likely, rather unlikely.*

L_4 for *certainly*

L_3 for *likely*

L_2 for *uncertain whether*

L_1 for *unlikely*

L_0 for *certainly not*

In this context, *uncertain* expresses uncertainty in the sense of there being positive information to the effect that the proposition in question is about 50% likely to be true, as opposed to uncertainty due to a lack of information in this regard.

The *symbols* of the language are (i) some *(individual) variables*, denoted generically by $x, y, \ldots$, (ii) some *(individual) constants*, denoted generically by $a, b, \ldots$, (iii) for each n, some n-ary *relation symbols*, denoted generically by $\alpha, \beta, \ldots$, (iv) various *logical connectives*, denoted by $\neg, \vee, \wedge, \cong, \dot{\neg}$, and $\dot{\vee}$, (v) the abovementioned *likelihood modifiers*, $L_4, \ldots, L_0$, and (vi) *parentheses* and *comma*, denoted as usual. Individual constants and individual variables are collectively called *individual terms.*

The *formulas* comprise the classes:

$\mathrm{F}_1 = \{\alpha(t_1, \ldots, t_n) | t_1, t_2$ are individual terms$\}$

$\mathrm{F}_2 = \mathrm{F}_1 \cup \{\neg P, (P \vee Q), (P \wedge Q) | P, Q \in \mathrm{F}_1 \cup \mathrm{F}_2\}$

$\mathrm{F}_3 = \{P \cong Q | P, Q \in \mathrm{F}_2\}$

$\mathrm{F}_4 = \{L_i P | P \in \mathrm{F}_2$ and L_i is a likelihood modifier$\}$

$\mathrm{F}_5 = \mathrm{F}_2 \cup \mathrm{F}_3 \cup \mathrm{F}_4 \cup \{\dot{\neg} P, (P \dot{\vee} Q) | P \in \mathrm{F}_2 \cup \mathrm{F}_3 \cup \mathrm{F}_4 \cup \mathrm{F}_5\}$

A formula is *closed* if it contains no variables; otherwise the formula is *open.* The notation $P(t_1, \ldots, t_n / x_1, \ldots, x_n)$ represents the formula obtained from P by uniform substitution of occurrences of the t_i for occurrences of the x_i, with the understanding that the resulting formula is just P if none of the x_i occur in P. As abbreviations we shall employ

$(P \dot{\wedge} Q)$ for $\dot{\neg}(\dot{\neg} P \dot{\vee} \dot{\neg} Q)$

$(P \dot{\rightarrow} Q)$ for $(\dot{\neg} P \dot{\vee} Q)$

$(P \dot{\leftrightarrow} Q)$ for $(P \dot{\rightarrow} Q) \dot{\wedge} (Q \dot{\rightarrow} P)$

Parentheses will be omitted according to: negations and modifiers have priority over disjunctions and conjunctions, and the latter have priority over implications and equivalences. The reason for having two types of logical connectives will become clear when we consider their semantic interpretations.

Semantics A

An interpretation I for the given language will consist of (i) a *universe* U_I of *individuals*, (ii) assignment of a unique individual $a_I \in U_I$ to each individual constant a currently in use, (iii) a mapping l which associates each formula $P \in \mathrm{F}_2$ with a number in $[0, 1]$, referred to as the *likelihood* of P, and (iv) a mapping v which associates each formula $P \in \mathrm{F}_5$ with a *truth value* T (*true*) or F (*false*). For each individual $u \in U_I$ there is assumed to be a unique individual constant $\hat{u}$ which serves as the *name* of u, so that $\hat{u}_I = u$. An *I-instance* of a formula P is a formula obtained by replacing all unbound occurrences of individual variables (assuming it has some) with names of individuals in U_I. It is agreed that closed formulas are their own I-instances. In conventional systems, a formula is *valid* in an interpretation I if all its I-instances are true in I. In the present system, we do not formally distinguish between truth and validity. This is a drawback which is intended to be remedied in future works.

Semantics A and B differ only in the manner in which l is defined for formulas involving $\vee$ and $\wedge$. Set $\iota_0 = [0, 0]$ (singleton 0), $\iota_1 = [0, \frac{1}{3})$, $\iota_2 = [\frac{1}{3}, \frac{2}{3})$, $\iota_3 = [\frac{2}{3}, 1]$, and $\iota_4 = [1, 1]$ (singleton 1). Note that $\iota_0 \cup \cdots \cup \iota_4 = [0, 1]$ and that $\iota_0 \subset \iota_1$ and $\iota_4 \subset \iota_3$. For semantics A, the mappings l and v must satisfy

$l(\alpha(t_1, \ldots, t_n) = l(\alpha(t'_1, \ldots, t'_n)$, for all terms t_i, t'_i

$l(\neg P) = 1 - l(P)$

$l(P \vee Q) = \max[l(P), l(Q)]$

$l(P \wedge Q) = \min[l(P), l(Q)]$

$$v(P) = \begin{cases} T & \text{if } l(P) = 1 \\ F & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$v(P \cong Q) = \begin{cases} T & \text{if } l(P) = l(Q) \\ F & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$v(L_i P) = \begin{cases} T & \text{if } L(P) \in \iota_i \\ F & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$v(\dot{\neg} P) = \begin{cases} T & \text{if } v(P) = F \\ F & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$v(P \dot{\vee} Q) = \begin{cases} T & \text{if } v(P) = T \text{ or } v(P) = F \\ F & \text{otherwise} \end{cases}$$

It is easily established that the foregoing abbreviations behave in the expected ways.

Let us now consider some formulas that must be valid under any such interpretation I. For each formula $P \in \mathrm{F}_5$, let P^* be the formula of classical propositional calculus that would be obtained by replacing all its occurrences of distinct members of F_2, F_3, and F_4 with distinct propositional variables. It is evident from the above definitions that $v(P) = T$ if P^* is a tautology. This ensures that one has the corresponding version of modus ponens.

It can also be shown that the formulas in F_3 satisfy the axioms for a deMorgan lattice, cf. [1]. Other formulas true by inspection are

$L_i P \dot{\rightarrow} L_i P(t_1, \ldots, t_n / x_1, \ldots, x_n)$, for all i and for $t_1, \ldots, t_n$ any n-tuple of variables, constants, or names

$L_0 P \dot{\rightarrow} L_1 P$ and $L_4 P \dot{\rightarrow} L_3 P$

$L_0 P \dot{\vee} \cdots \dot{\vee} L_4 P$

$P \dot{\leftrightarrow} L_4 P$ and $\dot{\neg} P \dot{\leftrightarrow} L_0 P \dot{\vee} \cdots \dot{\vee} L_3 P$

For each $i = 0, \ldots, 4$, let L_i^c denote the *complement* L_{4-i} of L_i. Then for all i, we have that

$L_i \neg P \dot{\leftrightarrow} L_i^c P$ and $L_i P \dot{\leftrightarrow} L_i^c \dot{\neg} P$

is true. The formulas which describe the action of $\dot{\vee}$ and $\dot{\wedge}$ to formulas involving the L_i are given by the tables below. the table on the left on the left is to be interpreted by: if k is the entry in the i-th row and the j-th column, then the formula

$L_i P \dot{\vee} L_j Q \dot{\rightarrow} L_k (P \vee Q)$

is true. Similarly, for the table on the right, one has that

$L_i P \dot{\wedge} L_j Q \dot{\rightarrow} L_k (P \wedge Q)$

is true.

Disjunctions					Conjunctions				
4	4	4	4	4	4	3	2	1	0
4	3	3	3	3	3	3	2	1	0
4	3	2	2	2	2	2	2	1	0
4	3	2	1	1	1	1	1	1	0
4	3	2	1	0	0	0	0	0	0

These tables may also be encoded more briefly as: for all $i, j = 0, \ldots, 4$, the formulas

$L_i P \dot{\vee} L_j Q \dot{\rightarrow} L_{\max[i,j]} (P \vee Q)$

and

$L_i P \dot{\wedge} L_j Q \dot{\rightarrow} L_{\min[i,j]} (P \wedge Q)$

are true. Let $L_{\leq i} P$ denote the formula $L_0 P \dot{\vee} \cdots \dot{\vee} L_i P$, and let $L_{\geq i} P$ denote $L_i P \dot{\vee} \cdots \dot{\vee} L_4 P$. The tables additionally yield, for all i,

$L_i (P \dot{\vee} Q) \dot{\leftrightarrow} (L_i P \dot{\wedge} L_{\leq i} Q) \dot{\vee} (L_i Q \dot{\vee} L_{\leq i} P)$

and

$L_i (P \dot{\wedge} Q) \dot{\leftrightarrow} (L_i P \dot{\wedge} L_{\geq i} Q) \dot{\vee} (L_i Q \dot{\vee} L_{\geq i} P)$

Last, it is not difficult to establish the following more complicated formulas, reminiscent of deMorgan's laws: for all $i, j, k = 0, \ldots, 4$,

$$((L_i \neg P \dot{\wedge} L_j \neg Q) \dot{\rightarrow} L_k (P \wedge Q)) \dot{\leftrightarrow} ((L_i P \dot{\vee} L_j Q) \dot{\rightarrow} L_k \neg (P \vee Q))$$

and

$$((L_i \neg P \dot{\vee} L_j \neg Q) \dot{\rightarrow} L_k (P \vee Q)) \dot{\leftrightarrow} ((L_i P \dot{\wedge} L_j Q) \dot{\rightarrow} L_k \neg (P \wedge Q))$$

Thus one has a fairly rich semantics, capable of validating a large collection of intuitively plausible propositions. However, this semantics does have certain drawbacks. In particular, while one always has

$v(P \dot{\vee} \dot{\neg} P) = T$

one does not in general have that

$l(P \vee \neg P) = 1$

which, on the face of things, seems contrary to our normal intuition about likelihoods.

Semantics B

Let us now consider the modifications that might be made to the above in order to produce a semantics that is more closely allied with probability theory. For $r \in [0,1]$ let $m(r)$ be the midpoint of the interval ι_i to which r belongs, with the understanding that $m(1) = 1$ and $m(0) = 0$. Let $P \equiv Q$ express the property that P and Q would be equivalent if regarded as formulas of ordinary first-order logic. We redefine the mapping l by setting

$$l(P \vee Q) = \begin{cases} 1 & \text{if } P \equiv \neg Q \\ m(l(P)) + m(l(Q)) - m(l(P) \cdot l(Q)) & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$l(P \wedge Q) = \begin{cases} 0 & \text{if } P \equiv \neg Q \\ m(l(P) \cdot l(Q)) & \text{otherwise} \end{cases}$$

Many of the formulas valid in the former semantics are also valid here. The formulas in F_3 no longer form a deMorgan lattice, however, and several formulas associated with the above tables are no longer true. Here the tables are:

Disjunctions					Conjunctions				
4	4	4	4	4	4	3	2	1	0
4	3	3	3	3	3	3	2	1	0
4	3	3	2	2	2	2	3	1	0
4	3	2	1	1	1	1	1	1	0
4	3	2	1	0	0	0	0	0	0

and are understood to apply only in case P and Q are mutually exclusive. Note the these tables differ from the previous ones only in the center. This means that the aforementioned formulas derived from these tables would only need to be modified to allow for this exception, given the additional stipulation on the relationship between P and Q. Also subject to the same stipulation, those formulas noted as reminiscent of deMorgan's laws remain true.

While this semantics corrects the drawback noted with the former one, it introduces a new drawback of its own. Here, while one always has

$v(P \dot{\vee} P) = v(P)$ and $v(P \dot{\wedge} P) = v(P)$

one does not generally have either of

$l(P \vee P) = v(P)$ and $l(P \wedge P) = v(P)$

Thus we again conflict with ordinary intuition about likelihoods. It is conceivable that this anomaly can be removed merely by adding conditions to to apply in case $P \cong Q$. Further study is required to ensure that this can be done without inadvertently introducing new anomalies or inconsistenties.

Discussion

In light of the drawbacks found in both reasoning systems, it is difficult at this juncture to say which of them should be preferred. Semantics A in some respects has nicer mathematical properties, and is more conducive to axiomatization. Semantics B, however, being

more in line with probability theory may on this count be regarded as more "correct." Correct here means that it models the way we *should* think about the future, as opposed to possibly how we actually *do* think. Proponents of probability theory argue that the way we *should* reason about the future is in terms of playing a game of chance. But this is not to deny that humans may actually make effective decisions quite naturally using principles that are simpler, although sometimes incorrect.

In application to AI systems, this raises the issue of whether we should model the manner in which experts actually do make decisions, or how they should, according to current theory. Using the semantics based on probability theory could be interpreted as a decision to improve on natural human reasoning by ensuring that theoretically correct principles are always being applied. Yet it is conceivable that natural human reasoning, even though possibly inconsistent with probability theory, is actually more efficacious for reasons we do not yet understand. Since the two systems do seem quite similar in their results, in the end the choice may just as well be based on matters of mathematical elegance than on anything else.

References

[1] Schwartz, D.G., Axioms for a theory of semantic equivalence. *Fuzzy Sets and Systems*, **21** (1987) 319–349.

[2] Schwartz, D.G., On the relation between fuzzy quantification, usuality, and linguistic likelihood. *Proceedings of the Third International Conference on Information Processing and the Management of Uncertainty in Knowledge Based Systems, IPMU-90*, Paris, France, July 2–6, 1990, pp. 263–265.

[3] Zadeh, L.A., A computational approach to fuzzy quantifiers in natural languages. *Computers and Mathematics*, **9** (1983) 149–184.

[4] Zadeh, L.A., Outline of a theory of usuality based on fuzzy logic. In A. Jones, A. Kaufmann, and H.-J. Zimmerman (eds.), *Fuzzy Sets Theory and Applications*, Dordrecht: Reidel, 1986, pp. 79–97.

W6－2（R7）

近似推論の形式化

Formalization of Approximate Reasoning

大里 有生
Ario Ohsato

長岡技術科学大学
Nagaoka University of Technology

Abstract: Main aim of the paper is to reconsider a logical property of the approximate reasoning which has been regarded as an important aspect of the fuzzy inference, and in the paper it is tried to formalize the approximate reasoning by means of the semantic approximation of the inference rules in the propositional logic. First, the logical validity of exact inference rules in the propositional logic is defined, and the various forms of the inference rule are preliminarily introduced: for example, hypothetical syllogism, modus ponens, modus tollens, conjunctive syllogism, disjunctive syllogism, constructive dilemma, destructive dilemma, etc. Second, the approximate reasoning is formalized on the basis of the above-mentioned exact inference rules, and the various rules of approximate reasoning are derived: for example, the approximate hypothetical syllogism, approximate modus ponens, approximate modus tollens, approximate conjunctive syllogism, approximate disjunctive syllogism, approximate constructive dilemma, approximate destructive dilemma, etc. Then, the paper calls all such rules the Approximate Rule of Inference(ARI). Third, the existing rule of fuzzy inference is considered from the standpoint of approximate rule of inference, and it is pointed out that the so-called Mamdani's rule of fuzzy inference is based on the following approximate rule of inference:

1) Approximate conjunctive syllogism

$$\frac{p \wedge q \qquad p'}{q'}$$

2) Approximate parallel conjunctive syllogism

$$\frac{(p_1 \wedge q_1) \vee (p_2 \wedge q_2) \vee \cdots \vee (p_n \wedge q_n) \qquad p'}{q'}$$

where p' is a proposition which is semantically approximate to p and p_i $(i=1,2,\cdots,n)$, q' is semantically approximate to q and q_i $(i=1,2,\cdots,n)$, and the symbols $\vee$, $\wedge$ denote the logical OR(disjunction), logical AND(conjunction), respectively. Finally, a notion of fuzzy tautology is presented, and it is suggested that a logical interpretation using the fuzzy tautology makes it possible to evaluate the validity of rules of Approximate Reasoning.

1．はじめに(Introduction)

ファジィ論理あるいはファジィ推論の最大の特長は近似推論を可能にする点であるとされている。すなわち、ファジィ推論という一つの方法が既に存在していて、その推論法の際だった性質をもって近似推論と呼んでいると考えられる。これは、近似推論という方法論の存在を受動的に捉える考え方に思える。これに対して本報告の立場は、近似推論を能動的に捉え、従来の２値論理に基づく推論法から離脱する方法論として位置づけようとするものである。その場合の構図としては、正確論理から不正確論理へ、すなわち、厳密推論から近似推論への自然な移行という形態をとるものとする。

本報告では、まず第一に従来の記号論理（特に命題論理）における推論の定義を示し、その定義の下では多種多様な推論形式が案出可能であることを示す。第二に、近似推論の形式化を試みる。すなわち、記号論理における推論形式を踏襲しながら、厳密推論から近似推論への自然な移行を試みる。これにより多種多様な近似推論形式を導出できることが示される。第三に、形式化された近似推論の観点から従来のファジィ推論の形式（特にマムダニの推論方式）を眺める。最後に、ファジィ恒真命題の定義を示し、これを用いた近似推論形式の有効性判定の方法を提案する。

2．推論則の近似的有効性について
(Approximate Validity of Inference)

ファジィ集合論の創始者であるZadehは1975年の論文「ファジィ論理と近似推論」の中でファジィ論理の際だった特徴は、下記の３点にあると指摘している［１］。

①言語的に表現されたファジィ真理値
②不正確(imprecise)な真理値表、
③推論則の有効性(validity)が近似的。

また、「ファジィ論理の特徴を表わす最も簡潔な方法は、ファジィ論理が近似推論の論理であることを言うことである」と言明している。本報告では、上記の特徴③に特に注目し、推論則の近似的有効性についてまず考える。そこでまず、ファジィ推論における近似推論の形式を以下に示し、推論則の近似的有効性の意味を考えてみる。

$\mathbb{P}$，$\mathbb{Q}$，$\mathbb{P}'$，$\mathbb{Q}'$をファジィ命題とし、$\mathbb{P}'$と$\mathbb{Q}'$はそれぞれ$\mathbb{P}$と$\mathbb{Q}$に意味的に近い（近似的）命題とする。ファジィ推論では、前提としての$\mathbb{P}\rightarrow\mathbb{Q}$と$\mathbb{P}'$が結論としての$\mathbb{Q}'$を導くことを主張し、以下のように書く。

前提１：	$\mathbb{P}\rightarrow\mathbb{Q}$	IF $\mathbb{P}$ THEN $\mathbb{Q}$
前提２：	$\mathbb{P}'$	$\mathbb{P}'$
	または	
結論　：	$\mathbb{Q}'$	$\mathbb{Q}'$

これが、ファジィ推論における近似推論の形式である。その最大の特徴は、「前提１の前件部$\mathbb{P}$と前提２の$\mathbb{P}'$が同一である必要がない」ということである。

上記のファジィ推論形式は、一般化モーダス・ポーネンスと呼ばれている［２］。それは以下に示す記号論理におけるモーダス・ポーネンスに似た形式だからである。

前提１：	$p\rightarrow q$	IF p THEN q
前提２：	p	p
	または	
結論　：	q	q

上記のモーダス・ポーネンスが記号論理における推論として有効であるということは、後述するように、条件文$((p\rightarrow q)\wedge p)\rightarrow q$が恒真命題となることである。しかし、記号論理の世界では、$p'\neq p$のときの条件文$((p\rightarrow q)\wedge p')\rightarrow q'$は、恒真命題とならないので有効な推論とは言えず誤謬となる。ファジィ推論を記号論理の枠内でのみ扱うとこのように解釈される。しかし、ファジィ推論は、すでに記号論理の枠をはみ出していると見るのが妥当であり、別の解釈を必要とする。そこで、たとえば、「条件文$((p\rightarrow q)\wedge p')\rightarrow q'$は恒等的にほぼ真らしい」などの表現により、真理値をファジィ化して推論の有効性を近似化する方法が考えられる。これが、上述したファジィ論理の特徴③にほかならない。

近似推論がファジィ推論の中で実現されている最大の要因は、ファジィ推論がファジィネスを内包した命題を用いていることであり、ファジィ命題の意味に立ち入った推論形式を構築したことである。換言すると、ファジィ推論は命題の意味論的近似性をもって推論形式の非有効性（あるいは誤謬性）を解消したものと考えられよう。

3．記号論理（命題論理）における推論とその形式
(Rules of Inference in Propositional Logic)

記号論理における推論は、換言すると、厳密推論と呼べるものである。以下、箇条書きで説明する。

１）命題と命題結合記号
(Proposition and Propositional Connectives)

p，q，r，・・：素命題(primitive proposition)
命題結合記号：$\vee$（論理和，選言，OR, disjunction)
$\wedge$（論理積，連言，AND, conjunction)
$\sim$（否定，negation)
$\rightarrow$（条件文，conditional, IF)
$\leftrightarrow$（双条件文，biconditional, IFF)
P(p,q,r,…)：複合命題(compound proposition, 複数個の素命題を論理演算記号で結んだ命題)
恒真命題(tautology, T)：素命題のとり得る、論理的に可能なすべての真理値の組合せに対してつねに真となる（複合）命題をいう。つねに偽となる命題を恒偽命題(contradiction, F)という。

２）含意と同値(Implication and Equivalence)

複合命題P，Qに対して、$P\rightarrow Q$が恒真命題のとき、PはQを論理的に含意するといい、以下のように書く。

含意：$P(p,q,r,\cdots)\Rightarrow Q(p,q,r,\cdots)$ (1)

双条件文が恒真命題のとき同値といい、次のように書く。

同値：$P(p,q,r,\cdots)\Leftrightarrow Q(p,q,r,\cdots)$ (2)

上の記号$\Rightarrow$，$\Leftrightarrow$は、超論理(metalogic)記号である。

３）推論と誤謬(Valid Inference and Fallacy)

前提と呼ばれるいくつかの命題が、結論と呼ばれる一つの命題を導くことを主張することである。すなわち、前提となるｎ個の命題、Pi，i=1，2，…，n、と結論となる命題Q に対して、以下に定める条件文

$$\bigwedge_{i=1}^{n} P_i(p,q,r,\cdots)\rightarrow Q(p,q,r,\cdots) \quad (3)$$

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という。

４）有効な推論の諸形式(Forms of Valid Inference)

上記３）の推論の定義によれば、いろいろな推論形式を考えることが可能となる［３］。それを以下に示そう。

①仮言三段論法(hypothetical syllogism)

前提：　$P_1(p,q)=p\rightarrow q$
　　$P_2(q,r)=q\rightarrow r$
結論：　$Q(p,r)=p\rightarrow r$

とすると

$$P_1(p,q)\wedge P_2(q,r)\Rightarrow Q(p,r) \quad (4)$$

すなわち

$$(p\rightarrow q)\wedge(q\rightarrow r)\Rightarrow(p\rightarrow r) \quad (4a)$$

この推論形式を以下のように書く

$$\begin{array}{l} p \to q \\ q \to r \\ \hline p \to r \end{array} \quad (4b)$$

②肯定法(modus ponens)　③否定法(modus tollens)

$(p \to q) \wedge p \Rightarrow q$　　$(p \to q) \wedge \sim q \Rightarrow \sim p$

すなわち、　　すなわち、

$$\begin{array}{l} p \to q \\ p \\ \hline q \end{array} \quad (5) \qquad \begin{array}{l} p \to q \\ \sim q \\ \hline \sim p \end{array} \quad (6)$$

④連言三段論法　　⑤選言三段論法

(conjunctive syllogism)　(disjunctive syllogism)

$(p \wedge q) \wedge p \Rightarrow q$　　$(p \vee q) \wedge \sim p \Rightarrow q$

すなわち、　　すなわち、

$$\begin{array}{l} p \wedge q \\ p \\ \hline q \end{array} \quad (7) \qquad \begin{array}{l} p \vee q \\ \sim p \\ \hline q \end{array} \quad (8)$$

連言三段論法が有効な推論であることの証明：

$(p \wedge q) \wedge p \to q \Leftrightarrow (p \wedge q) \to q \Leftrightarrow \sim(p \wedge q) \vee q \Leftrightarrow \sim p \vee \sim q \vee q \Leftrightarrow \sim p \vee T \Leftrightarrow T$

⑥構成的両刀論法　　⑦破壊的両刀論法

(constructive dilemma)　(destructive dilemma)

$$\begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ p \vee r \\ \hline q \vee s \end{array} \quad (9) \qquad \begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ \sim q \wedge \sim s \\ \hline \sim p \vee \sim r \end{array} \quad (10)$$

そのほかにも、以下に示すような推論形式が可能となる。

⑧（双条件法）　　⑨（並列的肯定法）

$$\begin{array}{l} p \leftrightarrow q \\ p \\ \hline q \end{array} \quad (11) \qquad \begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p \wedge r \\ \hline q \wedge s \end{array} \quad (12)$$

⑩並列的連言三段論法

$$\begin{array}{l} (p \wedge q) \vee (r \wedge s) \\ p \vee r \\ \hline q \vee s \end{array} \quad (13) \qquad \begin{array}{l} (p \wedge q) \vee (r \wedge s) \\ p \text{（または} r\text{）} \\ \hline q \text{（または} s\text{）} \end{array} \quad (14)$$

5）誤謬の形式例(Forms of Fallacy)

誤謬（有効でない推論）の形式は無数に存在する。一例として以下に示す誤謬の形式は興味深い。

⑪　　⑫

$$\begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p \\ \hline q \end{array} \quad (15) \qquad \begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p \vee r \\ \hline q \vee s \end{array} \quad (16)$$

すなわち、$(((p \to q) \vee (r \to s)) \wedge p) \to q$ は、恒真ではないので、誤謬（有効でない推論）となる。

4．近似推論の形式化とその枠組み
(Formalization of Approximate Reasoning)

前節で示した記号論理における各種の推論形式を自然な形で近似化すると多種多様な近似推論形式を考えることが可能となる。それを以下に示す。

p'，q'，r'，s' を、それぞれ、p，q，r，s に意味的に近い命題とし、以下のように書く。

$p' \approx p$，　$q' \approx q$，　$r' \approx r$，　$s' \approx s$

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。

①近似的仮言三段論法　②近似的肯定法　③近似的否定法

$$\begin{array}{l} p \to q \\ q' \to r \\ \hline p \to r' \end{array} \quad (17) \qquad \begin{array}{l} p \to q \\ p' \\ \hline q' \end{array} \quad (18) \qquad \begin{array}{l} p \to q \\ \sim q' \\ \hline \sim p' \end{array} \quad (20)$$

④近似的連言三段論法　⑤近似的選言三段論法

$$\begin{array}{l} p \wedge q \\ p' \\ \hline q' \end{array} \quad (21) \qquad \begin{array}{l} p \vee q \\ \sim p' \\ \hline q' \end{array} \quad (22)$$

⑥構成的近似両刀論法　　⑦破壊的近似両刀論法

$$\begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ p' \vee r' \\ \hline q' \vee s' \end{array} \quad (23) \qquad \begin{array}{l} (p \to q) \wedge (r \to s) \\ \sim q' \wedge \sim s' \\ \hline \sim p' \vee \sim r' \end{array} \quad (24)$$

⑧(近似的双条件法　⑨(近似並列的肯定法)　⑩近似並列的連言三段論法

$$\begin{array}{l} p \leftrightarrow q \\ p' \\ \hline q' \end{array} \quad (25) \qquad \begin{array}{l} (p \to q) \vee (r \to s) \\ p' \wedge r' \\ \hline q' \wedge s' \end{array} \quad (26) \qquad \begin{array}{l} (p \wedge q) \vee (r \wedge s) \\ p' \vee r' \\ \hline q' \vee s' \end{array} \quad (27)$$

以上が、記号論理における有効な推論形式に基づく近似推論形式の枠組みである。

こうした近似推論の諸形式を、本報告では「推論の近似則(Approximate Rule of Inference)」と総称する。

5．推論の近似則からみたファジィ推論
(Logical Interpretation of Fuzzy inference from the Standpoint of Approximate Rule of Inference)

ここでは、いわゆるマムダニのファジィ推論方式［4］を例にとる。結論的には、マムダニ方式が連言三段論法をベースとした近似推論形式であることがわかる。

1）単一ルールの場合のマムダニ推論形式

$$\begin{array}{l} \text{IF } \mathbb{P} \text{ THEN } \mathbb{q} \\ \mathbb{P}' \\ \hline \mathbb{q}' \end{array} \quad (28)$$

ただし、$\mathbb{p}$=" x is $\mathbb{A}$"、$\mathbb{p}'$=" x is $\mathbb{A}'$"、$\mathbb{q}$=" y is $\mathbb{B}$"、$\mathbb{q}'$=" y is $\mathbb{B}'$"、$\mathbb{A}$, $\mathbb{B}$はファジィ集合（のラベル）とする。

マムダニ方式では、$\mathbb{B}'$は以下のように定められる。

$$\mathbb{B}' = \mathbb{A}' \bigcirc (\mathbb{A} \times \mathbb{B}) \tag{29}$$

ただし、×は$\mathbb{A}$と$\mathbb{B}$の直積、○はmax・min合成を表す。上式をメンバーシップ関数値で表すと、次式となる。

$$\mathbb{B}'(y) = \bigvee_{x \in X} (\mathbb{A}'(x) \wedge \mathbb{A}(x) \wedge \mathbb{B}(y))$$
$$= \alpha \wedge \mathbb{B}(y) \tag{30}$$

（αによる$\mathbb{B}$の頭切り）

上式において、αは$\mathbb{A}' \cap \mathbb{A}$のメンバーシップ値の最大値を指す。したがって、$\alpha$は、$\mathbb{A}'$と$\mathbb{A}$の論理積すなわちファジィ命題$\mathbb{p}'$と$\mathbb{p}$の論理積$\mathbb{p}' \wedge \mathbb{p}$を代表するインデックスであり、$\mathbb{p}' \wedge \mathbb{p}$に対応している。

以上から、結論としての$\mathbb{q}'$（すなわち$\mathbb{B}'$）は、式(30)より、以下のように決定されているとみてよい。

$$\mathbb{q}' = (\mathbb{p}' \wedge \mathbb{p}) \wedge \mathbb{q} \tag{31}$$

これは、マムダニのファジィ推論方式が以下に示す近似的連言三段論法の形式を取っていることを示している。

$$(\mathbb{p} \wedge \mathbb{q}) \wedge \mathbb{p}' \Rightarrow \mathbb{q}' \quad \text{すなわち} \quad \begin{array}{c} \mathbb{p} \wedge \mathbb{q} \\ \mathbb{p}' \\ \hline \mathbb{q}' \end{array} \tag{32}$$

したがって、マムダニ方式における IF $\mathbb{p}$ THEN $\mathbb{q}$ は、むしろZadeh［3］が指摘している $\mathbb{p}$ COUPLED WITH $\mathbb{q}$ $\triangleq$ $\mathbb{p} \times \mathbb{q}$ に相当しており、推論の近似則の枠組みの中で判断するかぎりは、これを条件文 $\mathbb{p} \rightarrow \mathbb{q}$ と解釈するよりは、論理積$\mathbb{p} \wedge \mathbb{q}$として捉える方が妥当である。

2）並列ルールの場合のマムダニ推論形式

IF $\mathbb{p}1$ THEN $\mathbb{q}1$	IF x is $\mathbb{A}1$ THEN y is $\mathbb{B}1$
OR	OR
IF $\mathbb{p}2$ THEN $\mathbb{q}2$	IF x is $\mathbb{A}2$ THEN y is $\mathbb{B}2$
$\mathbb{p}'$	x is $\mathbb{A}'$
$\mathbb{q}'$	y is $\mathbb{B}'$

マムダニ方式によれば次式を得る。

$$\mathbb{B}' = \mathbb{A}' \bigcirc ((\mathbb{A}1 \times \mathbb{B}1) \cup (\mathbb{A}2 \times \mathbb{B}2)) \tag{33}$$
$$= (\mathbb{A}' \bigcirc (\mathbb{A}1 \times \mathbb{B}1)) \cup (\mathbb{A}' \bigcirc (\mathbb{A}2 \times \mathbb{B}2))$$

上式を近似推論形式で書くと以下のようになる。

$$\begin{array}{c} (\mathbb{p}1 \wedge \mathbb{q}1) \vee (\mathbb{p}2 \wedge \mathbb{q}2) \\ \mathbb{p}' \\ \hline \mathbb{q}' \end{array} \tag{34}$$

したがって、式(34)より、複数ルールのマムダニ方式は、近似推論形式の⑩すなわち近似並列的連言三段論法に対応していることがわかる。

6．近似推論の有効性判定について(Evaluation of Approximate Validity of Approximate Reasoning)

近似推論の有効性を判定する場合には、以下に示す二つのアプローチが考えられる。

1）近似推論がベースにしている記号論理における（近似化される以前の）推論形式の有効性による判定。

2）近似推論形式のファジィ恒真性による判定。

以下では、後者の方法による判定を考えてみる。まず、ファジィ恒真命題$\mathbb{T}$とファジィ恒偽命題$\mathbb{F}$を定義する。

［定義1］ ファジィ恒真命題$\mathbb{T}$は、任意の命題p，p'（ただし、p≈p'）に対して、次式を満たす。

$$p \vee \sim p' \Leftrightarrow \mathbb{T}, \quad p \vee \mathbb{T} \Leftrightarrow \mathbb{T}, \quad p \wedge \mathbb{T} \Leftrightarrow p \tag{35}$$

［定義2］ ファジィ恒偽命題$\mathbb{F}$は、任意の命題p，p'（ただし、p≈p'）に対して、次式を満たす。

$$p \wedge \sim p' \Leftrightarrow \mathbb{F}, \quad p \vee \mathbb{F} \Leftrightarrow p, \quad p \wedge \mathbb{F} \Leftrightarrow \mathbb{F} \tag{36}$$

近似推論形式の有効性は、その近似推論形式がファジィ恒真命題となるかどうかを判定することによって評価されるものとする。たとえば、5．で述べた近似的連言三段論法としてのマムダニ推論形式である式(32)の有効性は以下のように判定される。

$$(\mathbb{p} \wedge \mathbb{q}) \wedge \mathbb{p}' \rightarrow \mathbb{q}'$$
$$\Leftrightarrow \sim ((\mathbb{p} \wedge \mathbb{q}) \wedge \mathbb{p}') \vee \mathbb{q}'$$
$$\Leftrightarrow (\sim \mathbb{p} \vee \sim \mathbb{q} \vee \sim \mathbb{p}') \vee \mathbb{q}'$$
$$\Leftrightarrow (\sim \mathbb{p} \vee \sim \mathbb{p}') \vee (\sim \mathbb{q} \vee \mathbb{q}')$$
$$\Leftrightarrow (\sim \mathbb{p} \vee \sim \mathbb{p}') \vee \mathbb{T}$$
$$\Leftrightarrow \mathbb{T}$$

したがって、上式より近似的連言三段論法すなわちマムダニ推論は近似的に有効であると判断される。

7．おわりに(Concluding Remarks)

本報告では、近似推論の形式化とファジィ恒真命題の導入による推論の近似則の有効性判定の方法を示したが、これらはまだ概念的であり、近似推論結果を前提からどのように定めるかについて触れていないという意味では構成的ではない。しかし、近似推論の実際的な構成論が実はファジィ推論であるとする位置づけも考えられる。いずれにしても、本報告は、近似推論をファジィ推論の属性のように位置づけないことを基調としている。

参考文献

［1］ L.A. Zadeh: Fuzzy Logic and Approximate Reasoning, Synthese, 30, 407－428(1975).

［2］ 野崎昭弘、田中公治：情報数学入門、サイエンス社(1988).

［3］ L.A. Zadeh: The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning-Ⅲ, Information Sciences, 9, 43－80 (1975).

［4］ E.H. Mamdani: Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proc. IEE, 121-12, 1585－1588(1974).

W6-3 (R7)

An Alternative Matching for Fuzzy Sets

Anca Ralescu* and Michio Sugeno

Systems Science Department, Tokyo Institute of Technology
4259 Nagatsuta, Midory-ku, Yokohama 227, Japan

Abstract. An alternative matching technique for fuzzy sets is considered taking into account the structure of the universal set. The matching is defined in terms of a property satisfied by some members of the universal set followed by an evaluation of this set.

1. Introduction

One of the important issues related to the use of fuzzy sets to capture the imprecision of the real world concerns their comparison. This consists of an evaluation of the degree to which two concepts described by corresponding fuzzy sets, or two different fuzzy sets representations of a same concept agree. Usually this kind of analysis is termed as unification or matching of the fuzzy sets. Such operations have been defined and used in several problems [1], [5]. Within the fuzzy sets theory, the possibility theory [6] offers one way of defining a match between fuzzy sets. According to this for two fuzzy sets, A1 and A2 defined on the same universe of discourse U, two quantities are computed: $Poss(A1/A2)=\sup\{\min(A1(x), A2(x)) / x\varepsilon U\}$ and $Nec(A1/A2)=1-Poss(Not\ A1/A2)$. From these definitions it can be seen that Poss(A1/A2) is the largest membership grade of the intersection of A1 and A2. Thus a matching based on this method takes into account only the values of the membership functions, ignoring, at least to some extent, the structure of the universe of discourse. For instance, if A1=A2=A, then $Poss(A/A)=\sup\{A(x) / x\varepsilon U\}$. This means that unless A is normal, i.e. $\sup A(x)=1$, $x\varepsilon U$, $Poss(A/A) < 1$ and therefore $Nec(A/A)<1$. This result seems to be counter intuitive, as in fact A and A coincide everywhere. Let us note now that, for a large class of fuzzy sets, for example those for which the membership function is continuous, the possibility corresponds to the **largest common value** of the fuzzy sets being matched. Thus, in fact, the possibility contains more information than it appears at first glance. However, the fact that the A1 and A2 may coincide on more than one point is not readily captured by the possibilistic approach.

Since $Nec(A1/A2) < Poss(A1/A2)$ it is tempting to use these values as an interval to qualify the result of the match. However, there is no meaning, from the possibilistic point of view, that can be associated with this interval. Nor does this interval have any meaning from probabilistic view point, even though a probability, P(A1/A2), can be constructed which lies in the interval determined by Nec(A1/A2), Poss(A1/A2). Indeed, this interval does not behave as a probability interval with respect to the operations of union, intersection and complement.

---

*on leave from Computer Science Department, University of Cincinnati, USA

It can be argued that an alternative matching method, compatible with a probabilistic interpretation is desirable from several points of view. For instance, suppose that a knowledge base contains probabilistic rules, that is statements qualified by a probability, as well as heuristics, or dispositions, expressed in terms of fuzzy quantities. If a probabilistic inference engine is to be used on this knowledge base then the statements containing fuzzy quantifiers, must be converted into probabilistic statements. This can be achieved in several ways, for example as in [1], where the fuzzy sets are expressed as mass assignments. The approach presented in this paper is an alternative, which does not make use of the notion of mass assignments.

In this paper we propose a matching method, based on evaluating the overlap between two fuzzy sets, A1 and A2, when this overlap is expressed as a property of a subset of the universal set. More precisely, we consider a local index of inequality for the fuzzy sets in question and then the size of the set of the points for which this index assumes a prescribed value is calculated.

It can be argued that a more accurate, or a more complete match should take into account not only the points on which the fuzzy sets coincide, but also their respective common membership values, in a way which indicates that the match is weaker at lower grades of membership and stronger at higher grades of membership. Appealing as this may sound it is not really clear that such a matching technique is suitable. To illustrate this point suppose that a matching of A1 and A2 has been defined in a way such that the result of the match depends directly (i.e. is proportional to) on the value of the grade of membership. This can lead to counter intuitive results as the Figure 1 indicates, in which the match of A1 to A2 is 0, since the grades of membership function on which A1 and A2 coincide are zero, while the match of A1 and A3 results in a positive value, even though A1 and A3 coincide on a much smaller set.

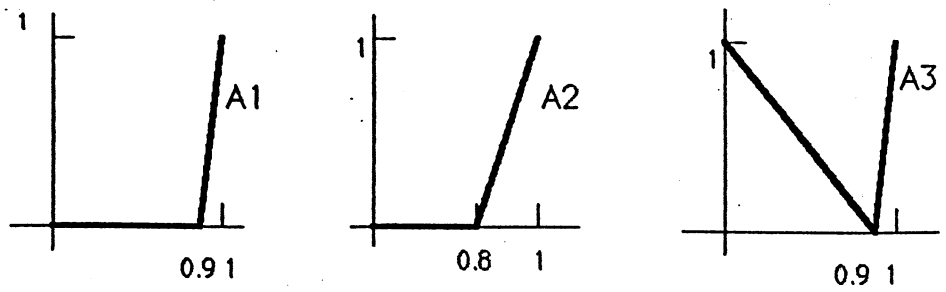


Figure 1

2. The alternative matching method

To begin with, let us denote by m the Lebesgue measure on [0, 1]. Let A, Ai, i=1,2, denote normal fuzzy sets in [0, 1], and A(x), Ai(x) will also denote the value their respective membership functions at a point x in [0, 1]. For a fuzzy set A we assume the standard fuzzy complement A^c. Moreover, we assume that the set of equilibrium points of at least one of the sets being matched is of measure 0, that is

(1) $m(\{x/\ Ai(x) = 1/2\}) = 0$ for some i=1,2

The local index of inequality $i(A1, A2; x) = |A1(x) - A2(x)|$, that is simply the distance between A1(x) and A2(x).

Let us denote by Match(_,_) the matching operator, which for each pair of fuzzy sets A1 and A2 associates an interval [l, u] in [0, 1]. Match is defined as follows:

Definition 1. Let L12={x / |A1(x)-A2(x)| = 0} and $U12^c$ = {x / $A1^c$(x)-A2(x)|=0}. We say that A1 and A2 can be matched with support [l12, u12], and we write Match(A1,A2)=[l12, u12] if l12=m(L12) and u12=m(U12).

From this definition it follows immediately that Match (A1, A2) satisfy the following properties (proofs omitted):

(i) $0 \leq l12 \leq u12 \leq 1$
(ii) [l12, u12] = 1 iff A1(x)=A2(x) m-ae
(iii) l12 = l21, u12= u21
(iv) $l12^c$ = 1- u12, $u12^c$ = 1- l12, where [$l12^c$, $u12^c$]=Match($A1^c$, A2)
(v) If Match(Ai, A)=[li, ui], Match (A1 $\cup$ A2, A)= [l, u], and Match(A1 $\cap$ A2, A) =[l', u'] then it is true that l= l1 + l2 - l', u = u1 + u2 - u'.

It follows from (i) that the result of the match determines an interval in [0, 1], and from the remaining properties it follows that this interval can be viewed as a probability interval.
Let us now define a partial match, of A1 and A2, based on evaluating the set for which the absolute overlap from Definition 1 is replaced by a relaxed overlap as follows: Let $0 \leq \varepsilon \leq 1$ and let us define, by analogy to L1 and U12 the following sets:

(2) $L12^{\varepsilon, 0}$ = {x / |A1(x) -A2(x)| $\leq \varepsilon$; |$A1^c$(x) - A2(x)| > 0}

$U12^{\varepsilon,0}$ = {x / |A1(x) - A2(x)| $\leq \varepsilon$} $\cup$ {x / |$A1^c$(x)-A2(x)| > 0}

Note that L12, and U12 as given in Definition 1 correspond to $L12^{0,0}$ and $U12^{0,0}$ respectively.
It is obvious that

(3) $[0,1] \supseteq U12^{\varepsilon, 0} \supseteq U12^{0,0} = U12 \supseteq L12^{\varepsilon,0} \supseteq L12^{0,0} = L12$

Let us now denote by $l12^{\varepsilon,0}$=m($L12^{\varepsilon,0}$) and $u12^{\varepsilon,0}$=m($U12^{\varepsilon,0}$). Then we have the following proposition.

Proposition 1:

(a)For every $0 \leq \varepsilon \leq 1$ $l12 \leq l12^{\varepsilon,0} \leq u12$

(b) For every y0 in [l12, u12] there exists $\varepsilon 0$ such that $l12^{\varepsilon,0}$=y0. That is, each point in the interval [l12, u12] corresponds to a relaxed match of A1 and A2.

proof:
(a) follows immediately from (3) above.
To prove (b) let f:[0, 1] -> [l12, u12] be defined by f(x)=m($L12^{x,0}$). From (3) we have that f(0)=l12. Also we have that f(M)=u12, where M=sup{|A1(x)-A2(x)| ; $0 \leq x \leq 1$}, since {x / |A1(x)-A2(x)| $\leq$M}=[0,1]. (b) now follows from the fact that f is continuous.

3. Probabilistic versus possibilistic match

It is obvious that the probabilistic match presented in the previous section will tell us the size of the subset on which the sets being matched are equal. However, it will tell us nothing about the value(s) that A1 and A2 take on this set. On the other hand Poss(A1/A2)

will tell us, when A1 and A2 are continuous the largest common value of A1 and A2. Thus, since these two methods formulate the matching problem from a different point of view, there is no reason for any relation to exist between them. In the possibilistic approach, [2], a probability, P(_/A2) can be constructed, such that

(4) $Nec(A1/A2) \leq P(A1/A2) \leq Poss(A1/A2)$

(4) seems to capture the intuition regarding the relation between the possibility and probability of an event: "zero possibility implies zero probability". But it also follows from (4) that "probability one implies possibility one and zero probability implies zero necessity".

In the case of the match defined in this paper a relation like (4) does not hold. Nor does the first consequence of (4) hold. Indeed this can be easily viewed from the example in Figure 2 : $Poss(A1/A2) = Nec(A1/A2) = 0$ while $Match(A1, A2) = [\delta - \varepsilon, 1]$, where $\delta - \varepsilon > 0$.

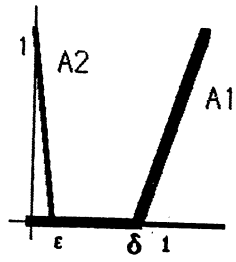


Figure 2

However, the following result, analogous to the second consequence of (4) holds:

Proposition 2: Assume that Ai, i=1,2 are normal fuzzy sets, such that there exists at least one point, xi, such that Ai(xi) = 1, and Ai is continuous at xi, i=1,2. Let Match(A1,A2)=[l12, u12]. Then the following hold:
(a) l12=1 => Poss(A1/A2)=1
(b) u12=0 => Nec(A1/A2)=0

proof:
(a) l12=1 => M({x / A1(x)=A2(x)}) =1, that is A1(x)=A2(x) m-ae. In particular, it follows that A1(x)=A2(x) for x in any neighborhood of x1. Then it follows that either A1(x1)=A2(x1)=1 or that A1(x) -> 1 and A2(x) -> 1 as x -> x1. In any case Poss(A1/A2)=1.
(b) Apply (a) to A1c and A2 to infer Poss(A1c/A2)=1 and hence Nec(A1/A2)=0.

4. Applications

We briefly indicate here some of the possible applications of the matching technique presented in this paper.

First we mention that it can be applied to express the fuzzy syllogisms proposed in [6] in terms of statements qualified by a probability interval. Work in this direction has been done in [4] for the intersection/product and it is being currently done for the other syllogisms. For these it is expected that the number of the probabilistic statements obtained will exceed the number of the premises in the syllogisms.

Other applications of the matching technique proposed in this paper is related to the so called inverse problem [3]. That is, given that Match(A1, X)=[l, u] is specified find the fuzzy set X. In general, none of the matching methods mentioned in this paper, including the probabilistic match can determine X uniquely. However, the probabilistic match offers the vehicle to distinguish between various candidates for X on the basis of the partial match. This kind of analysis can be extended to distinguish between candidates at prespecified levels of match as well. That is, if Match (A1, X) at level $\varepsilon 1$ is specified, then different candidates for X can be distinguished according to their matching to A1 at a level $\varepsilon 2 > \varepsilon 1$ and so on.

5. Conclusion

We have presented an alternative matching technique for fuzzy sets which is compatible with a probabilistic interpretation. This method is based on evaluating the subset on which the fuzzy sets in question agree. The condition used is an absolute overlap of the sets being matched. This overlap, $|A1(x) - A2(x)|$ can be expressed as Max(A1(x), A2(x)) - Min(A1(x), A2(x)) which, in turn has been used [3] as the basis for a local index of equality. Other such indices as indicated in [3] can be substituted for this index and apply the method outlined in this paper.

References and related bibliography

[1] Baldwin, J. F., Pilsworth B. W. (1990) "Semantic Unification of Fuzzy Concepts in FRIL", Proceedings of the 3rd IPMU Conference, Paris.
[2] Dubois, D., Prade, H. Possibility Theory. Plenum Press, 1988.
[3] Pedricz W. (1990) "direct and Inverse Problems in Comparison of Fuzzy Data" FSS, Vol 34(2), 223-236.
[4] Ralescu A. L. (1991) "Syllogistic Reasoning and FRIL", Proceedings of the OUCC-89, Ohio Computer Conference, Athens, Ohio.
[5] Sugeno M., Yasukawa T. (1991) "Linguistic Modeling Based on Numerical Data" IFSA-91, Brussels, July 7-12, 1991.
[6] Zadeh, L. A. (1985) "Syllogistic Reasoning in Fuzzy Logic and its Applications to Usuality and reasoning with Dispositions" IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, SMC-15, 754-763.

一般セッション論文

第2日

6月13日(木)

T1（RM）　招待講演
T2（RM）　総　会
T3（RM）　制御（方法論）
T4（RM）　制御（実用）
T5（RM）　制御（規則）
T6（RM）　制御（システム）

T3（R2）　意思決定
T4（R2）　色　彩
T5（R2）　グラフ
T6（R2）　モデリング

T3（R3）　プログラミング言語
T4（R3）　表　現
T5（R3）　検　索
T6（R3）　データベース

T3（R7）　画像（認識1）
T4（R7）　画像（認識2）
T5（R7）　画像（理解）
T6（R7）　画像（処理）

T3－1（RM）

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）

Comparison of several Methods for Fuzzy Control (Case of driving simulation of a model car)

平川　進、　西守克己、　徳高平蔵、　酒井由美子、　岸田　悟、　石原永伯
S. Hirakawa, K. Nishimori, H. Tokutaka, Y. Sakai, S. Kishida, N. Ishihara

鳥取大学工学部電気電子工学科
Department of Electrical and Electronic Engineering, Tottori University

Abstract: Fuzzy inference methods are investigated for driving simulation of a model car. Fuzzy inference methods based on Mamdani's and Sugeno's methods are discussed. The 20 fuzzy inference forms can be obtained by the combination of the logical and algebraic operations of fuzzy sets and several defuzzifier methods including the center-of-gravity and the median methods. Their effects on the driving control in the straight road are examined by the simulation using each inference form.

1．はじめに

ファジィ制御は現在盛んに応用されている。しかし、その基礎となるファジィ推論の方法論がまだ確立されているとは言えない。ファジィ制御の成功は、マムダニによる推論法によるところが大きいと言われるが、理論的に確証された方法ではなく、むしろ含意の形式をとりながら論理学的には含意に相当しない[1]などとも言われている。そこで我々はこの点を考察しながら、マムダニ法を基本とした各種の制御法を比較検討した。そして、模型自動車の走行ファジィ制御モデルを用いたシミュレーションに応用した。

2．　各種ファジィ推論法

2．1　マムダニ推論法について

マムダニによるファジィ推論法は、if-then 形式（if 〈前件部〉 then 〈後件部〉）の各規則(ルール)から各ファジィ関係を導き出し、それらを入力変数に適用して各々ファジィ集合を形成し、それらを統合することによって結論のファジィ集合を導くと説明されている。しかし別の観点では、複数の規則から一つのファジィ関係を算出し、それを入力変数に適用し結論のファジィ集合を導くとも考えられる。つまり、一つの規則はあるファジィ関係の一部を表わしており、複数の規則ではじめて一つのファジィ関係全体を表現するということである。

この考え方によると、if-then規則は以下に示すような関係含意であることが望ましい。以下、簡単のためにクリスプな場合について説明する。

図1に示すような $x \in X$ と $y \in Y$ との間に関係 $R \subseteq X \times Y$ が成り立つことを前提にして、$A \subseteq X$ が与えられたときに $A \Rightarrow B$ が成り立つ $B \subseteq Y$ すべてのうち、$BR \subseteq B$ となる BR が存在する。ここで $A \Rightarrow BR$ を関係含意と名付ける。このとき BR は

$$BR = \{ y \mid \exists x (R \cap A), y \in Y \} \qquad (1)$$

で与えられる。

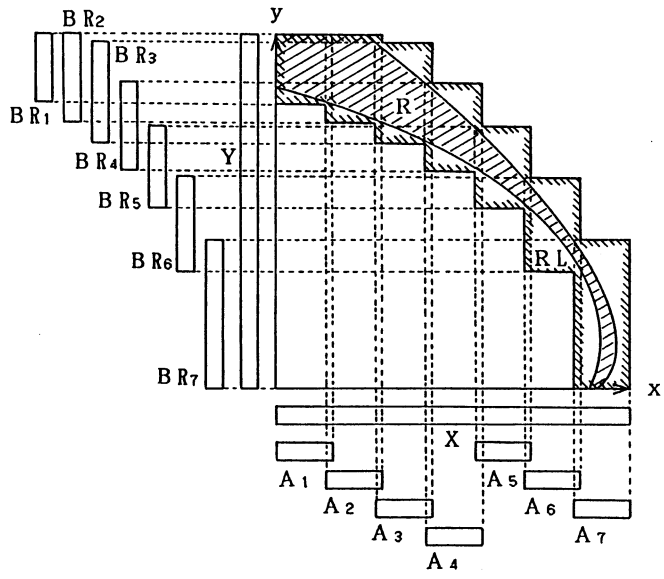


図1　関係 $R \subseteq X \times Y$ によって定められた関係含意 $A_i \Rightarrow BR_i, (i=1, 2, \cdots, 7)$ より算出される関係 RL

A_i が X 全域を網羅している、つまり

$$\bigcup_i (A_i) = X \qquad (2)$$

である複数の A_i を用いた含意 $A_i \Rightarrow B_i$、つまり規則 if A_i then $B_i, (i=1, 2, 3, \cdots)$ が与えられると、前提とされた関係 R は

$$RL = \{x, y \mid \bigcup_i (A_i \cap B_i), x \in X, y \in Y\}$$
$$= \bigcup_i (A_i \times B_i) \quad (3)$$

で与えられる関係$RL \subseteq X \times Y$によって

$$R \subseteq RL \quad (4)$$

のように限定される。この様子を図1に示す。とくに

$$A_i = \{x_i\},\ i=1,2,3,\cdots,\ \forall x_i \in X$$
$$B_i = BR_i = \{y \mid R, x_i, y \in Y\} \quad (5)$$

であるとき$R = RL$となる。

さて、(3)式のRLが成り立つことを前提として$A' \subseteq X$なる事実が与えられると、

$$B' = \{y \mid \exists x (RL \cap A'), y \in Y\} \quad (6)$$
$$= \{y \mid \bigcup_i [\exists x (A_i \cap A') \cap B_i], y \in Y\}$$

のような結論$B' \subseteq Y$が得られる。

以上のクリスプな考え方をファジィ推論に応用するには“成り立つ”と言う言葉を“確からしい”という言葉に置き換える必要がある。また、(2)式は相補律が成り立たないので、ファジィ推論には使えない。そこでKleene代数の考え方により、(2)式を

$$\bigcup_i (A_i) = \bigcup_i (A_i) \cup (C \cap \neg C),\ \forall C \subseteq X \quad (7)$$

のように置き換えることもできる。この(7)式は、例えば論理演算を考えた場合、左辺の和集合のメンバーシップ関数が$\forall x \in X$に対し0.5以上になることを意味している。

経験から導き出される関係Rは$A_i \Rightarrow B_i$という規則として言語的に表現されうる。この規則を用いて、コンピュータで処理するためのアルゴリズムを考える。理想的にはRが算出できれば問題はないが、現状では不可能である。そこで、得られた規則から算出可能なRLによってRを近似することが有効である。したがって我々はよりRに近いRLを算出する方法を見いだすために、各種のファジィ集合演算法を試みた。

例えばファジィ集合演算として論理積、論理和を採用すれば、このRLを用いた推論法は(7)式の条件を付加したマムダニの推論法と一致する。つまり(6)式は

$$\mu B'(y) = \bigvee_i [\bigvee_x \{\mu A_i(x) \wedge \mu A'(x)\} \wedge \mu B_i(y)] \quad (8)$$

と解釈される。ここで、ファジィ集合積演算子$\wedge$，和演算子$\vee$はそれぞれ min，max演算をあらわす。

入力ファジィ変数A'にRLを適用する際、RLを構成する規則($A_i \Rightarrow B_i$，i=1,2,3,…)のうち$\exists x (A_i \cap A')$が確からしいものほど出力ファジィ変数に深く関わる。この確からしさの度合を適合度と呼ぶ。適合度演算法として論理積、論理和を用いれば、

$$w_i = \bigvee_x \{\mu A_i(x) \wedge \mu A'(x)\} \quad (9)$$

で与えられる。とくに制御への応用の場合、入力変数のファジィ集合A'は1つの確定値x'のみをもつ集合であり、そのメンバーシップ関数が

$$\mu A'(x) = \begin{cases} 1 & (x = x') \\ 0 & (x \neq x') \end{cases} \quad (10)$$

で与えられ、(9)式はどの適合度演算法を用いても、

$$w_i = \mu A_i(x') \quad (11)$$

となる。この適合度を用いれば、(8)式は

$$\mu B'_i(y) = w_i \wedge \mu B_i(y) \quad (12)$$

$$\mu B'(y) = \bigvee_i \{B'_i(y)\} \quad (13)$$

となる。(12)式の演算を後件部演算、(13)式の演算を統合演算と呼ぶ。そして前件部に複数のファジィ変数が使われている場合、それらを合成する積演算が必要であり、これを前件部演算法と呼ぶ。

また、結論として得られたファジィ集合B'を実際の制御に用いるためには確定値yoに変換(非ファジィ化)しなければならない。この方法を確定法と呼ぶ。マムダニ法では重心法が用いられる。このとき確定値yoは得られたメンバーシップ関数$\mu B'(y)$の重心として

$$y_o = \frac{\int \mu B'(y) \cdot y \, dy}{\int \mu B'(y) \, dy} \quad (14)$$

のように算出される。他に多くの確定法が提案されており[2]、我々は中央値法(面積中心法[3])に注目した。全体集合Yが$\{y \mid y_s \leq y \leq y_e\}$のとき確定値yoは

$$\int_{y_s}^{y_o} \mu B'(y) \, dy = \int_{y_o}^{y_e} \mu B'(y) \, dy \quad (15)$$

のように$\mu B'(y)$の面積中心(中央値)の値として算出される。実際の推論ではYを近似的に24分割して積分計算

を行なった。

このようなマムダニ法を改善するのに、ファジィ集合演算法(前件部、後件部、統合法)や確定法を再検討する必要がある。これらの組合せを「前件部演算法/後件部演算法-統合法-確定法」と表記すれば、典型的なマムダニ法は「論理積/論理積-論理和-重心法」となる。

2．2　菅野法[4)]

菅野法は後件部に関数f_iを与えるものである。前件部で(9)式または(11)式によって得られる適合度w_iを重みとした、後件部の関数値f_iの重み付き平均が出力値y_oになる。つまり

$$y_o = \frac{\Sigma w_i \cdot f_i}{\Sigma w_i} \qquad (16)$$

で与えられる。通常、後件部の関数として入力値x'の関数f_iが与えられる。しかし、シミュレーションには後件部に与えられたファジィ集合B_iを用いて、

$$w_i = \mu B_i(f_i) \qquad (17)$$

となる関数f_iを考えた。

2．3　簡略法[2)]

菅野法の特殊な場合で、後件部に定数を与えるものである。つまり、(16)式のf_iを定数y_iにした場合である。

この方法はマムダニ法の後件部ファジィ集合がひとつの要素y_iをもつ場合とも解釈できる。

3．　模型自動車の直進走行ファジィ制御シミュレーション

3．1　模型自動車モデル

図2に示すように、車体の前輪と後輪の間隔がL[cm]で、ファジィコントローラを内蔵した模型自動車を考える。走行路は幅40[cm]で、距離1000[cm]の直線路を想定し、走行路の中央線を走行目標線とした。すべて進行方向に対して右側を正として、目標線から車体基準点までの距離y[cm]と目標線に対する車の傾きθ[°]を入力として用い、ハンドルの切り角ϕ[°]を出力するというファジィ推論を考える。ϕが与えられると前輪中央が車体方向に対しϕ[°]右斜めに進むように前輪を傾ける。簡単のため、車体がL[cm]だけ進んだとき内輪差は生じるが後輪は前輪の初期位置近くに来るので、車体方向はϕ[°]右に回転すると考えた。車の速度V[cm/秒]は一定とした。車の軌跡の計算は以下のような推論時間τ[秒]間隔ごとの近似式を用いて行なった。

$$\phi_n = \mathrm{fuzzy\_inference}(y_{n-1}, \theta_{n-1}) \quad [°] \qquad (18)$$

$$\theta_{n+1} = \theta_n + \frac{V \cdot \tau}{L} \cdot \phi_n \quad [°] \qquad (19)$$

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= x_n + V \cdot \tau \cdot \cos\frac{\pi}{180}\theta_{n+1} \ [\mathrm{cm}] \\ y_{n+1} &= y_n + V \cdot \tau \cdot \sin\frac{\pi}{180}\theta_{n+1} \ [\mathrm{cm}] \\ &(n=1, 2, 3, \cdots) \end{aligned} \qquad (20)$$

ここで、(18)式はハンドルの切り角が推論時間τ[秒]前の車の状態によって推論されることを示している。実際のシミュレーションの際には$V \cdot \tau / L = 1$とした。

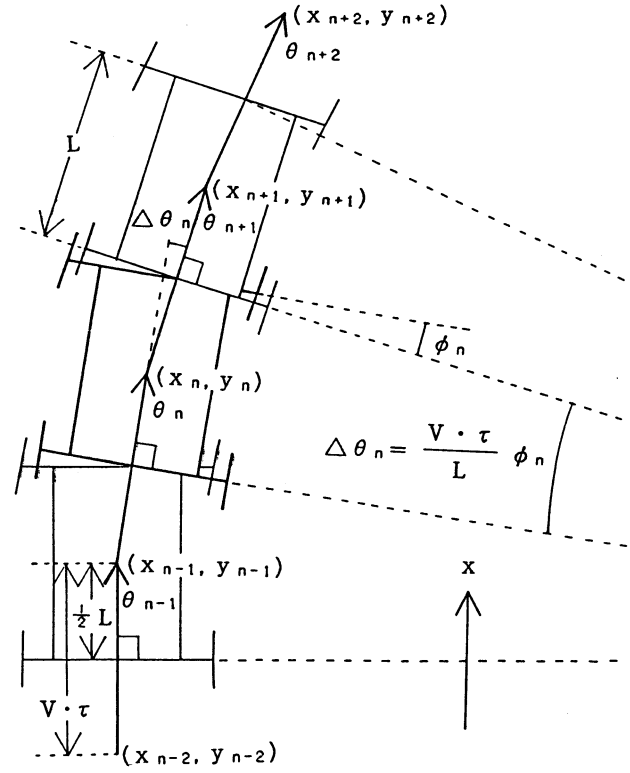


図2　模型自動車の走行モデル（$\frac{V \cdot \tau}{L} = 1$の場合）

θは各ベクトルの目標線(x軸)となす角度。

3．2　直進走行の規則

直進走行のためのファジィ制御規則は図3に示すように2つの入力y[cm]，θ[°]と1個の出力ϕ[°]との規則r1～r4で構成されている。r1とr2は車を中央線に近づけ、r1とr4は車の向きを正すものである。その規則を簡単に説明すると、

r 1 : if y =DL & θ =TZ then ϕ =HR
（車が左にあり、向きがまっすぐならば右に切る。）
r 2 : if y =DR & θ =TZ then ϕ =HL
（車が右にあり、向きがまっすぐならば左に切る。）
r 3 : if θ =TL then ϕ =HR
（車が左に傾いていれば右に切る。）
r 4 : if θ =TR then ϕ =HL
（車が右に傾いていれば左に切る。）
となる。

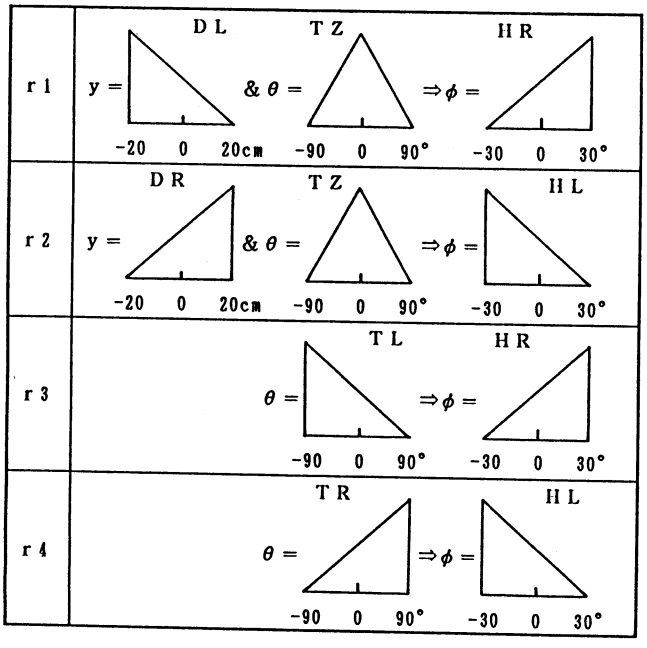


図3 シミュレーションに用いた直進ルール
（文献[4]より）

3．3 ファジィ推論

図3に示したように、計算の簡単化のために三角型メンバーシップ関数を採用した。ファジィ集合演算には前件部と後件部の積演算として論理積と代数積(かけ算)を、統合法の和演算として論理和、加算(足し算)を用意した。また、確定法として、重心法、中央値法を用いた。さらに、菅野法および簡略法も試みた。

4． 結果と検討

4．1 シミュレーションの結果

図4に代表的な推論法による走行軌跡を示す。制御性を評価するため、図5のように車の基準点が目標線から±0.1[cm]の範囲内に収束するまでの時間(推論回数×τ[秒])と、軌跡と目標線とに囲まれた斜線部分の面積を評価値とした。これらの評価値が小さいほど制御性がよい

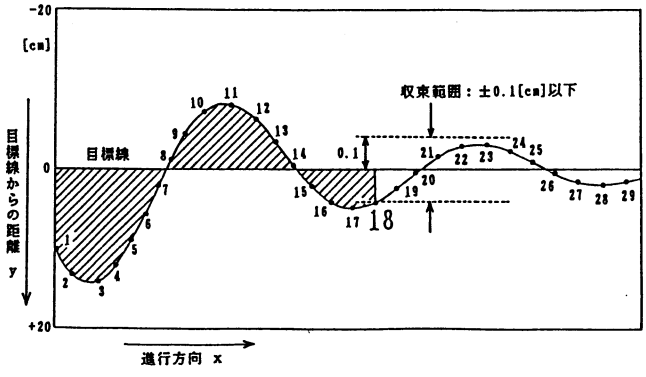


図5 車の軌跡と制御性の評価の例
（斜線部は面積評価、・は推論地点）

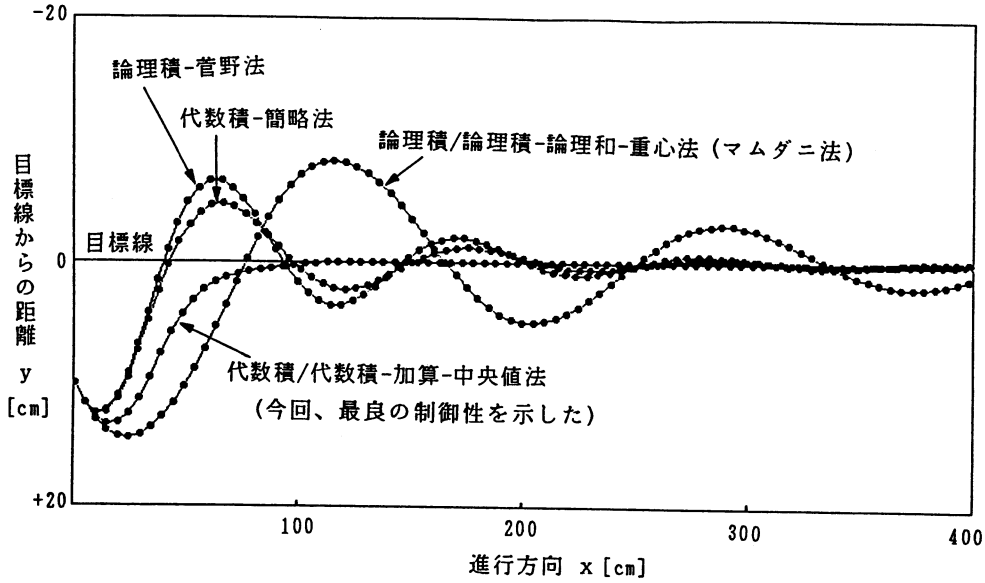


図4 代表的な推論法による直進走行シミュレーションの結果

ことを示す。この評価値を用いて各推論法を比較した結果を図６に示す。与えたメンバーシップ関数は変化させておらず、各推論法の制御に対する妥当性の判断はできないが、確定法や統合法の違いが制御性に大きく影響していることがわかった。

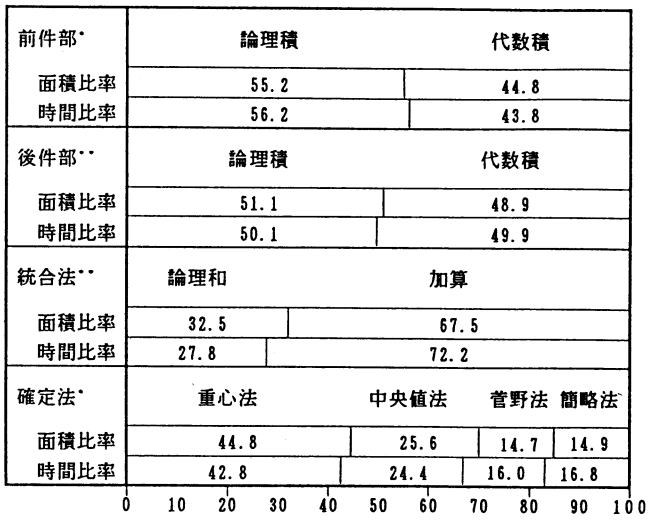


図６ 直進走行シミュレーションによる各推論法の比較結果
この割合が小さいほど制御性がよいことを示す。

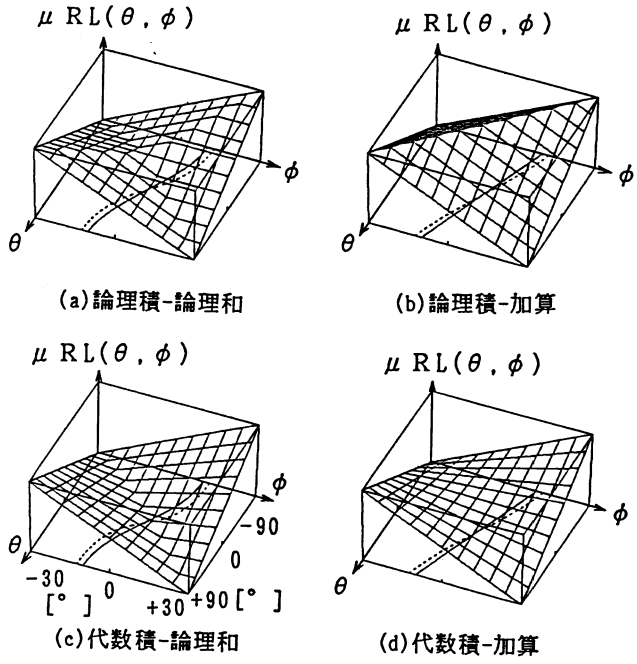


図７ ルールｒ３, ｒ４によるθとφとのファジィ関係ＲＬ
θ-φ面上の曲線は確定値を示す。
—— 重心法, ----- 中央値法

４．２ 後件部演算法と統合演算法の検討

ｒ３, ｒ４より得られるファジィ関係ＲＬを図７に示す。(θ, φ)=(-90, 30)を頂点とする凸部がｒ３によるファジィ関係であり、(90, -30)を頂点とする凸部がｒ４によるファジィ関係である。この場合「後件部演算法-統合演算法」=(b)「論理積-加算」の方法は２つの頂点を結ぶ稜線がくっきり現われており、２つの関係を補間する意味において最良である。

しかしｒ１～ｒ４を用いた実際のシミュレーションでは、逆に(c)「代数積-論理和」の場合、それも確定法に中央値法を用いたほうが制御性の優れた結果になった。図７には重心法と中央値法によってθ'に対する確定値φoを求め、その曲線を書き加えてある。どの場合でも、中央値法により得られた値φoは重心法の値よりも大きく変化している。この曲線を比べると、(c)「代数積-論理和」の曲線の傾きがφo=0付近で急であることがわかる。この方法では、結論として得られるファジィ集合が最も凹形になりやすいことがわかる。この凹形のため確定法によって得られる値の変化が激しくなり、良いシミュレーション結果につながったと考えられる。

５． まとめ

マムダニによる推論法の改善を考え、前件部、後件部統合法に種々のファジィ集合演算法を用いた。さらに確定法にもいろいろな方法を試みた。そして模型自動車の走行制御シミュレーションを行なった。その結果、確定法や統合法の違いが特に制御性に大きく影響を及ぼすことがわかった。

参考文献

[1] 中島伸之, いわゆるマムダニの含意について, 第６回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集, 235-238, (1990).
[2] 水本雅晴, ファジィ推論とファジィ制御, Computrol, No.28, 32-45, (1989).
[3] 横井与次郎, ファジィ制御とソフトファジコン入門, ラジオ技術社, (1990).
[4] 菅野道夫, ファジィ制御, 日刊工業新聞社, (1989).

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
Tel. 0857-28-0321
(内線 4352 電子応用工学研究室)
Fax. 0857-31-0880

T3－2（RM）

ファジィ状態メモリによる倒立振子の制御

Fuzzy control for Inverted Pendulum System Using Fuzzy State Memory

白井 雄二† 佐々木 守†† 上野 文男†† 井上 高宏††
Yuji SHIRAI , Mamoru SASAKI , Fumio UENO and Takahiro INOUE

† 八代工業高等専門学校
Yatsushiro National College of Technology

†† 熊本大学工学部
Faculty of Engineering, Kumamoto University

ABSTRACT

The inverted pendulum was controlled by using the "Fuzzy State Memory", which makes use of the bounded product and the bounded sum.

The general fuzzy controller needs many membership functions and many complicated operations. However, this paper's controller needs only a pair of membership functions for each input variable. These membership functions are very simple. The operations are also simple because instead of using product and division, sum and difference are used.

1．まえがき

倒立振子のファジィ制御は良くデモンストレーションに用いられる[1]．この倒立振子の制御規則はいくつものif ～ then ～ 規則で書かれ，その条件に適合するメンバーシップ関数のＭＩＮ，ＭＡＸ演算を行ない重心を求め制御量を決定している[2]．

筆者らは倒立振子の制御に必要な振子の角度と角度の変化分の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．そしてその規則に合った制御量を縦軸の長さとしてプロットし，その線間を連続な平面となるように補間した．これは，倒立振子の制御量が単純な増加関数で表現してもかまわないとして行った．すると２つの入力平面上に高さを制御量とした立体が得られた．

この立体は筆者らがすでにの発表しているファジィ状態メモリ[3][4]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．

その結果，良い結果を得た．

今回の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る．

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，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を代入する． 通常のファジィ制御では必要なメンバーシップのところのみ制御量を代入すれば良いが，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，連続的な入力平面上に制御量を縦軸の長さとして連続的に表わせば，図１のような形の２入力対ファジィ制御量の立体になる．

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
P : positive
Z : zero
S : small
M : medium
B : big

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．

またメンバーシップ関数は表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，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．さらに正か負の符号が分かれば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イプ関数によるグレードをｙとすると，

$$z = \begin{cases} BPBS9 & (x,\ y \geqq 0) \\ 0 & (x \cdot y < 0) \\ -BPBS9 & (x,\ y \leqq 0) \end{cases} \qquad (1)$$

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．ここでＢＰＢＳ９[3]は，

$$BPBS9 = (x \oplus y) \odot (\bar{z} \oplus x) \odot (y \oplus \bar{z}) \qquad (2)$$

⊕は限界和（ＢＳ：Bounded sum），⊙は限界積（ＢＰ：Bounded product）であり，

$$x \oplus y = \begin{cases} x + y & (x + y < 1) \\ 1 & (x + y \geqq 1) \end{cases} \qquad (3)$$

$$x \odot y = \begin{cases} x + y - 1 & (x + y > 1) \\ 0 & (x + y \leqq 1) \end{cases} \qquad (4)$$

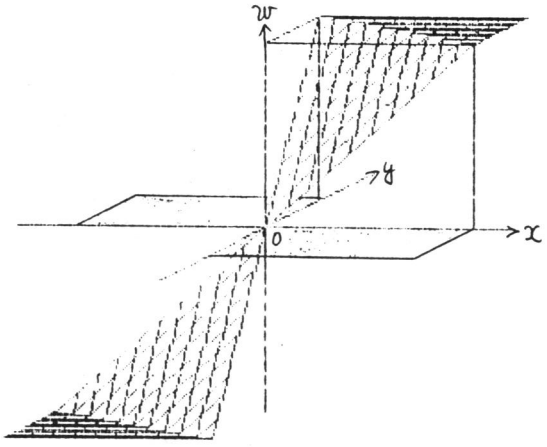


図１　入力に対する制御量の図

図２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図のように変化させることができる．

逆にｚ＝０で固定した場合は　式（２）は

$$BPBS9_{z=0} = x \oplus y \qquad (5)$$

となり，限界和となる．この関数の実現はＢＰＢＳ９よりもさらに簡単な演算となる．

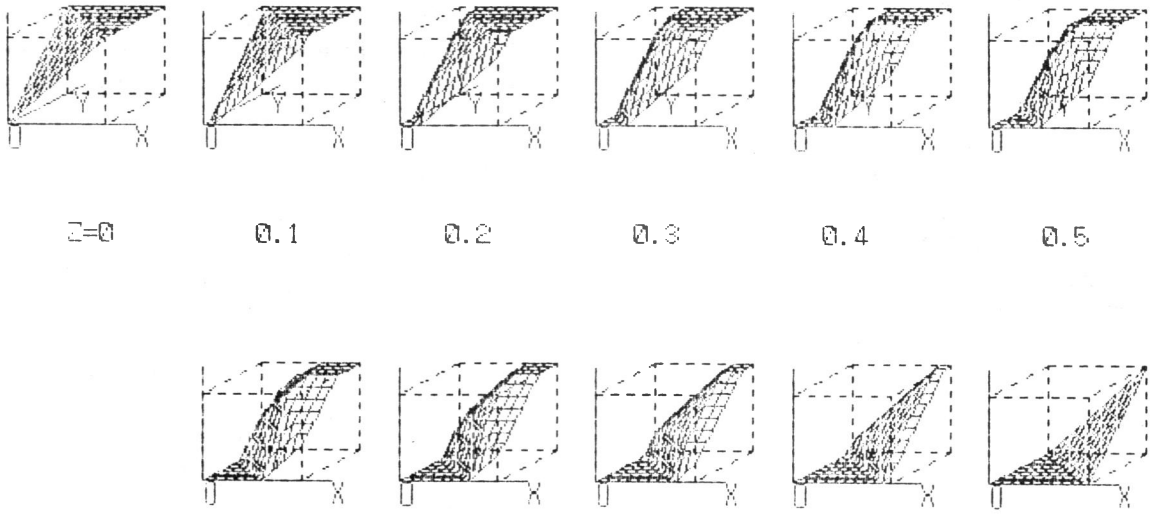


図２　ＢＰＢＳ９

3．システム構成

今回の実験は図３のようなシステム構成である．

倒立振子実験装置はジャパン・イー・エム㈱製を使用した．

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変換拡張ボード（ＡＤＭ－１６９８ＢＰＣ）とＤ／Ａ変換拡張ボード（ＴＤＡ－２６９８ＸＰＣ）を接続した．

Ａ／Ｄ変換器で倒立振子の角度を読み，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変換器からアナログ量に変換し，倒立振子の制御を行なう入力端子に入力して制御を行なった．

4．実験

今回の実験は，倒立振子の角度のみを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によって角度の変化分を求めて，入力変数としている．

この角度の電圧は＋１０Ｖ～－１０Ｖであり，角度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４のように決め，グレードｘ，ｙを得た．

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に比べ早い．

制御にはＮ８８－ＢＡＳＩＣ（ＭＳ－ＤＯＳ）のコンパイラを用いて行なった．図５に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．

また，角度の出力は０．２Ｖ／ｄｉｖ目盛りであり，通常の状態では角度の変化は小さい．ところが倒立振子を動かすベルトの振動による波形と思われるパルス状の角度の出力波形が観察される．またプログラム中に遅れ時間を入れて制御を行なってみたが良い結果が得られなかった．そこでさらにサンプル時間を短かくすればもっと良い制御が行なわれるものと思われる．今回は出力の幅（サンプル時間）は約８ｍＳＥＣであった．

5．むすび

今回は時間の都合上倒立振子を立てるだけの制御しか行なっていない．制御の方法もパーソナルコンピュータに拡張ボードのＡ／Ｄ，Ｄ／Ａコンバータを接続して，プログラムにより制御を行なったが，目的の制御は行えた．サンプル時間が長くなると，倒立振子の機械系の時間遅れのため，うまく制御ができなくなった．演算時間の高速化や，デジタル化の影響をなくすためには連続量による演算が行えるファジィハードウェアの方が好ましいものと思われる．

そこで今後は，ファジィ状態メモリが簡単にハードウエア化できることを踏まえて，さらに，位置制御も合わせて行える小型・軽量の実際の回路を構成する予定である．

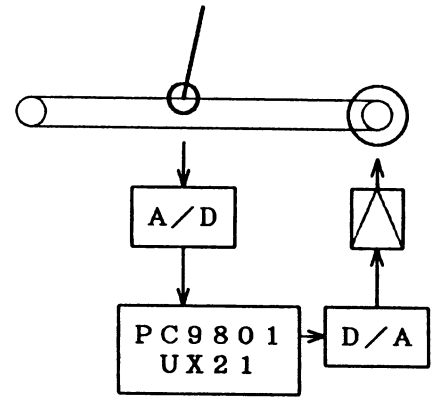


図３　倒立振子の制御システム

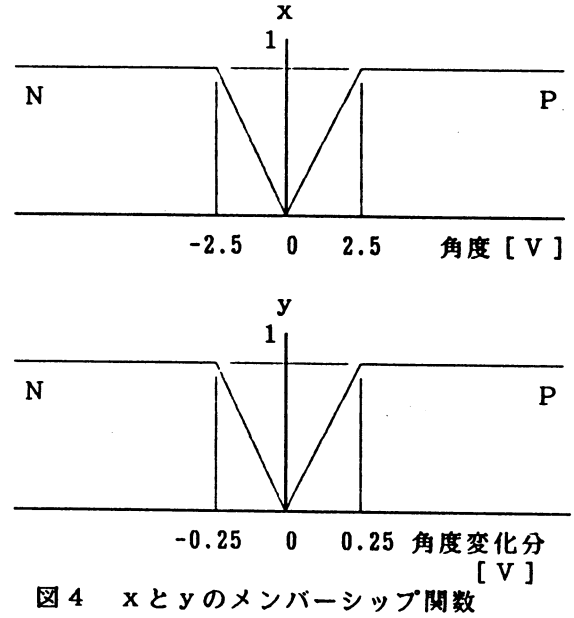


図４　ｘとｙのメンバーシップ関数

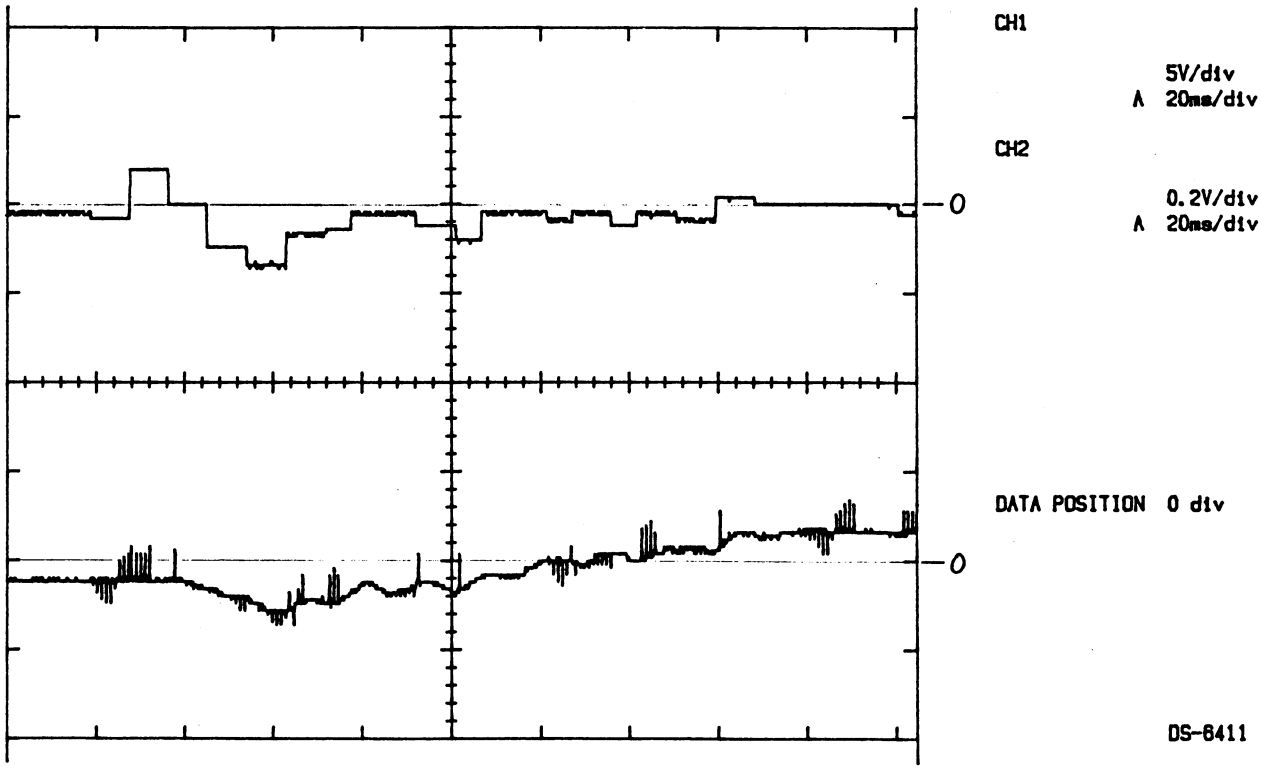


図5　ファジィ状態メモリによる入出力波形の一例
上：出力　　下：入力（角度）

参考文献等

(1)T.Yamakawa:"Special Demonstration Section at 2nd IFSA Congress, Tokyo,1987

(2)菅野:“ファジィ制御”,日刊工業新聞社,(昭和63年5月)

(3)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)

(4)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)

[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

T3－3（RM）

ファジィ制御法によるＰＩＤ制御の実現

REALIZATION OF PID CONTROLS BY FUZZY CONTROL METHODS

水本雅晴
Masaharu MIZUMOTO

大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University

This paper shows that PID controllers can be realized by fuzzy control methods of "product-sum-gravity method" and "simplified reasoning method". Therefore, PID controls are shown to be special cases of fuzzy controls. PID controllers, however, cannot be constructed by min-max-gravity method which is known as Mamdani's fuzzy reasoning method. Furthermore, extrapolative reasoning can be executed by product-sum-gravity method and simplified reasoning method by extending membership functions of antecedent parts of fuzzy inference rules.

1．はじめに

ファジィ制御の特徴は非線形な制御を実現できることであり、現在、最も実用的なＰＩＤ制御は線形的な制御を得意とする。

本論文では、ファジィ制御法として知られている「代数積-加算-重心法」および簡略化推論法によってＰＩＤ制御が実現されることを示す。すなわち、『ＰＩＤ制御はファジィ制御の特別な場合である』ことが示される。しかしながら、ファジィ制御法として最もよく知られているマムダニの「min-max-重心法」ではＰＩＤ制御は実現できないことが示される。また、本研究の副産物として、ファジィ推論法は一般に内挿推論として使用されているが、ファジィ推論規則の前件部のメンバーシップ関数を拡張して、正、負の値を取らせるようにすれば、『外挿推論』が実現できることが示される。

2．代数積-加算-重心法

まず、「代数積-加算-重心法」および簡略化推論法のあらましを述べておこう。

ファジィ制御やファジィプロダクションルールで使用されている多重ファジィ推論形式

$$\begin{array}{l} \text{規則1: A1 and B1 => C1} \\ \text{規則2: A2 and B2 => C2} \\ \quad \cdots\cdots\cdots \\ \text{規則n: An and Bn => Cn} \\ \text{事 実: } x_0 \text{ and } y_0 \\ \hline \text{結 論: } \qquad C' \end{array} \qquad (1)$$

を見てみよう。ここで、Ai (i=1,…,n) は X での、Bi は Y での、Ci は Z でのファジィ集合である。x_0, y_0 はそれぞれ X, Y の要素である。

このファジィ推論形式に対して「代数積-加算-重心法」[1,2,3] を適用すると、結論 C' は次のようにして求められる（図１）。

事実「x_0 and y_0」と各規則「Ai and Bi => Ci」(i=1,…,n) から得られる推論結果 Ci' は

$$\mu_{Ci'}(z) = \mu_{Ai}(x_0) \cdot \mu_{Bi}(y_0) \cdot \mu_{Ci}(z) \qquad (2)$$

と与えられる。ここで、・は代数積（掛算）である。

最終的な結論 C' は、得られた各推論結果 Ci' (i=1,…,n) のグレードに加算(+)を施すことによって得られる。すなわち、

$$\begin{aligned} C' &= C1' + C2' + \cdots + Cn' \\ \mu_{C'}(z) &= \mu_{C1'}(z) + \cdots + \mu_{Cn'}(z) \end{aligned} \qquad (3)$$

この最終的なファジィ集合 C' の代表値 z_0 を求める操作のことを非ファジィ化と呼び、次の重心法がよく使われている。

$$z_0 = \frac{\sum z_i \cdot \mu_{C'}(z_i)}{\sum \mu_{C'}(z_i)} \qquad (4)$$

【参考】式(2)において代数積(·)の代わりに min を、式(3)で加算(+)の代わりに max を使用すると、Ma-

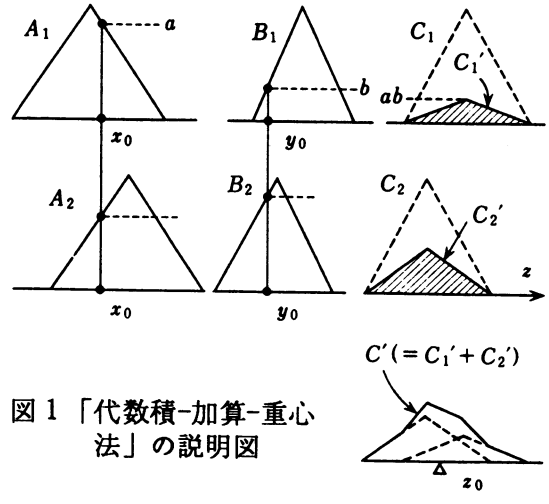


図１「代数積-加算-重心法」の説明図

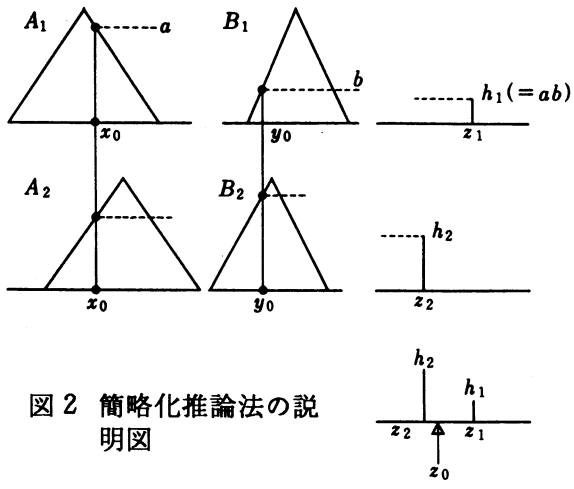


図2 簡略化推論法の説明図

mdaniの方法として知られている「min-max-重心法」が得られる。

次に、式(1)の多重ファジィ推論形式において、後件部の Ci がファジィ集合でなく定数 zi であるようなファジィ推論形式

$$\begin{array}{l} \text{規則1: A1 and B1 => z1} \\ \quad\cdots\cdots \\ \text{規則n: An and Bn => zn} \\ \text{事 実: } x_0 \text{ and } y_0 \\ \hline \text{結 論:} \qquad\qquad z_0 \end{array} \tag{5}$$

に対する「**簡略化推論法**」を見てみよう。

結論 z_0 はつぎのようにして求められる（図2参照）。事実「x_0 and y_0」が与えられた時の各規則の前件部「Ai and Bi」との適合度は

$$hi = \mu_{Ai}(x_0) \cdot \mu_{Bi}(y_0) \tag{6}$$

と与えられる。この適合度 hi は、x_0, y_0 が与えられたときに、zi が得られる度合を表しているものと解釈することができる。各規則から確定値 z1, z2, …, zn が得られる度合が h1, h2, …, hn であることから、最終的な結論 z_0 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。

$$z_0 = \frac{z1h1 + z2h2 + \cdots + znhn}{h1 + h2 + \cdots + hn} \tag{7}$$

この簡略化推論法は「代数積-加算-重心法」の特別の場合であることがわかる。すなわち、式(1)の後件部のファジィ集合 Ci を限りなく細くしていき定数 zi にした場合に相当する。しかしながら「min-max-重心法」の特別な場合でないことは容易に確かめることができる。

【参考】一般に、簡略化推論法と「代数積-加算-重心法」とは次のような場合にまったく同じ推論結果 z_0 を得ることが確かめられる。すなわち、式(5)の後件部をファジィ化してzi（ほぼ zi）とし、これらがすべて同じ形のファジィ集合であるときに「代数積-加算-重心法」を適用して求めた重心値 z_0 と、簡略化推論法による結論 z_0 とは同じになる。

次に、従来のファジィ推論法である「min-max-重心法」と「代数積-加算-重心法」（同様に、簡略化推論法）がどのような推論結果を得るかを次の例を用いて示してみよう。

【例】平面上の格子点 (x1, y1), (x1, y2), (x2, y1), (x2, y2)（ただし、x1 < x2, y1 < y2）での高さをそれぞれ z1, z2, z3, z4 とする。これをファジィ推論化して

$$\begin{array}{l} \underset{\sim}{x1} \text{ and } \underset{\sim}{y1} \Rightarrow \underset{\sim}{z1} \\ \underset{\sim}{x1} \text{ and } \underset{\sim}{y2} \Rightarrow \underset{\sim}{z2} \\ \underset{\sim}{x2} \text{ and } \underset{\sim}{y1} \Rightarrow \underset{\sim}{z3} \\ \underset{\sim}{x2} \text{ and } \underset{\sim}{y2} \Rightarrow \underset{\sim}{z4} \\ x_0 \text{ and } y_0 \\ \hline \qquad\qquad z_0 \end{array} \tag{8}$$

とする。ここで、$\underset{\sim}{x1}$ は "ほぼ x1" を表すファジィ集合である。また、ファジィ集合 $\underset{\sim}{x1}$, $\underset{\sim}{x2}$ は図3のような三角型であり、高さ 0.5 で交わるものである。$\underset{\sim}{y1}$, $\underset{\sim}{y2}$ についても同様である。ただし、$\underset{\sim}{z1}$, $\underset{\sim}{z2}$, $\underset{\sim}{z3}$, $\underset{\sim}{z4}$ については同じ幅の三角型であるが、幅は自由であるとする。すると、例えば、高さ z1, z2, z3, z4 が同一平面上にあるような場合に、x_0, y_0 に対する推論結果 z_0 を「min-max-重心法」と「代数積-加算-重心法」に適用して求めてみると図4(a), (b)のような結果が得られる。よく似た結果が得られているが、「min-max-重心法」の場合は平面とはなっていないが、「代数積-加算-重心法」の場合は平面が得られている。

一般に、「代数積-加算-重心法」の場合、任意の高さ z1, z2, z3, z4 に対して点 (x_0, y_0) での高さ（すなわち、推論結果）z_0 を求めてみると

$$\begin{aligned} z_0 = {} & abz1 + a(1-b)z2 + (1-a)bz3 \\ & + (1-a)(1-b)z4 \end{aligned} \tag{9}$$

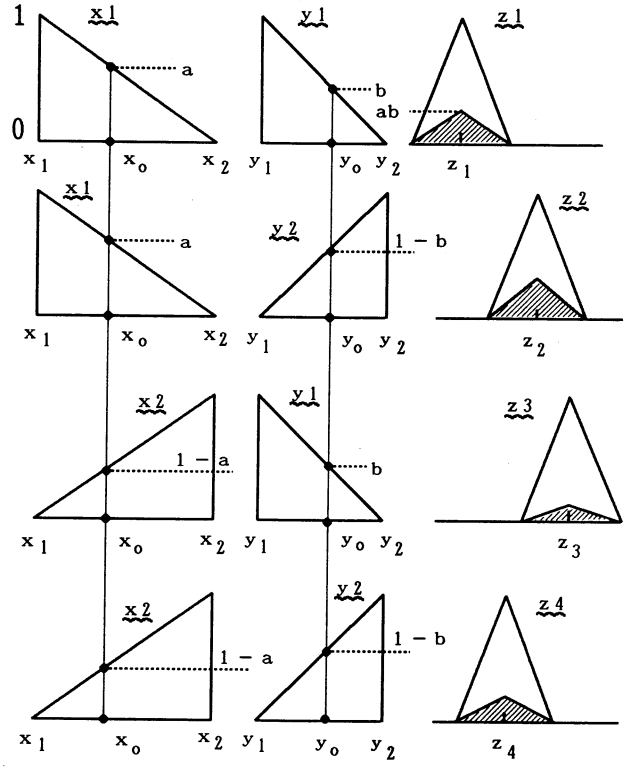
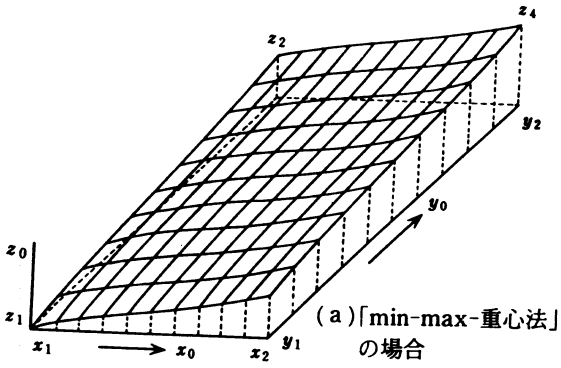
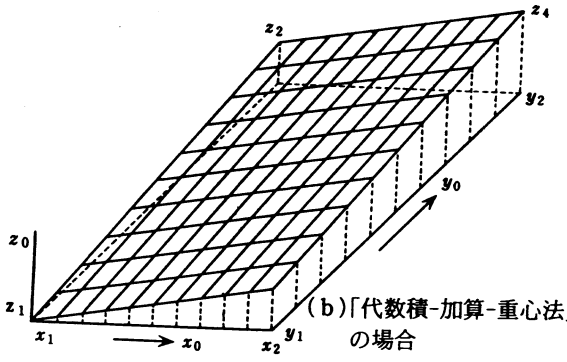


図3 式（8）でのx_0, y_0 からのz_0の求め方



(a)「min-max-重心法」の場合



(b)「代数積-加算-重心法」の場合

図4 式(8)の推論結果 x_0, $y_0 \rightarrow z_0$

のような双2次形式で表される[1]。ただし、

$$a = \mu_{x1}(x_0) = \frac{x2-x_0}{x2-x1} \; ; \; b = \mu_{y1}(y_0) = \frac{y2-y_0}{y2-y1}$$

同様なことが式(8)の後件部 z1, …, z4 をファジィ集合でなく定数 z1, …, z4 にした簡略化推論法の場合にも得られる。しかしながら、「min-max-重心法」の場合には、結果 z_0 は a, b の分数式となり、分母、分子共 a, b の複雑な双4次式となる。

図4(b)の結果より、z1, z2, z3, z4 が同一平面上にあれば、「代数積-加算-重心法」および簡略化推論法による式(8)のファジィ推論の結果 z_0 は同一平面上にある、すなわち線形であることがうなずける。このことから「代数積-加算-重心法」と簡略化推論法といったファジィ推論法ではＰＩＤ制御が構成できることが暗示される。

3. ファジィ推論法によるＰＩＤ制御の実現

本節では、「代数積-加算-重心法」および簡略化推論法によってＰＩＤ制御が実現されることを示す。しかし、「min-max-重心法」ではＰＩＤ制御は一般に実現できないことが示される。

よく知られているように、ＰＩＤ制御の操作量 u は、偏差 e、偏差の変化分 △e および偏差 e の積分値 ∫edt の線形結合で表される[4]。すなわち

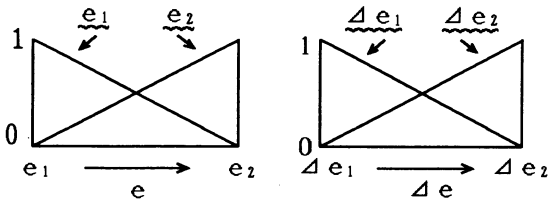
$$u = \alpha e + \beta \triangle e + \gamma \int e dt \qquad (10)$$

ここで、α、β、γは係数である。

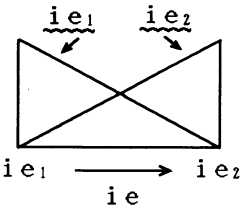
まず最初に、簡単な場合として、ＰＤ制御

$$u = \alpha e + \beta \triangle e \qquad (11)$$

が「代数積-加算-重心法」によって実現されることを示してみよう。



(a) 偏差ｅの場合　(b) ｅの変化分⊿ｅの場合



(c) ｅの積分値ｉｅ（＝∫ｅｄｔ）の場合

図5 偏差ｅ、偏差の変化分⊿ｅ、偏差の積分値ｉｅに関するファジィ集合

偏差 e の取り得る範囲の最小値を e1、最大値を e2 とする。同様に、偏差の変化分 △e の最小値を △e1、最大値を △e2 とする。すなわち

$$e1 \leqq e \leqq e2; \quad \triangle e1 \leqq \triangle e \leqq \triangle e2 \qquad (12)$$

とする。これより、e1 と e2 を両端とする偏差 e に対するファジィ集合 e1, e2 を図5のように与え、同様にファジィ集合 △e1、△e2 を与える。

すると、ＰＤ制御を構成するためのファジィ制御規則は次のように与えられる。

規則 1： e1 and △e1 => u1
規則 2： e1 and △e2 => u2
規則 3： e2 and △e1 => u3
規則 4： e2 and △e2 => u4 (13)

ここで、u1, u2, u3, u4 は

$$\begin{aligned} u1 &= \alpha e1 + \beta \triangle e1 \\ u2 &= \alpha e1 + \beta \triangle e2 \\ u3 &= \alpha e2 + \beta \triangle e1 \\ u4 &= \alpha e2 + \beta \triangle e2 \end{aligned} \qquad (14)$$

と与えられ、同一平面上にあることがわかる。

これより式(9)および図3において

$$xi = ei、\ yi = \triangle ei、\ zi = ui \quad (i=1, \cdots, 4) \qquad (15)$$

とおき、また

$$a = \mu_{e1}(e) = \frac{e2 - e}{e2 - e1} \qquad (16)$$

$$b = \mu_{\triangle e1}(\triangle e) = \frac{\triangle e2 - \triangle e}{\triangle e2 - \triangle e1} \qquad (17)$$

であり、u1, u2, u3, u4 が同一平面上にあることに注意すれば、式(9)から、e, △e に対する式(13)からの推論結果 u は

$$\begin{aligned} u &= abu1 + a(1-b)u2 + (1-a)bu3 \\ &\quad + (1-a)(1-b)u4 \qquad (18) \\ &= \alpha e + \beta \triangle e \qquad (19) \end{aligned}$$

となり、ＰＤ制御が実現できることがわかる。

同様なことが簡略化推論法の場合にもいえる。しかし、「min-max-重心法」では図4(a)でもわかるように非線形な結果を得ていることから、一般的にはＰＤ制御が実現できないことがわかる。

次に、「代数積-加算-重心法」によるＰＩＤ制御の構成について見てみよう。

偏差 e および偏差の変化分 △e に対しては式(12)のような関係にあるとし、それぞれのファジィ集合は図5(a),(b)のようである。また、偏差 e の積分値 ∫edt（これを ie とおく）の最小値を ie1、最大値を ie2 とする。すなわち、

$$ie1 \leqq ie \leqq ie2 \tag{20}$$

これより図5(c)のようなファジィ集合 ie1、ie2 を求める。

すると、式(10)のＰＩＤ制御を実現するファジィ制御規則は次のように与えられる。

規則1: e1 and △e1 and ie1 => u1
規則2: e1 and △e1 and ie2 => u2
規則3: e1 and △e2 and ie1 => u3
規則4: e1 and △e2 and ie2 => u4
規則5: e2 and △e1 and ie1 => u5
規則6: e2 and △e1 and ie2 => u6
規則7: e2 and △e2 and ie1 => u7
規則8: e2 and △e2 and ie2 => u8 (21)

ここで、

$$\begin{aligned}
u1 &= \alpha e1 + \beta \triangle e1 + \gamma ie1 \\
u2 &= \alpha e1 + \beta \triangle e1 + \gamma ie2 \\
u3 &= \alpha e1 + \beta \triangle e2 + \gamma ie1 \\
u4 &= \alpha e1 + \beta \triangle e2 + \gamma ie2 \\
u5 &= \alpha e2 + \beta \triangle e1 + \gamma ie1 \\
u6 &= \alpha e2 + \beta \triangle e1 + \gamma ie2 \\
u7 &= \alpha e2 + \beta \triangle e2 + \gamma ie1 \\
u8 &= \alpha e2 + \beta \triangle e2 + \gamma ie2
\end{aligned} \tag{22}$$

である。これより、a, b が式(16)、(17)であり、c を

$$c = \mu_{ie1}(ie) = \frac{ie2 - ie}{ie2 - ie1} \tag{23}$$

とおくと、e, △e および積分値 ie に対する式(21)の推論結果（すなわち、操作量） u は

$$\begin{aligned}
u &= abcu1 + ab(1-c)u2 + a(1-b)cu3 \\
&\quad + a(1-b)(1-c)u4 + (1-a)bcu5 + (1-a)b(1-c)u6 \\
&\quad + (1-a)(1-b)cu7 + (1-a)(1-b)(1-c)u8 \\
&= \alpha e + \beta \triangle e + \gamma ie
\end{aligned} \tag{24}$$

となり、ＰＩＤ制御が構成できることがわかる。

同様なことが簡略化推論法でも実現できるが、「min-max-重心法」では不可能である。

4. ファジィ推論法による外挿推論

通常、ファジィ推論法は内挿推論の一手法として使用されているが、ここでは、ファジィ推論規則の前件部のメンバーシップ関数の値域を拡張して正、負の値を取らせるようにすれば「外挿推論」が可能となることを示す。このような外挿推論は「代数積-加算-重心法」と簡略化推論法では可能であるが、「min-max-重心法」では一般に不可能である。

前節で「代数積-加算-重心法」および簡略化推論法によりＰＩＤ制御が実現できることを示した。この際、偏差 e、偏差の変化分 △e および偏差の積分値 ie は式(12)、(20)で示されるようにある範囲にあるものと仮定した。したがって、式(16)、(17)および(23)のメンバーシップ関数の値は図5のように０と１の範囲内にある。

ところが、例えば、ＰＤ制御の議論において、式(18)から式(19)を導くのに式(16)、(17)のメンバーシップ関数を用いているが、関数値が０と１の範囲にあるという条件は一切使用していない。すなわち、$\mu_{e1}(e)$、$\mu_{\triangle e1}(\triangle e)$ などは図5のような三角型である必要はなく、左右に延長して図6のような正、負の値を取る関数に拡張しても式(19)を導くことができる。いいかえれば、e や △e は式(12)のような範囲内に無くてもよく、任意の値のもとで式(19)が導かれるのである。

このことから、式(12)の e1、 e2 は e の最小値や最大値である必要はなく任意の２点であればよいことになる。△e1、△e2、ie1、ie2 (式(20)) についても同様である。

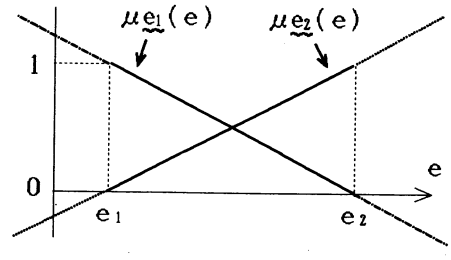


図6　正、負に拡張したメンバーシップ関数 μ_{e1}、μ_{e2}

次に、簡単な例として、Ｐ制御 (u = αe) を実現するファジィ制御規則を見てみよう。

規則１： e1 => u1
規則２： e2 => u2 (25)

ここで、u1 = αe1、u2 = αe2 であり、e1、e2 は e の任意の２点（ただし、e1<e2）とする。e1、e2 は図6のように拡張されたメンバーシップ関数のファジィ集合である。

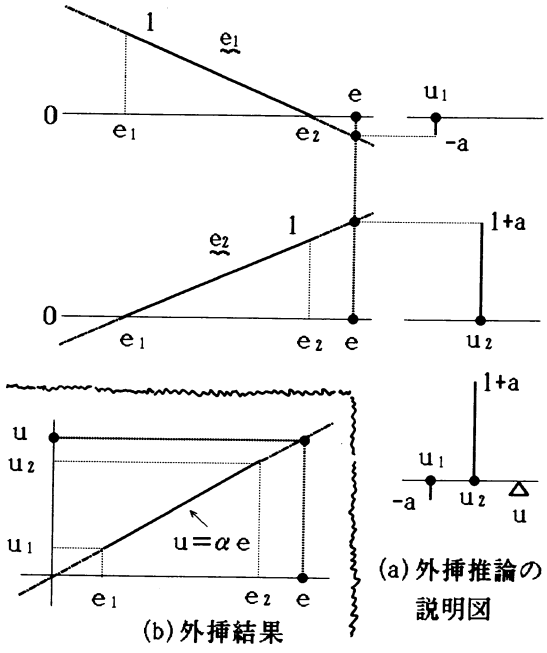


図7　外挿推論の説明図と外挿結果

これより任意の e に対する式(25)からの推論結果 u は図7のように求まる（ここでは簡単のため、簡略化推論法を使用している（図2参照））。すなわち、推論結果（操作量） u は式(7)より

$$u = \frac{-au1 + (1+a)u2}{-a + (1+a)}$$

$$= -au1 + (1+a)u2 = \alpha e \qquad (26)$$

となり、P制御が実現されることが分かる。ここで、-a = 式(16) である。

図7から分かるように、推論結果 u は u1 と u2 を 1+a : a で外分した点として与えられる。すなわち、e が [e1、e2] の範囲外にあるときは、u は u1 と u2 の外分点として与えられる。よって、外挿が可能となる。一方、e が [e1、e2] の範囲内にある場合には、u は u1 と u2 の内分点として与えられる。すなわち、内挿が可能となる。

以上はP制御についてであったが、PD制御やPID制御に対しても同様な議論が成立する。

通常、ファジィ推論法は内挿推論として使用されているが、上の例のように前件部のメンバーシップ関数を拡張して正、負の値を取らせるようにすれば「外挿推論」が可能となることがわかった。このような外挿推論は「代数積-加算-重心法」と簡略化推論法では実現可能であるが、一般に「min-max-重心法」では不可能であることがわかる。

5. むすび

「代数積-加算-重心法」や簡略化推論法といったファジィ推論法によってPID制御が実現できることが示された。すなわち、PID制御はファジィ制御の特別な場合であることがわかった。しかしながら、「min-max-重心法」では非線形な推論結果が得られることからPID制御は一般に構成できない。しかし、前件部の三角型のメンバーシップ関数を山型にすることにより近似的に線形な推論結果を得ることが予想でき、したがって式(21)を使うことにより近似的なPID制御は構成可能であろう。

式(13)や(21)で示されたようにPD制御は4個の制御規則で、PID制御は8個の制御規則で実現可能であるが、実用的には速度の点などからこれらの制御規則を直接使用することはないであろう。しかしながら、これらの制御規則の後件部を独立に変更することによって、PID制御に準拠した制御器を構成することができ、PID制御ではできなかったきめ細かな調整が可能となる。

ファジィ制御法として後件部が関数であるような菅野の方法 [5] があるが、これだと関数部にPID式（式(10)）を記述しておけば、直ちにPID制御が実現できる。また、後件部にそれぞれ αe、β△e、γ∫edt を記述しておき、それぞれの前件部を unknown にしておいてもPID制御が構成可能である。この場合、unknown を e、△e、∫edt に関するファジィ集合に置き換えれば、拡張版PID制御を構成することができる。

参考文献

1. 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、pp. 9-13、1990.
2. 水本、ファジィ推論とファジィ制御、Computrol（特集：ファジィ制御）、No. 28、32-45、1989.
3. 水本、最近のファジィ制御法、数理科学（特集：ファジィ理論）、No. 333、20-26、1991.
4. 本多・大里、ファジィ工学入門、海文堂.
5. 菅野、ファジィ制御、日刊工業新聞社.

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

T4－1（RM）

ファジィ制御による天井走行クレーンの振れ止め制御

No Swing Control of The Roof Crane by Fuzzy Control

鈴木雄三 Yuzo SUZUKI
山田新一 Shinichi YAMADA
藤川英司 Hideji FUJIKAWA

武蔵工業大学
Musashi Institute of Technology

Abstract : This papar presents an application of no swing control of the roof crane by fuzzy control. We need learned skills to run the roof crane with no swing and no error. But, if we automate it,it remains swing and makes difference error. So we introduce fuzzy control. We give basic running pattern and introduce fuzzy control at its maximum speed. We can run it as expert to do so.

1．序論

天井走行クレーンは，３次元方向に移動が可能で床面を使用しないで移動できるので工場内で荷を輸送する手段として最も多用されている．この天井走行クレーンの走行に要求されることは，目標位置に短時間に振れがなく正確に到達するということである．しかし荷の支持にはワイヤを用いるので残留振れが残りやすく，荷の重さによるむだ時間も生じやすい．オペレータが制御していたときは感覚的な制御でこれらの問題を解決していたが，制御を自動化するとこれらが再び問題となる．これらを防ぐためには数式による制御では不可能であるので，数式を用いない制御としてファジィ制御を導入する．ファジィ制御による感覚的な制御によってオペレータの経験的な制御も自動化できる．

2．原理

簡略化したクレーンモデルにおける荷の運動方程式は，

$$ma_t = ma\cos\theta - mg\sin\theta \qquad (1)$$

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

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

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

となる．
(3)式の両辺を積分し角速度ωは

$$\omega = \sqrt{\frac{g}{L}} \qquad (4)$$

と定義できるので(3)式を整理して

$$(\dot{\theta} - \omega)^2 + (\theta - a/g)^2 = C^2 \qquad (5)$$

となる．
（C：積分定数）
(5)式は，$\dot{\theta}/\omega$を横軸にとり，θを縦軸にとって位相面軌跡を描くと，中心が（0，a／g）半径Cの円となる．

3．クレーンモデル

クレーン本体の概要を図１に示す．

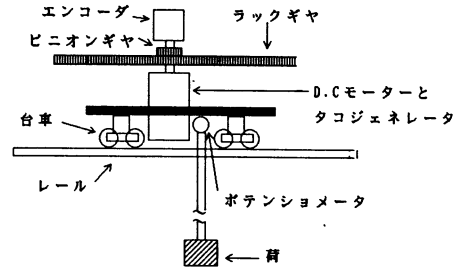


図１　クレーンモデルの概略

ラックにOゲージのレールと，ラックギアが固定されている．トロリの部分に台車を取り付け，その荷台にモータがレールと垂直に固定されている．モータの軸のピニオンギアとラックギアがかみ合うことでトロリが動く．またモータの軸には，ロータリーエンコーダも接続していて軸の回転からトロリの移動距離を求めることができる．トロリの下部には荷の振れ角を検出するポテンショメータが固定されていてその軸にアルミ棒を固定し荷を吊り下げている．次に，本システムのブロック図を図２に示す．

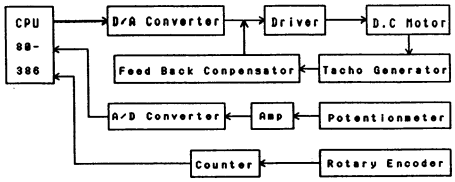


図2　システムブロック図

図2に示したように，本システムはコンピュータからの出力部としてモータ駆動部，入力部として振れ角検出部，距離測定部からなっている．

4．ファジィ制御

クレーンの振れ止め制御に対するファジイ制御の導入の考え方を以下に示す．図3に示した基本走行パターンにおいてT2期間の終了時に荷の振れがなければ，停止した時点で荷の振れが抑えられていることが確認されている．

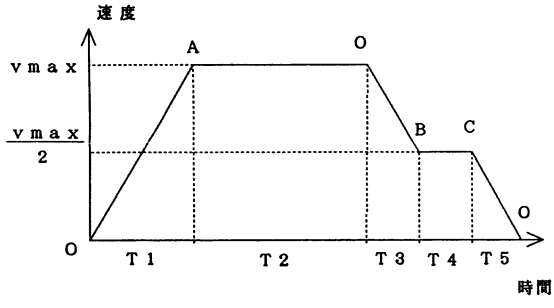


図3　基本走行パターン

つまり初期振れや外乱による荷の振れが生じた場合でもT2期間の間で振れを抑えることができれば停止後の荷の振れが抑えられることになる．そこでT2期間に荷の振れ角に対してファジイ制御を導入しクレーンの速度を制御することでT2期間で荷の振れを吸収させる．その結果，停止位置での荷の振れ止めができる．また，T2期間はクレーンの減速期間に入ってから停止するまでの距離を毎回計測してその値をデータファイルに記憶し，次回の制御では目標距離からその距離だけ手前に来た時点で減速区間に入るようにしている．T3～T5期間の切り換えはあらかじめ求めた制御パターンの切り換え時間に従っている．T2期間におけるファジイ制御での動作対象の状態は荷の振れであり，これによってファジイ推論を行ない出力を決定する．

荷の状態を検出するための振れ角の大きさはポテンションメータによってフィードバックにより求める．これは，コンピュータでの演算時間を考慮して10(msec)間隔でのサンプリングで行なう．また角速度の大きさは現在の振れの大きさと5回前のサンプリング値の差を5回分のサンプリング時間で割ることにより求めることができる．ここで前回の値との差でなく5回前の値を用いるのはA／D変換ボードの特性により，デジタル信号は必ずしも入力に対し正しい値には変換されず正しい値を中心にした確率的な分布を持つからである．これらの2つのデータをあらかじめ作成した制御則に当てはめ，ファジイ推論してT2期間における制御出力を決定する．

これらの角度，変化率の入力値を表1のスケーリングパラメータで9分割する．

表1　スケーリングパラメータ

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
角度 [deg]	～ -4.2	-4.2 ～-3.0	-3.0 ～-1.8	-1.8 ～-0.6	-0.6 ～0.6	0.6 ～ 1.8	1.8 ～ 3.0	3.0 ～ 4.2	4.2 ～
角速度 [°/s]	～ -70	-70 ～-50	-50 ～-30	-30 ～-10	-10 ～10	10 ～ 30	30 ～ 50	50 ～ 70	70 ～

次に離散型ラベルとNB～PBまでに分割したメンバシップ値との対応をとる離散型ファジィラベルを表2に示す．これによりNB，NS，ZE，PS，PBの各適合度が求められる．

表2　離散型ファジィラベル

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	
NB	10	7	3	0	0	0	0	0	0	NB：Negative Big
NS	3	7	10	7	3	0	0	0	0	NS：Negative Small
ZE	0	0	3	7	10	7	3	0	0	ZE：Zero
PS	0	0	0	0	3	7	10	7	3	PS：Positive Small
PB	0	0	0	0	0	0	3	7	10	PB：Positive Big

ファジイ制御はT2期間内でのみ導入しそのほかの部分はフィードフォワード制御としている．制御出力はファジイ出力ではなく，［等速］［減速］［加速］の3種とし，制御指標としては以下の3つとした．

S：荷の振れの角度
dS：荷の振れの角の変化率（角速度）
U：制御出力

制御則としては

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

の3種を導入した．

5．実験方法

クレーンモデルでの実験を次の条件で行った．クレーンの最高速度は１００［ｃｍ／ｓｅｃ］，加速度±１００［ｃｍ／ｓｅｃ^2］，　と５０［ｃｍ／ｓｅｃ］，±５０［ｃｍ／ｓｅｃ^2］の２種類を用いた．これは，加速度の大きさが大きいと目標値が短距離の場合，振れ止め動作を行う前に減速にさしかかるため振れ止めが出来ず，逆に小さいと目標値が長距離の場合に制御時間が長くかかりすぎる可能性があるからである．

各々の加速度でそれぞれ数種類目標値を設定して，初期振れのない時と初期振れのある時について実験を行った．初期振れがある場合，初期振れはクレーン走行前に手で荷を押して与えた．

次に，荷に外乱が入ったことを想定して，それぞれの加速度で１種類ずつの目標値でＴ２区間に外乱を与えた時の応答を観測した．外乱は走行中に障害物と衝突させて起こすこととした．

以上の条件と初期振れの有無などの違いによる残留振れの大きさや，位置の誤差，走行時間，走行距離を測定し比較した．

6．実験結果

6．1　初期振れに対する制御

まず，加速度１００（ｃｍ／ｓｅｃ^2），最高速度１００（ｃｍ／ｓｅｃ）の時に，目標値を８０（ｃｍ）から２２０（ｃｍ）まで２０（ｃｍ）毎に初期振れの有無，また初期振れがある時はその正負別に走行させた．ここで，クレーンの進行方向と逆方向を正とする．その結果を表３～５に示す．

表3 初期振れが無いときの制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
80	80.1	0.13	2.75	5.00
100	100.2	0.20	3.11	4.18
120	120.2	0.17	3.48	3.39
140	139.9	0.07	3.96	2.98
160	160.3	0.19	4.30	0.54
180	180.4	0.22	4.65	0.20
200	200.5	0.25	5.03	0.22
220	220.4	0.18	5.40	0.48

表4　正の初期振れがある時の制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
80	80.4	0.50	2.73	3.61
100	100.3	0.30	3.12	4.08
120	120.2	0.17	3.49	3.23
140	139.9	0.07	3.94	2.34
160	160.3	0.19	4.29	0.21
180	180.3	0.17	4.63	0.33
200	200.1	0.01	5.00	0.46
220	220.2	0.09	5.37	0.55

表5　負の初期振れがある時の制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
80	80.3	0.38	2.72	5.58
100	100.2	0.02	3.11	4.81
120	120.2	0.17	3.49	4.31
140	140.8	0.57	3.98	2.19
160	160.2	0.16	4.30	0.85
180	180.3	0.17	4.67	0.44
200	200.1	0.01	5.07	0.63
220	219.8	0.09	5.45	0.59

次に加速度５０（ｃｍ／ｓｅｃ^2），最高速度５０(cm/sec)で６０(cm)から１４０(cm)までの目標値で同様に実験を行った．その結果を表６～８に示す．

表6　初期振れがない時の制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
60	60.2	0.33	3.30	2.38
80	80.2	0.25	4.12	0.52
100	100.1	0.10	4.81	0.54
120	120.1	0.08	5.52	0.59
140	140.1	0.10	6.22	0.30

表7　正の初期振れがある時の制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
60	60.2	0.33	3.29	1.60
80	80.4	0.50	4.18	1.30
100	100.1	0.10	4.82	0.31
120	120.1	0.08	5.53	0.72
140	140.2	0.14	6.22	0.23

表8　負の初期振れがある時の制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
60	60.1	0.17	3.28	2.89
80	80.3	0.38	4.15	0.30
100	100.1	0.10	4.84	0.61
120	120.2	0.17	5.57	0.68
140	140.1	0.10	6.26	0.56

6．2　外乱に対する制御

外乱に対する制御として，荷が正から負の方向に向かうときとその逆の時にそれぞれ外乱を加えてみた．加速度５０（ｃｍ／ｓｅｃ^2）で目標値１００（ｃｍ）と加速度１００（ｃｍ／ｓｅｃ^2）で２００（ｃｍ）の２つの場合について測定をした．それぞれの場合について表９，１０に示す．

表9　荷が正から負に振れる時の外乱に対する制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
100	100.2	0.20	4.78	0.20
200	200.3	0.15	4.99	0.28

表10　荷が負から正に振れるときの外乱に対する制御

目標値（ｃｍ）	走行距離（ｃｍ）	誤差（%）	走行時間(sec)	残留振れ(deg)
100	100.2	0.20	4.98	0.65
200	200.3	0.15	5.13	1.24

7．考察

まず，Table 3より加速度１００（ｃｍ／ｓｅｃ^2）の時は目標値が１６０（ｃｍ）から２２０（ｃｍ）まではおおむね振れは抑えられているが，それより小さい１４０（ｃｍ）あたりから十分に振れ止めができていないことが分かる．これには，大別して２つの理由がある．目標値が１４０（ｃｍ）の時は，振れ止め動作の最中に減速にさしかかってしまうために，十分に振れを止めようとすると誤差が大きくなり，誤差をなくそうとすると残留振れが大きくなる．本実験でこの値を目標値に設定して，十分振れ止めをしたときは＋２（ｃｍ）程度の誤差が生じた．また，目標値１２０（ｃｍ）以下では振れ止め動作ができずに減速にさしかかってしまうために残留振れが大きくなる．これは制御則の前件部が(S=ZE and ds=ZE)，(S=PB and ds=PB)，(S=PB and ds=ZE)というようになっているためで，この規則に該当する箇所がＴ２区間に現れることなくＴ３区間の減速にかかってしまうためである．そこで，表５に結果を示した加速度５０（ｃｍ／ｓｅｃ^2）の制御を導入した．この制御を導入することで，所要時間は約１．４（ｓｅｃ）から２．３（ｓｅｃ）遅くなっているが振れはほぼ抑えられている．この制御で，目標値８０（ｃｍ）の場合に十分に振れが止まっていないのは加速度１００（ｃｍ／ｓｅｃ^2）の１４０（ｃｍ）の時と同じ理由による．またこの場合，負の初期振れがある時の方が正の初期振れがある時よりも良く振れが止まっていることが分かる．また目標値６０（ｃｍ）の時うまく振れ止めができていないのは，振れ止め動作の前に減速にさしかかるためである．

振れ止めがうまくいっている場合でも，初期振れがある場合はほとんど負の初期振れがある時の方が正の初期振れがある時よりも残留振れが大きい．これについて位相面軌跡を用いて説明すると，正の初期振れの時は位相面軌跡は第１象現か第２象現から始まり，負の初期振れの時は第３象現か第４象現から始まる．加速時は，（０，ａ／ｇ）を中心とした円になるから負の初期振れの時の方が正の初期振れの時より円の半径が大きくなる．円の半径（大きさ）は振れ止めすべき角の大きさを表すから，負の初期振れの時のほうが振れ止めすべき角の大きさが大きいことが分かる．そのために同じ大きさの角でも負の初期振れの方が振れ止め制御が難しくなることになる．初期振れがないときは，ａ／ｇの大きさの角の振れを止めることになるが，初期振れの大きさがθ，角速度をωとすると振れ止めすべき角度の大きさは，

$\sqrt{(a/g)^2+\theta^2-2\theta(a/g)\sin\omega}$ であるので正の初期振れの時の方が振れ止めすべき角の大きさは小さくなる．これが各々の条件で同じ走行距離を走らせたときの走行時間の違いにもでてくる．即ち，正の初期振れがある時が最も速く負の初期振れがある時が最も遅い．振れ止め動作は加減速動作であるから振れ止め制御に要する時間がかかるものほど全体の走行時間が遅くなるということがいえる．しかしこれらの時間は，長くとも０．０８（ｓｅｃ）と全体の走行時間から見ればごくわずかである．

次に外乱制御について考察する．実際のクレーンを走行させるときに想定される外乱としては風や障害物との衝突などである．ここでは，障害物との衝突を外乱と想定して実験した．表９，１０を比較すると，荷が正から負の方向に振れるときに外乱が入ったときの方が振れを抑えている．これは，この方向の外乱が振れを抑える作用をしているためである．逆に，荷が負から正の方向に振れるときに外乱が入ると振れを増加させることになるので残留振れが残りやすい．これは，どちらの目標値についても言えることである．この実験ではＴ２区間の初めの方で外乱を入れてみたが，外乱が入る位置によっては，本実験の振れ止め動作では対応しきれない場合が生じてくる．

8．結論

天井走行クレーンの振れ止めのために，基本パターンのＴ２区間にファジィ制御を導入した．これにより，初期振れや外乱などがあってもクレーン停止時には振れを止めることができた．

目標値が短い場合にはＴ２区間が短くて振れ止め動作をする事ができないので残留振れが大きく残る．そこで，加速度を短距離の場合には半分とする事とした．これで時間は多少かかるが，振れは確実に抑えられる．残留振れの大きさのみに着眼すれば，本実験のシステムでは目標値が１４０（ｃｍ）以下の時には加速度を半分にするのが妥当と思われる．しかし，あまりに距離が長いときに半分の加速度で走行すると，時間がかかりすぎるのであくまでも補助的に用いるべきである．Ｔ２区間でファジィ制御を用いて振れを止めるには距離的，時間的にも限界がある．そこで加速時に加速度の微分（ｄａ）などにファジィ制御を適用することでより広範囲での振れに対応できるようにすることも考える必要がある．

《参考文献》

［１］菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)

［２］山本，山田，藤川：ファジィ制御による天井走行クレーンの振れ止め制御，平成２年電気学会全国大会講演論文集〔１３〕p18 (1989)

T4－2（RM）

建設機械へのファジィ制御の適用

Applying Fuzzy-Control to the Construction Machinery

宮嶋　俊和　　佐藤　俊文　　○水谷　亮
Toshikazu MIYAJIMA　　Toshifumi SATO　　Ryo MIZUTANI

鹿島建設㈱技術研究所第四研究部
Kajima Institute of Construction Technology

ABSTRACT: Demands for automation and the introduction of robots have been increasing in the construction industry to meet recent requirements for working environment and improvement of productivity. However, it is difficult to automate conventional construction equipment, which is operated based on the perceptions and experiences of skilled operators using only conventional control technologies. Thus the development of new control technology has been awaited. Under these circumstances, we've conducted research and development into using fuzzy logic processing for automated crane operation and the automated direction control of shield excavation machines as the first phase of study. The goal of these activity was to attain operational capabilities equivalent to those of skilled operators by means of applying the accumulated know-how of these individuals to the new control systems. Each of these system was produced based on information gleaned from skilled operators, and the results of test of applications have proved that both systems are highly practical.

1．はじめに

建設業においては、３Ｋで代表されるような労働環境の改善や生産性の向上等の面から、自動化・ロボット化のニーズが一層高まっている。しかし、現在熟練オペレータの勘や経験によって操作されている建設機械を従来の制御技術のみによって自動化することは困難であり、新しい制御技術の開発が望まれている。

そこで、熟練オペレータのノウハウを蓄積した自動化によって熟練オペレータと同等の運転制御を実現することを目的として、クレーンの自動運転や、トンネルを堀るシールド機の方向制御にファジィ制御を適用した。

本報告では、熟練オペレータへのヒアリングをもとに開発した、クレーン自動運転システム及びシールド機自動掘進システムの概要と実験結果について報告する。

2．クレーン自動運転への適用

2．1．システム概要

本システムは、図1のブロック図に示すように、センサなどから得たクレーンの情報をフィードバックし、リアルタイムで操作を行っていく方式で、走行装置等の操作部とファジィ推論部で構成されている。発進位置から目標位置まで障害物を回避するように設定されたルート上を、吊荷の振幅をなくすよう振止め操作を常に行いながら移動し、目標位置付近では残留振幅をなくす操作を行いながら位置決めを同時に行う。

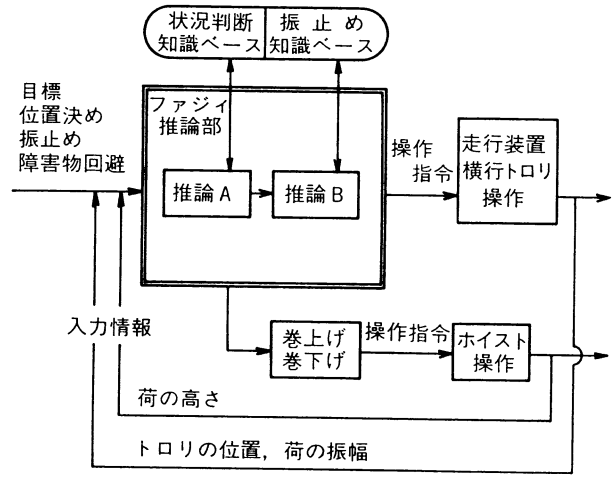


図1　自動運転ブロック図

ファジィ推論部は、トロリの位置や吊荷の振幅、振れ速度などを入力情報として、知識ベースを基に位置決め、振止め、障害物の回避等の目標を満足するような操作指令を決定する部分である。内部には、「状況判断の知識ベース」をもとに現在の状況から最も適切と思われる操作をファジィ推論で選択する「推論Ａ」と、選択された操作に応じて「振止めの知識ベース」をもとにクレーンの操作指令をファジィ推論で決定する「推論Ｂ」がある。「推論Ａ」で使用している入出力変数のファジィ分割を表１に、ファジィルールを表２に示す。

表1　「推論A」のファジィ分割

変数区分	変数項目	フィジィ分割
入力変数	荷の振幅　A	ZR, S, B
	目標停止位置	ZR, S, B
	までの距離　L	
	：	
	：	
出力変数	トロリ操作　Ope.	発進操作 STT
		定速操作 CST
		停止操作 STP

表2　「推論A」のファジィルール

前件部					後件部	
A	is	B	and L is	B	Ope. is	STT
A	is	ZR	and L is	B	Ope. is	CST
：	：		：	：	：	：
：	：		：	：	：	：
：	：		：	：	：	：
：	：		：	：	：	：
：	：		：	：	：	：
：	：		：	：	：	：
：	：		：	：	：	：

2．2．モデル実験

実験に使用したクレーンモデルを図2に示す。クレーンモデルは横行、走行、巻上下の3軸の操作自由度を持ち、約2000mmの横行スパンをもつ横行トロリ、約3000mmの走行距離をもつ走行装置、揚程2000mmで吊荷を巻き上げ下げするホイスト、吊荷の振れやトロリの位置等を計測する各種センサ、入力情報を基に自動運転を行うファジィ制御装置で構成されており、手動運転用の操作スイッチも備えている。

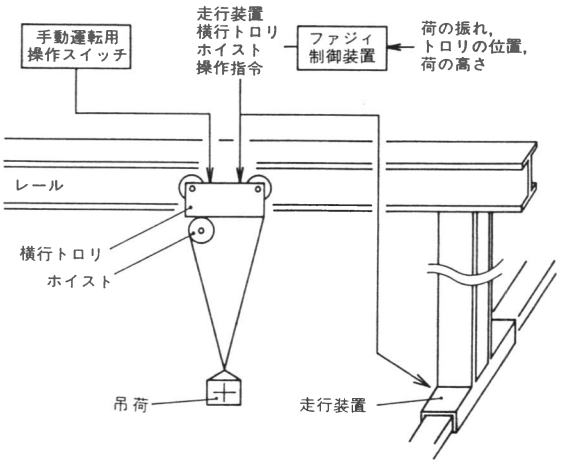


図2　クレーンモデル

モデル実験では、発進位置、目標位置及び吊荷の移動中に、風などの影響で吊荷が振れた場合の制御性について評価するため、初期振幅や外乱振幅を与えて自動運転を行った。振幅は50mmから200mm 、荷の高さは地上50mmから1000mmまで変化させた。また、同実験条件で熟練オペレータ、未熟練者による手動運転と比較を行った。

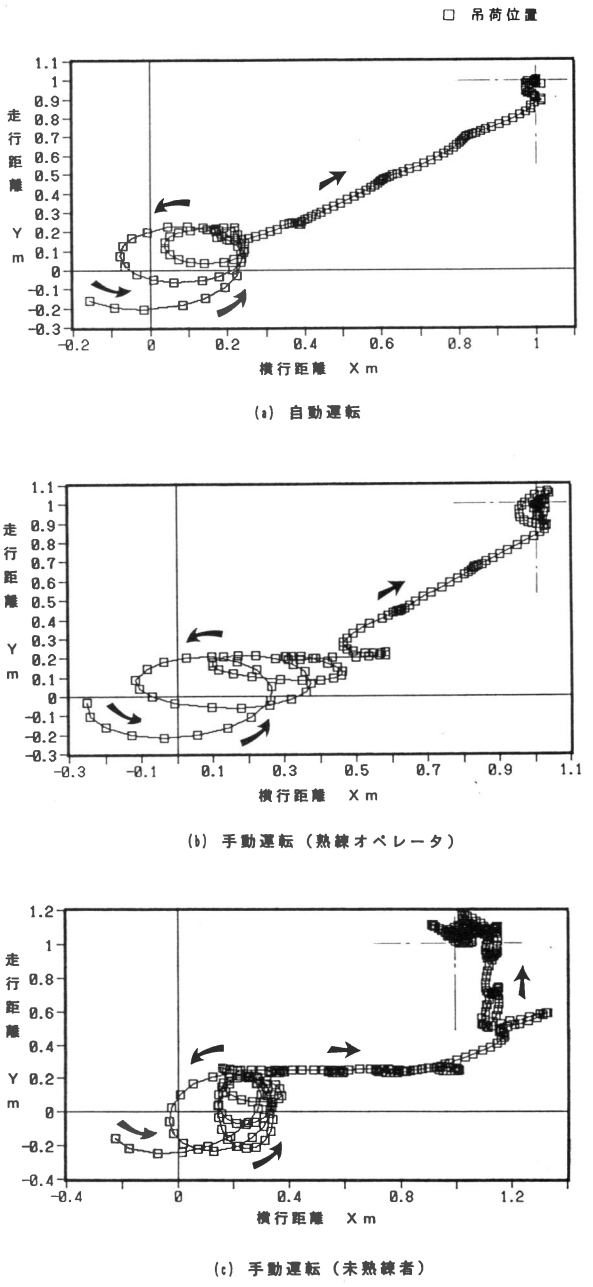
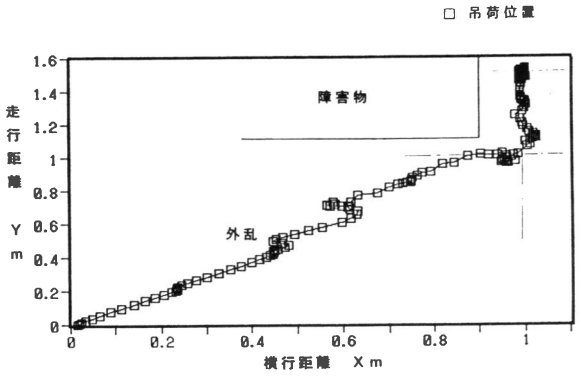
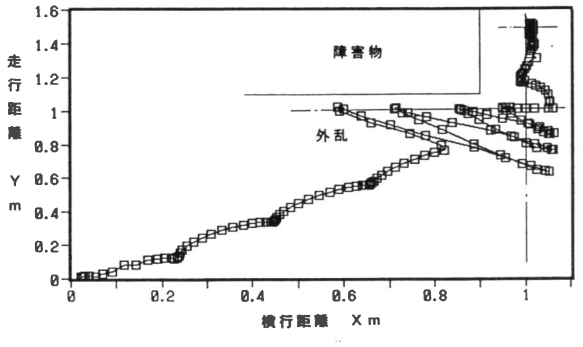


図3　初期振幅を与えた場合の吊荷軌跡の比較

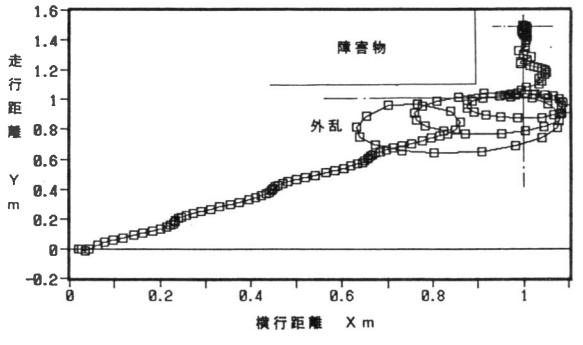
図3に、発進位置で初期振幅を与えた場合の吊荷の軌跡の一例を示す。振れを含めた吊荷の位置をサンプリングタイム毎に表示したもので、発進位置の座標は(0,0)、目標位置は(1,1)である。実験条件は初期振幅約200mm、荷の高さ50mmである。図3(a)(b)から明らかなように、自動運転と熟練オペレータの操作では、x軸（横行）, y軸（走行）同時に振れを止めながら発進し、目標位置に向かってほぼ直線的に近づいており、目標位置に振止め停止する操作もx, y軸同時にできている。図3(c)



(a) 外乱振幅 50mm（進行方向直角）



(b) 外乱振幅 200mm（進行方向直角）



(c) 外乱振幅 200mm（円形）

図4　自動運転における障害物回避時の吊荷軌跡

の未熟練者による操作では、x軸の振止めと移動をまず行ってからy軸の操作に取り掛かっており、また位置決めと振止めもx，y軸同時にできておらず、操作に時間がかかっていることが分かる。

図4に、障害物を回避するように設定されたルートの移動中に外乱振幅を与えた実験の、吊荷の軌跡の一例を示す。約50mmの外乱振幅を進行方向直角に与えた場合、約200mm の外乱振幅を進行方向直角に与えた場合、及び約200mm の外乱振幅を円形に与えた場合の3パターンについて示した。図4(a) に示すように、走行中に小さな振幅を与えた場合には、無理にルート上に戻そうとせず、振れを止めながら徐々に目標位置に近づいている。図4(b)や(c)のように大きな振幅の外乱を与えても、障害物に接触しないように振止めを行いながら、目標位置に近づいている。外乱の状況に応じて効率よく振れを止めながら障害物の回避できていることがわかる。

なお、目標位置で振れを与えた実験では、タイミングよくトロリをON-OFFするインチング操作を何度か繰り返すことによって、目標位置に精度よく振止め位置決めをすることができていた。残留振幅や停止位置誤差は熟練オペレータとほぼ同等であった。

これらの実験により、ファジィ制御を適用した本システムは、熟練オペレータが最も得意とする状況に応じた操作を実現できることを確認した。今後は、これまでに得たいくつかの課題を検討し、実機への適用を行う予定である。

3．シールド機自動掘進システムへの適用

3．1．システム概要

シールド機自動掘進システムの方向制御では、図5のブロック図に示すように、シールド機の位置、姿勢などのデータをもとに、シールド機が基本計画線から変位しないようにリアルタイムで制御角を算出し、ジャッキパターンを選定して掘進を行うことができる。

掘進時には、何等かの理由でシールド機に変位が生じた場合に、急激な角度で掘進を行って基本計画線に修正すると、蛇行の原因となったり屈曲部分が発生することとなる。また、地山の変化などにともなってシールド機の曲がり易さが変化すると、思い通りの方向制御ができなくなる可能性もある。

そこで、本システムでは、ファジィ理論を応用して、滑らかに基本計画線に戻すための「掘進経路設定機能」と、不確定要素の多い掘進時の特性変化を捉える「掘進特性推論機能」をもたせている。

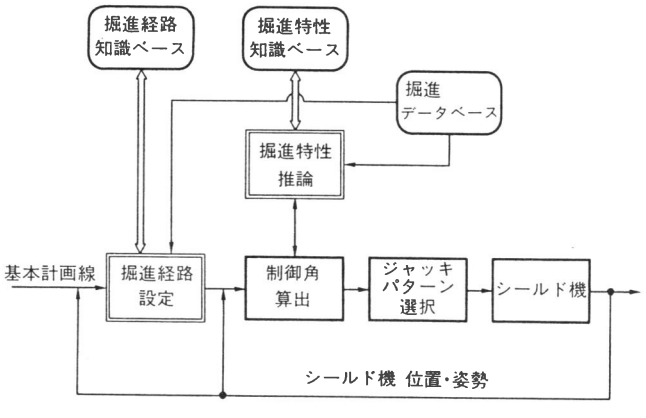


図5　方向制御ブロック図

（ａ）掘進経路設定機能

シールド機が基本計画線からのズレを生じた場合に、施工管理者が想定するような掘進計画線をファジィ理論によって新たに設定し、計画的に方向修正を行うための機能である。掘進計画線は、図６に示すように、シールド機の位置、姿勢と過去の出来形などの掘進履歴から、最適な線形に設定される。

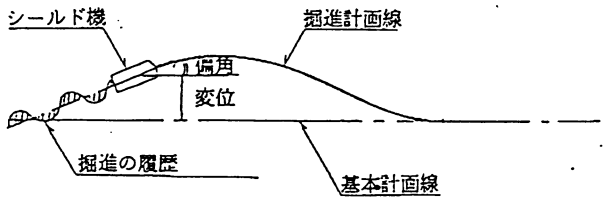


図６　掘進計画線の設定

（ｂ）掘進特性推論機能

状況にあった制御を実現するため、時々刻々と変化する土質や、過去使用したジャッキパターンなどの状況、シールド機自体が持つ特性など、数式でのモデル化が非常に困難な特性をファジィ理論によって捉える機能である。図７に示すように、これらの特性はファジィ推論によって特性角として予測され、シールド機を目標角度分曲げるために必要な制御角の算出に反映される。図８に、ファジィ推論の後件部変数である特性角のメンバシップ関数を示す。

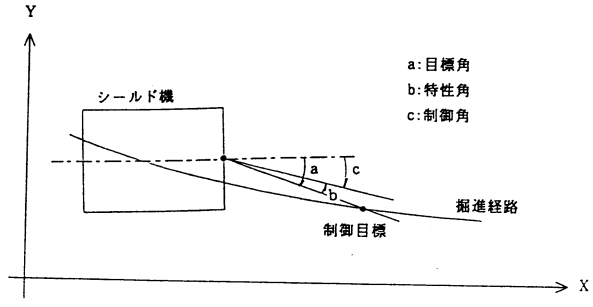


図７　特性角を考慮した制御角の算出

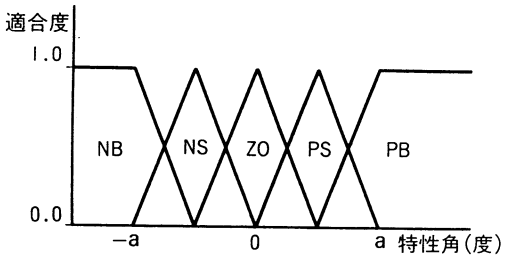


図８　後件部変数メンバシップ関数

３．２．実証実験結果

実証実験では、システムの性能を確認するために自動掘進を実施し、手動掘進との比較を行った。

図９に、自動掘進結果の一例として、約30リング分の掘進データを示す。横軸は掘進リング数、縦軸はシールド機先端中央部の基本計画線に対する左右方向変位量である。図から明らかなように、自動掘進開始時にシールド機は約25mmの変位を生じていたため、新たに掘進計画線が設定されている。数十リング先で基本計画線が曲線になっていたため、出来形がＳ字状にならないよう、この部分の掘進計画線は基本計画線にほぼ平行に設定されている。シールド機は、掘進計画線に対して±10mm以内の精度で掘進できており、ファジィ制御によって最適な方向制御が行われていることが分かる。

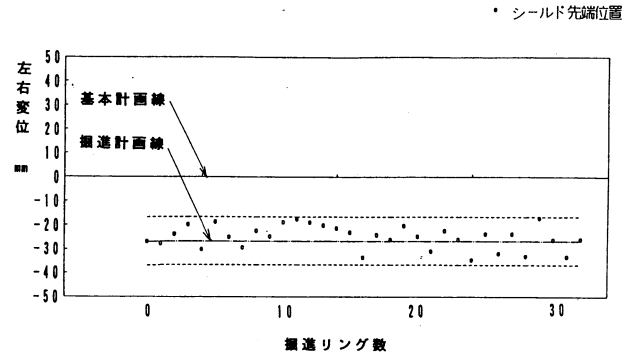


図９　適用結果例

この実験を通じて、本システムは熟練オペレータと比較しても遜色のない掘進精度で制御ができ、トンネルの出来形も滑らかな仕上がりを実現できることが確認できた。

４．おわりに

今回報告した適用を通じて、ファジィ制御は熟練オペレータの経験やノウハウによって行われていた作業の自動化に対して適用性があることが確認できた。

今後は、これらのシステムの性能向上を図るとともに、関連作業を含めた総合的なシステム化や、他の建設作業の自動化・ロボット化に対しても、さらにファジィ制御の適用を検討していく予定である。

参考文献

[1] 寺野寿郎他，ファジィシステム入門，オーム社，１９８７年.

[2] 菅野道夫，ファジィ制御，日刊工業新聞社，１９８８年.

[3] 宮嶋俊和　佐藤俊文　水谷亮，ファジィ制御による走行クレーン自動運転，鹿島建設技術研究所年報，鹿島建設技術研究所，１９９０年.

T4－3（RM）

心臓ペーシングに於けるファジイ・レート制御

FUZZY-RATE CONTROL IN AN ARTIFICIAL CARDIAC PACING

杉浦敏文 Toshifumi SUGIURA　大石浩子 Hiroko Ohishi　木村元彦 Motohiko Kimura　水品静夫 Shizuo Mizushina　原田幸雄＊ Yukio Harada

静岡大学電子工学研究所
Research Institute of Electronics, Shizuoka University
＊浜松医科大学第一外科
1 st Dept. of Surgery, Hamamatsu University School of Medicine

Abstract : Rate-responsiveness is one of the imporatant benefit for the patients with the inadequate rate-increase capability. One of the methods to realize the optimal rate variation is to mimic the normal heart which uses various physiological information for its rate regulation. Based on this concept, a multisensor cardiac pacemaker is regarded as one of the future pacemakers. In this study, the application of fuzzy sets in controlling pacing rates using plural physiological information has been proposed. The pacing rates during walking have been calculated based on the data of minute ventilation and oxygen saturation level and compared with the intrinsic heart rates. The result is satisfactory. The method proved to be very promising in the determination of pacing rates in a multisensor cardiac pacing system.

1．はじめに

我々の心臓は、安静時には毎分70回程度、運動時にはその必要に応じて 100回以上の収縮を繰り返し、全身に血液を送り出す高性能小型ポンプである。安静にしていても、一日約10万回拍動し、約 7キロリットルの血液を送り出している。その拍動数が何らかの原因で減少すると、その程度にもよるが、数秒で意識を失い、放置すれば死に至る。

そのような場合に、外部から数mAのパルス状の電流を心臓に加えてその拍動を確保する装置が心臓ペースメーカーである。現在使われているペースメーカーの多くは固定レート方式であり、基本的に常に一定の心拍数を確保している。従って、運動時や疾病時等の、通常よりも多くの血液を必要とする時にも心拍数は増えず、身体の変化に必ずしも十分に対応しきれていない。

この様な生理状態の変化に即応するために開発されたのがレート応答型の心臓ペースメーカーであり、使用する生体情報によってさまざまな種類がある［1］。現在はほとんどが一種類の情報のみを使っているが、制御のための指標が一種類であることの限界が指摘されつつある。

心拍数を正常な心臓のそれにできるだけ近づけることを心臓ペースメーカーの一つの理想であるとすれば、できるだけ多くの生理的情報に基ずいてレート決定をする事がその方法として考えられるが、複数の情報から一つの心拍数を決める有効な手段に関しては今のところ我々以外に報告例はない［2］。

本論文では、将来の一つの方向として考えられるマルチセンサー型心臓ペースメーカーに於けるレート制御法にファジイ制御の手法を応用することを提案すると共に、その応用例として分時換気量と酸素飽和度を使用して歩行中の心拍数を再現することを試みた結果について述べる。

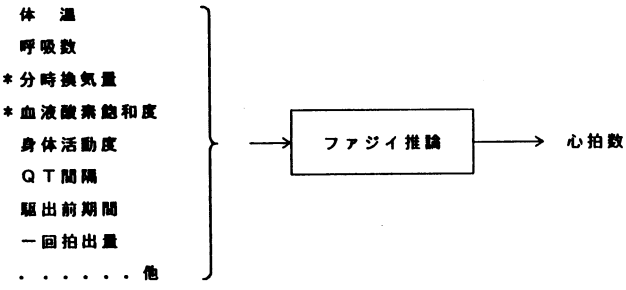


図 1　生理的パラメータと心拍数

2．プログラム設定支援システムの概念

2.1　複数情報からの心拍数の決定

心拍数はさまざまな生理的、精神的要因によって変化する。これらの変化を適切に感知することができ、且つ生体内での長期間に亘る動作が保証されているセンサーは残念ながらあまり多くないが、それらを組み合わせて心拍数を決定することができれば、個々の患者に合わせて今まで以上のきめ細かいレート設定が実現できるものと考えられる（図1）。

2.2　レート設定の流れ

患者に最も適した心拍数の変化様式を決定するためには、複数の生理的情報を使っての医師の豊富な経験を基にした適切な判断が不可欠である。 図2にレート設定に至るまでの概念を示す。

ペースメーカーを植え込む前には、患者に運動等の何らかの負荷をかけてさまざまなデータを採取することが通常行われている。従って、それらのデータと医師の経験、知識を基にして使用するセンサー（情報）の選択を行い、制御ルール、メンバーシップ関数等必要なパラメータを医師自らがコンピューターと対話を行いながら決定する。

その後、その場においてシミュレーションを通してレート設定の妥当性を確認し、ペースメーカーへのプログラミングを行う。実際にペーシングを開始してからはホルター心電図等により患者のデータをとり、日常生活に於けるその経過を観察し、必要に応じてプログラムの変更を行う。これにより、個々の患者に合ったプログラムを比較的短時間で作成することが期待できる。

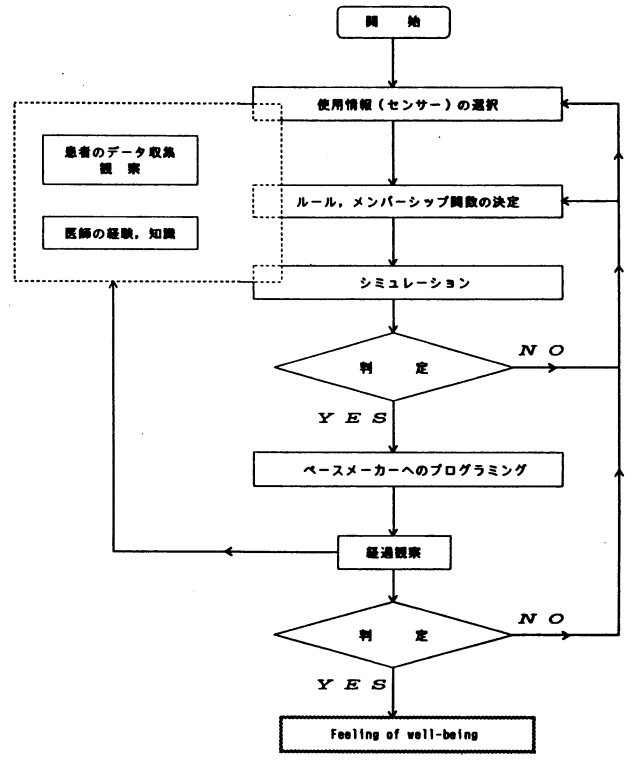


図 2　レート設定支援システムの概念

3．分時換気量と酸素飽和度によるファジイ・レート制御

図1 中の生理的パラメータの内、体温と呼吸数の組み合わせについては、麻酔下の発熱実験ではあるが、良好な推論結果を得ている［2］。 分時換気量（一分間当たりの換気量、Minute Ventilation, MV）と 酸素飽和度（Oxygen Saturation, OS）を使って、歩行中の心拍数（Heart Rate, HR）を推論した。 推論に於いてはMax-Product合成法を、非ファジイ化には重心法を用いた。

3.1　実験方法

簡易型トレッドミル上で、5km/h の速さで10分間歩行した後、椅子に座って約40分間安静状態を保った。分時換気量は呼気流速曲線を積分することにより、酸素飽和度はパルスオキシメータ（日本光電製 OLV1100）を使って指尖部より求めた。

歩行中と歩行前後の分時換気量、酸素飽和度、及び自発心拍数（自然の心拍数）の関係を図3に示す。

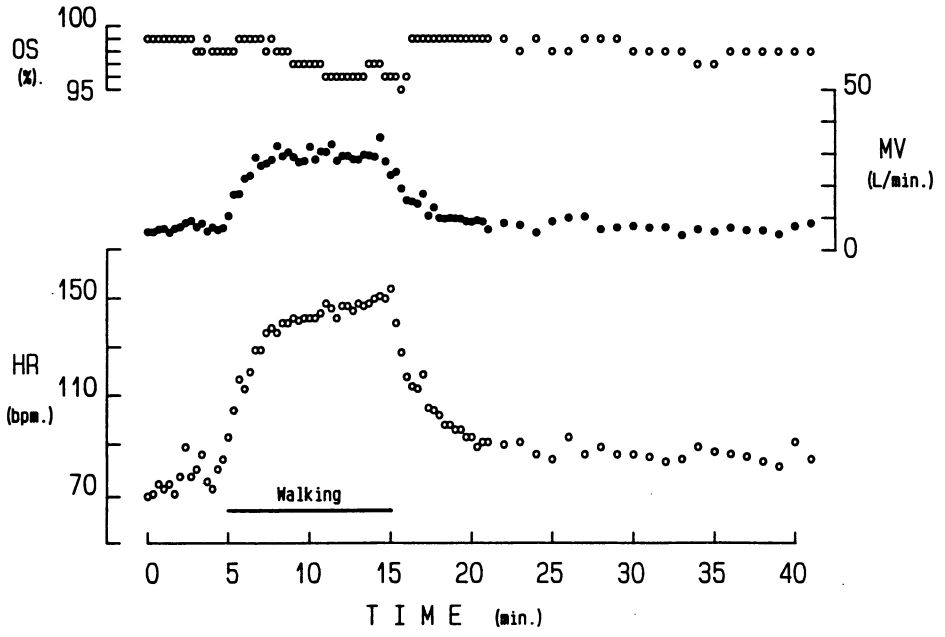


図 3　歩行中の分時換気量、酸素飽和度、自発心拍数の関係

3.2　メンバーシップ関数

分時換気量（MV）、酸素飽和度（OS）、及びペーシングレート（Pacing Rate, PR）に対するメンバーシップ関数を 図4-1,2,3にそれぞれ示す。

記号 VL,LO,LL,NO,LH,MH,VH,EHはそれぞれ非常に低い、低い、やや低い、普通、やや高い、高い、非常に高い、極めて高い、と言う言葉に 対応させた。また数字の添え字はそれぞれの言葉をもう少し細かく考えたことに対応している。

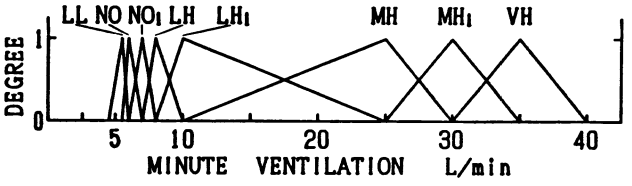


図 4-1　分時換気量のメンバーシップ関数

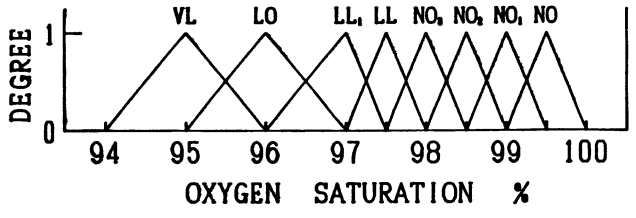


図 4-2　酸素飽和度のメンバーシップ関数

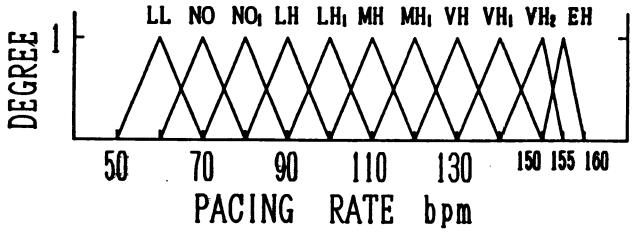


図 4-3　ペーシングレートのメンバーシップ関数

3.3　制御規則

使用した規則を 表1に示す。規則数は全部で51個となった。

表 1　制御規則

PR		MV							
		LL	NO	NO1	LH	LH1	MH	MH1	VH
OS	NO	NO	NO	NO1	NO1	LH	MH	MH	
	NO1	NO1	NO	NO1	NO1	LH1	MH	MH	
	NO2	NO1	NO1	LH	NO1	LH1	MH1	VH	VH
	NO3	NO1	LH	LH	LH	LH1	VH	VH1	VH
	LL	NO1	LH	LH	LH		VH	VH1	VH1
	LL1	LH	LH	LH	LH	MH1	VH1	VH2	VH1
	LO					MH1	VH1	VH2	EH
	VL					MH1	VH1		

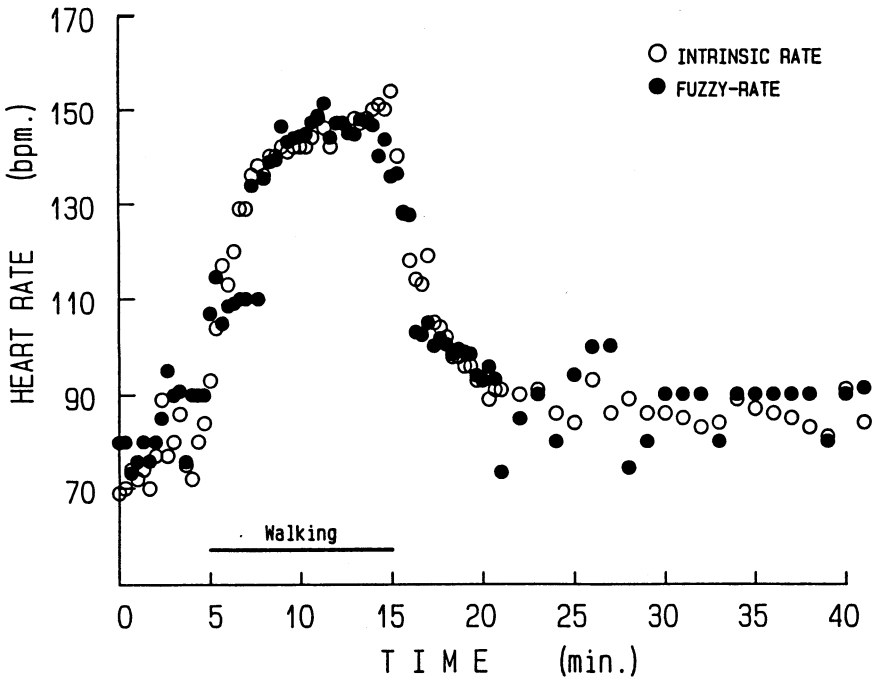


図 5　自発心拍数とファジイ・レートとの比較

4．推論結果

推論結果の一例を 図5に示す。白丸は自発の心拍数を黒丸はファジイ・レートをそれぞれ示す。

歩行中、自発心拍数が徐々に増加しているところはファジイ・レートもかなり良く一致させることができている。また、歩行前と歩行後では自発心拍数に差があり、この差は安静後、一時間以上経っても解消しなかった。

一方、ファジイ・レートも歩行前後で違いがみられるが、歩行後でのバラツキが意外に大きかった。これは分時換気量の動揺がそのまま表れたものと思われる。メンバーシップ関数、制御規則の簡素化等が今後の課題と考えている。

5．おわりに

複数の指標を使う心臓ペースメーカーに於けるレート設定法に、ファジイ制御法を応用することを提案した。分時換気量と酸素飽和度を用いた推論結果は自発心拍数と良い一致を示し、本方法の有効性を示すことができた。

謝　辞

本研究の一部は、知恩会斎藤奨励金によった。ここに感謝する。

参考文献

[1] E.Alt, M.Heinz, H.Theres, et al . Function and Selection of Sensors for Optimal Rate-Modulated Pacing. In: S.S.Barold, J.Mugica, eds. New Perspectives in Cardiac Pacing. New York, Futura Publishig Company, Inc., 1991: 163-202.

[2] 杉浦敏文、戸川慎一、水品静夫、他。レート応答型心臓ペースメーカーに於けるファジイレート制御。 電子情報通信学会技術研究報告 MBE 90-34, 1990: 63-68.

T5－1（RM）

言語的な相対的重要度と相対的優先度をもつファジィ制御ルールによる並列ファジィ制御

Parallel Fuzzy Control by Fuzzy Control Rules with Linguistic Relative Importance and Linguistic Relative Priority

林　陽一　　井村 敦
Yoichi Hayashi　　Atsushi Imura

茨城大学 工学部情報工学科
Ibaraki University, Dept. of Computer and Information Sciences

Abstract

Previous fuzzy control rules have not sufficiently considered the fact that each proposition in an antecedent has different effect on consequence. This paper proposes a fuzzy control method using linguistic relative importance (LRI) of each proposition in an antecedent and linguistic relative priority (LRP) of each rule. We apply the proposed fuzzy control method to a first order lag system with dead time. Furthermore, this paper proposes a parallel algorithm of the fuzzy control method.

1．はじめに

ファジィ制御[8]に関して，非常に多くの応用例が報告されている。そこでは，制御対象のプロセスの挙動に関する複数のファジィ制御規則を用いて,ファジィ含意に基づいたファジィ推論法を適用することにより制御が行われている。

ファジィシステムにおいて症状（異常，故障など）が複数の原因によって発生する場合，各原因が症状に与える影響力は異なるのが普通である．したがって，このような影響力の差を考慮して推論を行えば，より自然な推論結果が得られると考えられる。馬野ら[9]はファジィ制御用ルールの各前件部は同じ重要度をもつとは限らないことを指摘し，その重みを動的に決定できるファジィ制御用シミュレータを作成している。

しかし，対象領域の専門家でも，前件部の各命題の重みを明確な数値で与えることは困難である。それに対して，言語的に”非常に重要である”等で各命題の重要度を与えるほうがより自然であり，かつ容易である。林ら[1]は前件部の各命題に言語的な相対的重要度をもつファジィIF-THENルールの形式を定義し，さらに，そのような形式のファジィIF-THENルールによるファジィ推論法を３種類提案している。ここで、相対的重要度とは，相対的にみてある命題が前件部の他の命題に比較してどれくらい結論に影響力をもつかということである。言語的な相対的重要度は区間[0,1]の実数値で表される相対的重要度を全体集合とするファジィ集合で定義されている。

ファジィ制御システムは、一般に複数のファジィ制御規則でモデル化されている。したがって，各ファジィ制御規則の優先度は異なるのが普通であると考えられる。大西らは制御規則の順序構造モデルを用いて，ファジィ制御規則に対する重視の度合とそれらの前件部の適合度の相対的な大きさとにより推論結果に動的な補正を加える方法を提案している[6][7]。

本論文では，まず，前件部の各命題に言語的な相対的重要度をもつファジィ制御規則によるファジィ制御法を提案する。提案したファジィ制御法では，ファジィ制御規則の前件部のファジィ変数を言語的な相対的重要度で修正することによって，言語的な相対的重要度を考慮したファジィ制御規則の入力に対する前件部の適合度を求めている。

次に，言語的な相対的重要度と相対的優先度をもつファジィ制御規則によるファジィ制御法を提案する。ここでいう相対的優先度は，相対的にみてあるファジィ制御規則が他のファジィ制御規則に比較して，どれくらい推論に対して優先度があるかということである。言語的な相対的優先度は 区間[0,1]の実数値で表される相対的優先度を全体集合とするファジィ集合で定義されており，対象領域の専門家によって主観的に与えられる。提案したファジィ制御法では，ファジィ制御規則の前件部の言語的な相対的重要度を言語的な相対的優先度で修正することによって，言語的な相対的優先度を考慮したファジィ制御規則の入力に対する前件部の適合度を求めている。大西らの提案したファジィ制御法では，ファジィ制御規則の順序構造モデルを用いて前件部適合度を補正しているが，より複雑な

システムの制御を行う場合，この順序構造モデルを与えることは容易ではないと考えられる。そこで，本論文で提案したファジィ制御法では，順序構造モデルに比べて比較的容易に与えることができるファジィ制御規則間の相対的優先度だけを考えている．

さらに，言語的な相対的重要度と相対的優先度をもつファジィ制御ルールによるファジィ制御法の有効性を示すために，従来のファジィ制御法と提案したファジィ制御法を一次遅れとむだ時間をもつプロセス[10]に適用して，制御結果を比較し、検討している。

ファジィ制御はファジィ含意に基づいたファジィ推論法により短時間で制御入力の決定ができる長所をもつ。また，その構造からファジィ制御の並列化が容易である．実際にファジィ制御法に並列処理を導入すれば，その適用範囲は拡大すると考えられる．

また，上記のファジィ制御法の並列アルゴリズムを提案している。実際に並列計算機Sequent S81（プロセッサ数：20)上で，提案した並列ファジィ制御法と逐次型ファジィ制御法を一次遅れとむだ時間をもつプロセスに適用し，ファジィ制御に要した時間を比較し、検討している。

2．ファジィ制御法

一般に，入力は測定器やセンサなどで測定された値であり出力は操作量に対応している場合が多いので，ファジィ制御では，推論の前提である入力及び推論結果である出力は非ファジィ値であるとする。しかし，ファジィ推論による推論結果はファジィ集合で得られるので，重心法によりその代表値（離散値）を求めている。以下に，ファジィ含意公式a → b = a ∧ bに基づいたファジィ推論法を簡単に説明する。ここでは，n個の入力変数$x_1, x_2, \cdots, x_n$に一般化して説明する。それぞれの変数の全体集合を$X_1=\{x_1\}, X_2=\{x_2\}, \cdots, X_n=\{x_n\}$とする．このとき，ファジィ制御規則$R_i$ $(i=1,\cdots,N)$を次に示す。

If "x_1 is A_{i1}" *and* "x_2 is A_{i2}" *and* $\cdots$ *and* "x_n is A_{in}" **Then** "y is B_i" (1)

ただし，$A_{i1}, A_{i2}, \cdots, A_{in}, B_i$は$X_1, X_2, \cdots, X_n, Y$上のファジィ集合（ファジィ変数）であり，それらは凸である三角型のメンバーシップ関数によって定義されることが多い。ファジィ制御規則R_iは，$X_1 \times X_2 \times \cdots \times X_n \times Y$上のファジィ関係$R^i$によって，

$$(x_1, x_2, \cdots, x_n, y) \text{ is } R^i \tag{2}$$

として表すことができる。

ただし，$R^i = (A_{i1} \times A_{i2} \times \cdots \times A_{in}) \times B_i$ (3)

また，N個のファジィ制御規則全体のファジィ関係は次のようになる。

$$\boldsymbol{R} = R^1 \cup R^2 \cup \cdots \cup R^N = \bigcup_{i=1}^{N} R^i \tag{4}$$

入力を"x_1 is A_1^0 ", "x_2 is A_2^0 ", $\cdots$, "x_n is A_n^0 "とすると，出力B^0は推論の合成規則に基づいて次のように求められる。

$$B^0 = R \circ (A_1^0 \times A_2^0 \times \cdots \times A_n^0) \tag{5}$$

$$\mu_{B^0}(y) = \bigvee_{x_1,\ldots,x_n} [\mu_R(x_1, x_2, \ldots, x_n, y) \wedge \mu_{A_1^0}(x_1) \wedge \cdots \wedge \mu_{A_n^0}(x_n)] \tag{6}$$

ここで，前件部変数$x_1, x_2, \cdots, x_n$の値を非ファジィ値とする．このとき，$x_1^0, x_2^0, \cdots, x_n^0$とする。このとき、

$$\mu_{A_i^0}(x_i) = \begin{cases} 1, & x_i = x_i^0 \\ 0, & x_i \neq x_i^0 \end{cases} \tag{7}$$

このとき，(6)式は次のように簡単になる。

$$\mu_{B^0}(y) = \mu_R(x_1^0, x_2^0, \cdots, x_n^0, y) \tag{8}$$

(8)式の右辺は(4)式より次のようになる。

$$\mu_R(x_1^0, x_2^0, \cdots, x_n^0, y)$$

$$= \mu_{R^1}(x_1^0, x_2^0, \cdots, x_n^0, y) \vee \cdots \vee \mu_{R^N}(x_1^0, x_2^0, \cdots, x_n^0, y) \tag{9}$$

ただし，(4)式とファジィ含意 a → b = a ∧ b から，

$$\mu_{R^i}(x_1^0, x_2^0, \cdots, x_n^0, y) = \mu_{A_{i1}}(x_1^0) \wedge \cdots \wedge \mu_{A_{in}}(x_n^0) \wedge \mu_{B_i}(y) \tag{10}$$

となる。いま，

$$\omega_i = \mu_{A_{i1}}(x_1^0) \wedge \cdots \wedge \mu_{A_{in}}(x_n^0) \tag{11}$$

と定義する。ここで，ω_iはファジィ制御規則R_iの入力に対する前件部の適合度と呼ばれる。従って，(8)式は次のようになる。

$$\mu_{B^0}(y) = [\omega_1 \wedge B_1(y)] \vee \cdots \vee [\omega_N \wedge B_N(y)] = \bigvee_{i=1}^{N} [\omega_i \wedge B_i(y)] \tag{12}$$

最後に，ファジィ集合B^0の代表値（重心値）y^0を求める。

$$y^0 = \frac{\int y \times \mu_{B^0}(y) dy}{\int \mu_{B^0}(y) dy} \tag{13}$$

3. 言語的な相対的重要度を用いたファジィ制御法

本論文では，前件部の各命題に言語的な相対的重要度をもつファジィIF-THENルール[1]の形式に着目して，ファジィ制御規則の前件部の各命題に”言語的な相対的重要度”を割り当ててみた。したがって，前件部の各命題に言語的な相対的重要度をもつファジィ制御規則は，(1)式に示したファジィ制御規則R_iの前件部の各命題"x_{i1} is A_{i1} ","x_{i2} is A_{i2} ",$\cdots$,"x_{in} is A_{in} "に言語的な相対的重要度LRI_{i1} ,LRI_{i2} ,$\cdots$, LRI_{in} を割り当てることによって得られる。ただし，言語的な相対的重要度LRI_{ij} (i=1,$\cdots$, N ;j=1,$\cdots$,n)として，*very important, important, rather important, fairly important, moderately important* のいずれかが対象領域の専門家によって主観的に与えられるとする。これらのファジィ集合のメンバシップ関数の例が文献[1]に示されている。前件部の各命題に言語的な相対的重要度を用いたファジィ制御法では，以下のように前件部の適合度を求める。

$$\omega_i' = \mu_{LRI_{i1}}(\mu_{A_{i1}}(x_1^0)) \wedge \cdots \wedge \mu_{LRI_{in}}(\mu_{A_{in}}(x_n^0)) \quad (14)$$

すなわち，ファジィ制御規則の前件部のファジィ変数を言語的な相対的重要度によって修正し，言語的な相対的重要度を考慮したファジィ制御規則R_iの入力に対する前件部の適合度ω_i'を求めている．

4. 言語的な相対的重要度と相対的優先度を用いたファジィ制御法

ここでは，前件部の各命題に言語的な相対的重要度をもつファジィ制御規則R_iに言語的な相対的優先度p_iが対象領域の専門家によって与えられているとする．このとき，言語的な相対的優先度を考慮した前件部の適合度ω_i''は(14)式で求めれた適合度ω_i'を以下のように修正することによって求めることができる。

$$\omega_i'' = \mu_{p_i}(\omega_i') \quad (15)$$

ただし，各ファジィ制御規則に対する言語的な相対的優先度p_i(i=1,$\cdots$,N)として，図1に示すメンバシップ関数で定義されたファジィ集合 Very High, High, Ordinary, Low, Very Lowのいずれかが対象領域の専門家によって主観的に与えられるとする．

5. 並列ファジィ制御法

ファジィ制御法は，その構造から次の２つの処理に関して並列化が可能であると考えられる。

(1)各ファジィ制御規則に対する結論の計算（(11)式）

この計算を一つのプロセッサに割り当てると，ファジィ制御規則数のプロセッサで並列計算が可能となる。

(2)各y_kに対する$\bigvee_{i=1}^{N}[\omega_i \wedge B_i(y_k)]$の計算（(12)式）

この計算を一つのプロセッサに割り当てると，ファジィ集合の離散化した台集合の要素数のプロセッサで並列計算が可能となる．ただし，y_kはファジィ集合B_1,$\cdots$,B_Nの台集合として規格化された区間を適当に離散化した集合 $\{y_1,\cdots,y_p\}$の要素である。

上記の並列化の効果はファジィ制御規則数と台集合の要素数に依存する。通常のプロセスは，20～30個程度のファジィ制御規則でほぼ満足のいく応答が得られる[10]ということを考えると，並列ファジィ制御を行う場合，プロセッサは20～30個程度あれば十分である。したがって，商用の並列計算機上で容易にインプリメントできるので，並列ファジィ制御の実行はオンラインで十分可能である。

6. 数値例

本章では，一次遅れとむだ時間をもつプロセスに従来のファジィ制御法と提案したファジィ制御法を適用して，得られた制御結果を比較することによって，本論文で提案したファジィ制御法の有効性を示す．具体的には，プロセス

$$G(s) = \frac{e^{-2s}}{1+20s}$$

を用いて，実験を行った。ただし，

偏差　　：e = (現在値h) - (設定値)
偏差の変化分　：$\Delta e = e(k) - e(k\text{-}1)$
操作量の変化分：Δq

上記の一次遅れとむだ時間をもつプロセスに対するファジィ制御規則は，表1のように与えられている[10]。

6.1 逐次型ファジィ制御に関する比較

まず，従来のファジィ制御法を上記の一次遅れとむだ時間をもつプロセスに適用してみた。この制御結果を図2に示す．次に，表2に示す言語的な相対的重要度をファジィ制御規則の前件部の各命題に，言語的な相対的優先度ordinaryを各ファジィ制御規則にそれぞれ割り当てた(case I)．このとき，提案したファジィ制御法を一次遅れとむだ時間をもつプロセスに適用すると，図2に示す制御結果が得られた．この２つの制御結果を比較してみると，提案したファジィ制御法を適用した方が収束に要する時間は短くなっていることが分かる．これは，表1に示すファジィ制御規則ではΔqに対するファジィ集合はeあるいはΔeに対するZOでは

ないファジィ集合に依存して決まることが分かるので，ZOではないファジィ集合をもつ命題に*very importance*のような強い言語的な相対的重要度を与えたためであると考えられる。

次に，表2に示す言語的な相対的優先度をファジィ制御規則に与えて，提案したファジィ制御法を行ったところ，図2に示す制御結果が得られた．case Iの制御結果と比較すると，オーバーシュートは小さくなり，収束時間も速くなっている．また，従来のファジィ制御法による制御結果と比較すると，収束時間が速くなっている（具体的には，偏差が1.0以下になる学習回数を約10%短縮することができた）。これは，偏差あるいはその変化量が大きい場合に対するファジィ制御規則1,7,8,13に Very Highのような強い言語的な相対的優先度を与えたためであると考えられる。

オーバーシュートについては改善が見られなかった。水本の研究[2][3][4][5]では、含意公式を適切に与えればオーバーシュートの改善が見られることが示されている。しかし，より複雑なシステムの制御となると，一般的にどの含意公式が最適な制御結果をもたらすかは十分解明されていない。現在は，試行錯誤的に良いと思われる含意公式を決定している（一般には，本研究でも取り上げている min演算がよく用いられているようである）。

本論文で提案したファジィ制御法では，ファジィ制御規則に与えられる言語的な相対的優先度と前件部の各命題に与えられる言語的な相対的重要度の決定が重要な問題となる。これに対する一般的な決定法はまだ分かっていないので，現在のところ，人間が試行錯誤的にそれらを決定しなければならない。

以下に示すような方針で言語的な相対的重要度，言語的な相対的優先度を付与することが考えられる。

(1)今回の数値例で用いたファジィ制御規則はある規則性（結論部のファジィ集合が前件部のZOではないファジィ集合に依存して決まる）を含んでいるため，前件部のどの命題が結論部に対して重要かが容易に分かる。そのような制御系固有の知識に基づいて，言語的な相対的重要度を決定した。これにより，収束時間の短縮が可能になると考えられる。

(2)得られた制御結果の振幅を小さくするために，偏差あるいはその変化量の値が大きい場合のファジィ制御規則に*Very High*のような強い言語的な相対的優先度を与える。これにより，収束時間の短縮が可能になると考えられる。さらに，オーバーシュートの改善が期待できる。

6.2 並列ファジィ制御

並列計算機Sequent S81 上で、提案したファジィ制御法について，並列化したものと並列化しなかったもの(逐次型)を上記の一次遅れとむだ時間をもつプロセスの制御に適用してみて，ファジィ推論に要した計算時間の比較を行った。実際に，並列ファジィ制御法では，ファジィ制御規則が13個あるので各ファジィ制御規則に対する結論の計算は13個のプロセッサを用いて並列に行い，さらに，ファジィ変数の台集合は13個の要素で構成されているので，各y_kに対する$\bigvee_{i=1}^{N}[\omega_i \wedge B_i(y_k)]$の計算は13個のプロセッサを用いて並列に行った．並列化していないファジィ制御法のCPU時間が制御回数100ステップ当たり63.35秒であるのに対して，並列ファジィ制御法のCPU時間は6.43秒であった．したがって，並列ファジィ制御法は逐次型ファジィ制御法の約9.85倍の速度で一次遅れとむだ時間をもつプロセスを制御することができた。提案した並列ファジィ制御は十分高い並列度で実行が可能であると考えられる。

7．おわりに

本論文では，言語的な相対的重要度と相対的優先度をもつファジィ制御規則によるファジィ制御法を提案した。今後の研究課題として、①言語的な相対的重要度がどのくらい低い場合に、対応する命題を前件部から削除するかという基準の作成，②言語的な相対的優先度がどのくらい低い場合に、対応するファジィ制御規則を削除するかという基準の作成，③言語的な相対的重要度と相対的優先度を動的に与えた場合の制御方式の確立等がある。

参考文献

[1] 林　陽一，中井　正人：前件部の各命題に相対的重要度をもつファジィプロダクションルールによる推論，電気学会論文誌C，Vol.109-C，No.9，pp.661-668 (1989)

[2] 水本 雅晴：ファジィ制御の改善法(I)，第3回ファジィシステムシンポジウム講演 論文集，pp.153-158 (1987)

[3] 水本 雅晴：ファジィ制御の改善法(II)，第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.91-96 (1988)

[4] 水本 雅晴：ファジィ制御の改善法(III)，第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.499-504 (1989)

[5] 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講演 論文集，pp.9-13 (1990)

[6] 大西 巍，小野 秀隆，寺田 郁二：ファジィ制御則の順序構造モデルによる推論方法，第3回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.147-152 (1987)

[7] 大西 巍：制御規則の順序構造モデルによるファジィ推論方法，日本ファジィ学会 誌，Vol.2，No.4，pp.577-584 (1990)

[8] 菅野道夫: ファジィ制御、日刊工業新聞社(1988)

[9] 馬野 元秀, 江澤 義典, 久保井 不二男 : ルールの条件部に動的な重み付けが可能なファジィ制御用シミュレータ, 第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.181-186 (1988)
[10] 山崎 束, 菅野 道夫 : ファジィ制御, システムと制御, Vol.28, No.7, pp.442-446 (1984)

連絡先: 〒316 日立市中成沢町4-12-1
茨城大学 工学部情報工学科
林 陽一
TEL : 0294-35-6101 内線392
FAX: 0294-34-3254
e-mail: hayashi@ibaraki.ac.jp

表 2 前件部の各命題に言語的な相対的重要度をもつファジィ制御規則

規則番号	言語的な相対的重要度 e	言語的な相対的重要度 e	言語的な相対的優先度 case I	case II	case III	case IV
1	F. I.	IMP.	Ordinary	High	Ordinary	Ordinary
2	F. I.	IMP.	Ordinary	Ordinary	High	Ordinary
3	F. I.	IMP.	Ordinary	Ordinary	Ordinary	High
4	F. I.	F. I.	Ordinary	Ordinary	Ordinary	Ordinary
5	F. I.	IMP.	Ordinary	Ordinary	Ordinary	High
6	F. I.	IMP.	Ordinary	Ordinary	High	Ordinary
7	F. I.	IMP.	Ordinary	High	Ordinary	Ordinary
8	IMP.	F. I.	Ordinary	High	Ordinary	Ordinary
9	IMP.	F. I.	Ordinary	Ordinary	High	Ordinary
10	IMP.	F. I.	Ordinary	Ordinary	Ordinary	High
11	IMP.	F. I.	Ordinary	Ordinary	Ordinary	High
12	IMP.	F. I.	Ordinary	Ordinary	High	Ordinary
13	IMP.	F. I.	Ordinary	High	Ordinary	Ordinary

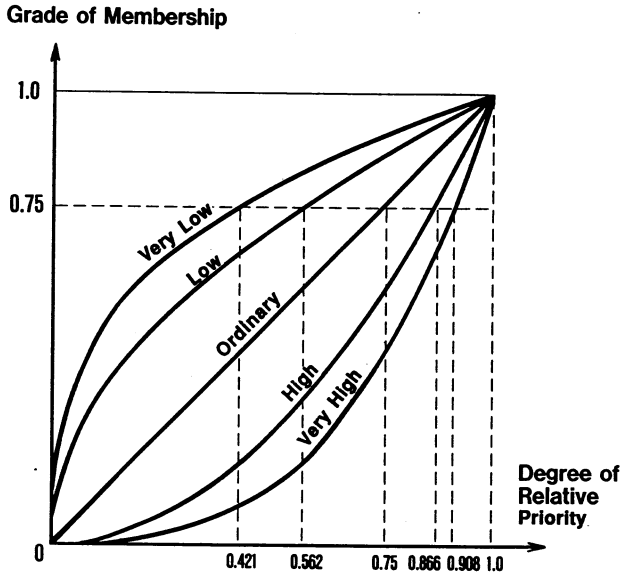


図1 言語的な相対的優先度のメンバシップ関数

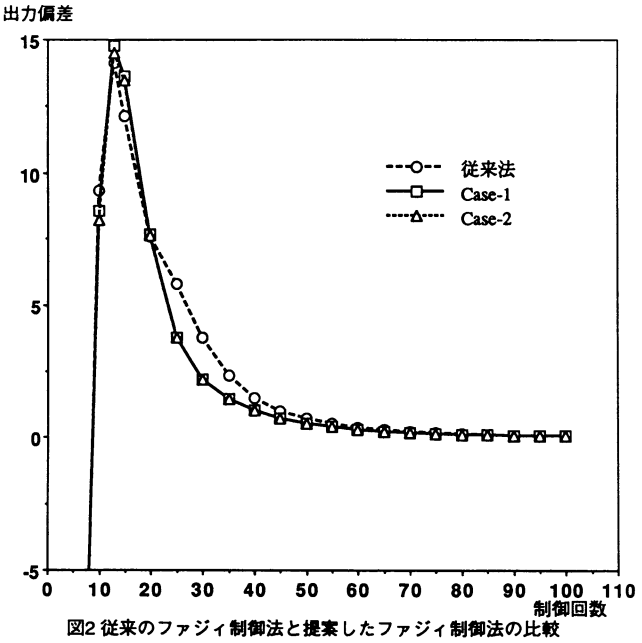


図2 従来のファジィ制御法と提案したファジィ制御法の比較

表 1 ファジィ制御規則

e / e	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB				PB^{8}			
NM				PM^{9}			
NS				PS^{10}			
ZO	PB^{1}	PM^{2}	PS^{3}	ZO^{4}	NS^{5}	NM^{6}	NB^{7}
PS				NS^{11}			
PM				NM^{12}			
PB				NB^{13}			

ただし, ファジィ集合の右上の数字は
ファジィ制御規則に付けた番号を表す.

T5－2（RM）

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）

IMPROVEMENT OF FUZZY CONTROLS (V)
- CASE OF USING FUZZY CONTROL RULES OF EMPHATIC AND INHIBITORY TYPES -

水本雅晴
Masaharu MIZUMOTO

大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University

As the continuation of the works on the improvements of fuzzy controls, this paper shows that emphatic effects on fuzzy inference results are observed when the identical fuzzy control rules are used twice or more in the fuzzy reasoning process under the fuzzy reasoning method of "product-sum-gravity method" proposed last time. Inhibitory effects are also realized by employing fuzzy control rules whose consequence part is characterized by a negative valued membership function. It is shown that good control results are obtained by using such fuzzy control rules of emphatic and inhibitory types.

1. はじめに

ファジィ制御法として Mamdani の方法「min-max-重心法」が最もよく使用されているが、必ずしも直感に合った方法でないことから、min のところを代数積（掛算）に、max のところを加算（足算）に置き換えた「代数積-加算-重心法」を提案した[1]。また、この「代数積-加算-重心法」によって、現在最も実用的な制御法として使用されているＰＩＤ制御を実現できることを示した[4]。

ここでは、「代数積-加算-重心法」を使用した場合、同じファジィ規則を何回でも使用することが可能であり、ファジィ規則による「強調効果」をねらうことができることを示す。また、ファジィ規則の後件部を"負"のメンバーシップ関数で特性づけると、ファジィ規則に「抑制効果」をもたせることができることを示す。最後に、ファジィ制御規則にこの強調効果および抑制効果をもたせた場合に制御結果の改善がみられることを示す。

2. 代数積-加算-重心法

まず、「代数積-加算-重心法」のあらましをのべておこう。

ファジィ制御やファジィプロダクションルールで使用されている多重ファジィ推論形式

$$\begin{array}{l} \text{規則1: A1 and B1 => C1} \\ \text{規則2: A2 and B2 => C2} \\ \quad \cdots\cdots\cdots \\ \text{規則n: An and Bn => Cn} \\ \text{事 実: } x_\circ \text{ and } y_\circ \\ \hline \text{結 論: } \qquad C' \end{array} \qquad (1)$$

を見てみよう。ここで、Ai (i=1,…,n) は X での、Bi は Y での、Ci は Z でのファジィ集合である。$x_\circ$, $y_\circ$ はそれぞれ X, Y の要素である。

このファジィ推論形式に対して「代数積-加算-重心法」[1,2,3] を適用すると、結論 C' は次のようにして求められる（図１）。

事実「$x_\circ$ and $y_\circ$」と各規則「Ai and Bi => Ci」(i=1,…,n) から得られる推論結果 Ci' は

$$\mu_{Ci'}(z) = \mu_{Ai}(x_\circ) \cdot \mu_{Bi}(y_\circ) \cdot \mu_{Ci}(z) \qquad (2)$$

と与えられる。ここで、・は代数積（掛算）である。

最終的な結論 C' は、得られた各推論結果 Ci' (i=1,…,n) のグレードに加算(+)を施すことによって得られる。すなわち、

$$C' = C1' + C2' + \cdots + Cn'$$

$$\mu_{C'}(z) = \mu_{C1'}(z) + \cdots + \mu_{Cn'}(z) \qquad (3)$$

この最終的なファジィ集合 C' の代表値 $z_\circ$ を求める操作のことを"非ファジィ化"と呼び、次の重心法がよく使われている。

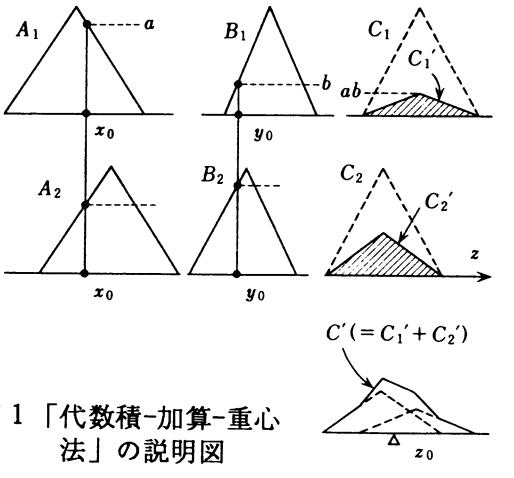


図１「代数積-加算-重心法」の説明図

$$z_o = \frac{\Sigma\ z_i \cdot \mu_{C'}(z_i)}{\Sigma\ \mu_{C'}(z_i)} \qquad (4)$$

この方法は、x_o と y_o が与えられてから z_o を求めるまでに、まず式(2)で代数積（掛算）(・)を、式(3)で加算（足算）(+)を、そして式(4)の重心法で代表点 z_o を求めていることから「**代数積-加算-重心法**」と呼ばれる。

【参考】式(2)で代数積(・)の代わりに min を、式(3)で加算(+)の代わりに max を使用すると、Mamdani の推論法として知られている「**min-max-重心法**」が得られる。また、式(1)で後件部 Ci がファジィ集合でなく定数 zi である場合、「代数積-加算-重心法」は**簡略化推論法**に還元される。

3. 強調および抑制効果をもつファジィ規則

「代数積-加算-重心法」においては、式(3)でみられるように加算で推論結果を統合しているところに特徴がある。ここでは、この加算の性質を利用することにより、ファジィ規則に強調効果および抑制効果をもたらすことができることを示そう。

(a) 強調効果をもつファジィ規則

ファジィ制御においては、通常、同じ制御規則を同時に何度でも使用することはない。しかしながら、「代数積-加算-重心法」においては、同じファジィ規則を同時に使用することができることから、ファジィ規則の強調効果をねらうことができる。たとえば、ファジィ規則「A1 and B1 => C1」を2度使用したとする、すなわち

規則1： A1 and B1 => C1
規則2： A1 and B1 => C1 (5)

としたとすると、図2からわかるように、推論結果の統合に加算(+)を使用しているので、同じ推論結果が加算されて2倍の高さの推論結果が得られる。このように、同じファジィ規則を2度使用することにより、2倍の高さの推論結果を得ることができ、"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倍の強調効果をもつことができる。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。

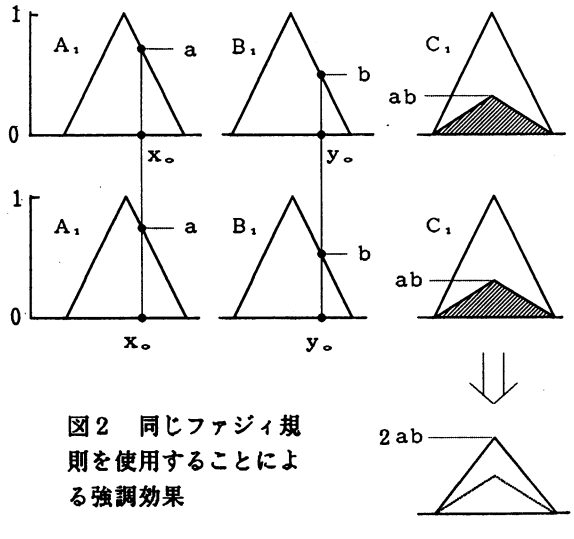


図2 同じファジィ規則を使用することによる強調効果

（注）このように同じファジィ規則を何回も使用することにより、ファジィ規則に強調効果をもたらすことができるのは加算（＋）を使用しているからである。従来の「min-max-重心法」では、max で推論結果を統合していることから、同じファジィ規則を何回使用しても強調効果が得られず、もとの推論結果のままである。

この強調性は、たとえて言えば、自分自身を強くすることにより、他者（他のファジィ規則）よりも影響力をより強くしようとするものである。このような積極的な方法で影響力を強くしようとするのに対して、自分自身は変えないで、他者を弱くすることにより、自分の影響力を強くしようとする消極的な方法がある。これがつぎに述べる "抑制性" である。

(b) 抑制効果をもつファジィ規則

通常、ファジィ集合を特性づけるメンバーシップ関数は図1、2で見られるように正の値（区間 [0, 1] 内の値）をもつ。

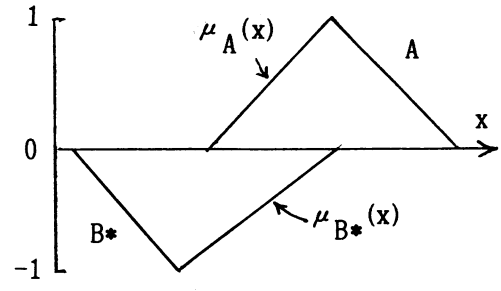
今、図3(a)のような従来の "正" の値をもつメンバーシップ関数 μ_A によって特性づけられたファジィ集合 A に対して、"負" の値をもつメンバーシップ関数 μ_{B^*} で特性づけられたファジィ集合 B* を仮に考えてみよう。明らかに、

$$-1 \leqq \mu_{B^*}(x) \leqq 0 \leqq \mu_A(x) \leqq 1 \qquad (6)$$

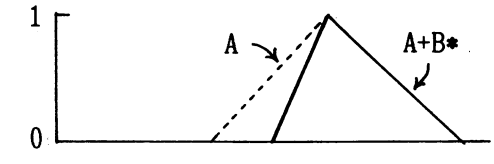
である。この2つのファジィ集合 A, B* に対する加算 A + B* を

$$\mu_{A+B^*}(x) = [\mu_A(x) + \mu_{B^*}(x)] \vee 0 \qquad (7)$$

と定義する。すなわち、正の $\mu_A(x)$ と負の $\mu_{B^*}(x)$ を足算し、結果が負であれば 0 にしようとするものである。たとえば、図3(a)の A と B* の加算結果は図3(b)のようになり、A の左側部分が B* によって削り取られていることがわかる。すなわち、



(a) 負のファジィ集合 B*



(b) A と B* の加算 A+B*

図3 ファジィ集合 A と負のファジィ集合 B* との加算結果 A+B*

B* によって A の左部分が "抑制" されたことになる。

このように "負" のメンバーシップ関数を導入することにより、"正" のメンバーシップ関数をもつファジィ集合を抑制させることができる。

【参考】通常、ファジィ集合は正のメンバーシップ関数 $\mu_A: X \to [0,1]$ によって特性づけられるが、値域 [0,1] を束 L や環 R に拡張することにより L-ファジィ集合や R-ファジィ集合を定義することができる。例えば、束 L として L = [-1,1] を採用すると、負のメンバーシップ関数が定義でき、したがって、負のファジィ集合の存在が可能となる。

正と負のファジィ集合の加算は式(7)のように定義されるが、この定義は限界差に帰着される。通常のファジィ集合 A, B の限界差 A - B は

$$\mu_{A-B}(x) = [\mu_A(x) - \mu_B(x)] \vee 0 \qquad (8)$$

と与えられ、これを加算の形で表すと

$$\mu_{A-B}(x) = [\mu_A(x) + (-\mu_B(x))] \vee 0$$

となる。これより、$-\mu_B(x)$ は「負のメンバーシップ関数」と考えることができ、A から B を引く限界差 A - B は正のメンバーシップ関数と負のメンバーシップ関数の加算と考えることができる。

式(7)で、負の結果を 0 にするのは以下の理由による。負の結果を考慮にいれれば、重心値を求める際に、もし正、負のファジィ集合が同じ大きさであれば、無限大の重心値が得られてしまうからである。

次に、"負" のメンバーシップ関数の考え方をファジィ規則の後件部のファジィ集合に導入することにより、ファジィ規則による "抑制効果" が得られることをみてみよう。

【例】今、2番目のファジィ規則の後件部 C1* が負のメンバーシップ関数（台形型）で特性づけられているような3個のファジィ規則

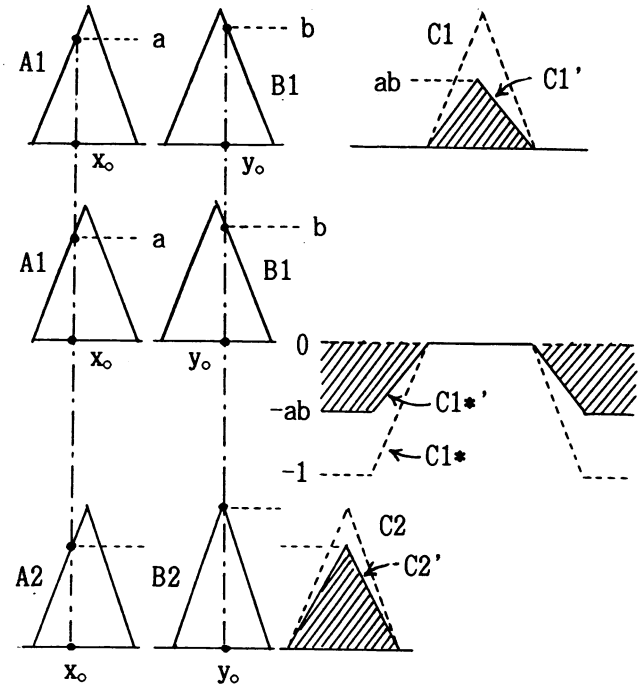
規則 1： A1 and B1 => C1
規則 2： A1 and B1 => C1* (9)
規則 3： A2 and B2 => C2

を考えてみよう（図4(a)参照）。

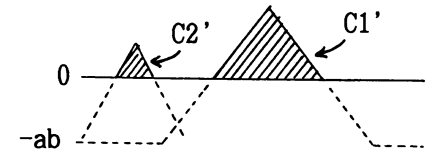
まず、1番目の規則に対しては、推論結果 C1' は式(2)から $\mu_{C1'}(z) = a \cdot b \cdot \mu_{C1}(z)$ となり、高さ ab の三角型（斜線部）が得られる。一方、2番目の規則による推論結果 C1*' は、やはり式(2)から

$$\mu_{C1^{*'}}(z) = ab\,\mu_{C1^*}(z)$$

と与えられるが、$\mu_{C1}(z)$ が負であることより、斜線部のような深さが -ab の台形型が得られる。同様に3番目の規則からは C2' のような三角型が得られる。すると、これら3つの推論結果（斜線部）を加算で統合すると、図4(b)のような結果（斜線部）が得られる。この統合結果からわかるように、3番目のファジィ規則の推論結果 C2' が2番目の負の推論結果によって抑制されてしまい、C2' が小さくなってしまっていることがわかる。すなわち、C1' の大きさは変わっていないが、他者（すなわち C2'）が小さくなってしまったために、C1' の影響力は相対的に強くなったものといえる。



(a) ファジィ推論過程



(b) 加算による統合結果（斜線部）

図4 負の後件部をもつファジィ規則の推論過程とその統合結果

次に、ファジィ制御規則に強調効果と抑制効果をもたせた場合のファジィ制御結果を示してみよう。

4. ファジィ制御結果

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6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 PB
e is NB and △e is NS => △q is PB
……
e is PB and △e is PB => △q is NB (10)

を意味している。ここで、NB（負で大）, NS（負で小）, ZO（零位）, PS（正で小）, PB（正で大）は区間 [-6, 6] を5分割するファジィ集合である（図5参照）。

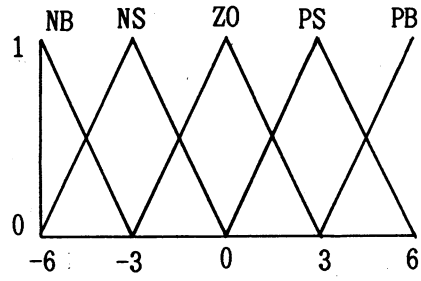
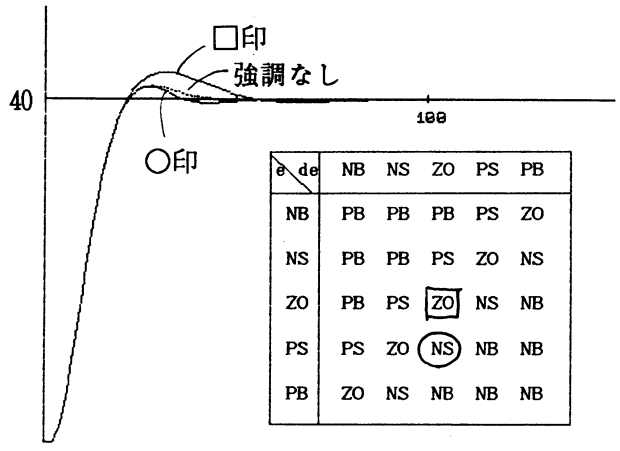


図5　5分割のファジィ集合



e \ de	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	PB	PB	PB	PS	ZO
NS	PB	PB	PS	ZO	NS
ZO	PB	PS	[ZO]	NS	NB
PS	PS	ZO	(NS)	NB	NB
PB	ZO	NS	NB	NB	NB

図6　強調した場合の制御結果

まず、ファジィ制御規則による強調効果についてみてみよう。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

まず、図6において、オーバシュートを抑えるために、「設定値 40 を少し越えた所 (e is PS) で操作量の変化分を少し負にする (△q is NS)」を強調するために、図6の表中の○印のファジィ制御規則

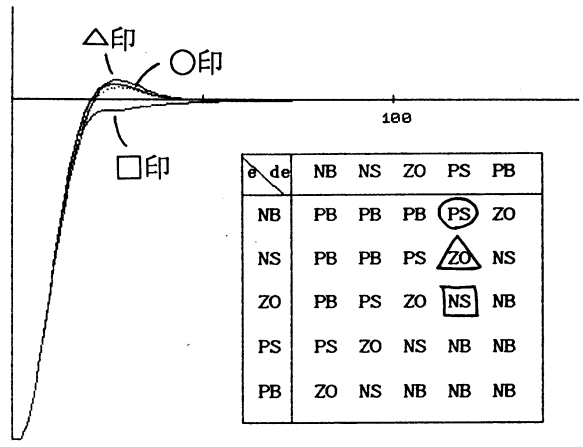
e is PS and △e is ZO => △q is NS

を2度使用して強調効果をねらっているが、オーバシュートが少し抑えられていることが分かる。なお、点線部の制御結果は強調を行っていない場合の結果である。一方、□印は

e is ZO and △e is ZO => △q is ZO

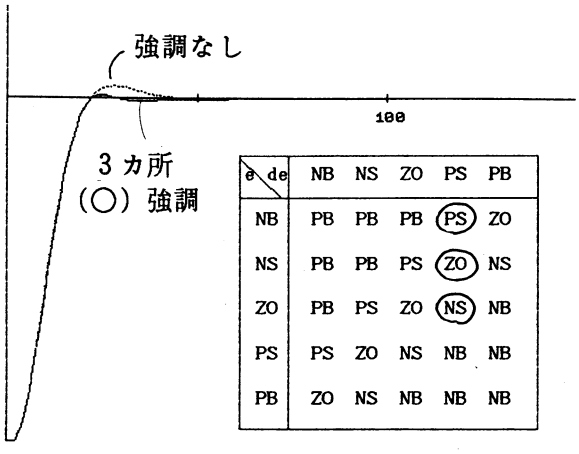
を2度使用して、設定値付近での強調効果をねらった場合であるが、△q を0にするよう (すなわち、操作量 q を変化させないよう) に強調したために反応が鈍くなり、かえってオーバシュートが大きくなり、悪い制御結果を得ている。このように強調することにより制御結果が悪くなることがある。

図7 (a)の制御結果は、まず、設定値付近での上昇度を押さえるために□印の制御規則を強調した場合であるが、設定値に近づくのが遅くなっている。また、△および○印の制御規則は偏差 e が負の場合に強調したものであるが、オーバシュートが少し大きくなっていることがわかる。図7 (a)は個々の制御規則を強調した場合であるが、いずれも芳しくない制



e \ de	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	PB	PB	PB	(PS)	ZO
NS	PB	PB	PS	△ZO	NS
ZO	PB	PS	ZO	[NS]	NB
PS	PS	ZO	NS	NB	NB
PB	ZO	NS	NB	NB	NB

(a) 個々の制御規則を強調した場合



e \ de	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	PB	PB	PB	(PS)	ZO
NS	PB	PB	PS	(ZO)	NS
ZO	PB	PS	ZO	(NS)	NB
PS	PS	ZO	NS	NB	NB
PB	ZO	NS	NB	NB	NB

(b) 3カ所(○)の制御規則を強調した場合

図7　個々の制御規則および3個の制御規則を強調した場合の制御結果

御結果を得ている。しかし、これら3つの制御規則を同時に強調した場合にはオーバシュートとアンダーシュートとの影響が相殺されて図7 (b)に示すように大幅な制御結果の改善が見られる。

次に、ファジィ制御規則による抑制効果についてみてみよう。

ファジィ制御規則の後件部に使う抑制用の負のファジィ集合は、例えば ZO* に対しては図8のような負の台形型とする (図4 (a)の2番目の規則を参照)。

図9は○印の2カ所を同時に抑制した場合であるが、制御結果の改善が見られる。この場合、例えば

e is NS and △e is PS => △q is ZO

なるファジィ規則に加えて

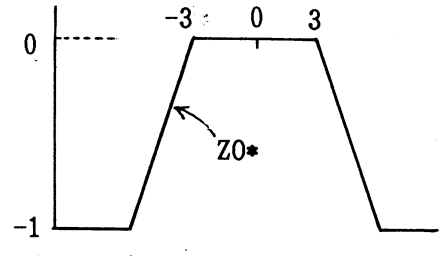
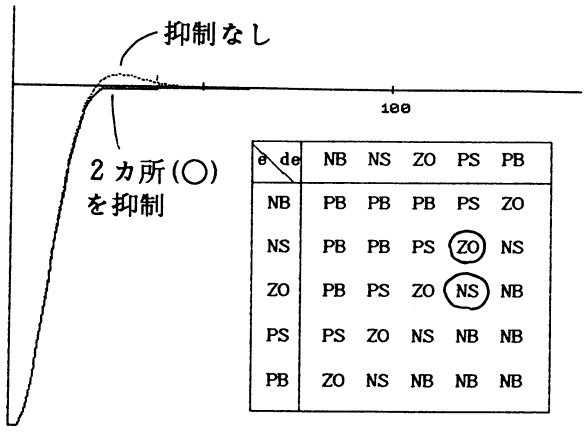
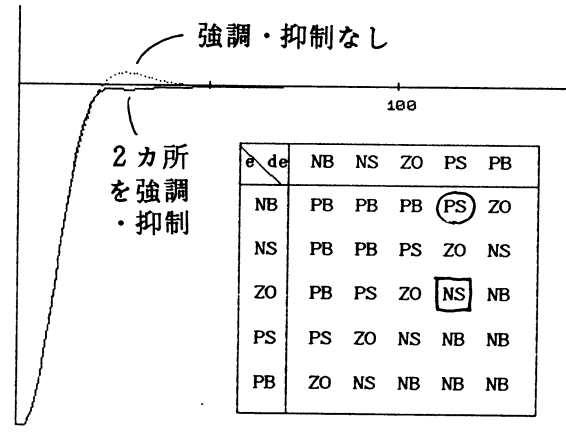


図8　負のファジィ集合 ZO*



e \ de	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	PB	PB	PB	PS	ZO
NS	PB	PB	PS	(ZO)	NS
ZO	PB	PS	ZO	(NS)	NB
PS	PS	ZO	NS	NB	NB
PB	ZO	NS	NB	NB	NB

図９　２カ所(○)を抑制した場合



e \ de	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	PB	PB	PB	(PS)	ZO
NS	PB	PB	PS	ZO	NS
ZO	PB	PS	ZO	[NS]	NB
PS	PS	ZO	NS	NB	NB
PB	ZO	NS	NB	NB	NB

図10 強調(○)と抑制(□)を同時に行った場合

e is NS and △e is PS => △q is ZO*

なる抑制型のファジィ規則（後件部の ZO* が負のファジィ集合である（図８参照））を使用している。

図10は、○印のファジィ規則を強調し、同時に□印を抑制した場合の制御結果であるが、良好な結果が得られている。

以上、ファジィ制御規則に強調効果や抑制効果を持たせることにより制御結果の改善が見られることを示した。しかし、図６や図７(a)で示されたように不適当なファジィ規則を強調したり抑制したりするとかえって制御結果が悪くなる場合があることも示された。

（注）ファジィ規則による抑制性は図４で示されたように、正の後件部 C1 と負の後件部 C1* との２つに分けて記述しているが、これを１つにまとめて図11のようなファジィ集合で表された後件部にすることも可能である。すなわち、強調性と抑制性を兼ね備えた後件部を記述することができる。図11のような後件部は自分自身を強調するためだけのものであるが、より一般的には、自分自身を弱めたり、正の領域だけを強めたりすることができるような正、負が混じりあったファジィ集合で後件部を記述することも可能である。

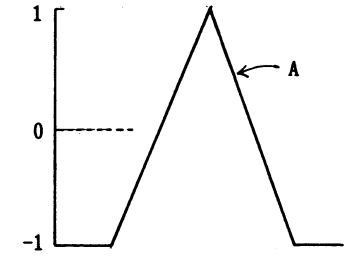


図11 強調・抑制混合型のファジィ集合

5. むすび

図２のように同じファジィ規則を２回使用すると２倍の高さの推論結果が得られるが、このような結果を得るには最初から２倍の高さの後件部（すなわち、高さ２のファジィ集合）を用意しておけばよい。また、図８のような負のファジィ集合の場合も同様なことがいえる。このことから、後件部を表すメンバーシップ関数は、必ずしも図11のように[-1,1]内の値を取らせる必要もなく、一般化して、正、負の任意の値を取らせてもよいことがわかる。このように後件部が任意の高さや深さのファジィ集合で表されたファジィ制御規則の性質やそれによるファジィ制御についての議論は次回に譲りたい。

参考文献

1. 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、pp.9-13、1990.
2. 水本、ファジィ推論とファジィ制御、Computrol（特集：ファジィ制御）、No.28、32-45、1989.
3. 水本、最近のファジィ制御法、数理科学（特集：ファジィ理論）、No.333、20-26、1991.
4. 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、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

T5－3（RM）

酵母培養系へのファジィ制御の応用

Application of Fuzzy Control to a Yeast Fed-batch Culture

三浦圭吾*、　カタリノ G. アルファファラ*、　清水　浩*
Keigo MIURA,　Catalino G. ALFAFARA,　Hiroshi SHIMIZU

塩谷捨明*、　菅　健一*、　鈴木一如**
Suteaki SHIOYA,　Ken-ichi SUGA,　Kazuyuki SUZUKI

* 大阪大学　工学部　応用生物工学科
Dept. of Biotechnology, Osaka Univesity

** 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

Abstract: The aim of this article is to apply and to develop a fuzzy controller for ethanol concentration control in a yeast fed-batch culture. The conventional fuzzy controller, which uses the control error and it's time difference in a premise part of the linguistic rule, make a large overshoot when the initial error is large. The proposed fuzzy controller can diagnose and aviod too much addition and/or too much defficiency of the substrate. The controller perfomance is better than PI and the conventional fuzzy controllers.

1．はじめに

酵母培養系において重要なエタノール濃度の制御にファジィ制御系の応用した。制御偏差とその時間変化のみを前件部に用いる単純なファジィPI制御系を用いると、初期偏差が小さい場合には、良好な制御性能が得られたが、初期偏差が大きい場合にはオーバーシュートが大きくなった。そこで、酵母の排ガス中のCO_2生成速度などから培養状態を認識し、制御規則間に重み付けをする方法、制御規則を変更する方法を新たに開発し、制御性能の改善を試みた。

2．酵母培養系の概要

実験に用いた酵母培養系の概要を図1に示す。醗酵プロセスは雑菌汚染を嫌うため、回分プロセスの形態をとっている。エタノール濃度の他にも温度、pH、溶存酸素濃度(DO)、排ガス中の炭酸ガス濃度が計測され、データロガーを介してパーソナルコンピュータに取り込まれる。

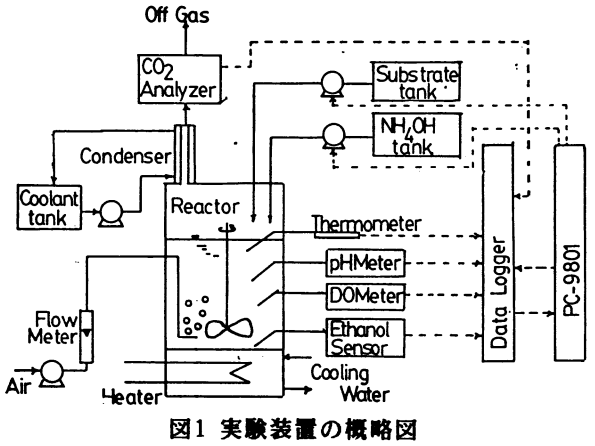


図1 実験装置の概略図

グルコースを含む基質溶液は流加ポンプの回転数をパーソナルコンピュータからの出力により制御して送液される。このように基質溶液の流入のみで培地の排出がない培養プロセスは半回分培養系と呼ばれている。

3．酵母培養系におけるエタノール濃度制御の問題点

半回分培養系では、菌体増殖、基質消費の物質収支を考慮することによりエタノールの生成がなくかつ増殖活性が最大に保たれるようなグルコースの流加速度F(L/hr)は、時刻tにおいて、(1)式のように表わすことができる[1]。

$$F = \frac{\mu^* V_0 X_0 (\exp \mu^* t)}{Y \quad SF} \qquad (1)$$

ここで、

SF :流加培地グルコース濃度(g/L)
V_0 :初期培養体積(g/L)
X_0 :初期菌体濃度(g/L)
Y :対グルコース菌体収率(g-cell/g-substrate)
μ^*:エタノール生成限界の比増殖速度(h^{-1})

である。(1)式からもわかるようにエタノール濃度を一定に制御するためには半回分培養系では指数関数的な非定常の操作量が必要となる。外乱、パラメータ誤差などを考慮した実際の制御系を次のように構成する。まず、(1)式の基準的な操作量をフィードフォワード機構により与える。なんらかの外乱が生じてエタノール濃度が(1)式のみで制御できなかった場合にはフィードバック制御系により補償し、補償流加速度ΔFを与える。実際のグルコース流加速度FはFとΔFの和として与えられる。すなわち、制御系全体は図2のようにフィードフォワード機構とフィードバック機構から構成される。

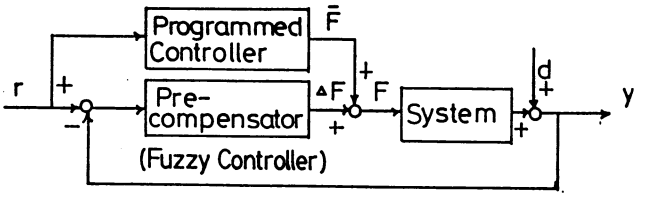


図2 フィードフォワードフィードバック型制御系

さて、この制御系を用いても制御は簡単ではない。それは、一つには、このシステムにおける遅れ時間が時定数にして数十分のオーダーと大きく、しかも菌体の活性は各バッチ毎にばらつきがあり特定することは困難であることによる。一方、一回の半回分培養操作は全体で十数時間であり、制御の速応性も要求される。このように、非常に遅れの大きいプロセスでありながら、高い制御性能を要求されるところにこの制御の難しさがある。

図3に速度型PI制御系を前置補償器に用いたフィードフォワードフィードバック型制御系によるエタノール濃度の制御結果を示す。制御の周期を1分、比例感度、積分時間はそれぞれ、6×10^{-5}L/h/ppm、0.4hとした。エタノール濃度目標値は6000ppmとした。操作量であるグルコースの流加速度のグラフにおいて破線は(1)式より求められた基準流加速度F、実線は実際の流加速度F、すなわち基準流加速度Fと補償流速度⊿Fの和を表わしている。

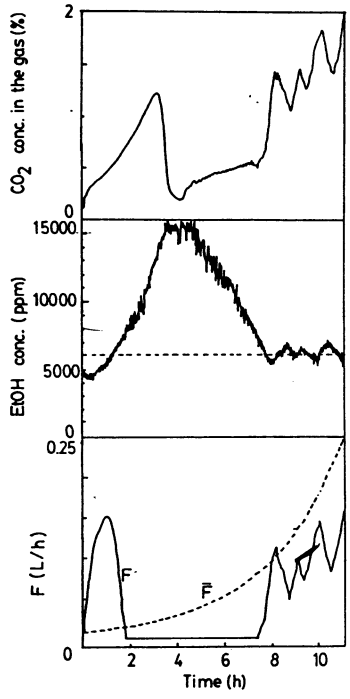


図3 PI制御系を用いたエタノール濃度の制御結果

初期制御偏差は約1000ppm程度であるが補償流加速度が大きすぎて2 時間以降の大きなオーバーシュートを生んでいる。これは、流加速度を変化させて培養槽内のグルコース濃度が変化しているにもかかわらず、菌体のエタノール生産活性が変化するのに時間がかかるためである。このオーバーシュートを防ぐために比例感度を下げると逆に速応性が損なわれ、やはり、10時間程度の培養期間内に良好な制御結果を得ることはできない。

ファジィ制御系では制御偏差が大きいときに操作量が飽和するような非線形の制御ゲインを簡単に作成できるため、オーバーシュートが小さくかつ速応性のよい制御系が構築できるのではないかと考えた。また、図3からわかるように、エタノール濃度の変化に比較して、排ガス中のCO_2濃度はエタノール濃度より比較的早くグルコース流加速度に対応して変化しており、このような情報をうまく規則として組み込めば、培養槽内のグルコース蓄積状況が経験的に判断できるのではないかと考えた。

4. ファジィ制御系の構築

図2に示したフィードフォワードフィードバック型制御系の前置補償器にファジィPI制御系を組み込む。エタノール濃度の制御偏差E、Eの時間変化分DEを前件部、フィードバック操作量⊿Fの変化分DUを後件部に選び、表1に示すような制御規則表を使って速度型ファジィPI制御系[2)]を構築した。

表1 速度型ファジィPI規則
ファジィ制御系1、2、および
ファジィ制御系3の（N State）

E / DE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZE	PS
NS	NB	NB	NM	NS	ZE	PS	PM
ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB
PM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZE	PS	PM	PB	PB	PB	PB

E、DE、DUに関するメンバシップ関数を図4に示す。推論法は、MAX-MIN重心法を用いた。各ファジィ変数は最大値、最小値が[-100,+100] となるよう規格化し、この最大、最小の値を調整することによって制御系をチューニングした。E、DE、とそのときファジィ制御系によって決定されるDUの関係を図5に示す。この制御系は図5からわかるように偏差が大きい場合に操作量の変化分DUの値が飽和するような非線形性を持っている。このファジィPI制御系を（ファジィPI制御系1）と呼ぶことにする。

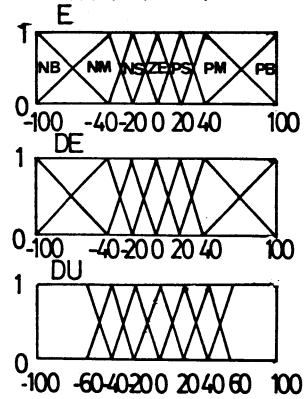


図4 ファジィ制御に用いられたメンバシップ関数

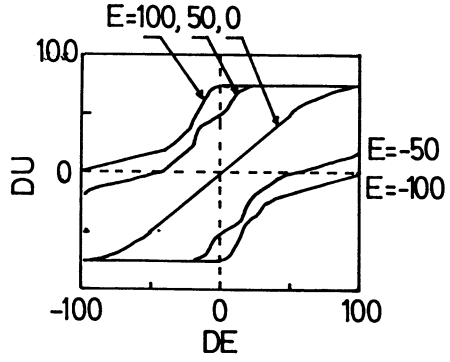


図5 ファジィ制御系1のコントロールマップ

5．ファジィPI制御によるエタノール濃度制御

ファジィPI制御系を前置補償器に用いた制御結果を図6に示す。エタノール濃度の目標値は2000ppm、E、DE、DUはそれぞれ、正負とも4000ppm、10000ppm/h、0.01L/hが100となるよう規格化した。サンプリング間隔は1分とした。制御ゲインは図3で用いたPI制御系とE=0近傍で同じになるよう設定した。基準流加速度Fの値は⊿Fに比べて大きく半回分培養系ではフィードフォワード機構が重要であることがわかる。また、制御偏差が生じた場合にはファジィ制御系が補償流加速度⊿Fを与えることによって偏差を整定している。結果として、エタノール濃度は培養期間を通じて目標値に制御されていることがわかる。しかし、初期偏差が大きいような実験条件では制御系が不安定になってしまうこともあり、図5に示した非線形性だけでは満足できる制御結果を得られない場合があることがわかった。

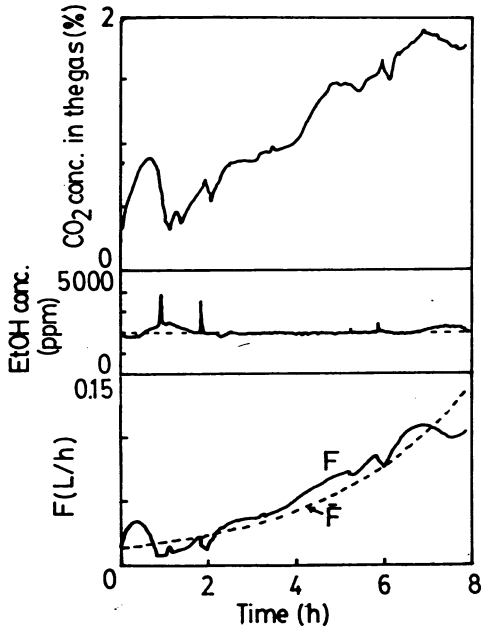


図6 ファジィ制御系1を用いたエタノール濃度の制御結果

6．ファジィ制御系の改良

上述したように制御の困難さはシステムの遅れ時間が大きいことに起因しており、測定不可能なグルコース濃度の蓄積過多により大きなオーバーシュートを生み出す。一方、排ガス中のCO_2濃度はグルコースの流加に対応して速やかに変化している。そこで、排ガス中のCO_2濃度のデータからグルコースの蓄積過多の状態が起こりそうかどうかを診断し、そうであると判断された場合には、この状態を回避できるようにする機構を考えた。

（状態の判断）

次に示す①～④の条件がすべて成立するとき、それぞれグルコースの蓄積過多<State 1>あるいは、枯渇<State 2>と判断する。いずれでもない場合にはNormalな状態すなわち<State N>とする。

(1)制御偏差が正（目標値よりもエタノール濃度が低い）でグルコース蓄積過多の条件。<State 1>

①⊿F>F、② DU>0、③エタノール濃度上昇速度<1000 ppm/h、④ 排ガス中のCO_2濃度変化>0

(2)制御偏差が負（目標値よりもエタノール濃度が高い）でグルコース枯渇の条件。<State 2>

① F<F、② DU<0、③エタノール濃度下降速度>-1000 ppm/h、④ 排ガス中のCO_2濃度変化<0

（制御方策）

<State 1>、または<State 2>の状態にあると判断された場合には制御ゲインを下げるためつぎのいずれかの方策に従うものとした。

ファジィ制御系2:

操作量のメンバシップ関数に図7に示した重み係数を乗じ、その大きさを通常時とは変更する。すなわち、これは推論された制御規則を同等と見てorをとらず（MAXをとらず）に、規則間に順位をつけることを意味している。

ファジィ制御系3:

<State 1>の場合には表1の制御規則の後件部をPB→PM、PM→PSというように、また、<State 2>の場合にはNB→NM、NM→NSというように、制御規則を平行移動して変更し、さらにファジィ制御2と同じくメンバシップ関数に重み係数を乗じる。

制御系のアルゴリズム:

ファジィ制御系2、および3では一旦 <State 1>または、<State 2>と判断されると15分間はその状態の制御方策を取り続け、15分経つと<StateN>に戻り、15分間は<State N>の制御方策を取り続ける。さらに、15分間経過した後、新たに状態の判断を行なうものとした。

操作量の上限の設定:

また、菌体のグルコース消費速度の限界を考慮して、ファジィ制御系2、3では流加速度の上限を設けた。

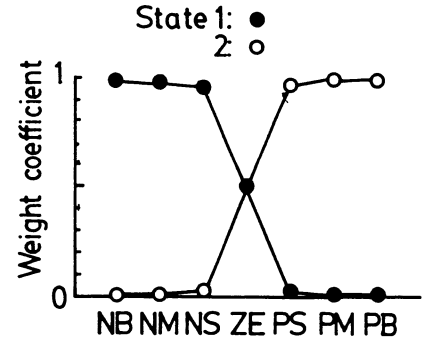


図7 <State1>、<State2>における操作量のメンバシップ関数に対する重み係数

さて、E=-25のときのファジィ制御系1、2、3のそれぞれの制御マップを図8に示す。E=-25は、NSまたはNMに属し、DE=ZE、PSになるような、0≦DE≦20の範囲では、表1の制御規則表より、DUはNM、または、NS、または、ZEとなる。ファジィ制御系1では同等にorをとるがファジィ制御系2では図7のような重み係数を乗じてorをとるためNM、NSに比較してZEを30～50倍重くみることになる。結果として、操作量の値はこの部分においてファジィ制御系2の方がファジィ制御系1よりOに近くなる（制御ゲインが小さくなる）。さらに、ファジィ制御系3では、制御規則表自体を平行移動しているため、ゲインは全体に小さくなり、さらに飽和値も押さえられている。

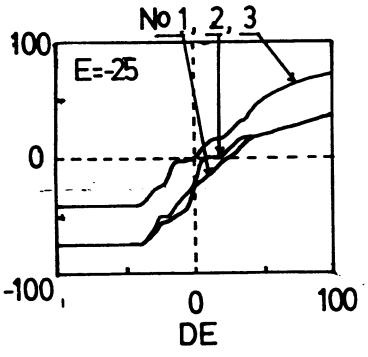


図8 ファジィ制御系1,2,3のコントロールマップの比較(E=-25)

(制御結果)

ファジィ制御系2を持つフィードフォワードフィードバック型制御系によるエタノール濃度制御結果を図9に示す。

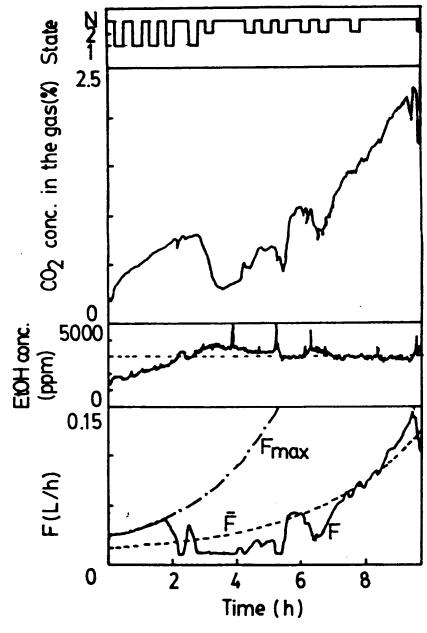


図9 ファジィ制御系2を用いたエタノール濃度の制御結果(Fmaxは流加速度の上限を示す。)

培養初期は<State 1>、若干オーバーシュートした後は<State 2>の期間が多く、7時間以降<State N>に保たれた。PI制御系を用いた制御結果に比較して、初期偏差が1500 ppmと大きいのにもかかわらず、オーバーシュートは図3に比べ極端に減少していることがわかる。2時間まではファジィ制御系2の制御方策よりもむしろ、操作量の上限を用いたことによる効果が大きいが、4～7時間ではゲインを15分毎に下げたことによる効果あったと思われる。ただ、図9の⊿Fの変化からは視覚的にはとらえにくい程の違いである。

ファジィ制御系3を持つフィードフォワードフィードバック型制御系によるエタノール濃度制御を図10に示す。前半のオーバーシュートを防いだのはやはり流加速度の上限を設けた効果が大きいことがわかる。しかし、2～3時間においては<State 2>と判断してゲインを15分毎に下げているのが図10のFとFとの差、すなわち、⊿Fの変化からはっきりわかる。結果として、エタノール濃度はオーバーシュートも小さく、3時間程度で速やかに目標値に整定された。この整定時間は、PI制御系を使ったものや、単純なファジィPI制御を用いたものと比較してかなり小さく、実用的な意味でもかなり有効な制御系が構築できたと考えられる。

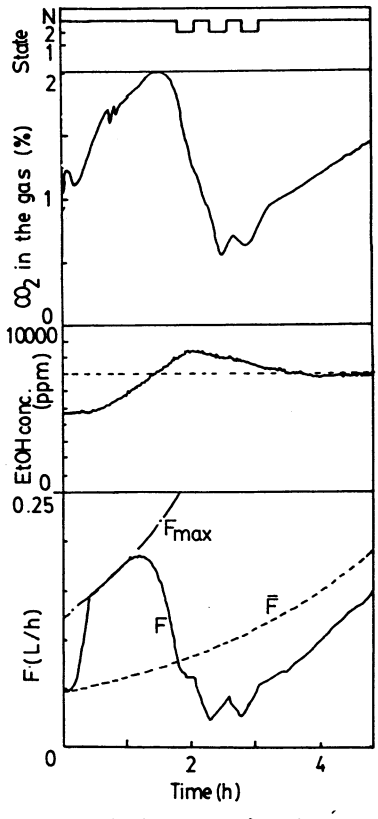


図10 ファジィ制御系3を用いたエタノール濃度の制御結果(Fmaxは流加速度の上限を示す。)

7. おわりに

本研究では、遅れの大きい醗酵プロセスのエタノール濃度制御にファジィ制御系を応用した。ファジィ制御系の最大の特徴の一つである規則をベースしているという点を利用し、グルコースの蓄積過多や枯渇の状態を排ガス中のCO_2濃度の情報から判断した。そして制御規則間に重み付けをする方法、制御規則を変更する方法を開発し、制御性能を改善できた。また、制御マップによりなぜここで用いた制御系がうまく働いたかという理由について解釈できた。

8. 参考文献

[1]H. Shimizu, S. Shioya, K. Suga and T. Takamatsu Appl. Microbiol. Bioeng., 30, 276 (1989)
[2]菅野道夫、ファジィ制御、日刊工業社 (1989)

(問い合わせ先)
〒565 吹田市山田丘2-1
大阪大学工学部応用生物工学科
塩谷捨明
TEL(06)877-5111(ext.4377)
FAX(06)876-2250

T6－1（RM）

位相操作を取り入れた信号復元システム

Signal generation system by use of phase control.

柴山　秀雄　　武藤　憲司
Hideo SIBAYAMA　Kenji MUTO

芝浦工業大学
Sibaura Institute of Technology.

Abstruct : This paper describes following system by Fuzzy rules. The system is a kind of auto-self tuning control in adaptive signal processing. In this control system, the estimated signal to the input signal precede in time. This disadvantage is corrected by the phase control signal which is transfered in polar coordinates. The difference of phase between the input signal and the estimated signal is detected automatically by the cross-spectral method. The system works for signal which background noise.

1．はじめに

対象とする目的信号出力が変化するとき、その結果に追従し、制御器のパラメータを変化させるセルフチューニング制御をファジィ制御を用いて行うものである。

本論文では、速度型ファジィ制御を用いて、システムを構築している。制御を行う際の問題点として、目的入力信号に対する制御出力の出力発生時刻の違い、すなわち、入出力の位相誤差があげられる。この誤差を少なく保つために、クロススペクトル法を用いて、位相差を検出し、その位相情報をもとにファジイ制御の制御規則の変更の形でシステムに導入した系を提案し、その実験結果を述べる。

2．ファジイ制御

ファジイ制御は、規則 i (i=1, 2, ･･･, n) を i 番目の規則、X，Yを入力、Zを規則 i が規定する出力とすれば、if-then 形式で記述した規則に従って、制御するものである[1]。

推定プロセスは次の３段階に分かれる。

①入力に対する各規則の適合度を求める。

②求めた適合度をもとに各規則の推論結果を求める。

③各推論の推定結果から最終的な推定結果を求める。

次のような２つの規則からなる２入力１出力の場合を考えてみる。

規則１：if x is A1 and y is B1 then z is C1
規則２：if x is A2 and y is B2 then z is C2
A1, A2, B1, B2, C1, C2：ファジイ集合
$A1, A2 \in X$, $B1, B2 \in Y$, $C1, C2 \in Z$
$^{\forall}x \in X$, $^{\forall}y \in Y$, $^{\forall}z \in Z$

ここで、２つの入力が確定値 x_0, y_0 とすると、各規則の適合度は、前件部が２つの命題が and で結ばれているので以下のようになる。

規則１の適合度　$W1=\mu_{A1}(x_0) \cap \mu_{B1}(y_0)$
規則２の適合度　$W2=\mu_{A2}(x_0) \cap \mu_{B2}(y_0)$
$\mu_{A1}(x_0)$, $\mu_{A2}(x_0)$：A1, A2の x_0 におけるグレード
$\mu_{B1}(y_0)$, $\mu_{B2}(y_0)$：B1, B2の y_0 におけるグレード

次に、これらの適合度を後件部のファジイ集合に反映させて個々の規則の推論結果を求める。

規則１の推論結果　$\mu_{C1}(z)=W1 \cap \mu_{C1}(z)$, $^{\forall}z \in Z$
規則２の推論結果　$\mu_{C2}(z)=W2 \cap \mu_{C2}(z)$, $^{\forall}z \in Z$

個々の規則の推論結果を集めて、次のような最終的な推論結果を得る。

最終的な推論結果

$$\mu_{C'}(z)=\mu_{C'1}(z)\,\mu_{C'2}(z),\ ^{\forall}z \in Z$$

そして、出力 Z を推定する非ファジイ化の方法はいくつか提案したが、ここではＭＩＮ－ＭＡＸ－重心法で推論する。

$$z_0 = \int \mu_{C'}(z)\, z\, dz / \int \mu_{C'}(z)\, dz$$

3．位相を考慮にいれたファジイ制御

ファジイ制御を用いた信号追従システムを構築し、実験を行ってきたが、これまでに、ファジイ制御で推定した出力と入力と位相のズレの誤差が生じていることがわかった[2]。

この誤差を小さくするための方法として、1つはファジイ集合を最適なものに変えることによって誤差を小さくすることができるが、ファジイ集合を変えない方法を考えることにする。この誤差を小さくするために、位相情報を取り入れた制御系を導入する必要がある。

サンプル時刻n における入力を Rn 、系の出力を Yn 、ファジイ制御の入力を En と ⊿En にする。

$$En = Rn - Yn\text{-}1 \qquad (1)$$
$$\Delta En = En - En\text{-}1 \qquad (2)$$

2入力の値 E，⊿E がどの様に変化するかを考える。

Rn ＝0とした時、2入力のとる値の点 Pn（En，⊿En ）の時間領域の応答とE－⊿E平面上の軌跡を比較すると図1の様になる。点Pn は、螺旋を描きながら原点に向かって変化している。

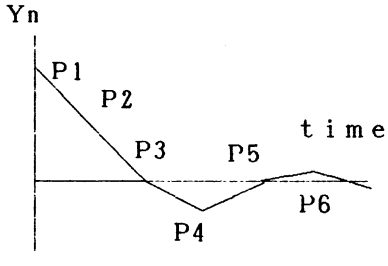


図1 (a)　時間領域の軌跡

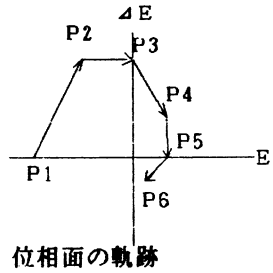


図1 (b)　位相面の軌跡

表1　ファジイ制御規則

⊿E \ E	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
PB	ZO	PS	PS	Pn+1	PB	PB	PB
PM	NS	ZO	PS	PM	PM	PM	PB
⊿θ	NS	NS	ZO	PS	PS	PM	PB
ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NS	NB	Pn	NS	NS	ZO	PS	PM
NM	NB	NM	NM	NM	NS	ZO	PS
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZO

ここに、各言語ラベルはファジイ集合を表し、

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

である。

ここで、本来Pn のすべき作業を、Pn+1 の作業で行うことを考える。

そこで、前件部の入力（E，⊿E）を極座標表示したもの（R，θ）を考える。次にθ に ⊿θを加える操作を行う。この作業は本来適用すべき規則とはちがう規則を適用することに相当する。

得られた入力（ En ,⊿En ）を、改めて極座標変換して（Rn ，θn ）とする。

$$Rn = (En^2 + \Delta En^2)^{0.5} \qquad (3)$$
$$\theta n = \tan^{-1} (\Delta En / En) + \Delta\theta \qquad (4)$$

ここで⊿θは補正位相角度である。

この、補正位相角度⊿θを検出し修正するシステムを述べる。

ＦＦＴを用いて、入力信号系列 x（t） と、ファジイ制御による信号追従システムの出力信号y（t）のクロススペクトルを求め、クロススペクトルのピークの点の位相を検出し、位相差を推定する。

図3は、クロススペクトル法による位相差の検出法のブロック図である。

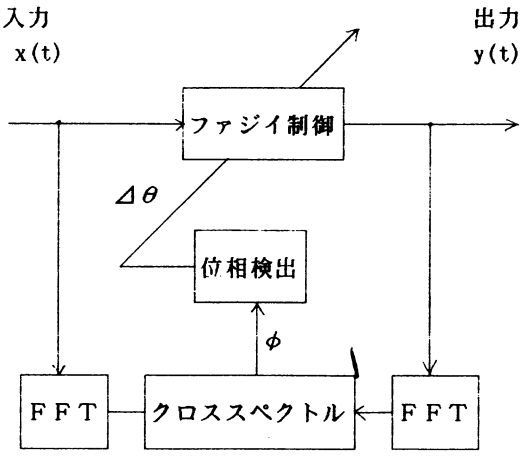


図３　位相差の検出法

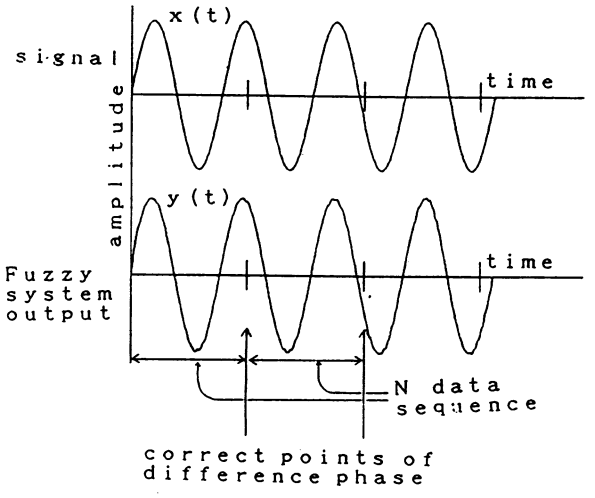


図４　入出力間の位相検出の位置

この操作は、図４に示した位相検出法でＮデータ毎に行う。図４中に示したｍ番目のデータ集合から推定した位相差をϕ_mとすれば、補正位相角度 $\Delta\theta = \Delta\theta_m$ は

$$\Delta\theta_m = \Delta\theta_{m-1} - \phi_m \qquad (5)$$

となる。

ファジイ規則によって推定される値は ΔUn であり、操作量 Un の差分である。

$$\Delta Un = Un-1 - Un \qquad (6)$$

系の出力 Yn は次式で与える。

$$Yn = Yn-1 + Un \qquad (7)$$

実験に用いたファジイ集合を図５にファジイ規則を表１に示す。

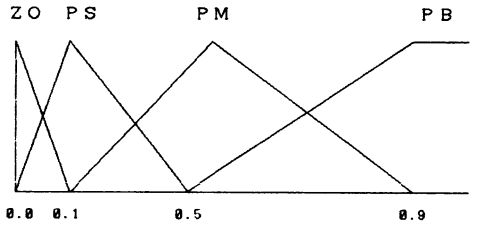


図５(a)　前件部Ｒのファジイ集合

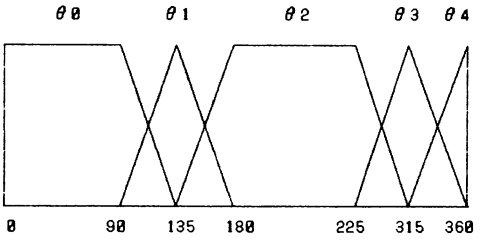


図５(b)　前件部θのファジイ集合

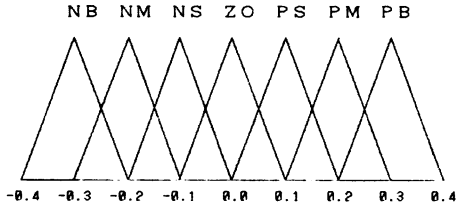


図５(c)　後件部ΔUのファジイ集合

表２　ファジイ制御規則

		θ				
		θ0	θ1	θ2	θ3	θ4
R	PB	PB	ZO	NB	ZO	PB
	PM	PM	ZO	NM	ZO	PM
	PS	PS	ZO	NS	ZO	PS
	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO

４．結果

クロススペクトルに用いるデータ数を６４点にした例を次に述べる。

入力信号は正弦波で、一周期にサンプリングしたデータ数は、５０個である。また、Ｎ＝６４である。

図６は、信号追従システムがクロススペクトル法による位相差の検出によって補正位相角度が修正されてゆく推移状態を示す。

ｍ＝１０において、補正位相角度Δθの変化は一定値に落ちつき、Δθ＝－４０°である。

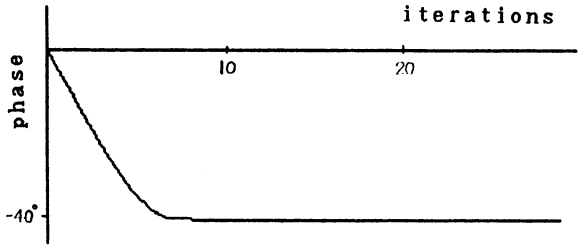


図６　補正位相角度の推移

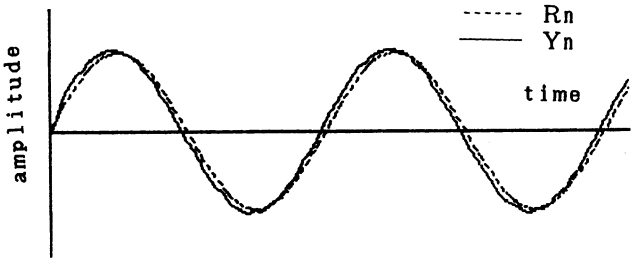


図７　$\Delta\theta = 0°$ の時の様子

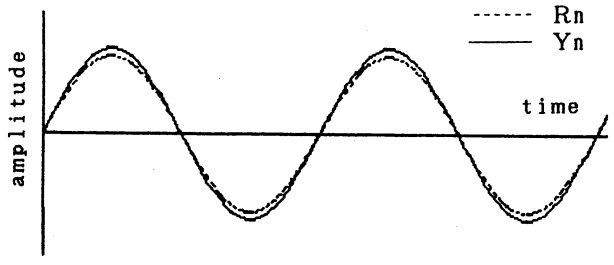


図８　$\Delta\theta = -40°$ の時の様子

次に入力信号の正弦波に、ノイズを加えてみた。ノイズの成分が多くなるにつれてファジイ制御による追従は難しくなった。Ｓ／Ｎ比が３０ｄＢでは、補正位相角度は定まらなかった。

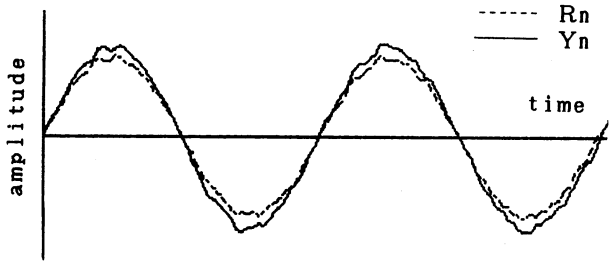


図９　Ｓ／Ｎ比が３０ｄＢの時の様子

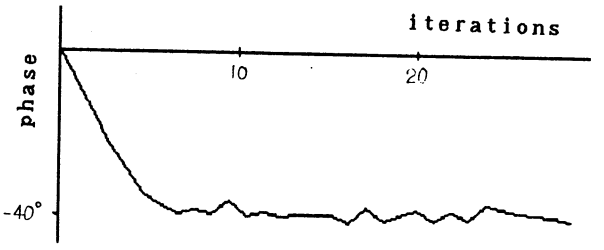


図１０　Ｓ／Ｎ比が３０ｄＢの時の補正位相角度の推移

５．むすび

ファジイ制御による信号追従システムを構築した。目標値が正弦的に変化した結果について述べた。このシステムで発生する誤差は位相の違いによる誤差が大きいことがわかった。そこで、位相誤差を小さくする方法として、クロススペクトル法により位相情報を得て、追従システムに位相情報を考慮にいれたシステムを構築し、これによって、位相誤差の成分を減少することができた。

しかし、Ｓ／Ｎ比がさらに小さくなった場合では、位相誤差検出が不安定になる。その結果、検出された位相が不正確では、補正位相角度は安定はなく、位相の一致による誤差を減らすことは難しい。

さらに、補正位相角度の変動における制御系の安定性については、今後検討するつもりである。

参考文献

[1] 三矢直城、田中一男　『Ｃ言語による実用ファジイブック』　ラッセル社　pp.74 - 81

[2] 柴山、武藤、城戸　『ファジイ制御を用いた信号追従システム』電子通信情報学会 応用音響研究会(1991.3)

T6－2（RM）

ブルドーザのファジィ制御［Ⅱ］

Fuzzy Control of Bulldozer［Ⅱ］

寺野寿郎　　増井重弘　　○長屋敬一
Toshiro Terano　Shigehiro Masui　Keiichi Nagaya

法政大学　工学部
Faculty of Engineering, Hosei University

Abstract: Full automatization is not suitable to bulldozer operation. We suggest here a semi-automatic control system, which uses both the sensual information of human and the control rules of a skilled person.

The performance of this system is examined by simulation, and it is concluded that even a beginner can operate it stably.

１．緒　言

ブルドーザは建設機械として最も頻繁に使われるものの一つである．しかし，その作業形態は多岐にわたることや，常に正のフィードバックがかかった状態で作業をしなくてはならないという，ブルドーザの構造に起因する不安定性のため，従来から操作には高度な熟練を要した．

我々は以前より，このようなブルドーザのオペレータの作業負担を軽減する，マン・マシン・システムの構築を試みてきた[1]．本論文はその第２報である．

制御部のより一層の充実化を図るため，階層構造化，ファジィコントローラの適用，オペレータからの入力情報の処理形態の変更などを行った．さらにシミュレーション[1]実験によってそれらの有効性の検証を示す．

２．制　御

システムに関する変数を以下に示す．

T＝エンジントルク(Kg･m)
T_{max}＝限界トルク(Kg･m)
S＝履帯スリップ率(%)
θ＝目視車体傾斜(deg)
ϕ＝車体からの相対ブレードアーム角度(deg)
U＝ブレード相対位置(mm)
Y＝絶対ブレード高(mm)
X＝絶対地高(mm)

定数は以下のとおりである．

T_0＝出力トルク目標値(Kg･m)
L＝ブレードアーム長(mm)

制御方法は，基本的に従来同様トルク一定制御である．しかし従来の方法では，効果的な作業結果を得ることができる初期地形は限られたものとなる．

そこで，前回の論文[1]で述べた連続制御の部分をファジィコントローラに変更することによって，信頼性の低い制御データ（オペレータの入力もしくは信頼性の低いセンサーからの入力）を積極的に利用しながら制御することが可能になるようにし，制御の多目的性に対応する．また作業目的や初期地形が変わることによって再調整しなくてはならなくなる制御パラメータを，上位判断ルールを設けることによって簡単にできるように変更する．

Fig.1に制御部におけるルールの階層構造図を示す．

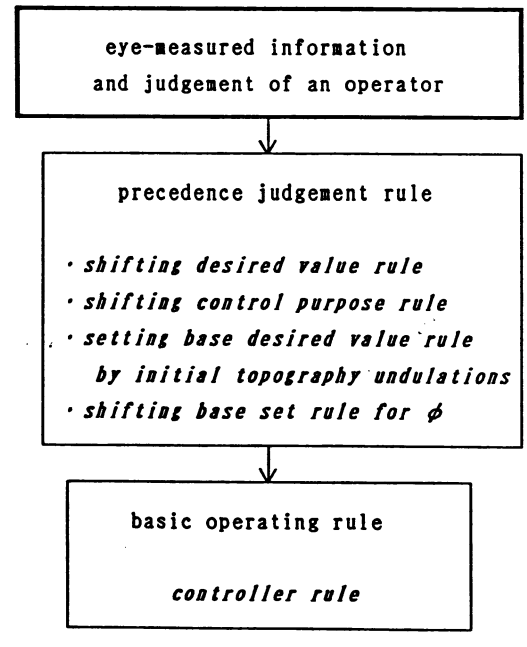


Fig.1 Hierarchal Rule Structure

また全制御構成図をFig.2に示す．

２－１　コントローラ

参考文献［１］においては，基本的に用いる制御データを出力トルクより推定される推定スリップ率とし，その制御を行ってきた．しかし，実際のブルドーザにおいては，スリップ率２０％でも１００％でも回避するのに必要なブレード操作量には差がないことがわかった．そこで今回はこのような中間変数を設けることなく，直接

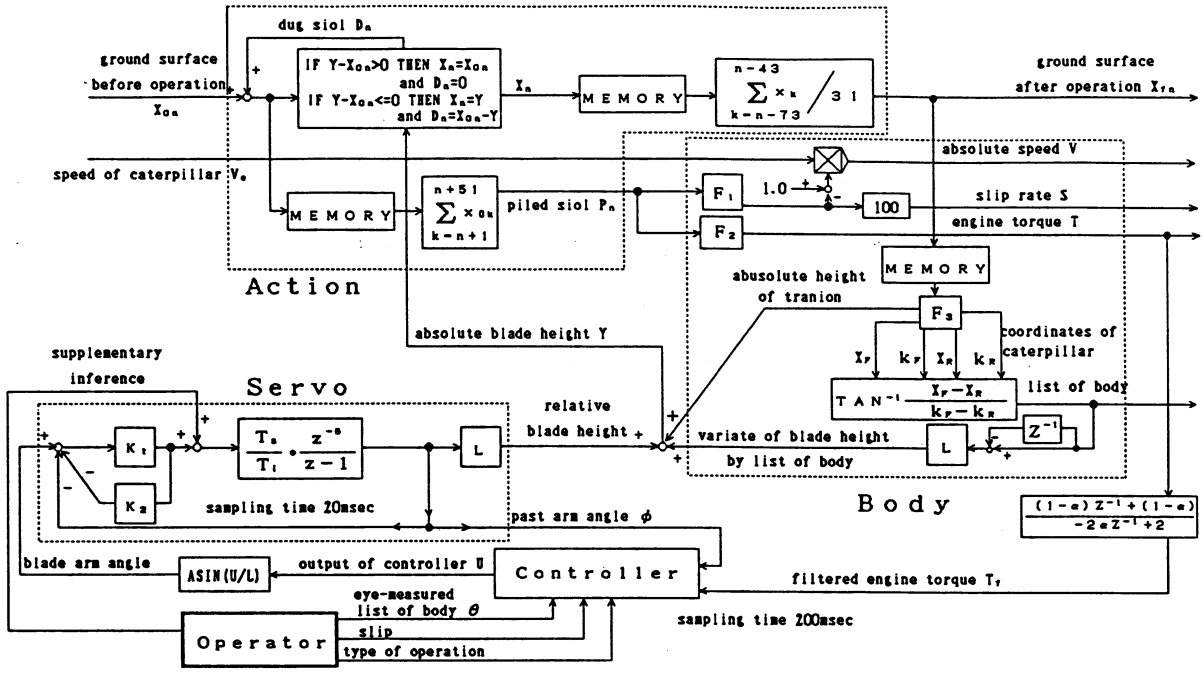


Fig.2 Scheme of Control System

出力トルクTを制御データとしてコントローラを構築することにした．基準目標値T_{o_b}は，オペレータが保ちたいスリップ率S_o（５％～１０％）の値を入力し，Fig.3に示す関係より設定される．

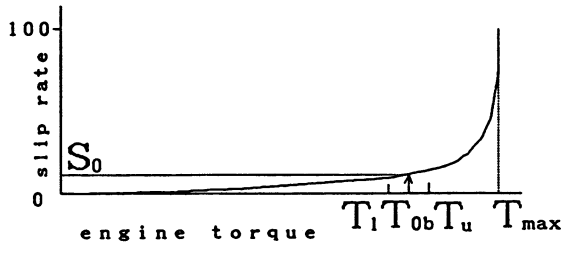


Fig.3 Slip-Torque Curve

（ａ） ＯＮ－ＯＦＦコントローラ

凹凸の平均値が一定なランダム地形において作業を行う場合には，さほどの車体傾斜変化は起こらない．そのような場合には，粗整地モードを選択し以下のようなＯＮ－ＯＦＦ制御を行う．

If $T < T_1$ (at time n),
　　then $\Delta U_2 = -30$ (at time n+1)　　(1)
If $T > T_o$ (at time n),
　　then $\Delta U_2 = 30$ (at time n+1)　　(2)
If $T_1 < T < T_o$ (at time n),
　　then $\Delta U_2 = 0$ (at time n+1)　　(3)

（ｂ） ファジィコントローラ

作業中に車体傾斜変化が頻繁に起こると予想される初期地形の場合，できるだけそれを考慮して制御を行うのが望ましい．そこで掘削を選択したときには，入力を以下のように増やし，速度型ファジィコントローラを用いてこれに対応する．

（前件部変数）

① $T_o - T$ (at time n)
② ブレード相対変位ϕ (at time n)
③ 目視車体傾斜θ (at time n)

（後件部変数）

ブレード操作量ΔU_1(at time n+1)

①はシュースリップコントロールを行うにあたっての基本データである．②は車体とブレードとの位置関係を把握することによってブレードの下げすぎによる履帯接地圧の低下を防ぐことを目的としている．③はおよその車体傾斜変化を考慮て制御をすることを目的としており，オペレータが通常のブレード操作レバーの代わりに③を入力してもらうか，または安価な傾斜計の出力を使用することを想定してコントローラを設計した．定性的ルールを以下に示す．

（Ｒ１～Ｒ３）

ϕやθがほとんど０に近い場合は，$T_o - T$によるＰ動作による制御を行う．

（Ｒ４～Ｒ６）

ϕがかなり負の方向に変位してしまった場合，今後負荷が増大する可能性が高いので，全体的にブレードを上げる傾向を強くする．

（Ｒ７～Ｒ９）

車体が正の方向に傾斜しているときにはブレードは下げるが，スリップが（出力トルク）が高くなっているときにはブレードを少し上げる．

（Ｒ１０～Ｒ１２）

車体が山の頂上付近に達したとき，次の瞬間には急激

な車体傾斜変化を起こし，ブレードを地面に食い込ませてしまう．そこで，θがPでϕがNになったときには，無条件にブレードを上げることによって回避する．

（R13～R15）

目視車体傾斜が負の場合ブレードは上げる．下げることはない．

（R16～R18）

目視車体傾斜が負で，ブレード相対変位ϕが負の場合現在の出力トルクに関わらず，次の瞬間にも出力トルクが高くなりすぎてスリップする可能性が高いのでブレードは上げる．

ファジィコントローラに用いたIF－THENルールをTable 1に，そして用いたメンバーシップ関数をFig.4に示す．

Table1 Fuzzy Rule

R1 : IF T_0-T=N and ϕ=Z and θ=Z THEN U=PM
R2 : IF T_0-T=Z and ϕ=Z and θ=Z THEN U=Z
R3 : IF T_0-T=P and ϕ=Z and θ=Z THEN U=NM
R4 : IF T_0-T=N and ϕ=N and θ=Z THEN U=PB
R5 : IF T_0-T=Z and ϕ=N and θ=Z THEN U=PS
R6 : IF T_0-T=P and ϕ=N and θ=Z THEN U=Z
R7 : IF T_0-T=N and ϕ=Z and θ=P THEN U=PS
R8 : IF T_0-T=Z and ϕ=Z and θ=P THEN U=NS
R9 : IF T_0-T=P and ϕ=Z and θ=P THEN U=NB
R10: IF T_0-T=N and ϕ=N and θ=P THEN U=PBB
R11: IF T_0-T=Z and ϕ=N and θ=P THEN U=PB
R12: IF T_0-T=P and ϕ=N and θ=P THEN U=PM
R13: IF T_0-T=N and ϕ=Z and θ=N THEN U=PB
R14: IF T_0-T=Z and ϕ=Z and θ=N THEN U=PM
R15: IF T_0-T=P and ϕ=Z and θ=N THEN U=PS
R16: IF T_0-T=N and ϕ=N and θ=N THEN U=PBB
R17: IF T_0-T=Z and ϕ=N and θ=N THEN U=PB
R18: IF T_0-T=P and ϕ=N and θ=N THEN U=PM

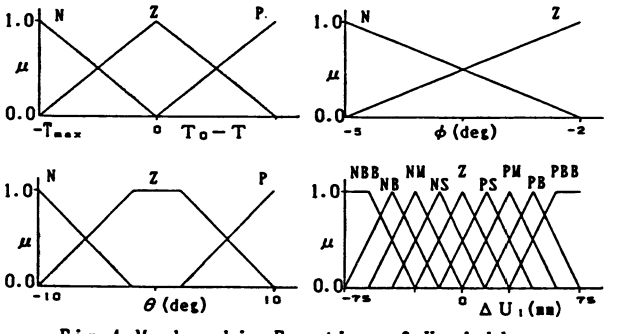


Fig.4 Membership Function of Variables

2－2 上位判断ルール

上位判断ルールは，Fig.1に示したようにいくつかのルールに分けることができる．シミュレーション実験段階では考慮しにくいものもあるので，ここではT_0を動的な状況変化に対応して変更する予測コントローラと，オペレータの初期地形入力に基づいて基準目標値T_{0b}を設定するルールについて述べる．

2－2－1 予測コントローラ

ブルドーザの全長に対して2倍から4倍ぐらいの周期を有する初期地形に対しては，Fig.5のようなトルクの推移をすると希望の地形に造成することができることが熟練者の手動制御結果から分かっている．

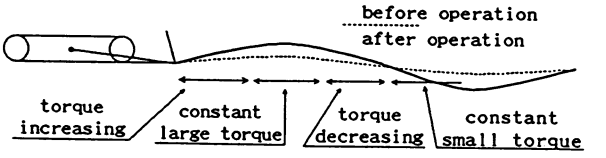


Fig.5 Torque Transition by Skilled Person

従来のように目標値T_0を固定したままだと，サーボの遅れのため，谷の部分で地面を掘りすぎてしまう傾向がある．そこで現在の状況から少し先の負荷状況を予測するため，以下のルールに基づいて動作する予測コントローラを加えることにした．

（R1）IF 山にさしかかる
　　THEN $T_0=T_{0b}$
（R2）IF 山の頂上付近または谷の底付近
　　THEN T_0=const.
（R3）IF 山から下る
　　THEN ΔT_0=negative
（R4）IF 小山，障害物がある
　　THEN ΔT_0=positive

以上の状況判断はTの変化から判断し，動的に目標値T_0を推移させるものである．

2－2－2 基準目標値T_{0b}設定ルール

初期地形の形状によって，最大押土量は変化する．よって負荷制御の目標値T_0も，大きなスリップを起こさないような範囲において，設定点を変更する必要が生じてくる．そこで，基準目標値T_{0b}をブルドーザの大きさ（履帯高の1／2を振幅の中，履帯長を周期の中と考える．）を基準にした初期地形の振幅及び周期の入力により設定する．代表的なルールは以下のとおりである．

（R1）IF 振幅が大きい
　　THEN T_{0b}=Big
（R2）IF 周期が大きい
　　THEN T_{0b}=Midium
（R3）IF 振幅が小さい
　　THEN T_{0b}=Small
（R4）IF 周期が小さくて振幅が中
　　THEN T_{0b}=Midium

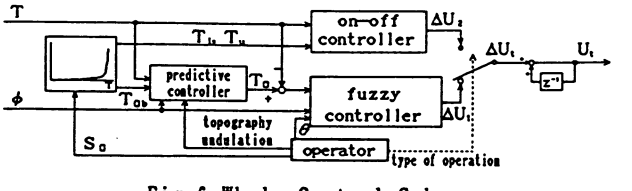


Fig.6 Whole Control Scheme

シミュレーション実験段階での制御部の構成をFig.6に示す.

3. シミュレーション実験結果

第2章で述べた制御部によって作業を行ったシミュレーション結果を以下に示す.

実験は全て熟練者による手動制御との比較を行い, その有効性を検証することにした.

Fig.7は制御によって周期の短いランダム地形を粗整地したものである. Fig.8の(a),(b)に初期地形と造成後の地形の自己相関関数を示す. これは, ブルドーザの履帯長を1周期として地形について計算したものである.

Fig.9は初期地形にブルドーザの履帯長の2.56倍の周期を帯びたものを用い, 掘削作業を行った結果である. 従来の制御方式では, このような初期地形はでは何度か往復を繰り返さなければ良好な作業結果を得ることができなかった. しかし, 予測コントローラとその他の上位ルールが有効に働いたことにより, 効率よく良好な作業結果を得ることができた. Fig.10に作業前と造成後の地形の自己相関関数を示す. Fig.11にFig.9の作業を行ったときの時間軸経過表示の一部を示す. グラフの一段目の鎖線で示したものがT_0である. この初期地形を造成するときには, 熟練者でもかなりスリップを起こし作業が難しかったが, 本制御の方では高いスリップは全く起こさずに作業を完了することができた.

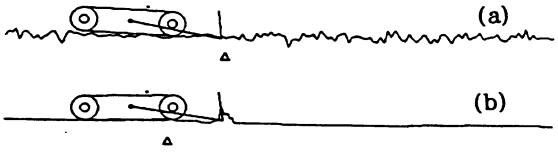


Fig.9 Ground Surface in Rough Flattening Operation

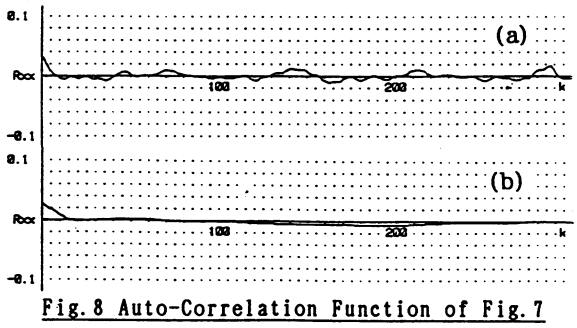


Fig.8 Auto-Correlation Function of Fig.7

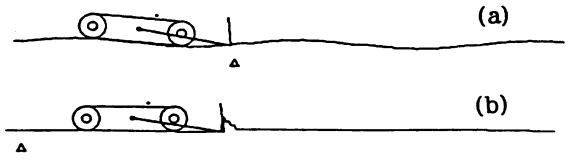
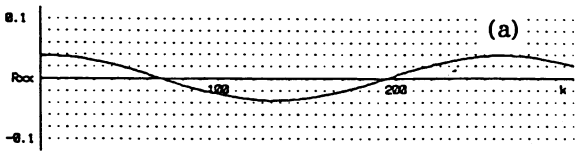


Fig.9 Ground Surface in Earth Removing Operation



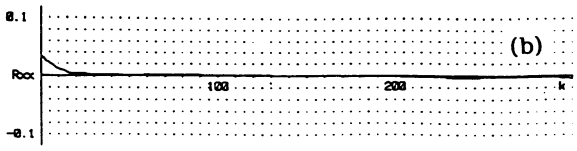


Fig.10 Auto-Correlation Function of Fig.9

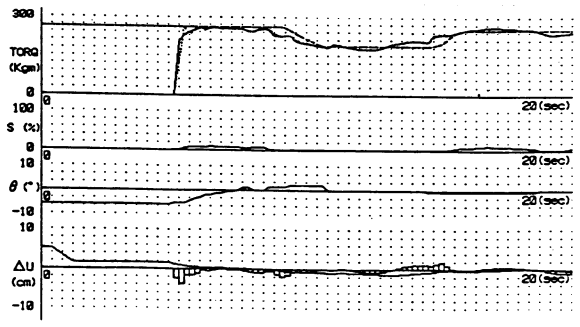


Fig.11 Control Data on Time Axis of Fig.9

4. 結 言

ブルドーザのような建設機械において, 完全な自動化を試みることは, 必ずしも有益とは限らない. それは制御データの獲得の難しさもさることながら, 時々刻々とかわる作業状況やブルドーザが作業する内容の複雑さに起因する. また, 与えられた地形をどのような手順で造成していけば良いのかなどという計画問題が大きな影響を持つ.

本研究では, そのような最上位レベルでの知識及び判断はオペレータに任せることにし, ブルドーザ自体の持つ不安定性や扱いにくさを解消し, オペレータの負担を極力減し, 初心者でも扱うことのできるマン・マシン・システムの構築を試みた. その結果, ほぼ初期の目的を達成することができ, またオペレータからの感覚入力を処理するファジィの有効性を示した.

本研究の遂行の際に, 貴重な議論及び実験等に支援をして下さった(株)小松製作所研究本部の方々にこの場を借りてお礼申し上げます.

＜参考文献＞

[1] 寺野・増井・長屋：ブルドーザのファジィ制御, 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 P201-204(1990)

[2] 守田・薩摩林：実用機械シリーズ ブルドーザ, 産業図書(1969)

[3] 大坪：ブレードの非線形制御方式, 小松技法第22巻 第2号 P135-142(1976)

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, 長屋敬一
☎0423-87-6249

T6－3（RM）

ファジィルールを用いた半自動制御

SEMI-AUTOMATIC CONTROLLER BY FUZZY CONTROLLER

寺野寿郎　　増井重弘　　大島一彦
Toshiro Terano　Sigehiro Masui　Kazuhiko Ohsima

法政大学　工学部
Faculty of Engineering, HOSEI UNIV.

Abstract : A controlled object, which simulates a triple inverted pendulum, is so unstable and sensitive that its manual control is very difficult even for a skilled person. Fuzzy automatic control is not always suitable for this type of controlled object, because of the complexity of finding control rules and of identifying membership function. We suggest a semi-automatic fuzzy system which makes easy the manipulation of a triple inverted pendulum by using some simple control rules, and its effectiveness is examined.

1．はじめに

不安定なシステムの安定問題では，倒立振子による実験が数多くなされている．その中でファジィコントローラーを用いて，二重倒立振子並びに近年行われてきている三重倒立振子の研究が報告されている．しかし，これまでの研究ではメンバーシップ関数並びにルール中でのパラメーター等は，非常に敏感なものであり，汎用性，安定性，また収束性に欠ける点がある．

そこで本研究では，人間とファジィコントローラーの共存するシステムを提唱する．元来，三重倒立振子の様に熟練オペレーターにのみ制御可能であるような，コツ，や集中力を必要とする制御系をファジィコントローラーを用い，熟練者は勿論素人にも容易に制御可能とするシステムの構築を試みた．

2．手動制御実験

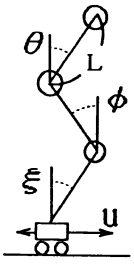


Fig.1
三重倒立振子

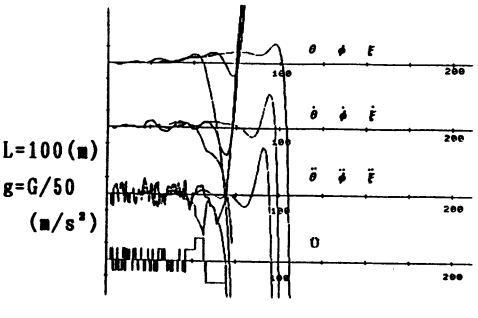


Fig.2　時間軸経過表示

制御対象として熟練者でも相当の労力を要する三重倒立振子（Fig.1）を用いる．シミュレーション実験には過去の研究において優れているとされる時間軸経過表示（Fig.2）を用いた．状態変数には，それぞれの振子の垂直からの角度，角速度，角加速度の９個の状態変数を用い，横軸に時間，縦軸に偏差をとり，θの偏差をゼロに保つことを目的とし，振子の長さを100(m)，重力加速度をG/50(m/s²)とし繰り返し試行を行い熟練オペレーターの養成をし，熟練者と初心者の違いである制御上の規則，勘，コツの抽出を試みた．

3．制御ルールの抽出

初心者と熟練者の差は，試行を繰り返すことで徐々に情報の把握が的確になり，より無駄のない操作をすることで適切な制御を可能にする．

この実験では，状態変数が９個あるが熟練者はこの内の４個（θ，θ'，θ"，φ"）を用いて制御していることがわかった．

制御規則は，操作量と同方向に比例して変化するφ"を仲介に，θ"の急激な変化を避け偏差があまり大きくならぬよう，φ"を短い周期で振幅の小いい変動を繰り返すように制御する．そしてθ，θ'がゼロになるようにθ"を制御する．

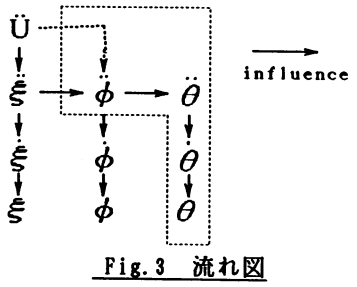


Fig.3　流れ図

4．ファジィコントローラー

３に示した４つの状態変数の制御偏差の符号により系の状態は全く違ったものとなり，よって熟練者もそれぞれの状態を認識し，状況判断を下し，それぞれの状態変数の制御偏差により操作量を決定していると思われる．

そこで，ファジィコントローラーの作成では入力される情報を（θ，θ'，θ"，φ"）とし，大まかに二つの部分（上位ルール，下位ルール）に分けてみた．

上位ルールでは振子の状態を大まかに場合分けし，メ

ンバーシップ関数，操作量を決定する．

下位ルールではMIN-MAX重心法により推論を行う．

4－1．上位ルール

状態変数θ，θ'，θ''の符号の違いにより安定度を4段階に分けることができる．そこで安定度により制御する状態変数が違うため，それぞれのフェーズをθ'' M-control，θ' L-control，θ' S-control，θ controlの4フェーズに示す．Fig.4にファジィ制御系を示す．

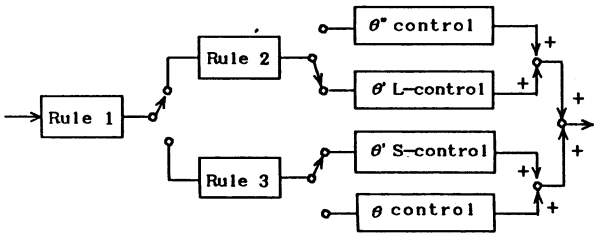


Fig.4 Block diagram of human operator model

Rule 1:If(θ>0 and θ'>0)
or (θ<0 and θ'<0)
then Rule 2 else Rule 3

Rule 2:If(θ'>0 and θ''>0)
or (θ'<0 and θ''<0)
then θ' L-control else θ'' M-control

Rule 3:If(θ'>0 and θ''>0)
or (θ'<0 and θ''<0)
then θ' S-control else θ control

上記の4フェーズ毎にメンバーシップ関数，操作量のパラメーターを決定する．

4－2．下位ルール

下位ルールでは操作するための制御ルールを示す．

手動制御の場合

If θ=P θ'=P θ''=P ϕ''=P
then u"=PB➡NS

ファジィコントローラー場合

If θ=P θ'=P θ''=P ϕ''=P
then u"=NS

If θ=P θ'=P θ''=P ϕ''=N
then u"=PB

というようにϕ''をP⇄Nと繰り返すことによりθ''の発散を防ぎ，θ''を徐々に制御しながらθ' ⇝θと少しずつ全体をうまく制御していく．

また，収束は遅れるが安定性を持たせるため，規則的に操作量をゼロに戻すインチング操作を加える． Fig.5 に前件部，Fig.6 に後件部のメンバーシップ関数を示す．

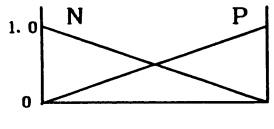


Fig.5 前件部

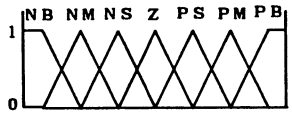
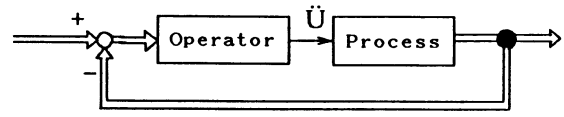


Fig.6 後件部

5．制御結果

5－1．熟練者



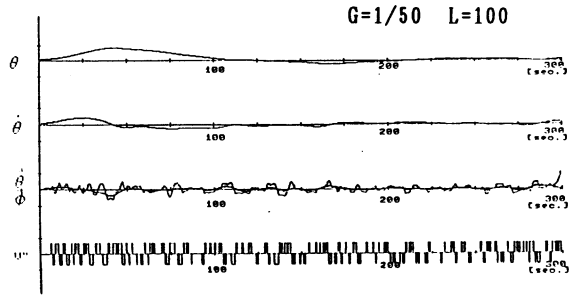
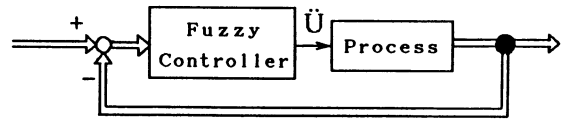


Fig.7 熟練者による制御結果

5－2．ファジィコントローラー



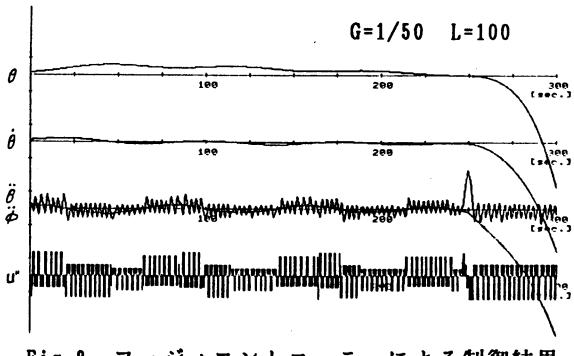


Fig.8 ファジィコントローラーによる制御結果

5－3．ファジィコントローラーの考察

Fig.8 のファジィコントローラーの制御結果を見てみると安定状態，いわゆる人間が見て安定であると思える状態，Fig.7 で言うと 250sec，の所で急激な発散に向かっている．そして発散していると思われる状態でもファジィコントローラーは発散を防ぐ操作を行っていない．

この原因として考えられることは，

（1） 4つの状態変数を並列に推論しているため，メンバーシップ関数のチューニングを行うと非常にクリスプな値になってしまう．

（2） 安定状態でも符号が変化すると発散とみなし，過剰な操作量となってしまう．

（3） 系の安定を得るために下位ルールでは規則的にϕ''をゼロ近傍に保たせているため，発散してもそれを防ぐことができない．

6．優先順位を用いたファジィコントローラー

6－1．メンバーシップ関数の変更

状態変数が多く非常に敏感な制御では，情報を適切に把握しなければ行けない．つまり熟練者はこの状況把握をそれまでの経験等により理解しており，言い替えれば熟練者はその状況に応じてどの情報を重要視するのかを理解している事になる．

そこで，状態変数に優先順位をつけるために前件部のメンバーシップ関数をfig.9 に示すようにクリスプなものから順に曖昧度を付けて行き，非常に重要なものに一番曖昧なメンバーシップ関数を，ほとんど重要視しないものにクリスプなメンバーシプ関数を用い，熟練者の意見を基に前件部のメンバーシップ関数をケース毎に変化させる．表1に状態の重視度を示す．

また手動制御実験が時間軸経過表示を用いているため熟練者はθ''の流れを重視している．よってルールにθの3階微分の符号も用いた．制御結果をFig.10 に示す．

表1　状態の重視度

	θ	θ'	θ''	ϕ''	θ'''
case 1	○	○	●	●	○
case 2	○	○	●	●	○
case 3	○	◑	●	●	○
case 4	◑	◑	●	●	○
case 5	◑	●	●	●	○

○： P1, N1
◑： P2, N2
◑： P3, N3
●： P4, N4

Case 1: θ, θ', θ'', θ'''が同符号
Case 2: θ, θ', θ''　　が同符号
Case 3: θ, θ'　　が同符号
Case 4:　　θ', θ''　　が同符号
Case 5: θ,　　θ''　　が同符号

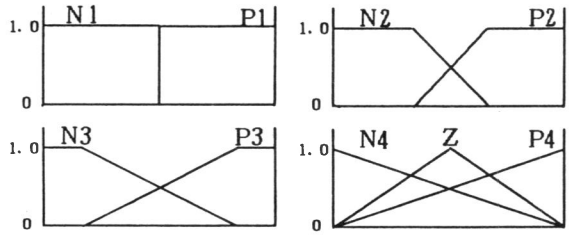


Fig.9 前件部のメンバーシップ関数

制御ルール（一例）

If θ=P1 θ'=P1 θ''=P4 ϕ''=P4 θ'''>=0 then U"=PS
If θ=P1 θ'=P1 θ''=P4 ϕ''=N4 θ'''>=0 then U"=PB
If θ=P1 θ'=P1 θ''=P4 ϕ''=P4 θ'''<0 then U"=NM
If θ=P1 θ'=P1 θ''=P4 ϕ''=N4 θ'''<0 then U"=Z
If θ=P1 θ'=P1 θ''=N4 ϕ''=P4 θ'''<0 then U"=NM
If θ=P1 θ'=P1 θ''=N4 ϕ''=N4 θ'''<0 then U"=PS
If θ=P2 θ'=N3 θ''=P4 ϕ''=P4 θ'''>=0 then U"=NS
If θ=P2 θ'=N3 θ''=P4 ϕ''=N4 θ'''>=0 then U"=PM

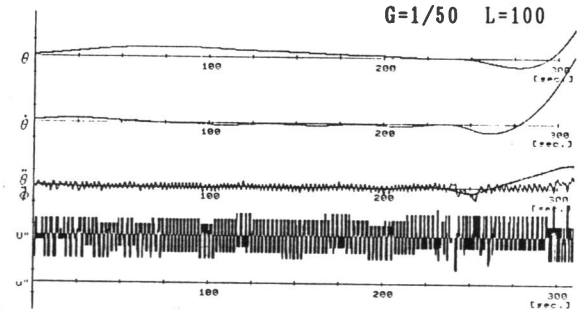


Fig.10 優先順位を用いたファジィコントローラー

Fig.10から分かるように急激な発散は防いでいるが，安定状態に入ってから安定と発散の認識，判断が出来ないため，安定状態を崩してしまう．

また，優先順位を用いたことによりメンバーシップ関数のパラメータが16個から4個になり，チューニングがたいへん楽になった．

7．人間とファジィコントローラー

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，大別すると表2のようになると思わる．

表2

	ﾌｧｼﾞｨｺﾝﾄﾛｰﾗｰ	人間
長所	素早い操作が可能．	状況判断に優れる．
短所	状況認識，判断に劣る．（汎用性に欠ける）	スピードに劣る．ミスをする．

8．半自動システム

表2に示すように人間とファジィコントローラーの長所，短所がそれぞれ反対になっている．よって，それぞれの短所をそれぞれの長所で補う様なシステムを考えた．今回は人間の操作量とファジィコントローラーの操作量をカスケードにつなぎ試みた．尚人間の誤操作や過剰操作を防ぐためのスイッチングルールをSecondary Controllorとし，そのブロック線図をFig.11に示し，その制御結果をFig.12 に示す．

尚，人間の操作量を Fig.12 の最下段に示す．

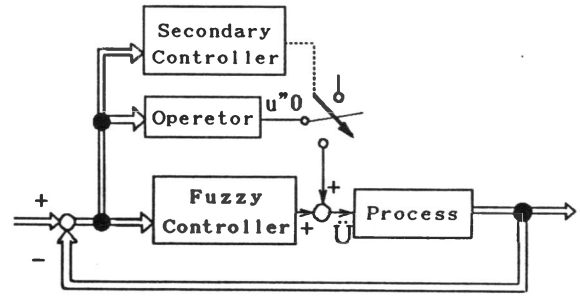


Fig.11　操作軽減システムのブロック線図

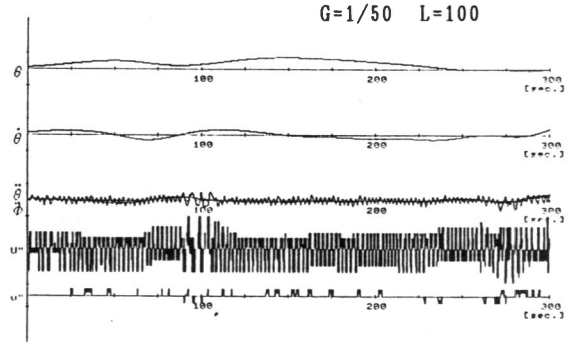


Fig.12 操作軽減システムによる制御結果

9. Secondary Controllor

制御対象を制御する際の人間のミス（過剰操作，誤操作）による発散を防ぐためのスイッチングルールを以下に示す．

オペレータの操作ミス防止ルール

If $\theta < 0$ and $u^{*}0 > 0$ then FC
If $\theta > 0$ and $u^{*}0 < 0$ then FC
If $\theta < 0$ and $u^{*}0 < 0$ then FC+Operator
If $\theta > 0$ and $u^{*}0 > 0$ then FC+Operator

(FC:Fuzzy Controller)

10. 制御結果

重力加速度をこれまでは1/50Gで行ったが，これを1/15Gにまでスピードを上げ，より難しい条件下での制御を熟練者，ファジィコントローラー，操作軽減システムについて行った．

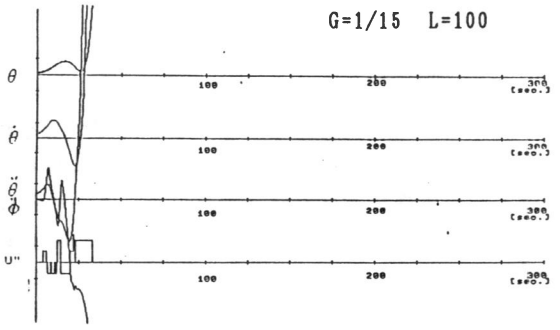


Fig.13 熟練者

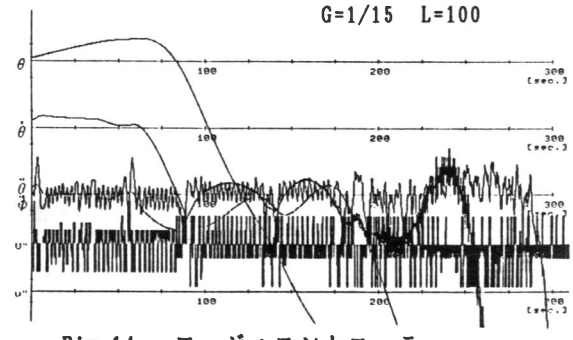


Fig.14 ファジィコントローラー

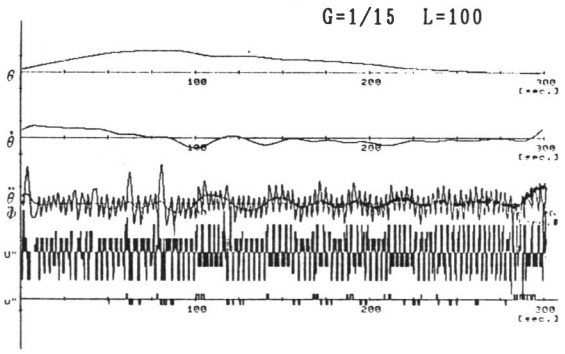


Fig.15 操作軽減システム

11. 結び

本研究で制御対象に取り上げた三重倒立振子の様な非常に集中力，制御経験並びに勘，コツなどを必要とするような制御では，熟練者にのみ制御可能であるが100%うまく制御できるとは限らず少しのミスが失敗の原因となってしまう．そこで，このような難しい制御に熟練者の定性的な制御ルールを表現したファジィコントローラーをオペレーターと並行して介入することにより，熟練オペレーターの操作の軽減ならびに操作ミスを防ぐことを可能とした．さらにこの操作軽減システムにより熟練オペレーターにも出来ない制御を可能とすることが出来た．

今後は熟練オペレーターのみならず一般のオペレーターにも制御可能とするようなシステム，インターフェースの構築を試みたい．

参考文献

[1]大島一彦，三重倒立振子のファジィ制御，
法政大学卒業論文，1988

[2]寺野，増井，菅谷，不安定制御系のファジイ制御
4 th FUZZY SYSTEM SYMPOSIUM論文集
139/144,1988

[3]F.G.Shinskey，プロセス制御システム
長山千五郎 訳，好学社，1971

[4]南 博，人間行動学，岩波書店，1980

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
大島一彦

T3－1（R2）

ファジィ事象における意思決定法とその評価
A Decision Rule on Fuzzy Events and IT'S Evaluation

植村　芳樹
Yoshiki Uemura

奈良工業高等専門学校
NARA Natinal College of Technology

Abstract: Decision-making in real problems is done in a fuzzy environment.Thus,Fuzzy-Bayes decision rules have been proposed to cope with fuzzy state of nature where it is rather easy to decide fuzzy loss function,althoughit is difficult to decide explicit loss function in a fuzzy environment. In this paper we deal with a decision problem where fuzzy states of nature and explict loss functions are given.Fuzziness of state of naturecan be transfered into loss functions by the extension principle and then we obtain fuzzy loss functions and fuzzy expected loss.A decision rule is proposed by comparing fuzzy expected loss by use of the order relation of Fuzzy number.

Futher the optimal decision obtained by Bayes decision rule can be evaluated as the possibity valueby the membership function of the fuzzy expected loss.

1．はじめに

実社会における意思決定問題は、多くのあいまいさを持った状況のもとで行われる。確率的決定法としてベイズ決定理論が、ひんぱんに使用されている。あいまいな状況をファジィ状況と呼び、この状況のもとでベイズ理論を拡張したものがファジィ・ベイズ意思決定法則である。奥田ら［1，2］は、ベイズ意思決定法則の損失関数を決定するのが困難であり、ファジィ状況を考えた場合の損失関数を決定しやすい場合についての意思決定法（ファジィ・ベイズ意思決定法則）を定式化した。

本稿では、ベイズ意思決定法則の損失関数および事前確率が決定されていると仮定して、ベイズ意思決定問題において明確な自然の状態を設定することが困難であり、ファジィな状態（ファジィ事象）は設定できる問題についての意思決定方法を提案する。

2．ファジィ・ベイズ意思決定法則

今、ベイズ意思決定問題を＜S，A，L_i，E，Θ＞によってあらわすことにする。Sは自然の状態の集合、Aは決定、L_iは損失関数、EはΘ（母数空間）上の事前確率である。つぎにファジィ・ベイズ決定問題を＜F，A，L_2，E，Θ＞によって表すことにし、FはS上のファジィ事象の集合である。

L.Zadehは、ファジィ事象の確率を次式で定義している。

$$P(F_i)=\Sigma_j \mu_{Fi}(\theta_j)\,\pi(\theta_j) \qquad (1)$$

ここで、$\mu_{Fi}(\theta_i)$はメンバシップ関数、$\pi(\theta_i)$は事前確率である。

期待損失は、（1）のファジィ事象の確率を用いて次式のように表される。

$$E(A_i)=\Sigma_i L_2(A_i, F_i)\,P(F_i) \qquad (2)$$

ファジィ・ベイズ意思決定法則は、（2）の期待損失関数値のなかで最小値をとる決定A*を最適決定として意思決定を行うことである。

3．ファジィ事象の損失関数と意思決定法

いま、ベイズ意思決定法則におけるθに関して単調連続型の損失関数$L_i(A_i, \theta)$（i＝1，…，m）とメンバシップ関数$\mu_{Fi}(\theta)$が、意思決定者によって設定されていると仮定する。また、損失関数及びメンバーシップ関数は以下のように設定されていると仮定する。

$$\begin{aligned} L_i(A_i, \theta) &: A_i * \theta \rightarrow [0, 1] \\ \mu_{Fk}(\theta) &: \theta \rightarrow [0, 1] \end{aligned} \qquad (3)$$

（3）式より、ファジィ事象の損失関数$L_2(A_i, F_k)$は次式で定義される。

$$L_2(A_i, F_k) : A_i * F_k \rightarrow [0, 1] \qquad (4)$$

3－1ファジィ事象の損失関数

写像の拡張原理を活用することで、ファジィ事象の損失関数は、次式で与えられる。

$$L_2(A_i, F_k) = \{\int \mu_{F_k}(\theta) / L_1(A_i, \theta)\} = SUP_{\{\theta \mid x = L_1(A_i, \theta)\}} \mu_{F_k}(\theta) = \mu_{F_k}(L_1(A_i, \theta)^{-1}(x)) \quad (5)$$

ここで、

$L_1(A_i, \theta)^{-1} L_1(A_i, \theta) = \theta$

である。

（５）より、ファジィ事象の損失関数は、ファジィ集合となる。

３－２　意思決定法

各行動に対する期待損失のファジィ集合を$E(A_i)$とおく。ファジィ集合の和の拡張原理を適用すると、次式が導出できる。

$$E(A_i) = P(F_1) L_2(A_i, F_1) \oplus \cdots \oplus P(F_n) L_2(A_i, F_n) \quad (i = 1, \cdots, m)$$

$$= \{ \min_K \mu_{F_k}(\theta) / \Sigma_k P(F_k) L_1(A_i, \theta) \} \quad (6)$$

$\Sigma_i P(F_k) = 1$，（３），（４）より、ファジィ期待損失$E(A_i)$のエレメントは［０，１］に属する。したがって、メンバシップ関数を可能性分布と考えると、ファジィ期待損失$E(A_i)$は、ファジィ数となる。

ここで、Dubois,D. & Parade,H.が定義したファジィ数の大小関係の指標を導入する。この指標を以下に示す。

$$POS(A>B) = \sup_y \inf_{x>=y} \min(\mu_A(x), 1-\mu_B(y))$$

ここで、A，Bはファジィ数，x，yはエレメント，$\mu_A(x)$，$\mu_B(y)$はメンバシップ関数である。

この指標をもとにファジィ期待損失の順序付けをすることができる。意思決定方法は、この順序付けされたファジィ期待損失の最小のものを持つ決定を最適決定とすることである。

ここで、ベイズ決定問題の期待損失を$RR(A_i)$とする。

ここで、

$$RR(A_i) = \int L_1(A_i, \theta) \pi(\theta) d\theta \quad (i = 1\cdots, , m)$$

である。

この決定方法の評価については、次のように考えられる。

例として、A_iの期待損失$RR(A_i)$とファジィ期待損失R_iについての評価を行う。

①$RR(A_i)$が、ファジィ期待損失R_iをクリスプ集合に近似した区間より大きい場合は、自然の状態をこの様にファジィ化することに意義があると考えられる。

②$RR(A_i)$がファジィ期待損失R_iをクリスプ集合に近似した区間に属する場合は、自然の状態をこの様にファジィ化することは、ベイズ意思決定法則と同等と考えられる。

③$RR(A_i)$がファジィ期待損失R_iをクリスプ集合に近似した区間より小さい場合は、自然の状態をこの様にファジィ化することに問題があると考えられる。このとき、$RR(A_i)$の可能性は、R_iのメンバシップ値$N(RR(A_i))$となる。

以上の①～③の評価をすべての決定A_iに対して、行うことによりこの決定方法の評価ができる。

４．適用例

推薦試験の合否判定問題を取り上げる。ここで、自然の状態Θは、０点～１００点の連続した値で構成されている。決定としては、A_1＝｛合格｝，A_2＝｛不合格｝を考えている。

いま、損失関数$L_1(A_1, \theta)$については、「危険回避的」，$L_1(A_2, \theta)$については、「危険許容的」と定性的に設定されたとする。具体的な損失関数の決定については、検討の結果次式で表されると仮定する。

$$L_1(A_1, \theta) = \sqrt{\theta}/10 \quad (0<=\theta<=100)$$

$$L_1(A_2, \theta) = (\theta-100)^2/(100)^2 \quad (0<=\theta<=100)$$

次に、自然の状態をファジィ化する。２つの直和状態のファジィ事象，F_1＝｛良い｝，F_2＝｛悪い｝を考える。各ファジィ事象のメンバシップ関数をそれぞれ$\mu_{F_1}(\theta)$，$\mu_{F_2}(\theta)$とおき、次式で表されているとする。

$$\mu_{F_1}(\theta) = \int_0^{30} 0/\theta + \int_{30}^{70} (\theta/40 - 3/4)/\theta + \int_{70}^{100} 1/\theta$$

$$\mu_{F2}(\theta) = \int_{0}^{30} 1/\theta + \int_{30}^{70} (-\theta/40+7/4)/\theta + \int_{70}^{100} 0/\theta$$

3－1より、ファジィ損失関数のメンバシップ関数$M_{AiFk}(x)$（i＝1，2；k＝1，2）は、次式で与えられる。

$$M_{A1F1}(x) = \int_{0}^{\sqrt{30}/10} 0/x + \int_{\sqrt{30}/10}^{\sqrt{70}/10} (5x^2/2-3/4)/x + \int_{\sqrt{70}/10}^{1} 1/x$$

$$M_{A1F2}(x) = \int_{0}^{\sqrt{30}/10} 1/x + \int_{\sqrt{30}/10}^{\sqrt{70}/10} (-5x^2/2+7/4)/x + \int_{\sqrt{70}/10}^{1} 0/x$$

$$M_{A2F1}(x) = \int_{0}^{0.09} 1/x + \int_{0.09}^{0.49} (-5\sqrt{x}/2+7/4)/x + \int_{0.09}^{1} 0/x$$

$$M_{A2F2}(x) = \int_{0}^{0.09} 1/x + \int_{0.09}^{0.49} (5\sqrt{x}/2-3/4)/x + \int_{0.49}^{1} 0/x$$

3－2より、ファジィ期待損失E（A_i）（i＝1，2）は、次式で示される。

$$E(A_1) = P(F_1) M_{A1F1} \oplus P(F_2) M_{A1F2}$$
$$E(A_2) = P(F_1) M_{A2F1} \oplus P(F_2) M_{A2F2}$$

ここで、

$$P(F_k) = \int_{0}^{100} \mu_{Fk}(\theta)\,\pi(\theta)\,d\theta \qquad (k=1,2)$$

である。

いま、$P(F_1)=\alpha$，$P(F_2)=1-\alpha$（$0<=\alpha<=1$）とおく。

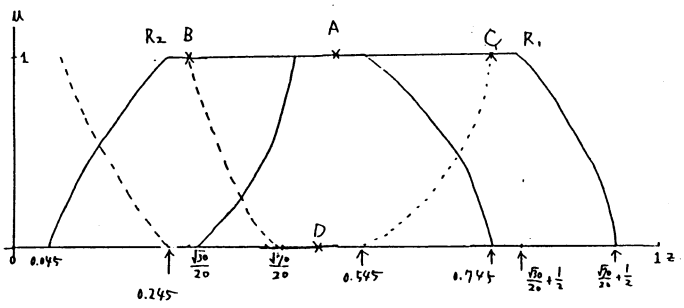
E（A_1），E（A_2）のメンバシップ関数$N_1(z)$，$N_2(z)$は、次式であたえられる。

$$N_1(z) = \int_{0}^{\sqrt{30}\alpha/10} 0/z + \int_{\sqrt{30}\alpha/10}^{\sqrt{70}\alpha/10} ((5/(2\alpha^2))z^2-3/4)/z + \int_{\sqrt{70}\alpha/10}^{\sqrt{30}(1-\alpha)+\alpha} 1/z + \int_{\sqrt{30}(1-\alpha)+\alpha}^{\sqrt{70}(1-\alpha)/10+\sqrt{70}\alpha/10} ((-5/(2(1-\alpha)^2))(z-\alpha)^2+7/4)/z + \int_{\sqrt{70}(1-\alpha)+\alpha}^{1} 0/z$$

$$N_2(z) = \int_{0}^{0.49(1-\alpha)} 0/z + \int_{0.49(1-\alpha)}^{0.09(1-\alpha)} ((5/(2\sqrt{(1-\alpha)}))z-3/4)/z + \int_{0.09(1-\alpha)}^{(1-\alpha)+0.09\alpha} 1/z + \int_{(1-\alpha)+0.09\alpha}^{0.49\alpha+(1-\alpha)+0.49\alpha} ((-5/(2\alpha))\sqrt{(z-(1-\alpha))}+7/4)/z + \int_{(1-\alpha)+0.49\alpha}^{1} 0/z$$

ここで、３－２に定義されている指標からファジィ数R_1，R_2大小関係を導き、小さいと推測できたファジィ期待損失を持つ決定を最適決定とすることを提案する。

特殊例として、$P(F_1)=P(F_2)=1/2$の場合についてファジィ数R_1，R_2を図１に示す。大小関係の指標は、ファジィ数の交点である。この場合の指標を以下に示す。



※ A … Pos($R_1 \geqq R_2$)
B … NES($R_1 \geqq R_2$)
C … POS($R_1 > R_2$)
D … NES($R_1 > R_2$)

図１　ファジィ期待損失のメンバシップ関数

$$POS(R_1>R_2)=1$$
$$POS(R_2>R_1)=0$$

さらに、ファジィ数R_1，R_2をクリスプ集合に近似すると、$R_1 \in [\sqrt{10}/20, \sqrt{30}/20+1/2]$，$R_2 \in [0.245, 0.545]$である。

以上より、$R_1 > R_2$であると推測できる。この場合の意思決定方法は、D_2（不合格）を採択することである。

ここで、ベイズ決定問題の期待損失を$RR(A_i)$とする。

ここで、

$$RR(A_i)=\int_0^{100} L_1(A_i, \theta)\,\pi(\theta)\,d\theta \qquad (i=1, 2)$$

である。

この決定方法の評価については、次のように考えられる。

例として、A_1の期待損失$RR(A_1)$とファジィ期待損失R_1についての評価を行う。

①$\sqrt{30}/20+1/2<RR(A_1)$のとき

自然の状態をこの様にファジィ化することに意義があると考えられる。

②$\sqrt{10}/20<=RR(A_1)<=\sqrt{30}/20+1/2$のとき

自然の状態をこの様にファジィ化することは、ベイズ意思決定法則と同等と考えられる。

③$RR(A_1)<\sqrt{10}/20$のとき

自然の状態をこの様にファジィ化することに問題があると考えられる。このとき、$RR(A_1)$の可能性は、R_1のメンバシップ値$N_1(RR(A_1))$となる。

同様に①～③の評価をA_2に対して、行うことによりこの決定方法の評価ができる。

５．おわりに

まず、ファジィ事象の損失関数については、写像の拡張原理を用いることで導出でき、損失関数はファジィ集合になる。

さらに、ファジィ期待損失は、ファジィ数の演算に関する拡張原理を用いることで導出でき、メンバシップ関数を可能性分布と解釈するとファジィ数になる。

最後に、ファジィ数の大小関係の指標を用いることで、ファジィ期待損失の順序付けができる。この順序付けを利用して、最小のファジィ期待損失を持つ決定を最適決定とすることを提案した。また、この決定方法とベイズ意思決定方法との評価の方法を提案した。

６．参考文献

[１] 奥田，田中，浅居：Ｆｕｚｚｙ事象における決定問題と情報量，計測自動学会誌，vol12,pp63-p68,(1976)

[２] Okuda.T.,Tanaka.H.and Asai,k.: A Formulation of Fuzzy Decision Problems with Fuzzy Information using Probability Measures of Fuzzy Events,Information and Control,vol.38 pp.135-147(1978)

[３] Uemura,Y.:A Study of Fuzzy-Bayes Decision Rule,Proceedings of International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks (IIZUKA-90),(1990)

[４] Uemura,Y.:A Study of Fuzzy-Bayes Decision Rule with Reserved Judgement,Proceedings of The First International Symposium on Uncertainty Modeling & Analysis (ISUMA-90) (1990)

７．連絡先

〒639-11 奈良県大和郡山市矢田町２２番地
奈良工業高等専門学校　情報工学科
Tel　07435-2-5213

T3－2（R2）

n人協力ゲームに対するファジィ満足度の同定とその解の性質

Identification of Fuzzy Satisfaction and Properties of its Solution Concept in n-Person Cooperative Games

西崎 一郎
Ichiro NISHIZAKI
京都大学経済研究所
Kyoto University

坂和 正敏
Masatoshi SAKAWA
広島大学工学部
Hiroshima University

Abstract: In this paper, by introducing a degree of satisfaction represented by a fuzzy set for an n-person cooperative game, the game is defined by a three tuple (N, μ, G), where N is a set of players, μ is a membership function of a fuzzy set representing a degree of satisfaction with respect to a payoff and G is the amount of payoff. For the game (N, μ, G) we propose a new solution concept on the basis of the fuzzy decision by Bellman & Zadeh. Then we further consider how to construct the membership functions through characteristic functions v in a traditional game (N, v). This means that the game (N, v) is extented to the game (N, μ, G). When all of the menbership functions are linear functions or hyperbolic functions, the proposed solution can be obtained through the formulated linear programming problems respectively. We also consider to adopt one of the five types of menbership functions, which include linear, exponential, hyperbolic, hyperbolic inverse and piecewise linear functions, to each coalition. In this case, the proposed solution can be obtained by combined use of the bisection method and the phase one of linear programming.

1．はじめに

従来の特性関数型協力ゲームでは、プレイヤー全体の集合Nと特性関数vによって特徴づけられ、ゲームは(N, v)のペアによって表現されていた。特性関数vは、Nの部分集合であるSに対してある実数を与える実数値関数であった。ある提携Sには、提携値を表す特性関数値$v(S)$が割り当てられ、その1つの解釈は提携SがS以外のプレイヤーまたは提携の行動とは独立に獲得できる値であった。このことはある意味で各提携に対して最低限満足できる値を用いてゲームの状況を記述していることになる。本論文では、ある利得ベクトルに対して各提携が満足の度合いを表すファジィ集合を考える。従って、特性関数とは別に、満足の度合いを表すファジィ集合のメンバーシップ関数を新たに導入する。このことによって、各提携に対して最低限満足できる値から充分満足できる値までを連続的に割り当てるメンバシップ関数を同定することによってゲームを記述することになる。このように表現されたゲームは、プレイヤー全体の集合Nとメンバーシップ関数μと利得の総和を一定とし、その値Gによって特徴づけられ、ゲームは(N, μ, G)によって表現される。この新しく定義されたゲーム(N, μ, G)に対して、Bellmanと Zadeh[1]のファジィ決定を用いることによって(N, μ, G)で表現されたゲームに適した解を提案する。さらに、従来のゲーム(N, v)における特性関数vを用いてメンバシップ関数を構成する。このことは、ゲーム(N, v)をゲーム(N, μ, G)に拡張することを意味する。メンバシップ関数が、線形のみの場合[2]と、非線形な関数として正接双曲線型のメンバシップ関数のみの場合[3]のそれぞれについて線形計画問題として定式化し、提案した解の計算方法を示す。また、線形、正接双曲線型を含み、指数型、逆正接双曲線型、区分的線形型の5つのタイプのメンバシップ関数を各提携に対して任意に割り当てた場合について考察する。この問題に対しても、本来、非線形計画問題であるが、2分法と線形計画法併用することによって解の計算方法を示す[4]。

2．ファジィ満足度を考慮したゲームとその解

従来のn人特性関数型ゲームは、プレイヤーの集合$N = \{1, 2, \cdots, n\}$と特性関数vで表現される。Nの部分集合Sを提携とすると、特性関数vは各提携Sに対して提携値を表す実数値を割り当てる実数値関数である。この提携値$v(S)$は提携SがS以外のプレイヤーまたは提携の行動に依存せずに獲得できる値である。

本論文では、この特性関数vとは異なる観点からゲームを特性づける関数を用いてゲームを記述する。また、従来のプレイヤー全体の集合Nに対する提携値$v(N)$は、$S \neq N$である提携Sの提携値$v(S)$とは異なり、特別な意味をもっている。つまり、$v(N)$は利得の総和を表している。我々は、この利得の総和という概念とN以外の提携の特性を表す方法を分けて考察する。すなわ

ち、プレイヤーの集合 N と提携の特性を表す関数 μ と利得の総和 G の (N,μ,G) によってゲームを表現する。

[定義1]（n 人協力ゲームの満足度を表すメンバシップ関数）

N をプレイヤーの集合、N の部分集合である S を提携とする。メンバシップ関数 μ は提携 S と利得ベクトル x に対する提携 S のスカラー値の評価 $\hat{x}_S$ に対して定義される。提携 S が利得ベクトル x に対して満足の度合いを表すファジィ集合を $\tilde{S}$ とする。すべての考えられる利得ベクトルの全体の集合を X とし、それに対応するスカラー評価を $\hat{X}$ とする。そのとき、提携 S の満足の度合いを表すファジィ部分集合 $\tilde{S}$ は

$$\mu_{\tilde{S}} : \hat{X} \to [0,1] \tag{1}$$

なるメンバシップ関数 $\mu_{\tilde{S}}(\hat{x}_S)$ によって特性づけられた集合であり、メンバシップ関数 $\mu_{\tilde{S}}(\hat{x}_S)$ は、$\tilde{S}$ における $\hat{x}_S$ の帰属度を表す。このメンバシップ関数 $\mu_{\tilde{S}}(\hat{x}_S)$ を提携 S の利得ベクトル x に対して満足度を表すメンバシップ関数である。

本論文では、利得ベクトルの全体の集合として、利得の総和を G として一定とし、非負の成分からなる集合、すなわち、

$$X = \{x \mid x_1 + x_2 + \cdots + x_n = G, x_i \geq 0 \quad i \in N\} \tag{2}$$

を考える。そして、利得ベクトル x に対する提携 S に関する評価として、

$$\hat{x}_S = \sum_{i \in S} x_i \tag{3}$$

を考える。式 (3) は利得ベクトル x に対して、提携 S に属するプレイヤーの利得の和を提携 S の利得ベクトル x に対する評価と考えていることを示す。

我々は、ゲーム (N,v) における仁と関連する形式でゲーム (N,μ,G) に適した新しい解の概念を考察する。すなわち、最も小さい満足度を示す提携の満足度を最大にする利得ベクトルを解と考える。この解の概念は、Bellman と Zadeh[1] のファジィ決定に基づいて定式化できる。

[定義2]（ファジィ決定を用いたゲームの解）

プレイヤー全体の集合を N、メンバシップ関数を μ、利得の総和を G としたゲーム (N,μ,G) に関して、利得ベクトル x に対する提携 S に関する評価を

$$\hat{x}_S = \sum_{i \in S} x_i$$

とするとき、

$$\begin{aligned} \mu_D(x^*) &= \max_{x \in X} \min_{S \subset N} \mu_{\tilde{S}}(\hat{x}_S) \\ &= \max_{x \in X} \min_{S \subset N} \mu_{\tilde{S}}(\sum_{i \in S} x_i) \end{aligned} \tag{4}$$

を満足する利得ベクトル x^* をゲーム (N,μ,G) の解とする。

3．ゲーム (N,v) におけるファジィ満足度解

本節では、従来のゲーム (N,v) を提案したゲーム (N,μ,G) の表現形式に拡張することを考える。G については利得の総和であるから、

$$G = v(N) \tag{5}$$

と考えられる。次に、μ の構成について考える。μ を利得ベクトル x と特性関数 v によって構成する。すなわち、

$$\mu_{\tilde{S}}(\hat{x}_S) = \mu_{\tilde{S}}(\sum_{i \in S} x_i, v) \tag{6}$$

である。

3．1　線形で表されるメンバシップ関数

ここでは、最低限満足できる値から充分満足できる値の間は、線形の関数で表現され、最低限満足できる値以下は0、充分満足できる値以上は1であるような線形メンバシップ関数をもつゲームを考える。特性関数 v を用いてメンバシップ関数を同定する。$v(S)$ を提携 S のメンバーが協力すれば少なくとも達成できる値とする。一方、$v(N)-v(N-S)$ は S 以外のメンバー $N-S$ が少なくとも達成できる値 $v(N-S)$ を利得の総和 $G=v(N)$ から引いた値であることから、提携 S が達成できれば非常に満足できる値であると解釈できる。従って、線形なメンバーシップ関数は、

$$\mu_{\tilde{S}}(\sum_{i \in S} x_i, v) = \begin{cases} 0 & if \quad \sum_{i \in S} x_i \leq v(S) \\ 1 - \dfrac{v(N) - v(N-S) - \sum_{i \in S} x_i}{v(N) - v(N-S) - v(S)} & \\ \quad if \quad v(S) \leq \sum_{i \in S} x_i \leq v(N) - v(N-S) & \\ 1 & if \quad v(N-S) \leq \sum_{i \in S} x_i \end{cases} \tag{7}$$

である（図1）。

このファジィ集合に対してファジィ決定を用いたゲームの解 [定義2] を適用すれば、

$$\mu_D(x^*) = \max_{x \in X} \min_{S \subset N} \{1 - \frac{v(N) - v(N-S) - \sum_{i \in S} x_i}{v(N) - v(N-S) - v(S)}\} \tag{8}$$

を満たす利得ベクトル x^* が解になる。そして、この解は Zimmermann[2] の結果を応用することによって、次の線形計画問題の形式で定式化できる。

$$\begin{aligned} &\text{maximize} \quad \lambda \\ &\text{subject to} \\ &\lambda \leq 1 - \frac{v(N) - v(N-S) - \sum_{i \in S} x_i}{v(N) - v(N-S) - v(S)}, \quad \forall S \subset N \\ &x_1 + x_2 + \cdots + x_n = v(N) \\ &x_i \geq 0, \qquad \forall i \in N \end{aligned} \tag{9}$$

この線形計画問題を解くことによって容易に提案した解を計算することができる。

3．2　非線形で表されるメンバシップ関数

線形のメンバシップ関数では、特に、メンバシップ関数値が0または1のところで極端な変化がありすぎるという場合に非線形なメンバシップ関数を考慮しなければならない。その代表的な形としてとして正接双曲線型のメンバシップ関数を考える（図2）。b_Sとα_Sをパラメタとしてメンバシップ関数は、

$$\mu_{\tilde{S}}(\sum_{i\in S} x_i, v) = \frac{1}{2}\tanh((\sum_{i\in S} x_i - b_S)\alpha_S) + \frac{1}{2} \quad (10)$$

で表現される。ここで、b_Sはメンバシップ値が0.5をとる$\sum_{i\in S} x_i$の値であり、α_Sは歪曲の度合いを表すパラメタであるから$\sum_{i\in S} x_i$が$v(S)$のときのメンバシップ値を規定することで同定できる。例えば、b_Sを

$$b_S = \frac{v(S) + v(N) - v(N-S)}{2} \quad (11)$$

としたり、α_Sを

$$\frac{1}{2}\tanh((v(S) - b_S)\alpha_S^{0.1}) + \frac{1}{2} = 0.1 \quad (12)$$

をみたす$\alpha_S^{0.1}$と考えることもできる。

この場合、線形のメンバシップ関数のときと同様にLeberling[3]に従って線形計画問題として解くことができる。もとの問題は次のように定式化できる。

$$\begin{aligned}
&\text{maximize} \quad \lambda \\
&\text{subject to} \\
&\lambda \le \frac{1}{2}\tanh((\sum_{i\in S} x_i - b_S)\alpha_S) + \frac{1}{2}, \qquad \forall S \subset N \\
&x_1 + x_2 + \cdots + x_n = v(N) \\
&x_i \ge 0, \qquad \forall i \in N
\end{aligned} \quad (13)$$

ここで、

$$\theta = \tanh^{-1}(2\lambda - 1) \quad (14)$$

と置き、$\tanh^{-1}(\cdot)$が強意単調増加であることによって、等価な次の線形計画問題に変形できる。

$$\begin{aligned}
&\text{maximize} \quad \theta \\
&\text{subject to} \\
&\alpha_S \sum_{i\in S} x_i - \theta \ge \alpha_S b_S, \qquad \forall S \subset N \\
&x_1 + x_2 + \cdots + x_n = v(N) \\
&x_i \ge 0, \qquad \forall i \in N
\end{aligned} \quad (15)$$

3．3　混合型で表されるメンバシップ関数

ここでは、すでに表した線形、正接双曲線型を含み、そのほかに指数型、逆正接双曲線型、区分線形型が各提携に対して自由に選択できる混合型メンバシップ関数を用いた場合について考察する[4]。最初に、混合型メンバシップ関数の必要性について考える。例えば、鈴木・中山[6]による水資源共同開発問題のような応用を考えた場合、プレイヤーは農業水利団体と水道事業者の2つのタイプのプレイヤーから構成されている。このような場合、農業水利団体からなる提携と水道事業者からなる提携を考えれば、われわれの提案しているメンバシップ関数のタイプが異なると考える方が合理的である。従って、プレイヤー全体の集合Nがいくつかの異なるタイプからなるような場合には、1種類のメンバシップ関数だけでなく、いくつかの種類のメンバシップ関数を考慮すべきである。

新たに、導入したメンバシップ関数について考察する。指数型は、

$$\begin{aligned}
&\mu_{\tilde{S}}(\sum_{i\in S} x_i, v) \\
&= a_S(\exp(b_S(1 - \frac{v(N) - v(N-S) - \sum_{i\in S} x_i}{v(N) - v(N-S) - v(S)})) - 1)
\end{aligned} \quad (16)$$

であり（図3）、逆正接双曲線型は、

$$\mu_{\tilde{S}}(\sum_{i\in S} x_i, v) = a_S \tanh^{-1}((\sum_{i\in S} x_i - b_S)\alpha_S) + \frac{1}{2} \quad (17)$$

であり（図4）、区分的線形型の場合は、

$$\mu_{\tilde{S}}(\sum_{i\in S} x_i, v) = t_{i_r} \sum_{i\in S} x_i + s_{i_r} \quad (18)$$

である（図5）。必要な値を設定することにより、それぞれの関数の形を同定することができる。

この場合3．1の線形や3．2の正接双曲線型のように線形計画問題として定式化されたときのように容易に解を計算できるわけではない。しかし、坂和ら[4]の方法を応用すれば近似解が得られる。

非線形のままでは解を求めることが困難なので線形計画法に基づいた計算方法を考察する。最初に、制約式の変換を行うが、特に、指数型、正接双曲線型、逆正接双曲線型の場合は、対数関数や正接双曲線関数、逆正接双曲線関数の強意単調増加性を利用し制約式を書き換える。これらの制約式を用い、$v_S^1 = v(N) - v(N-S), v_S^0 =$

$v(S)$ と置くと、非線形計画問題は次のように表せる。

maximize λ

subject to

$$\sum_{i\in S} x_i \le v_S^1 - (1-\lambda)(v_S^1 - v_S^0), \qquad \forall S \in T_1$$

$$\sum_{i\in S} x_i \le \frac{v_S^1 - v_S^0}{b_S}\log(\frac{\lambda}{a_S}+1) - v_S^0, \qquad \forall S \in T_2$$

$$\sum_{i\in S} x_i \le \frac{1}{\alpha_S}\tanh^{-1}(2\lambda-1) + b_S, \qquad \forall S \in T_3$$

$$\sum_{i\in S} x_i \le \frac{1}{\alpha_S}\tanh(\frac{2\lambda-1}{2a_S}) + b_S, \qquad \forall S \in T_4$$

$$\sum_{i\in S} x_i \le \frac{\lambda - s_{ir}}{t_{ir}}, \qquad \forall S \in T_5$$

$$x_1 + x_2 + \cdots + x_n = v(N)$$

$$x_i \ge 0, \qquad \forall i \in N \tag{19}$$

ここで、T_1, T_2, T_3, T_4, T_5は線形、指数型、正接双曲線型、逆正接双曲線型、区分的線形のメンバシップ関数をもつ提携の集合である。この問題の制約式のλの値を固定すればこの問題は線形となる。一方、λはメンバシップ関数値に対応する値であることから、$0 \le \lambda \le 1$である。λの値を2分法によって定め、シンプレックス法の第一段を行う過程を繰り返すことによって、実行可能解をもつ最大のλに収束させる。このときの解が近似解ではあるが、われわれが提案している解となる。

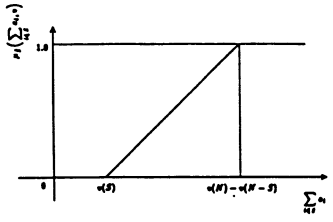


図1　線形なメンバシップ関数

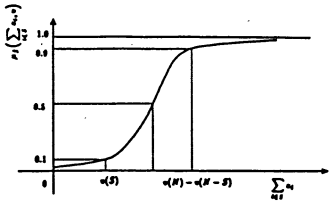


図2　正接双曲線型メンバシップ関数

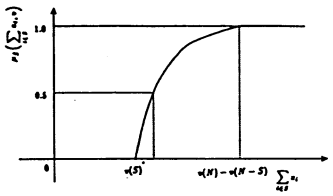


図3　指数型メンバシップ関数

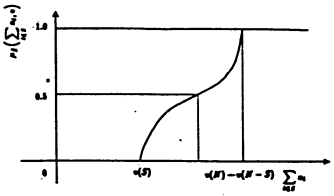


図4　逆正接双曲線型メンバシップ関数

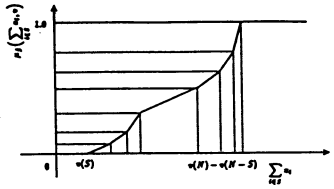


図5　区分的線形型メンバシップ関数

4．おわりに

本論文では、利得ベクトルに対する各提携の満足度という観点から、ファジィ集合の概念を用いてn人協力ゲームを定式化し、Bellmanと Zadehのファジィ決定を応用し、新しい解の概念を提案した。また、従来の特性関数型ゲームから満足度を示すメンバシップ関数を同定し、提案した解を線形計画問題として定式化し計算方法を示した。今後、提案した解に関連する研究が行われることを期待する。

参考文献

[1] R.E. Bellman and L.A. Zadeh : Decision making in a fuzzy environment ; Management Sci., 17, pp. 209-215 (1970).

[2] H.J. Zimmermann : Description and optimization of fuzzy systems ; Int. J. Gen. Systems, 2, pp. 209-215 (1976).

[3] H. Leberling : On finding compromise solutions in multicriteria problems using the fuzzy min-operator, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 6, pp.105-118 (1981).

[4] M. Sakawa : Interactive Computer Program for Fuzzy Linear Programming with Multiple Objectives ; International Journal of Man-Machine Studies, Vol.18, No.5, pp.489-503 (1983).

[5] D. Schmeidler : The Nucleolus of a Characteristic Function ; SIAM J. Appl. Math., Vol. 17, No. 6, pp. 1163-1170 (1969).

[6] 鈴木，中村：社会システム；共立出版 (1976).

[7] J.P. Aubin : Cooperative Fuzzy Game ; Math. of Operations Research, Vol. 6, No.1, pp. 1-13 (1981).

[8] 坂和，西崎：n人協力ファジィゲームにおける辞書式順序解の概念；システムと制御, 28巻, 7号, pp.461-468 (1984).

[9] 坂和：線形システムの最適化；森北出版 (1984).

[10] 坂和：ファジィ理論の基礎と応用；森北出版 (1989).

T3－3（R2）

項目の評価値と達成度の相互作用を考慮したファジィ積分

Fuzzy Integral in consideration of the interaction between evaluation values and achievements

松下　裕*　　勝倉　裕*　　藤本勝成**
Yutaka Matsushita　Hiroshi Katukura　Katsushige Fujimoto
* 清水建設　大崎研究室　Ohsaki Research Institute of Shimizu Corporation
** 東京工業大学　システム科学専攻　Tokyo Institute of Technology

Abstract: In applying a fuzzy integral to decision making problems , the evaluation value of one category A is calculated by the product of its achievement h_A and fuzzy measure $\mu(A)$. But the evaluation value of category A may be interacted by the achievement h_B of another category B . In this case , the utility function satisfied bilateral independent has the potential applicability . In this paper , after consideration of bilateral independent in the field of affine geometry , we compose Lebesgue integral on affine lines and present such utility function as a fuzzy integral .

1. はじめに

ファジィ積分はルベーグ積分を拡張したものであり、意思決定問題に用いた場合、1つ1つの項目の評価値(積分)はその項目の達成度とファジィ測度から独立に求められている。しかし、ある項目の評価値は他の項目の達成度の影響を受ける場合があり、ファジィ積分で良く表現できないことがある。効用理論には2側面独立という条件があり、この現象をうまく説明している。本稿では、2側面独立の条件をアフィン空間で考察し、被積分関数をアフィン空間の量で捉えた上で、この条件を満たす効用関数をファジィ積分で表現する。

2. 準備

2.1 2側面独立[1]

代替案の集合をA、結果の集合をXとすれば、リスクを含む意思決定問題とは、ある代替案$a_i \in A$に対し結果$x_j \in X$が一義的に定まらず確率p_jを伴う場合である。このとき、代替案に対する選好$\succ$をX上の確率に対する選好$\succ$に置き換えて考えられる。ここで、X上の確率の集合を$\bar{X}$とし任意の$p, q \in \bar{X}$に対して、

$$p \succ q \quad \Leftrightarrow \quad \Sigma_{x\in X} u(x)\, p(x) \geqq \Sigma_{x\in X} u(x)\, q(x) \tag{1}$$

を満たす効用関数の存在を仮定すれば、次の期待効用が最大になる代替案を選ぶ問題に帰結される。

$$E(u, p) = \Sigma_{x\in X} u(x)\, p(x) \tag{2}$$

$X(=Y\times Z)$が多属性の場合、効用関数$u(y, z)$が一方の属性のレベルを固定した条件付効用関数$u(y^1, z), u(y, z^1)$の合成形で表されると都合がよい。このためには、選好集合$(\bar{X}, \succ)$に何らかの条件が必要となり、効用独立や2側面独立等の条件がある。以下で、これらについて簡単に説明する。ここで、表示の約束をしておく。$p \in \bar{Y}$のとき(p, z)は、Y上で周辺確率pをもちZ上でzが確率1をもつ$\bar{X}$の要素とする。また$\langle (p, z^1), (q, z^0) \rangle = 1/2\cdot(p, z^1) + 1/2\cdot(q, z^0)$とする。

[定義2.1.1] YがZに効用独立であるとは、任意の$p, q \in \bar{Y}$に対して次が成り立つときである。

$$\exists z^0 \quad (p, z^0) \succ (q, z^0) \quad \Rightarrow \quad \forall z \quad (p, z) \succ (q, z) \tag{3}$$

[2.1.2] このことは、Y上の条件付効用関数が全て等価であることを表し次式が成り立つ。すなわち、アフィン変換に対して$u(y, z)$は(1)の性質を保つ。

$$u(y, z) = a(z)\, u(y, z^0) + b(z) \quad , \quad a(z) > 0 \tag{4}$$

[定義2.1.3] YがZに2側面独立であるとは、任意の$p, q \in \bar{Y}$に対し、ある$z^1 \neq z^2$が存在し

$$\langle (p, z^1), (q, z^0) \rangle \succ (\text{or}\langle) \langle (p, z^0), (q, z^1) \rangle \tag{5}$$

が成り立つとき、任意の$z \neq z^0$に対し

$$\langle (p, z), (q, z^0) \rangle \succ (\text{or}\sim,\langle) \langle (p, z^0), (q, z) \rangle \tag{6}$$

が成り立つことをいう。ここにz^0はZの最低レベル。

[2.1.4] ここで、次式によりu_{zz^0}を定義する。

$$u_{zz^0}(p) = u(p, z) - u(p, z^0) \tag{7}$$

ここに、$u(p, z) = \Sigma_{y\in Y} u(y, z)\, p(y)$

すると、次式を満たす。

$$p \succ_{zz^0} q \quad \Leftrightarrow \quad u_{zz^0}(p) > u_{zz^0}(q) \tag{8}$$

これより、2側面独立の条件を用いて[2.1.2]と対応させれば、次式が成り立つ。

$$u_{zz^0}(y) = a(z)\, u_{z^1z^0}(y) + b(z) \quad , \quad a(z) > 0 \tag{9}$$

2.2 アフィン空間[2]

アフィン空間とアフィン変換の定義をしておく。

[定義2.2.1] n次元アフィン空間$A^n = (X, V^n)$とは以下の公理系を満たす基礎集合Xとn次元ベクトル空間V^nとの組をいう。

公理2.1 $\forall P \in X, \forall a \in V^n$に対して以下が定まる。

$$Q = P + a \in X \tag{10}$$

公理2.2 $\forall P, Q \in X$に対して以下を満たすベクトル

$a \in V^n$が存在し一意に定まる。

$$Q = P + a \tag{11}$$

公理2.3 $\forall P \in X, \forall a, b \in V^n$に対して

$$(P+a) + b = P + (a+b) \tag{12}$$

n次元アフィン空間A^nの1次元アフィン部分空間A^1をアフィン直線、2次元アフィン部分空間をアフィン平面という。

[定義2.2.2] (X_1, V_1^n)から(X_2, V_2^m)へのアフィン写像とは、基礎集合間の写像$f: X_1 \to X_2$とベクトル空間の間の線型写像$\psi: V_1^n \to V_2^m$との組(f, ψ)で、次の等式を満たすものをいう。

$$f(P_1 + a_1) = f(P_1) + \psi(a_1) \quad \forall P_1 \in X_1, \forall a_1 \in V_1^n \tag{13}$$

アフィン写像は、基礎集合間の写像fのみによって以下のように特徴づけられる。

[2.2.3] $f: X_1 \to X_2$が(X_1, V_1^n)から(X_2, V_2^m)へのアフィン写像をひきおこす必要十分条件は(i), (ii)である。

(i) fはX_1上の直線lをX_2上の直線$f(l)$に写す。

(ii) l上で$\overrightarrow{AB} = \lambda \overrightarrow{AC} \Rightarrow f(l)$上で$\overrightarrow{f(A)f(B)} = \lambda \overrightarrow{f(A)f(C)}$となる。

特に、(X, V^n)から(X, V^n)への自己同型アフィン写像をアフィン変換という。アフィン変換において、同一直線上のベクトルの比λは変換による不変量である。

3. アフィン空間の形成

3.1 2変数の場合

[定義3.1.1] 体K上の線形空間S, Tに対して写像u $(S \times T \to K)$が以下を満たすとき双線型写像という。

$$u(ax^1 + \beta x^2, y) = au(x^1, y) + \beta u(x^2, y) \tag{14}$$

$$u(x, ay^1 + \beta y^2) = au(x, y^1) + \beta u(x, y^2) \tag{15}$$

[3.1.2] $u_x(y) = u(x, y)$とすれば、u_xは以下を満たしT上の線型写像となる。

$$u_x(ay^1 + \beta y^2) = au_x(y^1) + \beta u_x(y^2) \tag{16}$$

また、写像$\Psi_u: x \to u_x$を考えれば、xとyの対称性から、Ψ_uも次のように線型写像となる。

$$u_{x^1 + x^2}(y) = (u_{x^1} + u_{x^2})(y) \tag{17}$$

$$u_{\lambda x} = (\lambda u_x)(y)$$

双線型写像uが作る空間が、アフィン空間(X, V^n)になるようにするため、先ず、Xの要素およびV^n上のベクトルを定義し、次に要素間、ベクトル間の変換を定義する。ここで、空間S, Tは1次元空間Kとし、x, yの最小値、最大値を上指標0, *で表す。また、表示について以下の仮定を設定する。

[仮定3.1.3] $\bar{y} = y - y^0$と表示する。これより、y^0は原点となり、$\bar{y}^1/\bar{y}^2 = \lambda \Leftrightarrow (y^1 - y^0)/(y^2 - y^0) = \lambda$となるので、$\bar{y}$は比例的に扱える。$\bar{x}$も同様に仮定する。

[定義3.1.4] 要素、ベクトルを次式で定義する。

$$y_{\bar{x}} = u_{\bar{x}}(y) = u(\bar{x}, y) \tag{18}$$

$$y_{\bar{x}^0} y_{\bar{x}} = u_{\bar{x}}(\bar{y}) = u_{\bar{x}}(y) - u_{\bar{x}}(y^0) \tag{19}$$

[3.1.5] $u_{\bar{x}}$は以下を満たしK上の線型写像となる。

$$u_{\bar{x}}(a\bar{y}^1 + \beta\bar{y}^2) = au_{\bar{x}}(\bar{y}^1) + \beta u_{\bar{x}}(\bar{y}^2) \tag{20}$$

従って、スカラー積を$\lambda \in K$に対して、

$$\lambda u_{\bar{x}}(\bar{y}) = u_{\bar{x}}(\lambda \bar{y}) \tag{21}$$

とすれば、$u_{\bar{x}}(\bar{y})$はK上の線形空間を成す。なお、$\bar{y}$の意味から、$u_{\bar{x}}(\bar{y})$は$y_{\bar{x}^0}$に対する位置ベクトルと解釈できる。

また、$\Psi_u: x \to u_x$と同様に$\Phi_u: \bar{x} \to u_{\bar{x}}$を考えると、以下が成り立ち$\Phi_u$も線型写像となる。

$$u_{\bar{x}^1 + \bar{x}^2}(\bar{y}) = (u_{\bar{x}^1} + u_{\bar{x}^2})(\bar{y}) \tag{22}$$

$$u_{\lambda \bar{x}}(\bar{y}) = (\lambda u_{\bar{x}})(\bar{y}) \tag{23}$$

[定義3.1.6] (22),(23)を用いて、基礎集合、ベクトル空間上の変換(f, ψ)を要素$u_{\bar{x}^*}(y)$と$u_{\bar{x}}(y)$およびベクトル$u_{\bar{x}^*}(\bar{y})$と$u_{\bar{x}}(\bar{y})$の対応から以下で定義する。

$$u_{\bar{x}}(y) = f(u_{\bar{x}^*}(y)) \tag{24}$$

$$u_{\bar{x}}(\bar{y}) = \psi(u_{\bar{x}^*}(\bar{y})) \tag{25}$$

この空間と変換について以下が成り立つ。

[補題3.1.7] 双線型写像uが成す空間(X, V^n)を3.1.4で定義すれば、アフィン直線A^1である。また、定義3.1.6の(f, ψ)はA^1上のアフィン変換である。

(証明) 前半は、アフィン空間の公理系2.1, 3を満たすことは明らかなので、公理2.2のみを示す。

任意の$u_{\bar{x}}(y^1), u_{\bar{x}}(y^2) \in X$に対して、(19)より

$$u_{\bar{x}}(y^1) - u_{\bar{x}}(y^2) = u_{\bar{x}}(y^1 - y^2)$$
$$= u_{\bar{x}}(\bar{y}^1 - \bar{y}^2) \in V^1 \quad \text{となる。}$$

よって、公理2.2を満たすことがわかる。

後半は、(23)から$u_{\bar{x}}(\bar{y}) = u_{\lambda_{\bar{x}} \bar{x}^*}(\bar{y}) = \lambda_{\bar{x}} \cdot u_{\bar{x}^*}(\bar{y})$となり、$\lambda_{\bar{x}}$より変換$(f, \psi)$を定義すれば、変換群をなすことがわかる。$(f, \psi)$はアフィン直線$A^1$上の点に対する変換であるから、$u_{\bar{x}^*}(\bar{y})/u_{\bar{x}^*}(\bar{y}^*) = \psi(u_{\bar{x}^*}(\bar{y}))/\psi(u_{\bar{x}^*}(\bar{y}^*))$を示せば十分である。(25)より右辺を$u_{\bar{x}}(\bar{y})/u_{\bar{x}}(\bar{y}^*)$と書きなおし、$\lambda_{\bar{y}} = \bar{y}/\bar{y}^*$とすれば、(21)から左辺＝右辺＝$\lambda_{\bar{y}}$となる。 ■

以上の補題から、アフィン変換の不変量$\lambda_{\bar{y}}, \lambda_{\bar{x}}$を用いて、ベクトルを次のように表すことができる。

$$u_{\bar{x}}(\bar{y}) = \lambda_{\bar{y}} \cdot u_{\bar{x}}(\bar{y}^*), \quad u_{\bar{y}}(\bar{x}) = \lambda_{\bar{x}} \cdot u_{\bar{y}}(\bar{x}^*) \tag{26}$$

$u_{\bar{x}}(\bar{y}^*)$をV^1の基底とすれば、$\lambda_{\bar{y}}, \lambda_{\bar{x}}$は成分である。

[定理3.1.8] 効用関数uが2側面独立であるならば、効用関数は双線型写像とみなすことができ、uはアフィン直線A^1を生成する。そして、$\lambda_{\bar{x}} = \bar{x}/\bar{x}^*, \lambda_{\bar{y}} = \bar{y}/\bar{y}^*$とすれば次のような表現が成り立つ。

$$u_{\bar{x}}(\bar{y}) = \lambda_{\bar{x}} \cdot \lambda_{\bar{y}} \cdot u_{\bar{x}^*}(\bar{y}^*) \tag{27}$$

(証明) $u(x,y)$を集合$X, Y \subseteq K$上の効用関数とする。次のように記述すると、以下の補題が成り立つ。([2.1.4]参照)

$$u_{\bar{x}}(y) = u(x,y) - u(x^0,y) \tag{28}$$

$$u_{\bar{x}}(\bar{y}) = u_{\bar{x}}(y) - u_{\bar{x}}(y^0) \tag{29}$$

[補題3.1.9] 効用関数uが2側面独立の条件を満たせば、$u_{\bar{x}}(\bar{y}) / u_{\bar{x}}(\bar{y}^*) = \bar{y} / \bar{y}^* = \lambda_{\bar{y}}$となり、$x$の値によらず一定である。また、$x$と$y$の対称性から変数を交換しても$u_{\bar{y}}(\bar{x}) / u_{\bar{y}}(\bar{x}^*) = \lambda_{\bar{x}}$となり、$y$によらず一定である。

従って、スカラー積について(21)が成り立つ。また$\bar{y} = \bar{y}^1 + \bar{y}^2$とすれば、$u_{\bar{x}}(\bar{y}^1 + \bar{y}^2)/u_{\bar{x}}(\bar{y}^*) = (\bar{y}^1 + \bar{y}^2)/\bar{y}^* = \bar{y}^1/\bar{y}^* + \bar{y}^2/\bar{y}^* = u_{\bar{x}}(\bar{y}^1)/u_{\bar{x}}(\bar{y}^*) + u_{\bar{x}}(\bar{y}^2)/u_{\bar{x}}(\bar{y}^*)$となるので、結局(20)が成り立つ。3.1.2, 3.1.5を考えることにより、$u(x,y)$は双線型写像とみなすことができ、(28), (29)は(18), (19)と一致する。ゆえに、補題3.1.6から、uの作る空間はアフィン直線A^1となる。

(27)の表現について、xとyの対称性から次が成り立つ。

$$u_{\bar{x}}(\bar{y}^*) = u_{\bar{y}^*}(\bar{x}),\ u_{\bar{x}^*}(\bar{y}) = u_{\bar{y}}(\bar{x}^*) \tag{30}$$

$\lambda_{\bar{x}} = u_{\bar{y}^*}(\bar{x}) / u_{\bar{y}^*}(\bar{x}^*)$, $\lambda_{\bar{y}} = u_{\bar{x}}(\bar{y}) / u_{\bar{x}}(\bar{y}^*)$であるから、(30)を用いて$\lambda_{\bar{x}} \cdot \lambda_{\bar{y}} = u_{\bar{x}}(\bar{y}) / u_{\bar{y}^*}(\bar{x}^*)$となり(27)の表現が成り立つ。 ■

3.2 3変数の場合

2変数の場合に従い効用関数と双線型写像を同一視する。3変数の双線型写像uは$u(x,(y,z))$とすれば$K \times K^2 \to K$の写像である。$u_x(y,z) = u(x,(y,z))$と表示すれば、u_xは$K \times K \to K$の双線型写像となる。2変数の場合と同様にuが作る空間を定義する。以下、補題、定理の証明は省略する。

[定義3.2.1] 要素、ベクトルを次式で定義する。

$$z_{\bar{x},\bar{y}} = u_{\bar{x},\bar{y}}(z) = u_{\bar{x}}(\bar{y},z) = u(\bar{x},\bar{y},z) \tag{31}$$

$$z_{\bar{x},\bar{y}^0 z_{\bar{x},\bar{y}}} = u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z}) = u_{\bar{x},\bar{y}}(z) - u_{\bar{x},\bar{y}}(z^0) \tag{32}$$

[3.2.2] $u(x,\mathbf{s})$(ここに$\mathbf{s}=(y,z)$)は、2個のKの元$u(x,\mathbf{s}^1)$, $u(x,\mathbf{s}^2)$によって一意に表される。すなわち、$\mathbf{s}^1=(y^1,z)$, $\mathbf{s}^2=(y^2,z)$と選べば、$u_{\bar{x}}(y,z)$は、$u_{\bar{x}}(y^1,z), u_{\bar{x}}(y^2,z)$の2個で表される。従って、(32)の$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z})$は1次独立な2個のベクトル$u_{\bar{x},\bar{y}^1}(\bar{z})$, $u_{\bar{x},\bar{y}^2}(\bar{z})$で表される。これより、$u$が作る空間はアフィン平面$A^2$である。

双線型写像を$u(x,y,z) = u((x,y),z) = u_{z^c}(z)$とし2変数の場合に対応させて考える。ここに、$z^c=(x,y)$である。また、$\bar{z}^c = z^c - z^{c0} = (\bar{x},\bar{y})$とし、$\bar{x},\bar{y}$を1まとまりで扱う。すなわち、$(\bar{x},\bar{y}) = 1/2\cdot(\bar{x}+\bar{y},\bar{y}+\bar{x}) + 1/2\cdot(\bar{x}-\bar{y},\bar{y}-\bar{x})$となるから、$\bar{z}^c$は対称$(\lambda\bar{x}^*, \lambda\bar{y}^*)$, 反対称$(\lambda\bar{x}^*, (1-\lambda)\bar{y}^*)$成分のみを扱うものとする。このとき、$\Phi u : \bar{z}^c \to u_{\bar{z}^c}$は線型写像となる。$\bar{z}^{c*} = (\bar{x},\bar{y})^* = (x^*,y^*) - (x^0,y^0)$、$(\bar{x}^*,\bar{y}^0) = (x^*,y^0) - (x^0,y^0)$として、(22)において+を変換の合成$\circ$に置き換えれば、$u_{(\bar{x},\bar{y})^*}(\bar{z}) = u_{(\bar{x}^0,\bar{y}^*)} \circ u_{(\bar{x}^*,\bar{y}^0)}(\bar{z})$となる。定義3.1.6と同様に変換$(f,\psi)$を定義すれば、(33)が成り立ち$u_{(\bar{x},\bar{y}^0)}(\bar{z})$に平行なアフィン直線$A^1$上のアフィン変換である。

$$\lambda_{\bar{z}} = \bar{z}/\bar{z}^* = u_{\bar{z}^{c*}}(\bar{z}) / u_{\bar{z}^{c*}}(\bar{z}^*) = u_{(\bar{x}^*,\bar{y}^0)}(\bar{z}) / u_{(\bar{x}^*,\bar{y}^0)}(\bar{z}^*)$$
$$= u_{(\bar{x}^0,\bar{y}^*)}(\bar{z}) / u_{(\bar{x}^0,\bar{y}^*)}(\bar{z}^*) \tag{33}$$

なお、$\lambda_{\bar{x}}, \lambda_{\bar{y}}$についても同様に成り立つ。

$u_{\bar{z}^c}(\bar{z})$について、次式が成り立つ。

$$u_{(\bar{x}^*,\bar{y}^0)}(\bar{z}^*) = u_{(\bar{z}^*,\bar{y}^0)}(\bar{x}^*)$$
$$u_{(\bar{z}^*,\bar{x}^0)}(\bar{y}^*) = u_{(\bar{y}^*,\bar{z}^0)}(\bar{z}^*) \tag{34}$$
$$u_{(\bar{y}^*,\bar{z}^0)}(\bar{x}^*) = u_{(\bar{x}^*,\bar{z}^0)}(\bar{y}^*)$$

これより、$u_{(\bar{x}^*,\bar{y}^0)}(\bar{z}^*)$は$\bar{x}^*, \bar{z}^*$について対称であり、2変数の場合と式の構造が同一となる。従って、$u_{(\bar{x}^*,\bar{y}^0)}(\bar{z}^*) = u_{\bar{x}}(\bar{z}^*)$と表すことができ(34)は全て1つのアフィン直線に平行なベクトルである。(33)と定理3.1.8を用いて、以下の補題が成り立つ。

[補題3.2.3] 双線型写像$u(x,y,z)$の作る$u_{(\bar{x},\bar{y}^0)}(\bar{z})$に平行なアフィン直線$A^1$上のアフィン変換を考えれば、次が成り立つ。$\lambda_{\bar{x}} \cdot \lambda_{\bar{y}}$, $\lambda_{\bar{y}} \cdot \lambda_{\bar{z}}$についても同様である。

$$\lambda_{\bar{z}} \cdot \lambda_{\bar{x}} = u_{\bar{z}^{c*}}(\bar{z}) / u_{\bar{z}^{c*}}(\bar{z}^*) \cdot u_{\bar{x}^{c*}}(\bar{x}) / u_{\bar{x}^{c*}}(\bar{x}^*)$$
$$= u_{(\bar{x},\bar{y}^0)}(\bar{z}) / u_{(\bar{x}^*,\bar{y}^0)}(\bar{z}^*) \tag{35}$$

次に、以下のベクトル$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z})$を考え、

$$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z}) = u_{\bar{x},\bar{y}}(z) - u_{\bar{x},\bar{y}}(z^0) = u_{\bar{x},y}(\bar{z}) - u_{\bar{x},y^0}(\bar{z}) \tag{36}$$

これに平行なアフィン直線A^1を考える。$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z})$は以下の性質をもつ。ここに、(38)~(40)はすべての$\bar{x},\bar{y},\bar{z}$の組合せについて成り立つ。

$$u_{\bar{x}^*,\bar{y}^*}(\bar{z}^*) = u_{\bar{y}^*,\bar{z}^*}(\bar{x}^*) = u_{\bar{z}^*,\bar{x}^*}(\bar{y}^*) \tag{37}$$

$$u_{\bar{x}^*,\bar{y}^*}(\bar{z}) = u_{\bar{y}^*,\bar{z}}(\bar{x}^*) = u_{\bar{z},\bar{x}^*}(\bar{y}^*) \tag{38}$$

$$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z}^*) = u_{\bar{y},\bar{z}^*}(\bar{x}) = u_{\bar{z}^*,\bar{x}}(\bar{y}) \tag{39}$$

$$u_{\bar{x}^*,\bar{y}}(\bar{z}) = u_{\bar{y},\bar{x}^*}(\bar{z}) \tag{40}$$

$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z}) = u_{\bar{x}}(\bar{y},\bar{z})$であるから、$\Phi u : \bar{x} \to u_{\bar{x}}$を考えれば線型写像となり、(23)より$u_{\bar{x}}(\bar{y},\bar{z}) = u_{\lambda_{\bar{x}}\bar{x}^*}(\bar{y},\bar{z}) = \lambda_{\bar{x}} \cdot u_{\bar{x}^*}(\bar{y},\bar{z})$となる。$\lambda_{\bar{x}}$により、定義3.1.6と同様に変換$(f,\psi)$を定義すれば、次式が成り立ち$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z})$に平行なアフィン直線$A^1$上のアフィン変換となる。

$$\lambda_{\bar{z}} = u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z}) / u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z}^*)$$
$$= u_{\bar{x}^*,\bar{y}}(\bar{z}) / u_{\bar{x}^*,\bar{y}}(\bar{z}^*) = u_{\bar{x}^*,\bar{y}^*}(\bar{z}) / u_{\bar{x}^*,\bar{y}^*}(\bar{z}^*) \tag{41}$$

なお、(41)は$\lambda_{\bar{x}}, \lambda_{\bar{y}}$についても成り立つ。(41)と定理3.1.8を用いて、以下の補題が成り立つ。

[補題3.2.4] 双線型写像$u(x,y,z)$の作る$u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z})$に平行なアフィン直線$A^1$上のアフィン変換を考えれば、以下の表現が成り立つ。

$$\lambda_{\bar{x}} \cdot \lambda_{\bar{y}} \cdot \lambda_{\bar{z}}$$
$$= u_{\bar{x}^*,\bar{y}^*}(\bar{z}) / u_{\bar{x}^*,\bar{y}^*}(\bar{z}^*) \cdot u_{\bar{y}^*,\bar{z}^*}(\bar{x}) / u_{\bar{y}^*,\bar{z}^*}(\bar{x}^*) \cdot u_{\bar{z}^*,\bar{x}^*}(\bar{y}) / u_{\bar{z}^*,\bar{x}^*}(\bar{y}^*)$$
$$= u_{\bar{x},\bar{y}}(\bar{z}) / u_{\bar{x}^*,\bar{y}^*}(\bar{z}^*) \tag{42}$$

[補題3.2.3], [補題3.2.4]より次が成り立つ。

[定理3.2.5] 効用関数$u(x,y,z)$が2側面独立であれば、双線型写像とみなすことができ、$u(x,y,z)$について次

のような表現が成り立つ。

$$u(x,y,z) = u(x,y^0,z^0) + u(x^0,y,z^0) + u(x^0,y^0,z)$$
$$+ \lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}}\, u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*) + \lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}}\, u_{(\tilde{z}^*,\tilde{x}^0)}(\tilde{y}^*) + \lambda_{\tilde{z}}\cdot\lambda_{\tilde{x}}\, u_{(\tilde{x}^*,\tilde{y}^0)}(\tilde{z}^*)$$
$$+ \lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}}\, u_{\tilde{x}^*,\tilde{y}^*}(\tilde{z}^*) \qquad (43)$$

4. 積 分 の 構 成

(43)を積分とみなすことを考える。(43)の右辺第1~3項について以下のことがいえる。

[4.1] (43)の右辺第1項は、$u(x^0,y^0,z^0)=0$とすれば、

$$u(\tilde{x},\tilde{y}^0,\tilde{z}^0) = u(x,y^0,z^0) - u(x^0,y^0,z^0) = \lambda_{\tilde{x}}\cdot u(\tilde{x}^*,\tilde{y}^0,\tilde{z}^0) \qquad (44)$$

と表すことができる。これは、$u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x})$に平行なアフィン直線上の点である。$u(\tilde{x}^0,\tilde{y},\tilde{z}^0)$, $u(\tilde{x}^0,\tilde{y}^0,\tilde{z})$も同様。

2つのアフィン直線上で、積分を設定することにより(43)を考える。ここでは、$u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x})$に平行なアフィン直線の場合のみを示す。集合$K=\{XY,YZ,ZX\}$のべき集合を$\Xi$とすれば、$(K,\Xi)$は可測空間になる。ここで、$K$の要素に対しアフィン直線の基底ベクトルを対応させ、以下のように区間と同一視する。

$$\{XY\} \rightleftharpoons u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*) \rightleftharpoons [\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}},\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}]$$
$$\{XY,YZ\} \rightleftharpoons u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*) + u_{(\tilde{z}^*,\tilde{x}^0)}(\tilde{y}^*) \rightleftharpoons [\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}},\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}] \cup [\mathbf{y}_{\tilde{z}^{*0}},\mathbf{y}_{\tilde{z}^*}]$$
$$\{XY,YZ,ZX\} \rightleftharpoons u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*) + u_{(\tilde{z}^*,\tilde{x}^0)}(\tilde{y}^*) + u_{(\tilde{x}^*,\tilde{y}^0)}(\tilde{z}^*)$$
$$\rightleftharpoons [\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}},\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}] \cup [\mathbf{y}_{\tilde{z}^{*0}},\mathbf{y}_{\tilde{z}^*}] \cup [\mathbf{z}_{\tilde{x}^{*0}},\mathbf{z}_{\tilde{x}^*}] \qquad (45)$$

ここに、ベクトルの向きによって、例えば$[\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}},\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}]$は$[\mathbf{x}_{\tilde{y}^*},\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}}]$と表示することもある。

これより、測度mを次のように区間の長さ(基底ベクトルの大きさ)で与えることにより、測度空間(K,Ξ,m)を形成する。このとき、ベクトルの向きによってmは$-$をつけて$-|u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*)|$などと表示する。従って、$m$は実測度となる。

$$m(\{XY\}) = |u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*)| = \mathbf{x}_{\tilde{y}^*} - \mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}}$$
$$m(\{XY,YZ\}) = |u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*) + u_{(\tilde{z}^*,\tilde{x}^0)}(\tilde{y}^*)|$$
$$= (\mathbf{x}_{\tilde{y}^*} - \mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}}) + (\mathbf{y}_{\tilde{z}^*} - \mathbf{y}_{\tilde{z}^{*0}}) \qquad (46)$$
$$m(\{XY,YZ,ZX\}) = |u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*) + u_{(\tilde{z}^*,\tilde{x}^0)}(\tilde{y}^*) + u_{(\tilde{x}^*,\tilde{y}^0)}(\tilde{z}^*)|$$
$$= (\mathbf{x}_{\tilde{y}^*} - \mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}}) + (\mathbf{y}_{\tilde{z}^*} - \mathbf{y}_{\tilde{z}^{*0}}) + (\mathbf{z}_{\tilde{x}^*} - \mathbf{z}_{\tilde{x}^{*0}})$$

次に、アフィン空間での不変量を用いて、Ξでの可測関数について考える。不変量$\lambda_{\tilde{x}}$は上記のように区間が決まっていれば、$\forall\lambda_{\tilde{x}}$に対し(47)を満たす$u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x})$が一意に決まる。

$$\lambda_{\tilde{x}} = u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}) / u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x}^*) \qquad (47)$$

$u_{(\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)}(\tilde{x})$を区間$[\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}},\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}]$と考えれば、(47)は区間$[\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}},\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}]$の中に$\lambda_x$と対応する点$\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}$が存在することと同値である。これより、可測関数の定義を行う。

[定義4.2] 関数$\lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}}$について、$\forall\alpha,\beta$に対し$\lambda_x \geqq \alpha, \lambda_{\tilde{y}} \geqq \beta$を満たす点が$\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}, \mathbf{y}_{\tilde{x}^*} \in [\mathbf{x}_{\tilde{y}^{*0}},\mathbf{x}_{\tilde{y}^*}]$ならば可測とする。$\lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}}$, $\lambda_{\tilde{z}}\cdot\lambda_{\tilde{x}}$も同様である。

単純関数$h=\lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}}1_{\{XY\}} + \lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}}1_{\{YZ\}} + \lambda_{\tilde{z}}\cdot\lambda_{\tilde{x}}1_{\{ZX\}}$を考えれば、(48)よりアフィン直線上の積分を行える。

$$\int h\, dm = \lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}} m(\{XY\}) + \lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}} m(\{YZ\}) + \lambda_{\tilde{z}}\cdot\lambda_{\tilde{x}} m(\{ZX\}) \qquad (48)$$

同様の考え方により、アフィン直線上の点およびもう1つのアフィン直線で積分を行える。そして、これらの積分を全て合成する。さらに、以下の表示を用いて、これをファジィ積分と結び付ける[3]。

[4.3] $\mu(X) = u(\tilde{x}^*,\tilde{y}^0,\tilde{z}^0)$, $\mu(X\cup Y) = u(\tilde{x}^*,\tilde{y}^*,\tilde{z}^0)$, $\mu(X\cup Y\cup Z) = u(\tilde{x}^*,\tilde{y}^*,\tilde{z}^*)$と表せば、$\mu$はファジイ測度である。

[定理4.4] 効用関数$u(x,y,z)$が2側面独立であれば、$u(x,y,z)$が作るアフィン直線上で積分を行うことにより、$u(x,y,z)$について次の表現が成り立つ。

$$u(x,y,z) = \lambda_{\tilde{x}} m(\{X\}) + \lambda_{\tilde{y}} m(\{Y\}) + \lambda_{\tilde{z}} m(\{Z\})$$
$$+ \lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}} m(\{XY\}) + \lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}} m(\{YZ\}) + \lambda_{\tilde{z}}\cdot\lambda_{\tilde{x}} m(\{ZX\})$$
$$+ \lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}} m(\{XYZ\})$$
$$= \lambda_{\tilde{x}}\mu(X) + \lambda_{\tilde{y}}\mu(Y) + \lambda_{\tilde{z}}\mu(Z)$$
$$+ \lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}}\{\mu(X\cup Y) - \mu(X) - \mu(Y)\} + \lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}}\{\mu(Y\cup Z) - \mu(Y) - \mu(Z)\}$$
$$+ \lambda_{\tilde{z}}\cdot\lambda_{\tilde{x}}\{\mu(Z\cup X) - \mu(Z) - \mu(X)\}$$
$$+ \lambda_{\tilde{x}}\cdot\lambda_{\tilde{y}}\cdot\lambda_{\tilde{z}}\{\mu(X\cup Y\cup Z) - \mu(X\cup Y) - \mu(Y\cup Z) - \mu(Z\cup X)$$
$$+ \mu(X) + \mu(Y) + \mu(Z)\} \qquad (49)$$

5. ま と め

本稿では、先ず2側面独立の条件をアフィン変換と対応させて考察した。その結果、2側面独立な効用関数は、双線型写像と見なすことができ、それが生成する空間はアフィン空間になることがわかった。そして、アフィン空間上の独立なアフィン直線上において、可測関数を定義し積分を構成した。これにより、2側面独立な効用関数をファジィ積分として表現できた。

今後、アフィン直線上で定義した測度と集合間の相互作用の関係を考察し、これを定量的に評価する予定である。この上で、本稿で表現したファジィ積分を意思決定問題に適用すれば、それぞれの評価項目間の相互作用を定量的に扱うことができ、意思決定者の選好構造を良好に表現できると思われる。

【参 考 文 献】

[1] 市川編:多目的決定の理論と方法,計測自動制御学会(1980)

[2] 伊原,河田;線型空間 アフィン幾何,岩波基礎数学選書

[3] 室伏,菅野: Choquet積分で表される多属性効用関数,第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集pp.147-150(1990)

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

T4－1（R2）

ファジィ理論を用いた逆カメレオン色問題

Inverse Chameleon Color Problem by Fuzzy Set Theory

小野塚勇詞　　稲村聡　　高木敏幸　　中西祥八郎
Yuji ONOZUKA, Satoshi INAMURA, Toshiyuki TAKAGI and Shohachiro NAKANISHI

東海大学　工学部
Faculty of Engineering, TOKAI University

Abstract : The authors propose a system to determine a louder color on an objective area, so called Inverse Chameleon Color, to the background scene. The system consists of four main processes : a calculation process of the influence based on distance, a calculation process of a rate of full colors, a classification process of hues and a determination process of the Inverse Chameleon Color. The first process calculates a degree of influence baced on distance from the objective area to the points read from a display. The second process calculates a rate of full colors which is included into colors of the points. In the third process, hues of the points are classified 10 hues in Munsell color system by fuzzy set theory and two hues which influence the objec-tive area are selected. The final process determines the Inverse Chameleon Color with reference to the two hues.

1．はじめに

人間は、外界からの様々な情報を多くの器官を通して獲得している。そのなかで最も重要なものは視覚を通して得られる情報である。視覚による情報は、更に対象の大きさ、形、運動、及び色彩などの情報に分けられるが、色彩はなかでも重要な情報の一つである。もしわれわれの視野に色彩がなかったら、情報の量と質は非常に低下してしまう。また、色彩はわれわれの感情をも刺激する力を有しており、人間の生活を豊かにしている。しかし、色彩の計画的使用法はまだ確立されておらず、試行錯誤が繰り返されている状態である。

緊急の際の人命に関わる標識や店の売上に貢献する看板などに用いられている色彩は、他のものより目立ち、人目を引かなければそれ自身の存在意味が低くなる。そこで周囲の色彩に対して目立つ色、すなわち逆カメレオン色を求めるという問題が発生する。一般に、他のものより目立つ色を使わなければならないということはよくあると考えられる。しかし、対象領域の周りには、様々な色が存在するので簡単に目立つ色を求めることはできない。そのため、周囲に対して人の注目を集めることのできる逆カメレオン色が必要となるわけである。

その逆カメレオン色に関係する色の見えやすさ、目立ちの問題に関して2色間の関係はすでに研究報告されている[1]。しかし、多色間ではまだ確立された成果が挙げられていない。ここでは、色という扱いの困難な感覚にファジィ理論を用いて、様々な色が存在するなかで注目される逆カメレオン色を出力するシステムを構築する。

2．色彩の知覚的効果

色の見えやすさはその色と周囲の色との関係によって決まる。背景色とその中の文字の色について考えてみると白い紙の上に書かれた黒い文字はよく見えるが、黄色い文字は見えにくい。このように背景色とその中に置かれた対象の区別が、配色の関係ではっきり見える場合と見えにくい場合とがある[1]。一般に、黒と黄、黒と白のように明度差の大きいものほど見えやすく、反対に黄と白、赤と緑のように明度差の小さいものほど見えにくい。赤と緑のように色相が相反するものでも、明度が類似していると見えにくい。

以上から明らかなように、色の見えやすさは対象と背景の色の明度関係によって影響される。その次に重要なのは彩度差、色相差であるが、対象の色の存在を認めさせるには明度差が最も重要な要因であるので、人目を引く色を求めるには背景色との明度差が大きな色を使えばよいことになる。

また、色には注目されやすいものと、そうでないものとがある。これを色の誘目性という。色の誘目性は無彩色より有彩色の方が、黒より白、青や緑より赤や黄色の方が、彩度の低い色より彩度の高い色の方が高い[2]。つまり誘目性は色のあざやかさに依存すると考えられる。

3．システム構成

3－1．システムの概略

本システムは、様々な色が存在するなかで対象との距

離、明度差、色相を総合的に評価して人目を引く色を決定するものである。本システムは、次の４つの過程より構成される（図１）。

（１）距離的影響度算出プロセス
（２）純色含有割合算出プロセス
（３）色相分類プロセス
（４）逆カメレオン色決定プロセス

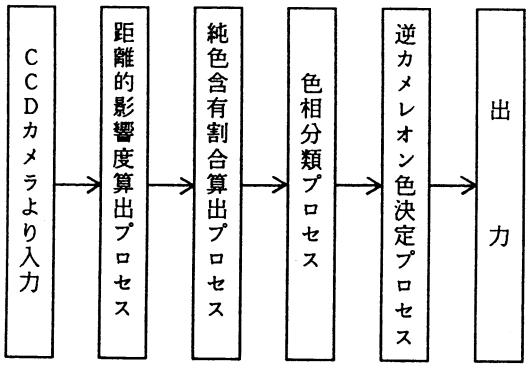


図１　システムの概略

本システムでは、初めにＣＣＤカメラから背景となる場所の領域を読み込んで、モニターに映し出す。それから、対象を置く場所と大きさを決める。このモニターは縦５１２ドット、横６４０ドットで表される。距離的影響度算出プロセスでは、このモニター画面を等間隔の格子状に分割し、その交点において色の３属性である色相、明度、彩度を読み取る。色を読み取った場所から対象領域までの最短距離を計算し、その点の色が対象領域に対して与えている距離的影響度を求める。次いで純色含有割合算出プロセスに入り、その色に含まれている純色の含有割合を求める。色相分類プロセスでは、読み取られた点の色相をマンセル表色系で用いられる１０色相環の１０色に分類する。ここで、対象領域に対して影響をおよぼしている色相を選出する。最後に逆カメレオン色選出プロセスに入り、周囲の色に対してより目立つ色を選出する。

３－２．距離による視覚的影響

対象領域の色彩に対して近くにある色ほど、視覚的にそれに与える影響は大きくなる。したがって、対象の周囲に存在している色は対象領域の色彩に大きな影響を与え、対象領域から離れたところに存在する色はさほど影響を与えない。この点を考慮するために、モニター上に映し出された対象領域をＯとすると、Ｏから色を読み取った点までの最短距離を計算し、その距離をもとに対象領域Ｏに対する距離による影響度を求める。距離の影響度をＤとするとき、各点のＤを次のように定める。

$$D = \frac{\alpha}{\delta + \alpha} \qquad (1)$$

ただし、Ｄ　：　距離による影響度。
α　：　距離による影響が対象領域近辺に比べて半分になると考えられる点までの距離。
δ　：　読み取った点から対象領域までの最短距離。

ここで、αは定数、δは変数である。背景を読み込み、対象領域の大きさを決めた後で、このαを決定する。影響度は区間［0,1］で取り扱い、対象領域Ｏに近ければ近いほど１に近い値になり、遠くに離れるほど０に近くなる。これらの影響度は、人間の視覚的影響を考えた場合、直線ではなく、曲線で求めるべきであると考えられる。式（１）を表したものが図２である。

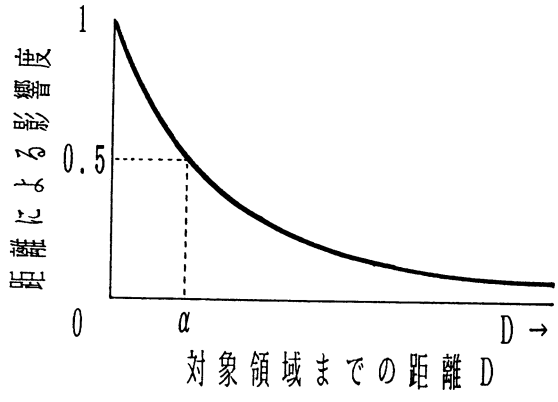


図２　距離的影響度

３－３．純色含有割合

私たちの周囲の色を大きく分けると、白や灰や黒といったような色どりのない無彩色と、赤とかうすい青といったような色どりのある有彩色とに分けることができる。有彩色の場合には、同じ色相でも冴えた色もあれば、くすんだ色もある。このような色つきの度合を彩度というが、同一色相内で彩度の高い色と彩度の低い色を同じ色として扱うことはできない。そのため、各色に対する純色の含有割合を求め、同一色相内での違う色を純色の含有割合に応じた度合をつけて表す。すなわち、あらゆる色は純色と白と黒の適当な混合より表現されるものと考える。ここで純色というのはその色相の中で最も彩度の高い色のことを意味している。

この純色の含有割合を算出するプロセスでは、マンセル色相環の１０色相をさらに細かく分けた４０色相(2.5R,5R,･･･,10RP)の純色を用いている。読み込んだ点の色相はこの４０色相中の一番近い色相の純色を用いて純色含有割合が求められる。その際に等色相断面図（図３）を用いる。

背景領域で等間隔に色を読み込み、その１つの点p_iの色が図３におけるＸ点であった場合、Ｘ点の色の純色

の含有割合ＦＣｉは、次式のように定める。

$$FC_i = \frac{a}{a+b} \qquad (2)$$

ただし、ａ：Ｘ点から明度軸へ垂線をおろしたときの軸までの距離。

ｂ：Ｘ点から純色の点までの距離。

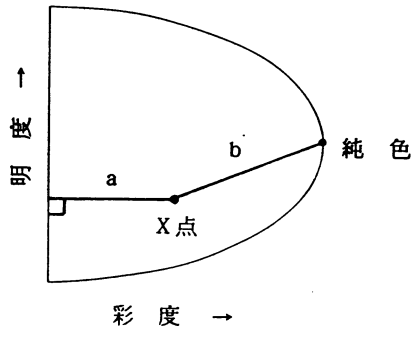


図３　等色相断面図

式（２）および図３より、読み込んだ点の色が明度軸上のとき、つまりその色が無彩色の場合、純色含有割合は０、また読み込んだ点の色が純色のときは当然１となり、プロット点の色の純色含有割合は 区間［0,1］によって表せる。

３－４．色相の分類

任意の色を表す際の彩度と明度に関しては純色含有割合を求めることによって表現できることはすでに述べた。色相に関しては、ここでは一般によく用いられているマンセル色相環の１０色相を使用する。１０個の純色を中心に色相角全体を図４に示すようなメンバーシップ関数でファジィ化する。このようにすることで任意の純色の色相をグレードで表すことができる。すなわち１０個の代表的純色に近い純色のグレードは１に近く、それから遠ざかるにつれてそのグレードの値は小さくなる。このことは任意の色彩を１０色相にファジィ的に分類したことに他ならない。

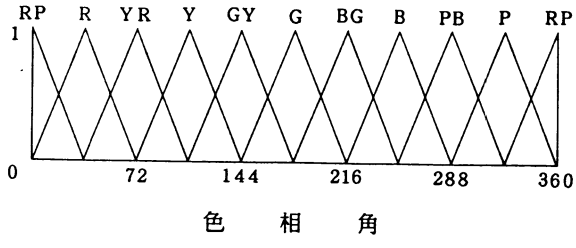


図４　色相のメンバーシップ関数

以上の処理を読み取った全ての点について行い、最初に読み取られた点から最後の点まで、それぞれ属している色相に距離による影響度と純色の含有割合とその色相に属している度合とを考慮した積の値を順時加算していく。そして１０色相の背景に占める割合をそれぞれ求める。 任意の点ｐｉの色を読み込んだときの各色相（赤、橙、…、赤紫）の背景に占める割合は次式によって得られる。

$$S_h = \sum_{i=1}^{n} D_i * FC_i * \mu_h(p_i) \qquad (3)$$

ただし、S_h　：１０色相中の色相ｈの割合の和。

D_i　：点p_iでの対象領域に対する距離の影響度。

FC_i　：点p_iの色の純色含有割合。

$\mu_h(p_i)$：点p_iの色の色相ｈの度合。

このＳｈの値の大きい色相ほど、画面上で多くの面積を占めていると考えることができる。本システムでは、１番面積の大きい色相と２番目の色相が対象領域に最も影響を及ぼしていると考える。

３－５．逆カメレオン色選出

逆カメレオン色の色相、明度の決定方法として表１のデータ[3]を用いる。このデータはある色相に対して他の色相がどれだけ目立つかというデータである。ここには明度差も考慮されている。したがって、逆カメレオン色の色相は、先に求めた対象領域に影響を与えている２つの色相より、表１のデータの値をMAX-MIN演算して選出される。

彩度に関しては、誘目性の高い色の方が注目されやすいので、彩度の高い、鮮やかな色を用いる。したがって、逆カメレオン色の色相角が決定されたら、その色相での彩度の最も高い色を逆カメレオン色とする。

表１　逆カメレオン色選出データ

		対象色									
		赤	橙	黄	黄緑	緑	青緑	青	青紫	紫	赤紫
背景色	赤	0	0.23	0.69	0.30	0.09	0.18	0.23	0.24	0.30	0.09
	橙	0.24	0	0.46	0.07	0.33	0.43	0.47	0.45	0.54	0.33
	黄	0.69	0.39	0	0.39	0.78	0.87	0.91	0.91	0.98	0.71
	黄緑	0.30	0.06	0.39	0	0.39	0.50	0.52	0.51	0.60	0.41
	緑	0.09	0.33	0.79	0.39	0	0.10	0.16	0.16	0.20	0.02
	青緑	0.19	0.43	0.87	0.49	0.09	0	0.04	0.05	0.12	0.08
	青	0.24	0.47	0.93	0.54	0.16	0.04	0	0.02	0.06	0.14
	青紫	0.24	0.47	0.94	0.54	0.14	0.10	0.02	0	0.06	0.15
	紫	0.28	0.52	1.00	0.58	0.22	0.09	0.05	0.06	0	0.19
	赤紫	0.11	0.33	0.79	0.41	0.21	0.04	0.14	0.14	0.20	0

4．実験結果

次に、実験結果を示す。図５はＣＣＤカメラより読み込んだ背景となる場所の領域である。本実験では、対象



図５　背景画面

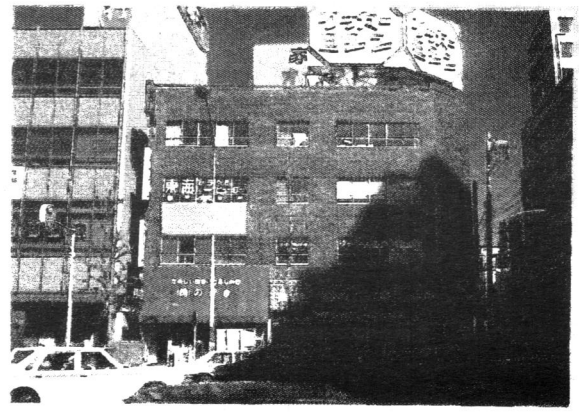


図９　逆カメレオン色出力後の画面

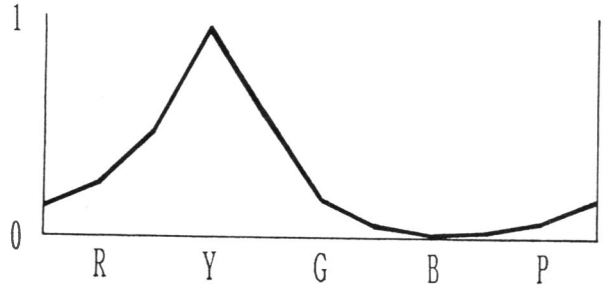


図６　背景色青の場合の各色相における目立ちの度合

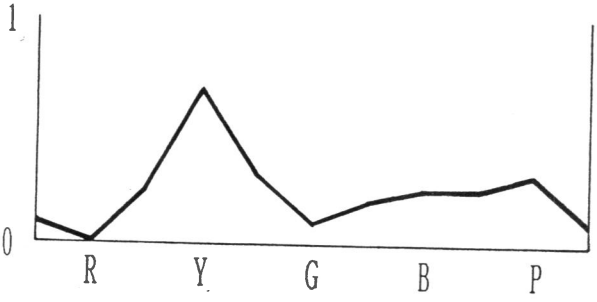


図７　背景色赤の場合の各色相における目立ちの度合

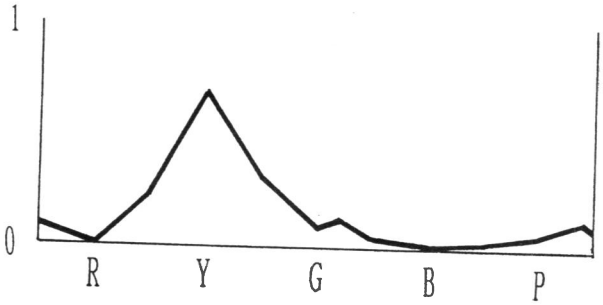


図８　MIN演算後の目立ちの度合

領域を青いビルの向かって左側の２階と３階の窓の間に設け、大きさは窓ガラス５枚分とした。そして、距離による影響度を求める際のαをモニター画面上で１００ドットと設定した。これは、対象領域から１００ドット離れた点の色は、対象領域近辺の色に比べて対象領域に与える距離による影響度が半分になると考えたからである。

以上の条件で本システムを用いて実験した結果、対象領域に影響を及ぼしている色相は青、赤と選出された。したがって、表１のデータの青、赤の値より図６，図７が構成され、MIN演算をしたものが図８である。この図８のMAXをとった点の色相、黄色(5Y8/14)が逆カメレオン色として選出された。この色を対象領域に出力したものを図９に示す。この黄色は周りに存在している多くの色に対して十分目立っていると考えられる。

５．まとめ

本稿では、ファジィ理論を用いて様々な色が存在する中でより目立つ色を出力するシステムを提案した。本システムでは色彩学でまだ確立されていない多色間での色の取り扱いにファジィ理論を用いた。その結果、多くの色が存在する中でより人目を引く色を求めることができた。したがって、多色の中での目立つ色を求める際に本システムは有効であると考えられる。

参考文献

［１］塚田 敢、色彩の美学、紀伊國屋書店（1978）
［２］千々岩 英彰、色彩学、福村出版（1983）
［３］大島 正光、色彩調節、技報堂（1953）
［４］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）
［５］日本規格協会、ＪＩＳハンドブック 色彩（1986）

T4－2（R2）

ファジィ理論を用いた色彩計画

Color Planning by Fuzzy Set Theory

西山太一　稲村聡　高木敏幸　中西祥八郎
Taichi NISHIYAMA, Satoshi INAMURA, Toshiyuki TAKAGI and Shohachiro NAKANISHI

東海大学　工学部
Faculty of Engineering, TOKAI University

Abstract : The authors propose a system to plan a color arrangement in a space such as a room and office. The system consists of three main processes : a calculation process of dominant colors of the space, a determination process of harmony colors for a determined dominant color, and an adjustment process of resultant colors in the color arrangements of the display. The first process chooses ten dominant colors of the space which are calculated from linguistic representation by fuzzy set theory. In the second process, harmony colors for a color determined at the first process are calculated by Moon-Spencer's theory taking account of area effect and restraint of harmony areas by linguistic representasion. If user hopes some alteration in the resultant color arrangement presented on CRT dispay, it is able to adjusted to the user's liking color arrangement by fuzzy set theory in the third process.

1．はじめに

近年、色が人間の心理や、生理的作用に多大な影響を与えるということが理解され、色の持つ重要性が見直されてきた。色彩計画は、その色の働きを利用してオフィスや部屋などの空間の配色を計画することである。色彩計画において、その計画対象物に抱いているイメージにふさわしい配色を行うことは必要かつ重要なことである。また、その配色を考える場合に色彩調和の概念を考慮に入れる必要がある。

実際、空間の配色を計画する方法としては、色見本を見せてどの色がよいか選ばせて組み合わせる方法や、計画対象に抱いているイメージを言語によって表現し、そのイメージにふさわしい色の組合せを行う方法などがあるが、一般的に言語的表現がよく用いられる。しかし、言語的表現にも色名で表現する方法や、「かわいい」とか「落ち着いた」などのように表現する方法がある。そして、その言語に「少し」や、「かなり」などの修飾語をつけることによって色を表現する言語は、数百に及んでいる。また、言語にはあいまいさが内包されているために、言語的表現を処理するシステムを構築するのは非常に困難であった。そこで、本稿では色彩を対象として、言語的表現からイメージされる空間の配色計画を取り扱う。この空間配色計画は本来工学的応用が困難とされてきた色彩と言語の２つの概念をファジィ理論を導入することによって言語的表現を処理し、イメージにふさわしく、色彩調和を考慮した空間の配色を計画するシステムを提案する。

2．色彩調和論

2－1．ムーン・スペンサーの色彩調和論

ムーン・スペンサー（ＭＳ）の色彩調和論[1]は、色彩学における色彩調和の代表的な理論である。ＭＳは色の三属性（色相･明度･彩度）について知覚的にマンセル色空間を等歩度的に取り扱うために、独自な色空間ω空間を設定し、それによって色彩調和の幾何学的表現をしている。ＭＳの色彩調和論では調和している色の組合せは以下のときに得られると仮定した。

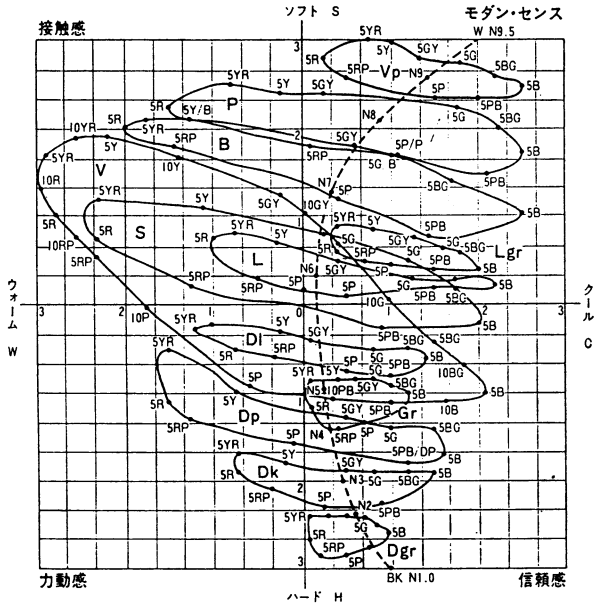
（１）　２色間の差があいまいでないこと。
（２）　ω空間の上で、簡単な幾何学的関係に位置するように選ぶこと。

全ての色はこの色彩調和論で調和色または不調和色に分類されている。明度一定平面および色相一定平面において調和色は同一（Identity）･類似（Similarity）･対比（Contrast）の３つの領域に分類される。不調和色も第１不明瞭（First ambiguity）・第２不明瞭（Second ambiguity）・眩輝（Glare）の３つの領域に分類されており、この２つの平面から色の組合せの調和、不調和領域を明確に分けている。

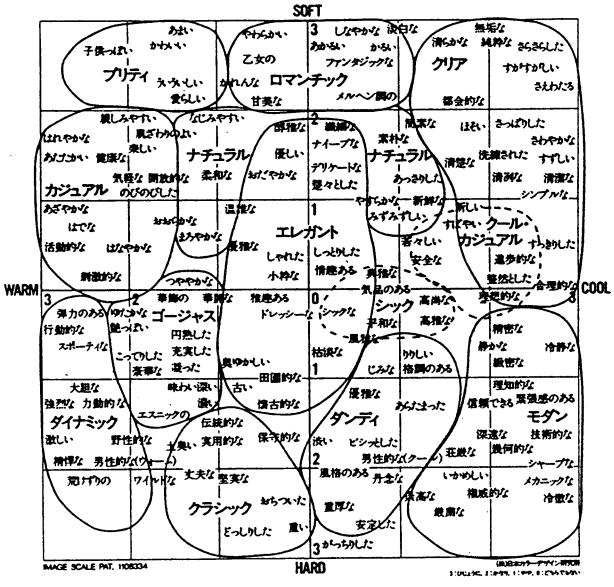
3．イメージスケール

色彩の記述方法としてＣＩＥ表色系における視感反射率と色度座標を用いて表す方法や、マンセル表色系における色相と明度および彩度を用いて表す方法などがあるが、その中の一つに色相と色調によって表現する方法が

ある。しかし、その表現した色がどのような印象を人々に与えるかについてはまだ組織的に解明されていない。



第１図　カラーイメージスケール



第２図　言語イメージスケール

そこで、カラー・イメージ調査に基づき１０色相、１２トーンのイメージを系統的に解析して行くと、どの色彩も第１図に示すような「WARM-COOL」と「SOFT-HARD」の２つの因子を定量化したイメージスケール[2]上に位置づけられる。第１図のカラーイメージスケールにおいて、Ｖトーンの色彩はスケール上いっぱいに広がっている。このことから、Ｖトーンの色彩は色相によってイメージがかなり異なっていることがわかる。また、Ｇｒトーンや Ｄｇｒトーンはスケール上の中央に集まっていることから、色相によるイメージの違いは殆どないことがわかる。

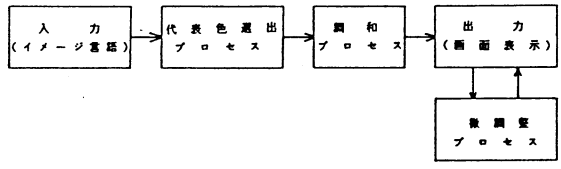
我々が色に抱くイメージにはある共通の感覚がある。それを形容詞で表し色との結び付きを研究し、スケール化したのが第２図に示す言語イメージスケールである。第１図と第２図は同じ尺度のスケール上であるので、同位置にある色と言葉は、ほぼイメージが一致している。つまり、色⇄言葉というイメージの関係が成立している。

４．　システム構成

４－１．システムの概略

本システムは、空間の配色を行うときにその空間に対して抱いているイメージを言語で表現したもの（イメージ言語）から空間の配色を計画するシステムである。本システムでは、計画対象を部屋とし、天井と壁の色を同色とした３色配色（壁、床、家具）を取り扱う。また、部屋の中で最も面積の割合を大きく占めている壁の色をその部屋におけるイメージ代表色とする。そして、床および家具の色は、壁の色に調和している色としている。

本システムの概略を第３図に示す。本システムは次の３つの過程から構成されている。



第３図　システム構成図

１）代表色選出プロセス：　入力されたイメージ言語からイメージ代表色（壁の色）の色相、色調をファジィ理論を用いて推論を行い、その推論結果を壁の候補色として出力する。

２）調和プロセス：　依頼者が選んだ壁の候補色に対して、面積効果を考慮したＭＳの色彩調和論を用いて、床の色、家具の色を選出する。

３）微調整プロセス：　出力された部屋の配色を依頼者の好みの色に調整し、再度部屋の配色を出力する。

４－２．データベース

本システムは、空間配色に用いられるイメージ言語から配色を計画することを目的としている。そこで、本システムでは言語イメージスケールの中にある１７４の言葉を言語データベースとしている。また、カラーイメージスケール上に存在する無彩色を除いた、１０色相、１２トーンの１２０色をカラーデータベースとしている。

４－３．配色計画手順

本システムが取り扱う部屋の配色計画の手順を以下に

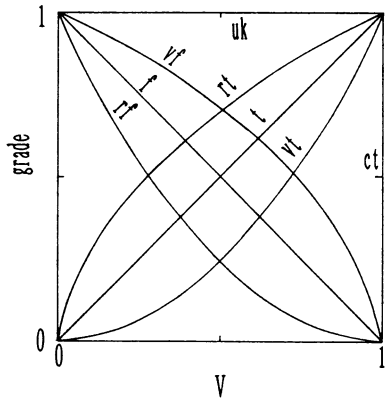
記す。

STEP1

はじめに部屋全体のイメージをイメージ言語の中から選択し、その言語にかかる修飾語を（１）やや，（２）少し，（３）普通，（４）かなり，（５）強烈に の５つの中から選択する。この修飾語がついたイメージ言語が本システムの入力となる。

STEP2

本システムは、STEP1で入力されたイメージ言語と壁の色の色相と色調との関係をあいまいな真理値を持つ条件命題で記述している。また、このあいまいな真理値を言語的真理値で表現する。言語的真理値は、第４図に示すように、真理値空間[0,1]の上で定義されたあいまい集合であり、true, very trueなどの名前で呼ばれている[3]。



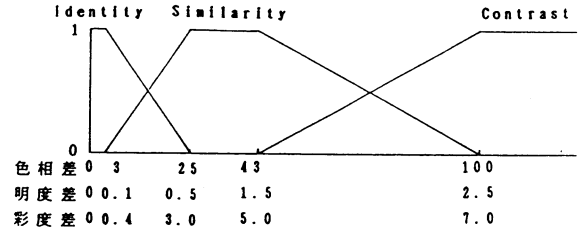
vt : very true	vf : very fault
t : true	f : fault
rt : rather true	rf : rather fault
ct : completely true	uk : unknown

第４図　言語的真理値

また、言語的真理値の論理演算法として、α－カットの概念を用いて言語的真理値を区間集合に変換する。ここで、言語的真理値のα－カットの上限は常に1.0なので、STEP1 で入力されたイメージ言語にかかる修飾語の度合をα－カットの下限値としている。そして、この演算によって求められた区間が推論結果であり、真に近い値が推論された色となる。そこで、真に近い値を壁の候補色として１０色抽出し、出力する。

STEP3

ＭＳの色彩調和論では調和・不調和の領域を明確に分けている。しかし、色は連続的に変化するものであり領域を明確に分けることはできない。本システムでは、調和・不調和領域を第５図に示すようなメンバーシップ関数を用いて、調和・不調和領域をファジィ化する[4]。そして、この調和・不調和をファジィ化したＭＳの色彩調和論を用いて、STEP2で依頼者が選出した壁の色に対して調和している床の色および家具の色をそれぞれ１０色選出する。ここで、床の色は入力時のイメージ言語が第２図に示す言語イメージスケールのどのカテゴリーに含まれているかによって調和領域を制限し、壁と床の面積の比率を４：１として面積効果を考慮した調和色を床の色として選出する。家具の色は、壁の色と床の色に対して調和している色を選出している。



第５図　調和・不調和領域のメンバーシップ関数

STEP4

STEP2およびSTEP3で選出された壁・床・家具の色の組合せを配色パターンとして画面に出力する。そして、その出力された配色パターンの中から依頼者が好みの配色を決定する。

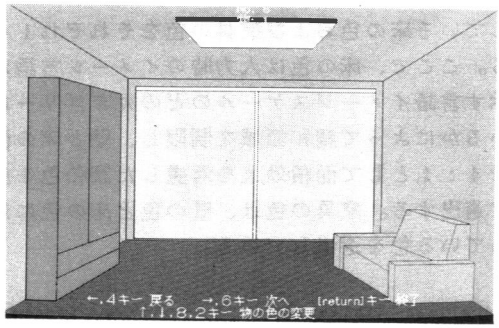
STEP5

今までの過程で選出される色はカラーイメージスケール上に位置づけられる１０色相・１２トーンの１２０色である。しかし、これらの色だけで依頼者の満足のいく色が存在するとは限らない。そこで、STEP4で決定した配色パターンの中で、調整したい場所の色をどの程度変化させたいのかを色あい、明るさ、鮮やかさを用いて表現する。そして、その表現した色あい、明るさ、鮮やかさの修飾語の度合をファジィ理論を用いて評価し、その色の調整を行う[5]。

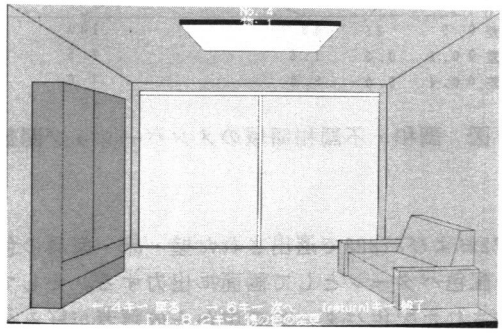
5．実験

ここで、本システムを用いた実験結果を第６図に示す。ただし、この出力画面において、画面左にあるタンス、窓および蛍光灯の色は固定された色となっており、後述の家具の色とは画面右のソファの色を示している。

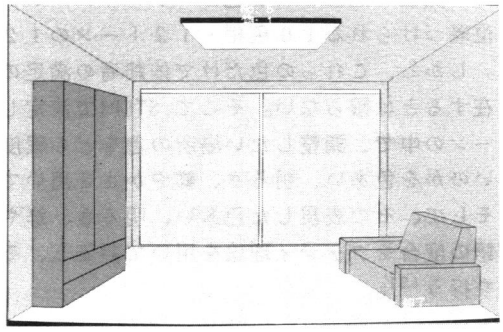
本システムの入力として「さわやかな」と「クリアな」および「ロマンチックな」という３語のイメージ言語とそれらのイメージ言語にかかる修飾語としてそれぞれ、「かなり」と「普通」および「普通」を入力する。第６図（ａ）がそのときの出力画面である。そのときの壁、床および家具の色を色名およびマンセル表色系の色の三属性を用いて第１表に示す。第６図（ａ）において、壁および床の色は明るい青系統の色で彩られているが、これは、イメージ言語の「さわやかな」と「クリアな」が反映されていると考えられる。また、「ロマンチックな」というイメージ言語は、家具の色（ソファの色）に反映



（ａ）



（ｂ）



（ｃ）

第６図　本システムを用いた実験結果

第１表　第６図（ａ）の実験結果

入力	かなりさわやか クリアな ロマンチックな
壁の色 (H_1, V_1, C_1)	うすあさぎ (180, 9, 2)
床の色 (H_2, V_2, C_2)	水色 (216, 8, 4)
家具の色 (H_3, V_3, C_3)	象牙色 (72, 9, 2)

第２表　第６図（ｃ）の実験結果

入力	強烈にかわいい ういういしい わずかにやさしい
壁の色 (H_1, V_1, C_1)	象牙色 (72, 9, 2)
床の色 (H_2, V_2, C_2)	紅桜色 (324, 9, 2)
家具の色 (H_3, V_3, C_3)	浅あおみどり (180, 8, 4)

していると考えられる。また、第６図（ｂ）に示すような他の配色パターンが用意されている。

第６図（ｃ）は、他の入力言語として「ういういしい」と「かわいい」および「やさしい」というイメージ言語にそれぞれ「普通」、「強烈に」および「わずかに」という言葉で修飾された言語を入力した場合の出力結果である。その色名および色の三属性を第２表に示す。この配色パターンでは、「かわいい」と「ういういしい」の言葉によって、部屋全体が明るく鮮やかさの少ない色彩によって彩られている。また、この出力結果も前例と同様に、他の配色パターンが用意されている。

６．　まとめ

あいまいさを内包している言語的表現をファジィ理論を用いて処理し、空間の配色を計画するシステムを提案した。本システムは依頼者の選択によって依頼者の嗜好を考慮している。その結果、依頼者が抱いているイメージにふさわしい配色を計画することができたと考えられる。今後の課題として、依頼者の嗜好による言語的真理値の学習が挙げられる。

参考文献

［１］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）

［２］小林重順：カラーイメージスケール，講談社(1990)

［３］Tsukamoto, Y.：Fuzzy logic based on Lukasiewicz logic and its applications to diagnosis and control, Doctral Dissertation, Tokyo Institute of Technology, (1979)

［４］稲村、高木、中西：嗜好を考慮したファジィ色彩調和，第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，481/484（1990）

［５］井関、中西：ファジィ理論を用いた言語による色彩混色，第５回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，331/336（1989）

T4－3（R2）

ファジィ理論を用いた言語的調和配色システム

LINGUISTIC HARMONY COLOR ARRANGEMENT SYSTEMS BY FUZZY SET THEORY

稲村　聡　　高木 敏幸　　中西祥八郎
Satoshi INAMURA　　Toshiyuki TAKAGI　　Shohachiro NAKANISHI

東海大学　工学部
Fuculty of Engineerring. TOKAI University

Abustract: The authors propse a system to determine harmony color arrangements taking into account of the personal taste by linguistic representations. The system consists of three maine processes: 1) a process determining image areas, 2) a process determining image color arrangments, 3) a process determining harmony color arrangments. In the first process, a color space areas depended on the lingustic reprnsentation are determined by fuzzy set theory. The second process determins fit color arrangments by the inputs of the lingustic reprnsentation for color image. Harmony color arrangments are determined by the final process, and the resultant color arrangments are shown on CRT display.

1．はじめに

色彩の組み合せ、いわゆる配色の調和判断を人間は好みや経験から行っている。この好みや経験は色彩調和[1,2]においてとても重要な要因である。しかし、今日までの色彩学における色彩調和では、好みや経験は考慮されていない。なぜなら、好みや経験はあいまいな情報であるため定量的に取り扱いが困難なものであった。また、配色や色彩の好みや経験を表現するとき、実際色彩を表示する方法や色名を用いて表現する他、言語を用いた表現が多く用いられている。この言語表現は、言語そのものがあいまい性を含んでいて、これも定量的に取り扱いが困難である。そこで、あいまいな情報を処理するのに適しているファジィ理論を用いて、被験者の嗜好を言語的に入力して最も被験者に適する調和配色を決定するシステムを構築する。

2．色彩調和論

2－1．ムーン・スペンサーの色彩調和論

ムーン・スペンサー（ＭＳ）の色彩調和論[3]は、色彩学における色彩調和の代表的な理論である。ムーンとスペンサーが、色の三属性（色相･明度･彩度）について知覚的に等歩度性をもたせようとした独自な色空間ω空間を設定し、それによって色調和の定量的表現を試みている。ω空間はマンセル色空間と対応がついている。配色には快いものとそうでないものがあり、快い配色は美的な価値が高く、それを調和という。ＭＳの色彩調和論では快い色の組み合せは、次のときに得られるとした。

（1）2色間の差があいまいでないこと。
（2）ω空間の上で、簡単な幾何学的関係に位置するように選ぶこと。

全ての色はこの色彩調和論で仮定された上で調和色、または、不調和色に分類された。なお、調和色は次の3つの領域に分類される。

（1）同一(identity)
（2）類似(similarity)
（3）対比(contrast)

不調和色もまた、次の3つ領域に分類される。

（1）第1のあいまいな関係(first ambiguity)
（2）第2のあいまいな関係(second ambiguity)
（3）眩輝(glare)

3．色彩の表現方法

日常我々が色彩を表現する方法には、色々な手段が考えられる。例えば色彩学では、表色系や色名などをその手段としている。表色系は心理物理色を表示する「混色系」と知覚色を表示する「顕色系」の2つに大別できる。まず混色系は色彩を精神物理量と見なし、「色刺激」の特性によって表現する方法である。また、顕色系は色彩を「色知覚」の「3属性」に基づいて配列し、色彩の見え方が等歩的になるように調整した後で、尺度値を付けて表現する方法である。また、色名は、その色彩の表示及び伝達手段として日常的にもよく用いられている。色名は系統色名、慣用色名の2つに大別できる。系統色名は有彩色、もしくは無彩色の基本色名に修飾語を付け加えることにより表す方法である。また、慣用色名は周囲

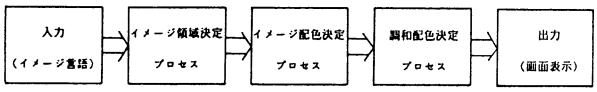
の物体になぞられた色彩の呼称方法も併せて一般に用いられている。色彩学にこだわらずに色彩を表現する手段としては、色彩をイメージとして表す方法がある。例えば、「暖かい色」とか「冷たい色」とか「情熱的な色」などのような表現である。本稿では、この様な言語をイメージ言語と呼び、色名とは区別して用いる。色や色彩に関するイメージを表現するのにこのような言語が一般に用いられている。本システムは色彩を表するのに一般的に用いられている色名やイメージ言語等の言語的表現で入力できる様に構成されている。

4．システム構成

4－1．システムの概略

本論文で提案するファジィ色彩調和システムは、配色に対する被験者個人の好み、もしくは調和配色に対するイメージを言語的に入力することにより、被験者個人のイメージに適するような調和配色を決定するものである。本システムは第1図に示すように次の3つのプロセスから構成されている。

1）イメージ領域決定プロセス
2）イメージ配色決定プロセス
3）調和配色決定プロセス



第1図　　システムの概略図

色彩の好み、もしくはイメージを伝達するとき、一般には言語表現を用いて行うことが多い。初めに入力として被験者の配色に対する好み、もしくはイメージを言語的に入力する。そして第1のプロセスでは、入力されたイメージ言語に対してイメージ配色彩領域をファジィ集合論を用いて決定する。次の第2のプロセスでは、決定されたイメージ言語のイメージ配色領域内の色彩を用いてイメージに適する配色を求める。第3のプロセスでは、第2のプロセスで決定されたイメージ配色が色彩学において調和しているか否かを判断する。この調和判断はムーン・スペンサーの色彩調和論を用いて行う。そして、結果として得られる配色はＣＲＴディスプレイ上に表現される。

4－2．システムデータ

4－2－1．イメージ言語とその領域

本システムの目的は、被験者の配色の好み、もしくはイメージを言語的に入力することにより調和配色を決定することである。この目的のためには、イメージ言語の持つ色彩の領域を決めなければならない。しかし、この領域は表色系などの様に明確には区別できない。イメージ言語の持つ色彩の領域は、色彩学における色彩の感情やイメージ、および色彩に関する専門家の意見を参考にして「ファジィ的に」表現した。また、システムで用いた言語についてはＪＩＳや色彩学で規定されている色名の他、色彩を表現するのに一般的に用いられている言葉をイメージ言語として使用している。

4－2－2．データベース

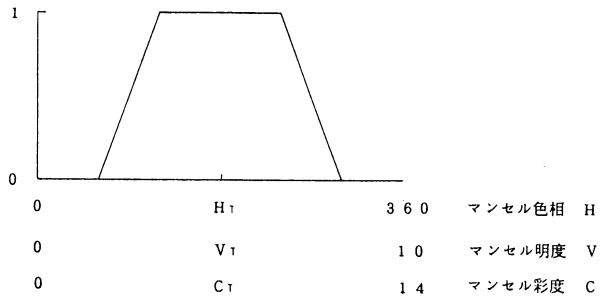
言語に関するデータベースとして言語データベースと色名データベースの2つのデータベースを本システムでは用いている。言語データベースはイメージ言語に対するデータベースであり、色名とは別に好みやイメージを表現するイメージ言語として２１０語を用いている。イメージ言語は色彩空間のおける領域を決めるときに用いられる。この領域は色彩空間内で色名に比してかなり大きな領域を占めている。さらに、これら２１０のイメージ言語で色彩空間のほとんどの領域を網羅することができる。

入力したイメージ言語に適する配色を求める際に、本システムでは、ＪＩＳで規定されている色名の色彩を用いて表現している。色名はイメージ言語が示す色彩空間における領域より小さい領域を表し配色を決めるのに適している。ＪＩＳの色名では、慣用色名と系統色名が規定されており、慣用色名は１９７語、系統色名は２８２語合計で４７９語存在する。そして、この４７９語を本システムの色名データベースとして使用している。

4－3．調和配色決定手順

（Ｐ１）手順１

まず初めの手順として、被験者が色彩の組み合せいわゆる配色の好み、もしくはイメージを言語的にいくつか入力する。入力する言語は言語データベースに存在するものを用いて入力する。そして、入力された各々のイメージ言語は、マンセル色空間においてマンセル色相、明度、彩度の領域を持っている。そして、入力されたイメージ言語のマンセル色相、明度、彩度の領域を第2図のような台形のメンバーシップ関数でファジィ化する。



第2図　　色彩領域に用いたメンバーシップ関数

（Ｐ２）手順２

いくつか入力されたイメージ言語の色彩領域はイメージ配色領域と呼び、マンセル色相、明度、彩度各々のメ

ンバーシップ関数の積をとり決定される。そして、マンセル色空間においてマンセル色相、明度、彩度の共通集合が入力された言語のイメージ配色領域である。

（Ｐ３）手順３

色彩のイメージ言語には、一般に赤、黄赤、黄の様な色相に関する情報と、色の明るさ、いわゆる明度に関する情報および色の鮮やかさ、いわゆる彩度に関する情報が内包されている。しかし、すべてのイメージ言語がこれら色相、明度、彩度の３属性を内包しているわけではない。例えば「少女っぽい」という表現については「暖色で明度が高い色彩でまとめる」という色相と明度に関する情報を内包しているが、彩度については漠然としている。入力されたイメージ言語の色相、明度、彩度の情報が１つでも漠然としている場合、システムは被験者に情報が不足していると指摘し被験者は、再度好みもしくはイメージを入力する。また、入力したイメージ言語に矛盾があった場合、例えば「明るくて暗い配色」、「暖かくて冷たい配色」というようにイメージ言語においてマンセル色相、明度、彩度それぞれのメンバーシップ関数の積が取れないとき、システムは被験者に矛盾があると指摘し被験者は再度好み、もしくはイメージを入力する。

注：（Ｐ１）、（Ｐ２）、（Ｐ３）はイメージ領域決定プロセスに当たる。

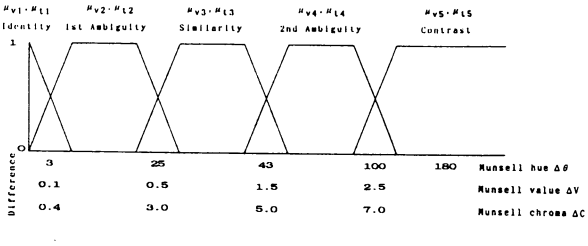
（Ｐ４）手順４

先の手順から決定されたイメージ配色領域から、イメージに適する配色を決定する。イメージに適する配色は、イメージ配色領域内の色彩を組み合わせればイメージ配色になるが、イメージ配色領域内の色彩を組み合わせたパターンは、数多く存在する場合がある。そこで、本システムでは、イメージ配色領域の中心に１番近い色彩を２色配色の一方の色彩とする。そして、この色彩を対象色と呼ぶ。イメージに適する配色は、対象色とイメージ配色領域内の色彩の組み合せとする。

注：（Ｐ４）はイメージ配色決定プロセスに当たる。

（Ｐ５）手順５

これまでの手順で決定された配色は、被験者が入力した好み、もしくは配色に関するイメージを反映したものであり、色彩学において調和している配色とは限らない。



第３図　　調和・不調和領域をファジィ化したメンバーシップ関数

よって、この配色が色彩学において調和配色であるか否かを判断しなければならない。そこで、調和判断をするに当たり、本システムではムーン・スペンサーの色彩調和論を用いる。しかし、ムーン・スペンサーの色彩調和論は調和領域、不調和領域を明確に分類しているが、調和領域、不調和領域を明確に判断することはできない。このため第３図に見られるような調和領域、不調和領域をその領域の中心を中点とする台形のメンバーシップ関数でファジィ化する。

（Ｐ６）手順６

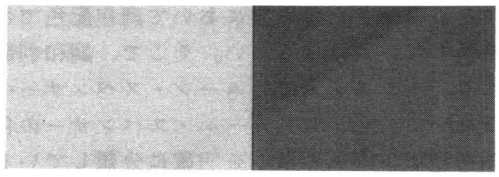
メンバーシップ関数でファジィ化したムーン・スペンサーの色彩調和論（第３図）において、手順４までで決定された配色を調和判断をするが、第３図を見て解かるように調和領域のグレードが１の領域がかなり多くある。そこで、本システムでは、被験者のイメージに適する調和配色に順位を付けた。この順位付は、第３図のメンバーシップ関数でファジィ化したムーン・スペンサーの色彩調和論で、調和領域のグレードが１の中心に近いものから順々に付けられている。そして、１番若い順位の配色が本システムにおける被験者のイメージに適する調和配色である。手順４までで決定された配色が、第３図のメンバーシップ関数で調和領域のグレードが１に含まれないときがある。そのときは、グレードが１に近いものをイメージに適する調和配色とする。そして、この調和配色はＣＲＴディスプレイ上に表示される。もしこの調和配色が、被験者の言語表現したイメージに適さないときは、次の調和配色を提示する。次の調和配色は手順４までに求められた配色であり、本システムにおいてメンバーシップ関数でファジィ化されたムーン・スペンサーの調和論でグレードが１に近い配色が次のイメージに適する調和配色となる。そして、この配色もＣＲＴディスプレイ上に表示する。

注：（Ｐ５）、（Ｐ６）が最後のプロセス、調和配色決定プロセスに当たる。

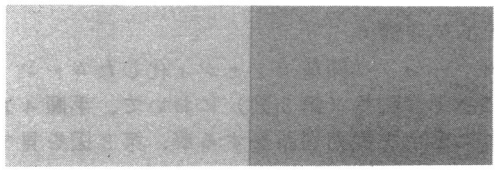
５．実験

本システムを用いて実験した結果を第４図と表１に示す。第４図（ａ）と表１（ａ）に示したものは「スマート」で「スポーティ」という言語を入力した例である。これらのイメージ言語によって得られた配色は、「明るい黄色」と「明るい緑みの青」の組み合せである。この配色は本システムのファジィ化されたＭＳの色彩調和論では、色相一定平面で「類似」に分類され、明度一定平面では「対比」に分類されている。第２の候補として得られた配色は、「卵色」と「明るい青紫」の組み合せである。この配色は本システムにおけるファジィ化されたＭＳの色彩調和論では、色相一定平面で「類似」に分類され、明度一定平面では「対比」に分類されている。

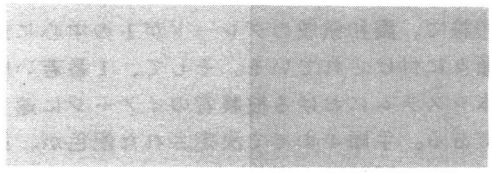
第４図（ｂ）と表１（ｂ）に表示したものは「柔らか



第４図（ａ）　対象色「明るい黄色」に対する
調和色「明るい緑みの青」



第４図（ｂ）　対象色「クリーム黄色」に対する
調和色「若葉色」



第４図（ｃ）　対象色「サーモンピンク」に対する
調和色「明るい黄赤」

第４図　実験結果

表１（ａ）　第４図（ａ）の実験結果

入力イメージ言語	スマート、スポーティ
配　色	対象色　明るい黄色 調和色　明るい緑みの青
対象色　H(θ) V/C 調和色　H(θ) V/C	5Y(108) 8/10 5B(252) 7/8
対象色　R,G,B 調和色　R,G,B	210,184,27 40,106,153

表１（ｂ）　第４図（ｂ）の実験結果

入力イメージ言語	柔らかい、親しみやすい ういういしい
配　色	対象色　クリーム色 調和色　若葉色
対象色　H(θ) V/C 調和色　H(θ) V/C	5Y(108) 8.5/3.5 7GY(151.2) 7.5/4.5
対象色　R,G,B 調和色　R,G,B	189,180,101 113,148,72

表１（ｃ）　第４図（ｃ）の実験結果

入力イメージ言語	温和、陽気、楽しい
配　色	対象色　サーモピンク 調和色　明るい黄赤
対象色　H(θ) V/C 調和色　H(θ) V/C	8R(46.8) 7.5/7.5 5YR(72) 7.5/11
対象色　R,G,B 調和色　R,G,B	202,102,79 208,107,34

い」と「親しみやすい」と「ういういしい」というイメージ言語を入力したときの例である。この３つのイメージ言語によって得られた配色は、「クリーム色」と「若葉色」の組み合せである。この「クリーム色」と「若葉色」の配色はファジィ化したＭＳの色彩調和論における調和判断では、色相一定平面、明度一定平面とも「類似」に分類されている。

第４図（ｃ）と表１（ｃ）に示したものは、「温和」で「陽気」で「楽しい」というイメージ言語を入力した例である。これらの、イメージ言語によって得られた配色は「サーモンピンク」と「明るい黄赤」の組み合せである。そして、この配色はファジィ化したＭＳの色彩調和論における調和判断では色相一定平面では「類似」に分類され、明度一定平面では「類似」に分類されている。

６．結論

本論文ではファジィ集合論を用いて被験者の好みやイメージを言語的入力により好みやイメージに適する調和配色を決定するシステムを提案した。システムで用いた言語データベースは、我々が色彩を表現するときによく用いるもので、また多くの人が共通の受け止め方をしている言語を使用している。その結果、被験者の好みやイメージを言語的に入力すると被験者個人の好みやイメージに適する配色が得られるようになっている。しかし、結果として表示された配色は被験者の好み、もしくはイメージした配色に近いものとして被験者に受け入れられた。

６．参考文献

［１］稲村、高木、中西，ファジィ色彩調和システム，第１回ワークショップ新分野へのファジィ応用講演論文集，pp 30-31，(1991)

［２］稲村、高木、中西，ファジィ理論の色彩調和システムへの応用，電気学会研究会資料，SC-90-21 pp.13-22，(1991)

［３］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，(1980)

T5－1（R2）

組織ネットワーク解析へのファジィグラフ理論の適用

An Application of Fuzzy Graph Theory to Organization Network Analysis

大村　一郎
Ichiro　OHMURA

文理情報短期大学
Bunri Intelligence　College

Abstract: This paper describes an outline a conceptual framework of organization structure based on time dependent fuzzy graph. The purpose for introducing the variable of time is to be able to analyze situations in which structures of the organization change with respect to time. Time dependent fuzzy graph and organization are defined and discussed.

1．はじめに

企業の経営戦略の枠組みは階層型組織構造に示され，それを構成する各々のレベルにおける基本単位（事業所，部，課）が管理の体系を構築している。一方，生産の体系は基本単位を中核とし，その枠組みを越えて，新たに人々を組織することで，生産に関する活動の体系を再編成する。前者を協働体系X（全体集合），後者を公式組織 A（ファジィ集合）と名ずけ，ファジィ理論の適用を図る。企業組織において，XとA の相互関係は予算管理の観点から極めて重要な意味をもち，特に依頼研究，プロジェクト研究，並びに通産省の委託研究にあっては，参加者の帰属の度合いを0と1の間の実数値で明記することが義務ずけられているものである。

特に，数量化された組織構造図には上位管理者の戦略的な意図が構造的なパターンとして表示されている。それゆえ，組織パターンの解析は組織を構築する重要な資料となる。本研究では，特定の協働体系の中から，民生分野を選出し，メンバシップ関数のグレードから，組織のファジィ度，組織エントロピー[1]，ファジィ関係行列，並びにファジィグラフの推移[2,3]を求めた結果について述べる。

2．組織のファジィ数量化

協働体系Xの特徴は，要素 x_i ，i=1,…,n. としての人々の配置が上位管理者の経営戦略的な意図によって決定されることにある。それゆえ，特定の人に注目したとき，その人が何れの基本単位に所属するか，否か，に関しては2値論理が適用しうるとして，特性関数

$$\chi_X : X \rightarrow \{0, 1\}, \quad \begin{matrix} 1, & x \in X \\ 0, & x \notin X \end{matrix} \qquad (1)$$

で記述される。ここで，下位体系 X_k, k=1,…,m. 間の相互関係は，(2) 式のファジィ関係行列で表されると仮定するものである。

$$X = \begin{array}{c|ccc} & X_1 & X_2 & X_3 \\ X_1 & 1 & 0 & 0 \\ X_2 & 0 & 1 & 0 \\ X_3 & 0 & 0 & 1 \end{array} \qquad (2)$$

一方，組織 A_j とは協働体系上に形成されるファジィ事象 A_j として，メンバシップ関数 $\mu_A(X)$

$$\mu_A : X \rightarrow [0, 1] \qquad (3)$$

で特性ずけられるとして，組織 A_j に関するファジィ関係行列は(4) 式で表される（3章参照）。

$$A = \begin{array}{c|ccc} & A_1 & A_2 & A_3 \\ A_1 & 0.25 & 0.15 & 0.09 \\ A_2 & 0.09 & 0.13 & 0.06 \\ A_3 & 0.09 & 0.08 & 0.25 \end{array} \qquad (4)$$

ファジィ集合として，メンバシップ関数のグレードの決定の詳細は省略するが，次のようなファジィ関係で記述することができる。表1は協働体系X＝{x_1, x_2, ‥‥, } が特定の時期に包括的に管理した公式組織 A_4, A_6, A_7と要素 $x_1, \cdots, x_{13}$. との関係を示す。一般に，協働体系は一つの明確な目的を遂行するため，その時々の内外の情況に適合した開発テーマを選択し，それを公式組織 A_j, j=1,…, m.と名づける。協働体系は組織 A_j, を決定して，要素 x_i の中から，組織 A_j を満たす部分集合E＝{ x_i } を選出する。この部分集合Eを全体集合とするメンバシップ関数

$$\mu_{Aj} : E_j \rightarrow [0, 1] \qquad (5)$$

に従って，組織 A_j のメンバシップ関数のグレードを決めるものである。この部分集合 E_j とは，組織 A_j が選択した共通目的に適応しうる個人 x_i の新たな集合として形成され，(5) 式に従って，各々の組織 A_j を特性づけるメンバシップ関数が決定され

表．1　組織とメンバシップ関数のグレード，組織エントロピー，ファジィ度

A x_i	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	$N(A_j)$	$m(A_j)$	M_{Aj}	$\nu(A_j)$
A_4	0.2	0.2	0.2	0.4										4	1.0	0.25	0.78
A_6	0.1	0.2			0.2	0.5	1.0	1.0						6	3.0	0.50	0.48
A_7	0.4	0.4	0.8		0.5				0.7	0.2	1.0	1.0	1.0	9	6.0	0.67	0.58
$\Sigma_j \mu_A$	0.7	0.8	1.0	0.4	0.7	0.5	1.0	1.0	0.7	0.2	1.0	1.0	1.0		10.0		0.21
$\Sigma_j x_i$	3	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	19	10.0	0.53	
x_i	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	13	10.0	0.77	

表．2　組織のファジィ度　d(A)

年度	1.上期	2.下期	3.上期	4.下期	5.上期	6.下期
$\nu(A)$	0.42	0.25	0.38	0.47	0.47	0.21
M_c	0.72/15	0.71/15	0.63/16	0.65/21	0.77/13	0.77/16
M_o	0.45/24	0.47/23	0.44/23	0.45/30	0.53/19	0.50/24
A_1	0.29/10					
A_2	0.56/ 7	0.50/ 8				
A_3	0.57/ 7	0.50/ 8	0.50/ 8	0.50/ 6		
A_4		0.39/ 7	0.35/ 6	0.35/ 6	0.25/ 4	0.33/10
A_5			0.44/ 9	0.45/10		
A_6				0.50/ 6	0.50/ 6	0.50/ 6
A_7					0.67/ 9	0.67/ 9

ることになる。メンバシップ関数のグレードの決定には個人の動的属性による部分集合の族$\xi(X)$を考慮して，ファジィ測度の概念を適用することになるが，ここでは省略する。

表1の太枠内の実数値は組織 A_j のメンバシップ関数のグレードを示す。1行の要素 x_i は当予算期間，当該協働体系が包括する組織 A_j に帰属していた貢献者数（x_1, ‥‥, x_{13}）を示す。5行の$\Sigma \mu_A$ は要素 x_i のグレードの合計(0.7,0.8, ‥‥) で，1.0未満の実数値の要素 x_i は残りが他の協働体系に参加し，体系間の相互作用はこの x_i を媒介として生ずることになる。6行のΣx_i は x_i が帰属する組織 A_j の数を示すもので，x_1はA_4, A_6, A_7の3っの組織に帰属していることを示す。7行の x_i は貢献者を1として計数した値で，その合計は1行の貢献者数(13)と一致することになる。以上の実数値に基づいて，組織のファジィ度d(A)，組織のエントロピー$\nu(A)$，相互依存的な関係などに関するる度合いを算出することができる。

表1の $N(A_j)$ は，組織 A_j の貢献者の合計を表し，(6) 式から算出される値である。

$$N(A_j) = \sum_{i=1}^{n} x_i \qquad (6)$$

また，$m(A_j)$ は

$$m(A_j) = \sum_{i=1}^{n} \mu_{Aj}(x_i) \qquad (7)$$

で与えられ，A_j,のメンバシップ関数のグレードの合計である。M_{Aj}は組織 A_j,のファジィ度d(A)で，

$$d(A_j) = M_{Aj} = \frac{m(A_j)}{N(A_j)} \qquad (8)$$

で与えられ，組織のファジィ化の平均値である。また協働体系が包括した全組織ΣA_j のファジィ化の値は，

$$M_c = \frac{1}{N_c(A)} \left\{ \sum_{j=1}^{m} \sum_{i=1}^{n} \mu_{Aj}(x_i) \right\} \qquad (9)$$

$$M_o = \frac{1}{N_o(A)} \left\{ \sum_{j=1}^{m} \sum_{i=1}^{n} \mu_{Aj}(x_i) \right\} \qquad (10)$$

で与えられる。ここで，(9) 式は表1に示した x_i =13の値，また，(10)式はΣx_i =19の値で(7) 式の$m(A_j)$=10.0を割った値である。(9) 式から算出した値は0.77，(10)式は0.53である。

以上の(9) 式と(10)式から，体系間の相互依存的な関係が算出される。協働体系間の相互作用は，

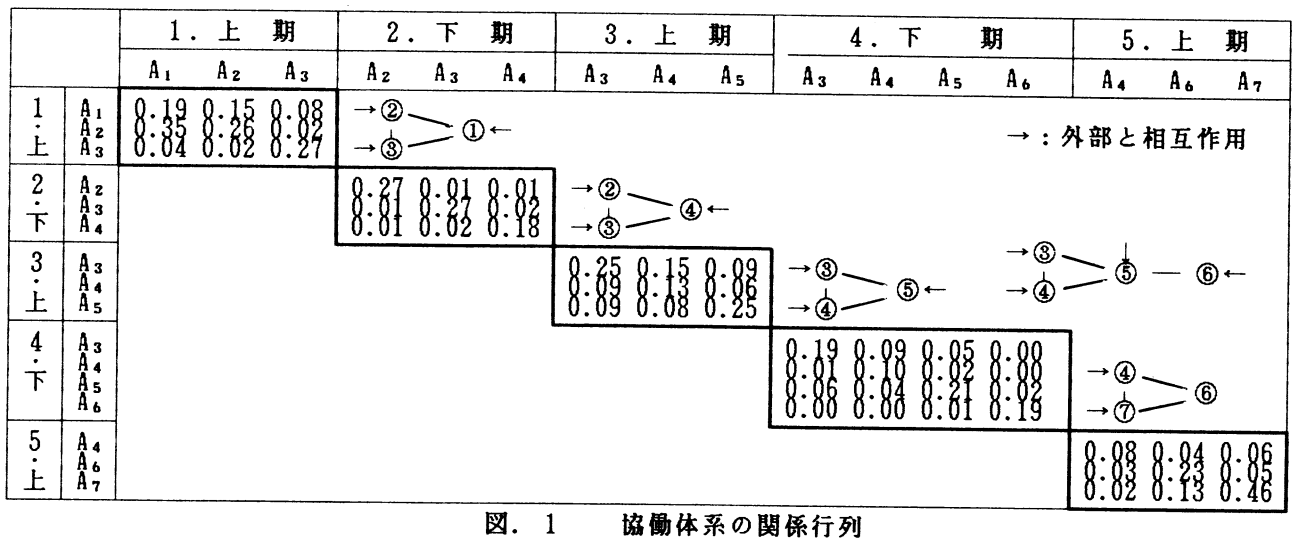
$$R_c = 1 - M_c \qquad (11)$$

で与えられ，表2，5.上期では0.23となる。また，協働体系が包括する組織 A_j 間の相互作用の度合いに関する値は

$$R = M_c - M_o \qquad (12)$$

から求まり，表2，5.上期の場合，0.24となる。また，表1の最後の列の$\nu(A)$ はファジィエントロピーの関係から算出した組織エントロピーで，組織のあいまいさを示す値である。

表2は，表1で算出した値に基づいて，協働体系かが包括する組織 A_j について，予算期（上期，下期）別の推移を$\nu(A)$，M_c ,M_o ，ファジィ度d(A)で示した。例えば，表2，5.上期（A_4, A_6, A_7）の値は表1で算出したもので，0.25/4の0.25は M_{Aj}，/4 は $N(A_j)$,の値て，$\nu(A)$，M_c，M_o は表1で求めた値である。



図．1　協働体系の関係行列

3．組織のグラフ化

3.1　組織の関係行列

協働体系 $X = \{X_1, X_2, \cdots\}$ の下位体系による関係行列には，貢献者を媒介とした相互作用がないとして，(2) 式が導びかれた。だが，組織 A_j が形成されるとき，表1が示すように，貢献者を媒介とした相互作用が新たに発生することになる。

協働体系が包括する予算期別の組織 ΣA_j に関するファジィ関係行列は(13)式で与えられる。

$$R = \begin{array}{c|ccc} i \backslash j & A_1 & A_2 & A_3 \\ A_1 & a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ A_2 & a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ A_3 & a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{array} \qquad (13)$$

(13) 式の要素 a_{ij}に関して，i=j の要素は(14)式で与えられ，

$$a_{ij} = \frac{\sum_{j=1}^{n} \mu_{Aj}(x_i)}{N_c(A)}, \quad i=j \qquad (14)$$

一方，$i \neq j$ は，

$$a_{ij} = \frac{\sum \mu_{Aj}(x_i)}{N_c(A)}, \quad i \neq j, \Sigma\ x_i \text{ の重複} \qquad (15)$$

で与えられる。

図1は(14)式と(15)式から算出した，予算期別の協働体系が包括する，公式組織に関するファジィ関係行列を示す。この図から，協働体系は包括する組織 a_{ij} ，i= j を環境に適応させるため，予算期別にメンバシップのグレードを調整する様子が明らかとなる。この推移とは上位管理者の戦略的な意思決定の結果である。また，各期のファジィ関係行列の右側には組織 A_j の番号 j を①，②，…，で記述し，相互作用のある○を直線で連結して，ファジィグラフとして示してある。○に外から入る→は組織 A_j ○が他の協働体系と相互依存的な関係にあることを意味するものである。

図2は表2に示した予算期別の協働体系をファジィ関係行列で表し，行列の要素 A_{11}には表2の M_c の値を入れ，A_{22}には他の協働体系の値として1をいれてある。要素 A_{12}，A_{21}は表1の $\Sigma \mu_A \leq 1.0$ の $\mu_A(A)$ から算出した値を入れてある。また，各々の行列の中央の実数値は全体系の $\nu(A)$ で，この値の推移から協働体系の相互作用の程度が推定されることになる。

3.2　組織のグラフ化

協働体系が持続するためには，組織の諸要素の適切な組み合わせが必要不可欠であり，そこでは組織に対する意識的な調整が作用することになる。その結果を実数値としてグラフ化することによって，組織の本質的な構造，並びに戦略的組織の推移を直観的に見やすくすることができる。

協働体系が包括する組織 A_j のグラフ化は図1のファジィ関係行列から求めることができる。グラフの頂点となる組織 A_j の数は多くの場合，3 ～4 個で，最大6 ～7 個である。その数は協働体系の管理の体系と細分化した技術に依存することになるが，多くの組織では，図1に示した三角型が基本系となっている。

連結は強連結，弱連結，非連結の3種類で，片連結は組織の分類の性格によって現れず，連結は相互連結として無向グラフで表すことにした。表1，表2で求めた実数値をグラフに挿入して，図3に示してある。図3は，5.上期，6.下期の協働体系が包括した組織 A_4, A_6, A_7の状態を示してある

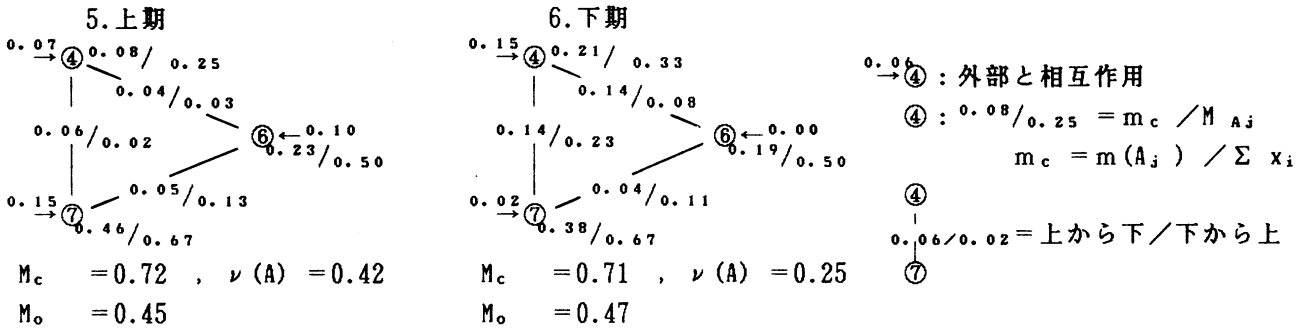
図3は表2の実数値と比較しながら見ることによって，協働体系の戦略的な意思決定の一端を理解することができるものである。例えば，5.上期と6.下期を比較し，各々の A_j と他の協働体系の相互作用の度合いは開発技術への対応，包括する組織の戦略的な重要性などが含まれ，それが時間と共に変化していることを示すものである。また，M_{Aj}はファジィ度d(A)で組織全体としてのあいまい性に関するもので，0.50はあいまいさが最大となっていることを意味するものである。協働体系の中で，各々の組織の m_c と M_{Aj}が上位管理者によって調整されること

		1．上期		2．下期		3．上期		4．下期		5．上期		6..下期	
		A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
1・上	A	0.72	0.25										
	B	0.23	1.0										
2・下	A			0.71	0.18								
	B			0.28	1.0								
3・上	A					0.63	0.19						
	B					0.37	1.0						
4・下	A							0.65	0.26				
	B							0.36	1.0				
5・上	A									0.77	0.31		
	B									0.23	1.0		
6・下	A											0.77	0.11
	B											0.20	1.0

0.42 0.25 0.38 0.47 0.47 0.21

ν(A) ：0.42

図．2　協働体系の推移



図．3　協働体系のグラフ化

によって，組織間の相互作用が変化する，その様子が0.08/0.25 などの値で示してある。

ここでは民生分野を中心として，公式組織に関するファジィグラフ化の諸過程について記述してきたが，この分野の特徴は常に他の協働体系との相互作用が存在することであった。例えば，通信，素子デバイス，計算機分野では，協働体系の開発能力が強化された時期，他の協働体系との相互作用が特定の期間０となることがある。だが，協働体系が包括する組織Σ A_j 間の相互作用は極めて大きくなる。このとき，全組織Σ A_j のエントロピーΣν(A) は０となるが，各々の組織 A_j のエントロピーは極めて大きな値を示すことになる。

図３の協働体系のグラフ化は，分野の組織戦略が実数値となって示される。更には，協働体系内における戦略的組織に対する上位管理者の意図が分析できると共に，組織構築の資料となるものである。

４．むすび

本報告は，組織をファジィグラフで表現する手法について，メンバシップのグレードを中心とした，ファジィ集合の観点から論述してきた。一般に，組織の場合には一人の人が対象とならず，活動や諸力（＝組織力）を組織変数とすることが提案されている[4]。これらの組織変数をメンバシップ関数としたとき，組織へのファジィ理論の導入は今後の課題として残された。だが，メンバシップのグレードの観点から，ファジィグラフへの展開は組織構造の時間的な変化を直観的にみることが可能であり，今後，組織構造の解析への拡張を検討したい。

参考文献

[１] A.De Luca and S.Termini: A Definition of a Nonprobabilistic Entropy in the Setting of Fuzzy Sets Theory, Information and Control, 20, 301～312 (1972).

[２] B.P.Lientz: On Time Dependent Fuzzy Sets, Information Sciences, 4, 367～376 (1972).

[３] 西田俊夫，竹田英二：ファジィ集合とその応用，森北出版 (1978).

[４] I.C.Barnard: The Functions of the Executive, Cambridge Univ.,Press (1938).

問い合わせ先：

〒350-13　狭山市柏原新田下河原 311-1

文理情報短期大学　☎ 0429-52-1211

T5－2（R2）

ファジィ構造モデルにおける一対比較数の削減方法

Reduction of the number of paired comparisons in Fuzzy Structural Modeling

長沢 伸也
Shin'ya NAGASAWA

亜細亜大学経営学部
Fac. of Bus. Admin., Asia Univ.

Abstract: Fuzzy Structural Modeling (FSM) is also practical when it is applied to sensory evaluation to construct a graphic representation of the hierarchic rearrangement, given a necessary information concerning the preference between each sample for paired comparisons. But in this method, the more the number of samples grows, the more the number of paired comparisons becomes. The purpose of this paper is to examine the most effective way to reduce the number of paired comparisons in FSM as an analysis method for sensory evaluation.

1．緒　言

官能検査とは、人間の感覚を使って行なう検査をいう（JIS Z 9041）。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。

官能検査手法として様々な手法があるが、選好に関して一対比較を行った評点による官能検査データは、代表的な官能検査手法であるSchefféの一対比較法[1]（各変法を含む）により解析するのが一般的である。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、Schefféの一対比較法により解析を行うことは必ずしも適切ではない。

そこで、前報[2]では、複雑な社会システムの構造同定を行うための手法であるファジィ構造モデル[3][4]（Fuzzy Structural Modeling, ＦＳＭ法）をこのような官能検査に適用することを提案した。すなわち、官能検査における一対比較による選好を対象として、ファジィ構造モデルにより階層化を行い、選好構造を多元的に表現するという「ファジィ一対比較法」を提案し、そのための適用方法やマンションの外観に関する選好に適用した例について述べ、ファジィ構造モデルは官能検査手法として選好に適用しても有効であることを示した。

しかし、ＦＳＭ法では全ての要素間で一対比較実験を行う必要があるので、試料数が多い場合は比較数が非常に増大する。比較数をあらかじめ減らして未知の要素を自動的に決定する方法も提案されてはいるが[4]、効果的な削減方法については明らかにされていない。

そこで、本報では、ファジィ構造モデルを特に官能検査手法として選好に適用する場合に一対比較実験を容易にするため、あらかじめ規則的に未知の要素を設定して比較数の削減を行い、効果的な削減方法を明らかにする。

2．ＦＳＭ法の官能検査への適用

2.1. ＦＳＭ法の概要[3][4]

集合$S=\{s_1, s_2, \cdots, s_n\}$ の要素間のファジィ２項関係に関するメンバシップ関数$f_r, f_{\bar{r}}$を式(1)で定義し、式(2)の関係を与える。

$$f_r, f_{\bar{r}} : S \times S \rightarrow [0,1] \qquad (1)$$

$$f_{\bar{r}} = \frac{1-f_r}{1+\lambda f_r}, \quad -1 < \lambda < \infty \qquad (2)$$

ｐが半開区間(0,1] の実数であらかじめ与えられたとき、f_rについて以下の数学的定義をする。

［定義１］“$\forall (s_i, s_i) \in S \times S$に対して$f_r(s_i, s_i) \geqq p$が満足されるならば、ファジィ非反射律が成り立つ”。

［定義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”。

［定義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$M = \bigvee_{j=1}^{n} (f_r(s_i, s_j) \wedge f_r(s_j, s_k)) \geqq p$のとき$f_r(s_i, s_k) \geqq M$が満足されるならばファジィ半推移律が成り立つ”。ここで$\bigvee a_i$はmax$\{a_i\}$, $a \wedge b$はmin(a, b).

このとき、システムを構造化する手順が提案されている。

2.2. ＦＳＭ法の官能検査への適用方法[2]

ＦＳＭ法を官能検査手法として以下のように適用するとSchefféの一対比較法の問題点がそれぞれ解決される。

(1) ＦＳＭ法では、ファジィ従属行列Ａの要素a_{ij}は“項目s_iは項目s_jよりa_{ij}程度重要である”ことを示す。これを官能検査に適用するには、“試料s_iは試料s_jよりa_{ij}程度よい”という選好度として与える。

(2) 被験者が回答するメンバシップ関数のメジアンまたは平均値よりファジィ従属行列Ａの要素a_{ij}を与える。

(3) ファジィ構造パラメータ$\lambda \neq 0$とすることで順序効果を考慮することができる。

3．ファジィ従属行列の自動生成方法と比較数の削減

3.1. ファジィ従属行列の自動生成方法[4]

ファジィ従属行列の全ての要素を与える困難さを回避するために、行列の中に未だ与えられていない未知の要素を自動的に決定する方法について以下に述べる。

一部の要素が与えられているファジィ従属行列を

$$A(p') = [a_{ij}]_{n\times n} \tag{3}$$

とする。ここで、p'は前もって与えられる閾値である。

A(p')のべき乗$A^i(p')$を計算し、

$$A^* = \bigvee_{i=1}^{n} A^i(p') \tag{4}$$

とする。さらに、A^*に基づいてA(p')の任意の要素a_{kl}とa_{lk}を次の規則によって決定するものとする。

[規則１] A^*内の任意のa^*_{km}, a^*_{ml} $(k\neq l)$に対して

$$e = \bigvee_{m=1}^{n}(a^*_{km} \wedge a^*_{ml}) \geqq p' \tag{5}$$

とするとき$a^*_{kl} \geqq e$となる（ファジィ半推移律の定義）。

①もしa_{kl}が未知ならば、a_{kl}をa^*_{kl}で置き換える。

②もしa_{kl}が既知ならば、a_{kl}はそのままの値を維持する。

[規則２] a_{kl}が規則１によってa^*_{kl}で置き換えられるとき、その要素に対称な要素a_{lk}は次のように決定する。

①a_{lk}が未知のとき、a_{lk}をa^*_{lk}で置き換える。

②a_{lk}が既知のとき、a_{lk}はそのままの値を維持する。

以上の規則に基づいた自動生成法の流れ図を図１に示す。

3.2. 官能検査における比較数の削減の必要性

一対比較を行うとき試料数ｎに対して${}_nC_2$組の比較実験を実施する必要がある。このため、ｎが大きくなると組み合せの数がn^2のオーダーで膨大になり、官能検査では被験者が疲労したりして実験の実施が困難になる[1]。

したがって、比較数削減の問題は、ＦＳＭ法を複雑な社会システムに適用するという本来の場合よりも、これを官能検査に適用する場合には一層重大であるといえる。しかし、ファジィ従属行列の中の未知の要素を自動的に決定する上述の方法は、比較実験の一部がランダムに省略された場合や欠測が生じた場合を想定していると考えられる。そこで、未知の要素をどのように設定すると比較数が効果的に削減されるかを明らかにする必要がある。

4．比較数の削減を行わない場合

比較数の削減方法を検討するため、まず、ファジィ従属行列の全ての要素が既知、すなわち、全ての一対比較を行った実験データの解析について概要を以下に述べる。

これは、ＶＴＲ８機種s_1～s_8の留守録操作に関する選好について、比較順序を考慮した${}_8C_2\times 2 = 56$通りの一対比較を学生12名を被験者として実施した実験である。この実験結果より、例えば「留守録のしやすさ」という評価項目については、式(6)のファジィ従属行列Ａを得る。ｐ＝0.56，λ＝０の場合の構造同定を行うと、選好に関するファジィ構造グラフとして図２を得る[5][6]。

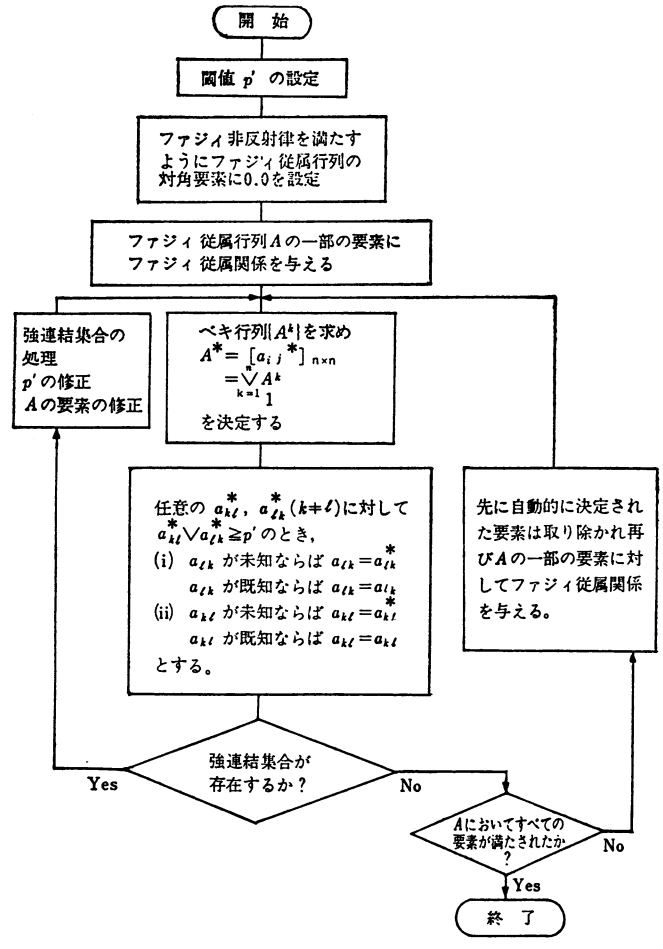


図１　ファジィ従属行列の自動生成法の流れ図

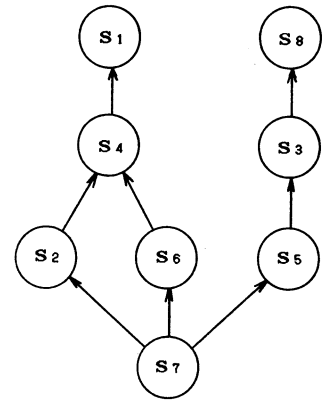


図２「VTRの留守録のしやすさ」のファジィ構造グラフ

$$A = \begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.000 & 0.458 & 0.408 & 0.508 & 0.367 & 0.433 & 0.208 & 0.433 \\ 0.600 & 0.000 & 0.542 & 0.575 & 0.508 & 0.500 & 0.242 & 0.592 \\ 0.600 & 0.392 & 0.000 & 0.450 & 0.400 & 0.450 & 0.192 & 0.575 \\ 0.583 & 0.417 & 0.467 & 0.000 & 0.450 & 0.400 & 0.258 & 0.408 \\ 0.575 & 0.475 & 0.600 & 0.567 & 0.000 & 0.500 & 0.250 & 0.542 \\ 0.617 & 0.442 & 0.508 & 0.617 & 0.517 & 0.000 & 0.242 & 0.608 \\ 0.783 & 0.767 & 0.708 & 0.808 & 0.733 & 0.767 & 0.000 & 0.742 \\ 0.508 & 0.433 & 0.517 & 0.475 & 0.467 & 0.383 & 0.267 & 0.000 \end{bmatrix} \end{array} \tag{6}$$

5．規則的な一対比較数削減方法の検討

本章では、未知の要素をあらかじめ規則的に設定して比較数を削減し、ファジィ従属行列の自動生成法によってどれだけ比較実験が省略できるか、すなわち、未知の要素が生成されるかを調べて有効な削減方法を検討する。

以下では、４通りの規則的削減方法について調べた。

5.1. 市松模様的に削減する方法

式(7)に示すように、ある一つの項目に対して、対比較実験を行う相手（試料）を一つ跳びに行う方法である。理想的には、比較数を約半分に減らすことができる。

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.00 & a_{12} & \square & a_{14} & \square & a_{16} & \square & a_{18} \\ a_{21} & 0.00 & a_{23} & \square & a_{25} & \square & a_{27} & \square \\ \square & a_{32} & 0.00 & a_{34} & \square & a_{36} & \square & a_{38} \\ a_{41} & \square & a_{43} & 0.00 & a_{45} & \square & a_{47} & \square \\ \square & a_{52} & \square & a_{54} & 0.00 & a_{56} & \square & a_{58} \\ a_{61} & \square & a_{63} & \square & a_{65} & 0.00 & a_{67} & \square \\ \square & a_{72} & \square & a_{74} & \square & a_{76} & 0.00 & a_{78} \\ a_{81} & \square & a_{83} & \square & a_{85} & \square & a_{87} & 0.00 \end{bmatrix} \end{array} \quad (7)$$

式(6)のＡを式(7)のように削減して、この部分の要素を未知とする。手順に従い生成すると次式のようになる。

$$A^{*}=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.000 & 0.458 & & 0.508 & 0.467 & 0.433 & 0.267 & 0.433 \\ 0.600 & 0.000 & 0.542 & & 0.508 & & 0.242 & \\ & 0.392 & 0.000 & 0.450 & & 0.450 & & 0.575 \\ 0.583 & & 0.467 & 0.000 & 0.450 & & 0.258 & \\ 0.567 & 0.475 & & 0.567 & 0.000 & 0.500 & & 0.542 \\ 0.617 & & 0.508 & & 0.517 & 0.000 & 0.242 & \\ 0.617 & 0.767 & & 0.808 & & 0.767 & 0.000 & 0.742 \\ 0.508 & & 0.517 & & 0.467 & & 0.267 & 0.000 \end{bmatrix} \end{array} \quad (8)$$

ファジィ従属行列Ａは完成していないので、自動生成されなかった要素に値を与えて、再び自動生成し直すと、

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.000 & 0.458 & 0.408 & 0.508 & 0.467 & 0.433 & 0.267 & 0.433 \\ 0.600 & 0.000 & 0.542 & 0.575 & 0.508 & 0.500 & 0.242 & 0.592 \\ 0.600 & 0.392 & 0.000 & 0.450 & 0.400 & 0.450 & 0.192 & 0.575 \\ 0.583 & 0.417 & 0.467 & 0.000 & 0.450 & 0.400 & 0.258 & 0.408 \\ 0.600 & 0.475 & 0.600 & 0.567 & 0.000 & 0.500 & 0.250 & 0.542 \\ 0.617 & 0.442 & 0.508 & 0.617 & 0.517 & 0.000 & 0.242 & 0.608 \\ 0.617 & 0.767 & 0.708 & 0.808 & 0.733 & 0.767 & 0.000 & 0.742 \\ 0.508 & 0.433 & 0.517 & 0.475 & 0.467 & 0.383 & 0.267 & 0.000 \end{bmatrix} \end{array} \quad (9)$$

となる。式(9)は式(6)と必ずしも一致しないが、構造グラフは図２と同一になり正しく自動生成されたといえる。最終的に自動生成されて削減できた要素は４個である。

この結果は、対象とするデータによって当然異なると考えられる。そこで、同じ実験で得られた他の評価項目に関するデータでも検討すると、「操作画面表示の見やすさ」での生成数は６個、「操作手順の分かりやすさ」でも６個、「操作確認のしやすさ」では12個であった。

5.2. ある項目について集中して削減する方法

式(10)に示すように、ある１つの試料について十字型に対比較実験をほとんど省略する方法である。ここで、対角要素a_{ii}に隣接する要素は残しておく必要がある。理想的には、比較数を(1-2/n)程度に減らすことができる。

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.00 & a_{12} & a_{13} & \square & a_{15} & a_{16} & a_{17} & a_{18} \\ a_{21} & 0.00 & a_{23} & \square & a_{25} & a_{26} & a_{27} & a_{28} \\ a_{31} & a_{32} & 0.00 & a_{34} & a_{35} & a_{36} & a_{37} & a_{38} \\ \square & \square & a_{43} & 0.00 & a_{45} & \square & \square & \square \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & 0.00 & a_{56} & a_{57} & a_{58} \\ a_{61} & a_{62} & a_{63} & \square & a_{65} & a_{65} & a_{67} & a_{68} \\ a_{71} & a_{72} & a_{73} & \square & a_{75} & a_{76} & 0.00 & a_{78} \\ a_{81} & a_{82} & a_{83} & \square & a_{85} & a_{85} & a_{87} & 0.00 \end{bmatrix} \end{array} \quad (10)$$

市松模様的に削減する方法と同様に、「留守録のしやすさ」など４つの評価項目のデータで検討すると、s_4を対象として削減した場合の生成数はそれぞれ ２，２，０，４であった。この結果は対象とする要素によって異なり、最下層レベルのs_7を対象とした場合はそれぞれ ４，４，８，２、最上層レベルのs_8の場合はいずれも０であった。

5.3. 最小限の質問数まで削減する方法

式(11)に示すように、推移律を仮定して最小限の比較を帯状に残し、残りの対比較実験を全て省略する方法である。理想的には、比較数を2/nに減らすことができる。

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.00 & a_{12} & \square & \square & \square & \square & \square & \square \\ a_{21} & 0.00 & a_{23} & \square & \square & \square & \square & \square \\ \square & a_{32} & 0.00 & a_{34} & \square & \square & \square & \square \\ \square & \square & a_{43} & 0.00 & a_{45} & \square & \square & \square \\ \square & \square & \square & a_{54} & 0.00 & a_{56} & \square & \square \\ \square & \square & \square & \square & a_{65} & 0.00 & a_{67} & \square \\ \square & \square & \square & \square & \square & a_{76} & 0.00 & a_{78} \\ \square & \square & \square & \square & \square & \square & a_{87} & 0.00 \end{bmatrix} \end{array} \quad (11)$$

これまでの方法と同様に、４つの評価項目のデータで検討すると、生成数はそれぞれ０，０，２，０であった。

5.4. ブロック化して削減する方法

式(12)に示すように、行列を４分割し、対角にある２つのブロックについて対比較実験を省略する方法である。理想的には、比較数を約半分に減らすことができる。

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.00 & a_{12} & a_{13} & a_{14} & \square & \square & \square & \square \\ a_{21} & 0.00 & a_{23} & a_{24} & \square & \square & \square & \square \\ a_{31} & a_{32} & 0.00 & a_{34} & \square & \square & \square & \square \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & 0.00 & a_{45} & \square & \square & \square \\ \square & \square & \square & a_{54} & 0.00 & a_{56} & a_{57} & a_{58} \\ \square & \square & \square & \square & a_{65} & a_{65} & a_{67} & a_{68} \\ \square & \square & \square & \square & a_{75} & a_{76} & 0.00 & a_{78} \\ \square & \square & \square & \square & a_{85} & a_{85} & a_{87} & 0.00 \end{bmatrix} \end{array} \quad (12)$$

これまでの方法と同様に、４つの評価項目のデータで検討すると、生成数はそれぞれ６，２，０，２であった。

6．実験時の状況による一対比較数削減方法の検討

本章では、あらかじめ規則的に削減するのではなく、実験時の状況により比較数を削減する方法を検討した。

6.1.微妙な判定を保留する方法

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する方法である。

式(6)のAで、0.46～0.54の要素が未知であるとする。手順に従いこれらの要素を生成すると次式のようになる。

$$A=\begin{array}{c} \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.000 & 0.458 & 0.408 & 0.458 & 0.367 & 0.433 & 0.208 & 0.433 \\ 0.600 & 0.000 & 0.542 & 0.575 & 0.450 & 0.450 & 0.242 & 0.592 \\ 0.600 & 0.392 & 0.000 & 0.450 & 0.400 & 0.450 & 0.192 & 0.575 \\ 0.583 & 0.417 & 0.458 & 0.000 & 0.450 & 0.400 & 0.258 & 0.408 \\ 0.575 & 0.458 & 0.600 & 0.567 & 0.000 & 0.450 & 0.250 & 0.542 \\ 0.617 & 0.442 & 0.458 & 0.617 & 0.450 & 0.000 & 0.242 & 0.608 \\ 0.783 & 0.767 & 0.708 & 0.808 & 0.733 & 0.767 & 0.000 & 0.742 \\ 0.433 & 0.433 & 0.433 & 0.433 & 0.433 & 0.383 & 0.267 & 0.000 \end{bmatrix} \end{array} \quad (13)$$

したがって、削減対象の12個の要素全てが自動生成される。式(13)から求まる構造グラフは図２と同一になる。

同じ実験で得られた他の評価項目に関するデータでも検討すると、「操作画面表示の見やすさ」での生成数は７個、「操作手順の分かりやすさ」でも７個、「操作確認のしやすさ」では12個で、いずれも全て生成できた。

6.2.差が明らかな組み合せを省略する方法

全ての組み合せのうち差が大きく、判定が明らかな組み合せについて、実験自体行わずに省略する方法である。

式(6)のAで、評価が悪い0.4以下の要素が未知である場合の生成数は、４つの評価項目のデータで検討するとそれぞれ９,12,８,11であった。評価がよい0.6以上の要素を対象とした場合は、所定の手順では生成されない。

7．考　察

各種の削減方法の検討を通じて以下のことが分かった。

(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) 削減対象数の大小は生成率の良否には結び付かない。

このため、対象データにかか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試料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余り高くは期待できない。

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。すなわち、

(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よい。
(2) 全ての組み合せのうち差が明らかで判定が悪くなる組み合せについては、実験自体行わずに省略してよい。

8．結　言

以上、本報では、ファジィ構造モデルを特に官能検査手法として選好に適用する場合に一対比較実験を容易にするため、未知の要素をあらかじめ規則的に設定したり、実験時の状況により設定したりすることによって比較数の削減を行い、効果的な削減方法を明らかにした。

官能検査は本質的に曖昧さを含むので、ファジィ理論を取り入れる必要性が高い[7]。しかも、代表的な統計的官能検査手法であるScheffé́の一対比較法のように、線形の構造式などを仮定したり、必ず全ての組み合せについて実験したりする必要がないので、ファジィ構造モデルは官能検査手法として非常に有効であるといえる。

謝　辞

ＦＳＭ法の御教唆を戴きました大東文化大学天笠美知夫先生、桐蔭学園横浜大学田崎栄一郎先生に深謝します。また、実験および解析に御協力戴いた三菱電機㈱デザイン研究所谷内健部長、同井上勝雄氏、ならびに、産能大学経営情報学部上田健一郎君（現、日本無線㈱）、同冨岡雅也君（現、ソニーＬＳＩデザイン㈱）に深謝します。

なお、本研究は平成２年度文部省科学研究費奨励研究（課題番号：02730045）の補助を受けている。

参考文献

[1]日科技連官能検査委員会編：新版官能検査ハンドブック、日科技連出版社 (1973).
[2]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).
[3]田崎栄一郎、天笠美知夫、滝沢雅人：あいまい理論によるシステムの構造モデル、日本ＯＲ学会論文誌、20, 285/310 (1977).
[4]Tazaki,E. and Amagasa,M. : Structural Modeling in a Class of Systems Using Fuzzy Sets Theory, Int. Jour. Fuzzy Sets and Systems, 2, 87/103 (1979).
[5]長沢伸也：構造モデルによる選好構造の階層化(2)、日本人間工学会第31回大会講演集、164/165 (1990)
[6]長沢伸也：ファジィ理論によるＶＴＲの留守録操作に関する選好の構造化、日本デザイン学会第37回研究発表大会概要集、66 (1990).
[7]西田俊夫編:おはなしファジィ、日本規格協会(1990).

［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 内線 3160

T5-3 (R2)

教育におけるあいまい情報を使った学習過程の制御
——CAIシステムを例題として——

Control Model for Learning Process by Fuzzy Information in Education
— Application to CAI System —

吉根勝美* 磯本征雄* 石井直宏** 木村吉男***
Katsumi YOSHINE Yukuo ISOMOTO Naohiro ISHII Yoshio KIMURA

*名古屋市立大学計算センター
Nagoya City University
Computation Center

**名古屋工業大学電気情報工学科
Nagoya Institute of Technology
Dep. of Electrical and Computer Eng.

***中京大学経済学部
Chukyo University
Dep. of Economics

Abstract : This paper represents an application of fuzzy inference and fuzzy control to a CAI system, which assists student's self-learning on a micro-computer. Teaching materials in the CAI are divided into frameworks which are minimum units of control or display in learning processes on a micro-computer. The CAI determines teaching series of the frameworks with a fuzzy number of learner's understanding and fuzzy membership function in fuzzy logics.

1. はじめに

本論文では，データベースによる教材の集中管理と，パソコンによる学習者の個人学習を融合する学習支援システムのCAIについて述べる。教材データベースは，中央のサービスセンターで管理されており，学習者は，自分の学習進度に合わせて，通信回線網を介して必要な教材の提供を受ける。ここで主に述べるのは，提供を受けた教材の学習順序を，パソコン上で制御する方法である。こうした制御のルールを，ファジィ論理で記述されるシステムとして体系化する。

さて，情報システムでは，基本的には意味の明確な情報を扱うことが望ましい。しかし，人間が強く関わる情報システムでは，元来多くのあいまいな情報を含んでおり，いわゆる明快な論理体系だけで表現するのはむずかしい。筆者らは，人間というものを直接の対象とする教育というものを取り上げ，学習評価とそれに基づく学習制御（ないしは学習指導）の方法を，ファジィ論理にもとづいた論理体系に整理することを目的に本研究をしている。現実の課題として，CAI（Computer Assisted Instruction：コンピュータ支援型教授システム）においては，学習者の理解度や学習速度等を計測しながら，次に学習者に提示すべき学習課題を決めるコンピュータの制御が重要である。その際に，学習者の理解度は，テストの得点や学習者の自己申告で与えられるが，その中には様々な意味であいまいさがある。そもそも学習者の理解度は，明確な定義のある温度や気圧の計測とは異なり，計測方法の不十分さだけでなく，計測にかかる入力そのものにあいまいさがある。本論文では，このようなあいまいさを含む学習者の理解度を入力データにして，CAIシステムの中で，どのような方法で学習課題の選択を制御するのかを議論する。

本論文の中心課題は，CAIシステムによる効率のよい学習の実現を目標にして，学習者の理解度というあいまい情報を使って，ファジィ推論・ファジィ制御の視点から学習過程の制御規則を示すことである。本稿で扱う教材は，コンピュータのディスプレイ画面上で学習するのにふさわしい程度に細分化して，それぞれをフレームワークと名付ける単位でファイル管理する。また，細分化して作られたフレームワーク間には，学習の順序関係にしたがって，隣接するフレームワーク間の学習順序を定義する。以下に本論文では，こうした基本データと，外部から入力される学習者の理解度のデータを使って，それぞれの時点で，CAIとして学習者に提示すべきフレームワークを決定する規則を示す。

2. 教材の構造と学習過程制御の規則

学習過程の制御は，学習教材の構造と強い関わりを持っている。本章では，本CAIで扱う教材の構造と，それを基にした学習制御のための規則について述べる。

2.1 教材構造の3層モデル

本CAIシステムでは，学習教材を，学習過程を制御する基本単位であるフレームワークに細分化する。個々のフレームワークを見ると，ファイルの内容を教材として単に画面に表示するだけのものもあれば，それ自体ミニCAIとして独立したCAIを構成できるものもある。

また，学習成果を確認するテストを行うものもあれば，シミュレーションとか演習用ＣＡＩもある。

一方，学習の上で密接に関連しているフレームワークを一まとめにして，このフレームワークの集まりをクラスターと名付ける。フレームワーク群からクラスターを構成する方法は，教材分析として議論した論文[1]が他にあるので，ここでは割愛する。いくつかのクラスターを組み合わせて，コースウェアを構成される。こうして教材の構造が３層モデルをなす様子を図１に示す。

クラスターからクラスターへの制御の移動は，１クラスター内部のフレームワーク群の理解状況によって決められる。この決定に従って，教材データベースから学習者用パソコンへ，後続のクラスター中のフレームワーク群が一括して転送される。

１クラスター内部のフレームワーク間の順序関係は，コースウェア作成者が計画した学習過程を前提に，教材の持つ特性として予め定められるものとして扱う。この順序関係とは，「当該フレームワークを理解するには，それに先行するフレームワークの理解が必要である。」という関係である。ただし，１フレームワークの前後に隣接するフレームワークは，０個以上幾つでも可能とする。フレームワーク毎の個々の制御については，個々のフレームワークに任せることにして，本論文では，フレームワーク間の制御を中心に議論する。

2.2　２値論理によるフレームワーク選択ルール

あるフレームワークを学習者に提示する条件は，「当該フレームワークはまだ理解していないが，それに先行するフレームワークはすでに理解している。」である。しかし，２つのフレームワークをともに理解していなければ，先行フレームワークについて，ともに理解していれば，当該フレームワークに後続するフレームワークについて，上記の条件を再び適用する。こうしたフレームワーク選択ルールを，２値論理でまとめる。まず，ルールへの入力変数としては，

ａｐ：先行フレームワークを理解しているか否か
ａｃ：当該フレームワークを理解しているか否か

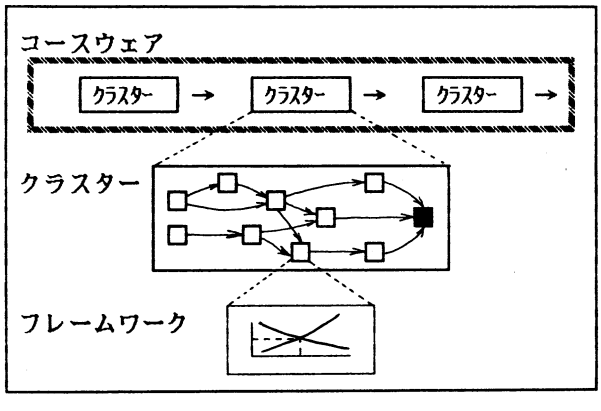


図１　教材構造の３層モデル

の２つがあり，「理解している」を１，「理解していない」を０で表す。入力の組合せは全部で４通りある。また，ルールの出力は，２つの変数 ｂｐ，ｂｓ を用いて次のように表現する。

ｂｐ=１，ｂｓ=１：
　当該フレームワークを学習者に提示する。
ｂｐ=０，ｂｓ=１：
　先行フレームワークに選択ルールを再び適用する。
ｂｐ=１，ｂｓ=０：
　後続フレームワークに選択ルールを再び適用する。

次に，４つのルールについて説明する。

Ⅰ IF ａｐ=１ and ａｃ=０ THEN ｂｐ=１ and ｂｓ=１

このルールは，当該フレームワークを学習者に提示する条件を，そのまま記述したものである。

Ⅱ IF ａｐ=０ and ａｃ=０ THEN ｂｐ=０ and ｂｓ=１

２つのフレームワークをともに理解していないときは，先行フレームワークについて，ルールを再適用する。

Ⅲ IF ａｐ=１ and ａｃ=１ THEN ｂｐ=１ and ｂｓ=０

２つのフレームワークをともに理解しているときは，後続フレームワークについて，ルールを再適用する。

Ⅳ IF ａｐ=０ and ａｏ=１ THEN ｂｐ=０ and ｂｓ=０

先行フレームワークを理解していないにもかかわらず，当該フレームワークを理解しているときは，適切な判断ができない。このことを ｂｐ，ｂｓ をともに０にすることで表す。

2.3 ローカル制御モデルとグローバル制御モデル

本ＣＡＩシステムでは，１クラスター内部の最後にあるフレームワークを目標フレームワークとして，「目標フレームワークを理解するのに先だって，理解しなければならないフレームワークは何か？」という考え方で学習者に提示するフレームワークを見つけることを基本とする。したがって，目標フレームワークから出発して，2.2節のフレームワーク選択ルールを再帰的に適用すれば，提示するフレームワークを見つけることができる。このような制御モデルは，探索の過程で，隣接するフレームワークの接続のみを局所的に見るので，ここではローカル制御モデルと呼ぶことにする。学習開始当初の段階で，理解していないフレームワークの多いときは，縦型探索であるローカル制御モデルは，効率のよい制御方式になっている。ところが，学習が進んで探索経路が固定化し，容易に理解できないフレームワークがその経路上にあると，デッドロックの状況に陥る可能性がある。また，理解状況のデータが０か１でなく，現実的なファジィ化された状況を考えると，これらの制御はさらに困難になる。

こうして想定されるデッドロック状態を避けるには，学習者の理解状況をクラスター内の全フレームワークにわたって再検討し，理解していないフレームワークの中から，学習者に提示するフレームワークを１つ決定する。

この方法は，クラスター全体を大局的に見ることから，ここではグローバル制御モデルと呼ぶことにする。学習が進んで，理解していないフレームワークが少なくなったときにグローバル制御モデルは働くので，横型探索でも効率的な問題はない。グローバル制御モデルは，ローカル制御モデルによるデッドロックの解消策としてだけではなく，ローカル制御モデルには起こり得ないルールⅢ，Ⅳの場合をも拾い上げて，ローカル制御モデルを補足する方策にもなっている。

3．ファジィ論理による学習制御

２章の議論に対して，学習者の理解状況を２値論理では扱えないという立場を取る限り，フレームワーク毎の理解度の表現にファジィ性を導入する必要があり，それに沿って議論の総てをファジィ論理で展開する必要がある。また，多値論理で議論を展開したならば，「IF ～ THEN ～ 」の場合分けの数が非常に多くなるが，ファジィ論理の導入は，この点におけるルールの単純化にも役立っている。本章では，以上の事柄を前提にして，2.2節で議論したフレームワーク選択ルールのファジィ化について述べる。

3.1 入出力変数のファジィ論理による記述

(a) 学習者の理解度

本ＣＡＩシステムでは，学習者の理解度を，各フレームワーク終了毎の学習者の自己申告かまたはテストの得点からデータを得る。テストの得点は，１００点満点として，これを０点から１００点の数値で採点して，これをＣＡＩ内部で適当なファジィ化を行う。学習者の自己申告は，例えば図２のようにする。ディスプレイ画面の最下端の行に得点を帯で示し，学習者自身のマウスの操作で，自分の理解度を指示する。ただし，理解度を一つの数値で答えるのは困難と思われるので，多少の幅を持たせて答えてもよいことにする。そして，ＣＡＩ内部では，中央で最大値１をとり，両端では０となる二等辺三角形の形をしたメンバーシップ関数を持つファジィ数として表す。

(b) 当該フレームワークを提示する確信度

２値論理による制御では，当該フレームワークを提示するか，それは提示せずに先行あるいは後続フレームワークにルールを再適用するかのいずれかであるが，学習者の理解度にファジィ性を導入すると，提示する，しないの中間的なことを考えることができる。こうしたことを，当該フレームワークを提示する確信度と呼ぶことにし，０以上１以下の数値で表すことにする。０は「当該フレームワークは提示せずに，先行あるいは後続フレームワークにルールを再適用する」ことを，１は「当該フレームワークを提示する」ことを表すことにする。これは，2.2節の変数 bp，bs のファジィ化でもある。

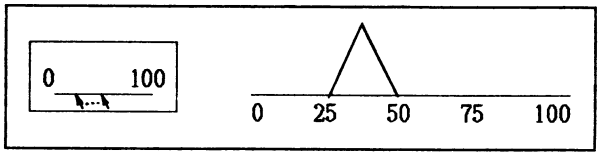


図２　ファジィ論理による理解度の表現

3.2 ファジィ選択ルールを記述するファジィ集合

次に，ファジィ選択ルールを記述するためのファジィ集合と，そのメンバーシップ関数を決める。

(a) 学習者の理解度

学習者の理解度を表現する実数値を全体集合として，「理解している」というファジィ集合 $\tilde{A}U$，「理解していない」というファジィ集合 $\tilde{A}N$，「理解していると思うが自信がない」というファジィ集合 $\tilde{A}M$ をそれぞれ定め，対応するメンバーシップ関数 $\mu_{\tilde{A}U}(x)$，$\mu_{\tilde{A}N}(x)$，$\mu_{\tilde{A}M}(x)$ を図３のように定める。

(b) 当該フレームワークを提示する確信度

当該フレームワークを提示する確信度を表現する実数値を全体集合として，「確信度は高い」というファジィ集合 $\tilde{B}H$，「確信度は低い」というファジィ集合 $\tilde{B}L$，「確信度は中程度」というファジィ集合 $\tilde{B}M$をそれぞれ定め，対応するメンバーシップ関数 $\mu_{\tilde{B}H}(y)$，$\mu_{\tilde{B}L}(y)$，$\mu_{\tilde{B}M}(y)$ を図４のように定める。

3.3 フレームワーク選択ルールのファジィ化

本節では，2.2節で示した２値論理によるフレームワーク選択ルールをファジィ化について説明する。

まず，ルールへの入力変数は，

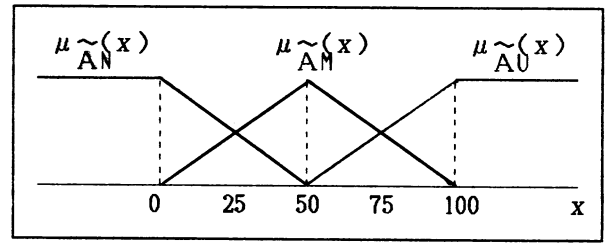


図３　理解度を表すメンバーシップ関数

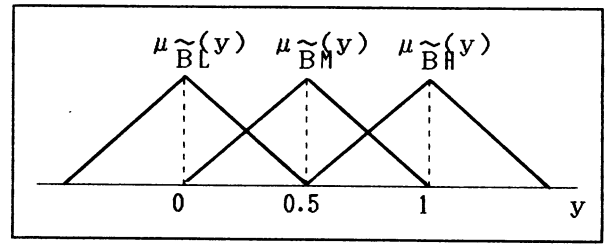


図４　提示の確信度を表すメンバーシップ関数

ap：先行フレームワークの理解度
ac：当該フレームワークの理解度
の２つであり，ともに 3.1(a) で示した方法で表現されているものとする。また，ルールの出力は， 3.1(b) で示した方法で表現される２つの変数
bp：先行フレームワークに対して
　　当該フレームワークを提示する確信度
bs：後続フレームワークに対して
　　当該フレームワークを提示する確信度
の組合せで表現する。

2.2節の２値論理による選択ルールは， 3.2節で示したファジィ集合を用いて，図５に示すファジィ選択ルールに拡張することができる。このファジィルールによる推論結果は，２つの出力変数それぞれを適当な方法[2]で０以上１以下の値に非ファジイ化し，単位正方形上の１点に対応させる。単位正方形の各頂点は，２値論理での４つのルールの出力に対応しているので，最終的な制御結果は，非ファジィ化された１点が，どの頂点に最も近いかによって決定する。

４．インプリメンテーション

本ＣＡＩは，教材データベースを大型コンピュータのＡＣＯＳ９３０に置き，学習支援に PC9800 系パソコンを想定した。学習支援ソフトウェアは，ＭＳ－ＤＯＳ上で稼働する。ファジィ論理のメンバーシップ関数に関連する数値計算の部分には，BASIC 言語を，制御ルールおよび制御モデル記述には，Prolog-KABA を使用した。

Ⅰの拡張	IF “ap is $\tilde{A}U$ and ac is $\tilde{A}N$” THEN “bp is $\tilde{B}H$ and bs is $\tilde{B}H$”
Ⅱの拡張	IF “ap is $\tilde{A}N$ and ac is $\tilde{A}N$” THEN “bp is $\tilde{B}L$ and bs is $\tilde{B}H$”
Ⅲの拡張	IF “ap is $\tilde{A}U$ and ac is $\tilde{A}U$” THEN “bp is $\tilde{B}H$ and bs is $\tilde{B}L$”
Ⅳの拡張	IF “ap is $\tilde{A}N$ and ac is $\tilde{A}U$” THEN “bp is $\tilde{B}L$ and bs is $\tilde{B}L$”
ⅠとⅡの中間的ルール	IF “ap is $\tilde{A}M$ and ac is $\tilde{A}N$” THEN “bp is $\tilde{B}M$ and bs is $\tilde{B}H$”
ⅠとⅢの中間的ルール	IF “ap is $\tilde{A}U$ and ac is $\tilde{A}M$” THEN “bp is $\tilde{B}H$ and bs is $\tilde{B}M$”
ⅡとⅣの中間的ルール	IF “ap is $\tilde{A}N$ and ac is $\tilde{A}M$” THEN “bp is $\tilde{B}L$ and bs is $\tilde{B}M$”
ⅢとⅣの中間的ルール	IF “ap is $\tilde{A}M$ and ac is $\tilde{A}U$” THEN “bp is $\tilde{B}M$ and bs is $\tilde{B}L$”
すべての中間的ルール	IF “ap is $\tilde{A}M$ and ac is $\tilde{A}M$” THEN “bp is $\tilde{B}M$ and bs is $\tilde{B}M$”

図５　ファジィ制御ルール

５．まとめ

ここで議論したＣＡＩには，２つの課題があった。その一つは，学習教材の管理と利用の分離と，コンピュータ・ネットワークによるこれらの再結合である。もう一つは，学習者の理解度の計測にファジィ化を取り入れ，これに関連して学習過程の制御ルールにファジィ論理を用いたことである。これら２課題は，本ＣＡＩシステムを設計する上で，相互に切り離せない関係にあるが，本論文の主旨を鑑みて，前者についての議論のほとんどを省略し，ファジィ論理を使った学習過程の制御ルールを中心に議論した。

本論文の要点は，学習者の理解度というファジィな入力データをもとに，多数ある学習教材の中から，その時点で最適な教材を一つ選ぶという非数値処理に対して，ファジィ論理とそれによる制御ルールを作ることであった。教育という場面に特有の制御ルールは，ある意味で人間に特有な要因を含んでおり，あいまいな情報（あるいは不確定な情報）を基に決断を下さなければならない時の意思決定支援システムの特色を持っており，多くの機械系の制御とは違っている。こうした入力データのあいまいさは，計測方法とかその精度といった問題ではなく，データ発生源自体の持つ特性であり，今後もその本質は余り変わらないであろう。本論文では，このような状況を前提にして，個別学習を支援するＣＡＩの学習制御ルールを簡潔にまとめる努力をしてきた。

第２章では，学習者の理解度を０（理解しない）と１（理解した）に分けて，２値論理をベースに学習過程の制御ルールを説明してきた。第３章では，理解度がファジィ変数で入力されるように変更し，これによって発生する課題を，２値論理を拡張することを原則にファジィ論理で整理した。その結果として，表現上の式の記述を見る限りでは，制御ルールの記述は，２値論理の場合に比較して，それほど複雑になっていない。また，学習者の理解度に関する自己申告にファジィ化を取り入れたことで，いかにも教育システムらしくきってきた。その意味では，ファジィ論理の教育システムへの応用は，効果的な制御ルールを作るためだけでなく，教育システムとしての本質的なファジィ性を正面から取り組むことにもなっている。

参　考　文　献

[1] 赤堀侃司，あいまいな教授方略を反映した学習課題系列の生成，信学技報，ET90-24，63-70，(1990)

[2] E. H. Mamdani, Advances in the linguistic synthesis of fuzzy contoller, Int. J. Man-Machine Studies, 8(6), 669-679, (1976)

T 6－1 （R 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 (I)

Fuzzy Modeling Using a Fuzzy Neural Network (I)

堀川 慎一 Shin-ichi HORIKAWA
古橋 武 Takeshi FURUHASHI
内川 嘉樹 Yoshiki UCHIKAWA

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

Abstract : This paper presents a fuzzy modeling method using a fuzzy neural network (FNN). Using the obtained fuzzy model, the authors are aiming at formulating design scheme of fuzzy cntrollers. Fuzzy models for two first-order and a second order systems are described.

1 はじめに

If-then 形式で記述されるファジィ制御は[1]、人間が複雑なシステムに対して経験的に獲得した制御規則を言語表現のままに取り込むことができるという特徴を持つ。ファジィ制御の問題点は、システマティックなファジィ制御器の設計法が確立されていないところにあると思われる。一方、ファジィモデリングは、ファジィ推論[2]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[3]。ファジィモデルの特長としては、システムの入出力関係がIf-then 型のファジィルールにより言語的に表されることから、従来の制御理論で取り扱われてきた数式モデルに比べて定性的で理解しやすいことが挙げられる。ファジィモデルからファジィ制御器を構成する手法は、ファジィ制御器の設計法を確立するための有力な手段である[4]。

筆者らはこれまでに、互いに異なるファジィ推論をニューラルネットワーク[5](NN : Neural Network) で実現した3種類のファジィニューラルネットワーク (FNN : Fuzzy Neural Network) を提案してきた[6]~[9]。これらのFNN では、NN の学習機能により自動的にファジィモデリングを行うことができる。また、推論法の違いから、同一のシステムに対しそれぞれの特徴や記述能力差等がよく表れたファジィモデルを同定可能である。筆者らは、これらのファジィモデルからファジィ制御器を構成する手法を確立することを目指している。

その第一歩として、本稿では、文献 [9] の簡略化ファジィ推論[10]に基づく FNN を用いたファジィモデリング手法を示し、古典制御理論における一次遅れ系および二次系の伝達関数がファジィモデルにおいてどのように表現されるかを検討する。

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をバックプロパゲーション (BP : Back-Propagation) 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、本 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本 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。本 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[5]により更新するものである。まず、(A)~(D) 層において、(C) 層のユニットの内部関数であるシグモイド関数とその中心の位置および傾きを定める結合荷重 w_c, w_gにより、図 2に示すような前件部メンバーシップ関数 $A_{1j}(x_j)$, $A_{2j}(x_j)$, $A_{3j}(x_j)$ が構成される。これらの値は (D) 層より出力され、(E) 層のユニットの入力部にて前件部適合度μ_iが、出力部にてそれを規格化した$\hat{\mu}_i$が求められる。(F) 層からは$\hat{\mu}_i$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

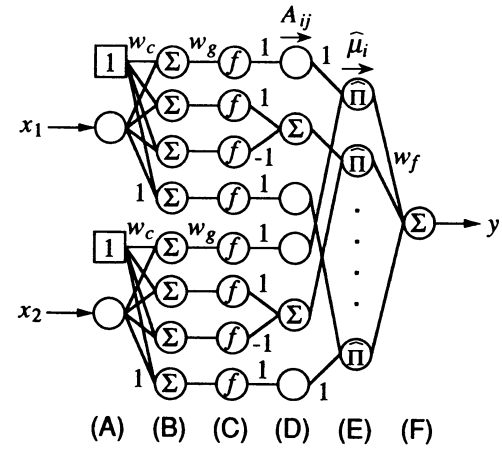


図 1: ファジィニューラルネットワーク

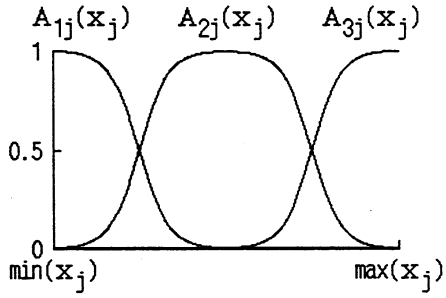


図 2: 前件部メンバーシップ関数

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。

本 FNN では、BP 法による学習で結合荷重 w_c, w_g および w_f を変化させることにより、それぞれ前件部メンバーシップ関数の調整と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のように等間隔に配置しておく。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、本 FNN の詳細については文献 [9] を参照されたい。

3 FNN によるファジィモデリング

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、前件部または後件部に現れる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。菅野は、ファジィルールの後件部が入力変数の一次式で表される推論法を用いて、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、ある規範の下に最適なファジィモデルを同定する手法を提案している[1]。本 FNN によるファジィモデリングは、基本的に菅野の手法と同様であるが、簡略化ファジィ推論に基づいているために後件部の構造というものは存在せず、構造としては前件部のみを同定すればよい。本 FNN では、以下のようにしてファジィモデルを同定する。

まず、モデリングの対象とするシステムの入出力データを二つのグループ A, B に分割する。各グループにおける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、この分割はそれらの統計的性質が可能な限り等しくなるようにする。

次に、前件部構造の同定を行う。本 FNN の構成を様々な前件部構造を持つよう変化させ、それぞれの場合に対し、前件部メンバーシップ関数の形を変化させない状態すなわち結合荷重 w_c, w_g の学習率を 0 として、後件部パラメータである w_f のみをグループごとに学習させる。出力誤差がある程度収束した時点で学習を終了し、グループ A のデータから得られたモデル A とグループ B のデータから得られたモデル B より後述する評価規範が最小となる構造を選択する。これは、ファジィモデルの特性が前件部のパラメータよりもむしろ構造に大きく依存し、また、本 FNN では前件部メンバーシップ関数を入力空間全体が碁盤目状に分割されるように初期設定して学習後もその構造をほぼ維持するので、前件部パラメータの構造同定に対する影響が少ないと考えられることによる。ただし、評価規範の比較を正確なものとするため、学習時の入出力データの教示順や w_f の学習率等の条件は常に同一とする。

学習の収束は、次式により判断する。

$$\frac{E(m-1)-E(m)}{E(m-1)} < \varepsilon \tag{4}$$

$$E(m) = \sum\{y_i - y_i^*(m)\}^2 \tag{5}$$

ここで、$E(m)$ は (5) 式で定義される m 回目の学習における出力誤差の自乗和であり、y_i は i 番目のデータの出力値、y_i^* は y_i に対する本 FNN の推論値を表す。従って、(4) 式は、出力誤差の変化率がある値 ε 未満になったとき学習を終了することを意味する。なお、計算量の問題から (5) 式の $y_i - y_i^*$ は学習時に逐次求められる出力誤差から計算するものとし、出力数が複数である場合にはすべての出力に対して (4) 式が満たされるまで学習を行う。本 FNN によるファジィモデリングの前件部構造評価規範 C は、グループ A, B のデータ数をそれぞれ n_A, n_B とすると、次のように表される。

$$C = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_A}(y_i^A - y_i^{AA})^2 + \sum_{i=1}^{n_B}(y_i^B - y_i^{BB})^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^{n_A}(y_i^{AB} - y_i^{AA})^2 + \sum_{i=1}^{n_B}(y_i^{BA} - y_i^{BB})^2} \tag{6}$$

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評価するものであり、第 2 項は不偏性規範[1]すなわちモデルの汎化性を評価するものである。(6) 式によれば、前件部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。

最後に、前件部パラメータの調整および後件部パラメータの同定を行う。上述の手順で選択された前件部構造を持つ本 FNN において、すべての結合荷重の学習率を設定して、w_c, w_g により前件部メンバーシップ関数を調整し w_f によりファジィルールを同定する。この学習では、学習後の前件部メンバーシップ関数がファジィモデルとして不適当な構成とならず、しかもモデルの精度ができるだけ良好となるように、学習終了回数を 1000~2000 回に固定して各結合荷重の学習率の最適な組み合わせを探索する必要がある。

以上の手順により、簡略化ファジィ推論に基づく対象システムのファジィモデルが同定される。

4 線形システムのファジィモデル

本稿では、前章の手法により、次式の 3 種類の一次遅れ系および二次系のファジィモデリングを行った。

$$\text{一次遅れ系} \quad : \quad \begin{cases} G_{11}(s) = \dfrac{1}{s+0.1} \\ G_{12}(s) = \dfrac{1}{s+0.05} \end{cases} \tag{7}$$

$$\text{二次系} \quad : \quad G_2(s) = \frac{1}{(s+0.1)(s+0.05)} \tag{8}$$

(7), (8) 式のような 1 入力 1 出力のシステムは、簡略化ファジィ推論を用いて次のように離散時間表現できる。

$$\begin{aligned} R^i \quad : \quad & \text{If } y_t \text{ is } A_{i1} \text{ and } y_{t-1} \text{ is } A_{i2} \text{ and } \cdots \\ & \text{and } u_t \text{ is } B_{i1} \text{ and } u_{t-1} \text{ is } B_{i2} \text{ and } \cdots \\ & \text{then } y_{t+1} = f_i \end{aligned} \tag{9}$$

表 1: 一次遅れ系 $G_{11}(s)$ のファジィモデル

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.3	−3.0	−1.9	−0.9	0.0	1.1	1.9
	NM	−0.9	−2.7	−1.6	−0.6	0.3	1.4	2.0
	NS	−2.7	−2.5	−1.3	−0.3	0.6	1.7	2.6
	ZO	−1.6	−2.1	−1.0	−0.0	0.9	2.0	2.9
	PS	−2.8	−1.7	−0.7	0.3	1.3	2.2	3.4
	PM	−2.2	−1.4	−0.3	0.7	1.6	2.8	1.3
	PB	−1.3	−1.2	−0.0	0.9	1.9	2.9	0.3

表 2: 一次遅れ系 $G_{12}(s)$ のファジィモデル

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.8	−4.0	−2.4	−0.9	0.4	2.3	2.0
	NM	−1.4	−3.8	−2.1	−0.7	0.7	2.4	2.3
	NS	−1.5	−3.3	−1.8	−0.3	1.0	2.8	3.9
	ZO	−4.8	−3.1	−1.4	0.0	1.3	3.1	2.3
	PS	−2.5	−2.7	−1.1	0.4	1.6	3.7	2.4
	PM	−3.5	−2.5	−0.8	0.7	2.0	3.8	2.0
	PB	−2.9	−2.0	−0.5	0.9	2.3	3.9	0.0

ここで、y_t, u_tはそれぞれ時刻 t におけるシステムの出力および入力であり、上式で記述されるファジィモデルは時刻 t までに観測された入出力値の時系列から時刻 $t+1$ の出力を予測するものとなる。

本FNNにより (7), (8) 式のシステムの入出力特性を (9) 式の形式で記述するためのファジィモデリングは、前章の手順に従い以下のように実行した。まず、システムの時定数がそれぞれ 10(sec), 20(sec) であることから、サンプリング時間を 1(sec) に設定し、それぞれのシステムに区間 $[-1, 1]$ の間でランダムに変化するステップ状の入力を加え、約 1000 点の入出力時系列データを採取した。次に、この入出力データを 500 点ずつ二つのグループに分割し、(4) 式のεを 1×10^{-3}、結合荷重 w_fの学習率を 0.1 として前件部構造の同定を行った。対象システムの特性に関する事前知識から前件部変数に u_t が含まれることは明白であり、そこで y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, u_{t-1}, u_{t-2}をその他の前件部変数の候補とした結果、予想通り前件部変数として一次遅れ系では y_t, u_tが、二次系では y_t, y_{t-1}, u_tが選択された。評価規範 Cは前件部メンバーシップ関数がすべての変数に対し 7 種類である場合に最小となった。

以上の構造を基に、結合荷重 w_c, w_g, w_fの学習率をそれぞれ 1×10^{-3}, 1×10^{-3}, 1×10^{-2}として、二つのグループの入出力データを用いて学習を行った。250 回学習後の各ファジィモデルのファジィルールを表1~3に示す。今回のシミュレーションでは、入出力データの分布に若干の偏りがあり、また、その数も少ないことからこれらのファジィルールはあまり正確なものではない。特に、二次系のモデルでは、ルール数が $7^3 = 343$ であるのに対しデータ数が 1000 個であるため、入力空間の一つの部分空間に学習データが平均 2 ないし 3 個しか存在していない。しかし、一次遅れ系と二次系のファジィモデルでは、明らかにそのファジィルールの傾向が異なっていることがわかる。一次遅れ系の $G_{11}(s)$ と $G_{12}(s)$ では、ともに (y_t, u_t)=(ZO, ZO) を中心としてほぼ対称となっている。一方、二次系の $G_2(S)$ では、y_tと y_{t-1}のファジィ変数が等しくなる列を中心としてファジィルールが表れており、u_tの影響が少ないように思われる。ただし、二次系に関しては、前述した理由により今後さらに詳しく検討する必要がある。

5 まとめ

本稿では、簡略化ファジィ推論に基づくFNNによるファジィモデリング手法を示し、それにより同定した一次遅れ系および二次系のファジィモデルについて考察を行った。今後は、他のタイプのFNNによるファジィモデリングの検討を進めるとともに、得られたファジィモデルに基づくファジィ制御器の設計法を検討していきたい。

参考文献

[1] 菅野：ファジィ制御, 日刊工業新聞社, 1988

[2] 廣田, 他：ファジィシステム, 計測自動制御学会, 1990

[3] 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

[4] 田中, 他：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

[5] D.E.Rumelhart, et al. : PARALLEL DISTRIBUTED PROCESSING, The MIT Press, 1986

[6] 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, pp.208–215, 1991

[7] 堀川, 他：ファジィニューラルネットワークの構成法とその性能評価, 第 6 回ファジィシステムシンポジウム, pp.57–62, 1990

[8] 堀川, 他：ファジィニューラルネットワークの構成法 (II), 第 8 回日本ロボット学会学術講演会, pp.521–523, 1990

[9] 堀川, 他：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, 1991

[10] 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, pp.97–102, 1988

表 3: 二次系 $G_2(s)$ のファジィモデル

(a) y_{t-1} is NB

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−2.2	−2.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	NM	−30.7	−10.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	NS	−29.4	−19.9	−0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	ZO	−29.9	−21.4	−0.0	−0.0	0.0	0.0	0.0
	PS	−29.6	−20.1	−0.0	−0.0	0.0	0.0	0.0
	PM	−29.2	−9.9	−0.0	−0.0	0.0	0.0	0.0
	PB	−29.8	−9.4	−0.0	−0.0	0.0	0.0	0.0

(b) y_{t-1} is NM

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−11.2	−22.7	−8.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	NM	−11.3	−20.0	−11.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	NS	−11.1	−19.1	−10.4	0.0	0.0	0.0	0.0
	ZO	−15.5	−19.3	−10.8	0.0	0.0	0.0	0.0
	PS	−22.1	−20.5	−8.7	0.0	0.0	0.0	0.0
	PM	−26.3	−19.7	−9.9	0.0	0.0	0.0	0.0
	PB	−19.6	−21.6	−10.3	0.0	0.0	0.0	0.0

(c) y_{t-1} is NS

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.0	−9.8	−12.2	−0.8	0.0	0.0	0.0
	NM	−0.0	−22.1	−9.9	2.4	0.0	0.0	0.0
	NS	−0.0	−20.3	−10.9	3.3	0.0	0.0	0.0
	ZO	−0.0	−18.5	−10.2	2.5	0.0	0.0	0.0
	PS	−0.0	−18.7	−10.1	2.4	0.0	0.0	0.0
	PM	−0.0	−17.2	−10.2	1.2	0.0	0.0	0.0
	PB	−0.0	−8.7	−9.8	−1.2	0.0	0.0	0.0

(d) y_{t-1} is ZO

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.0	−0.0	−5.4	−0.8	7.7	0.0	0.0
	NM	−0.0	−0.0	−12.1	−1.0	12.2	0.0	0.0
	NS	−0.0	−0.0	−11.9	−0.4	9.7	0.0	0.0
	ZO	−0.0	−0.0	−10.7	−0.7	6.7	0.0	0.0
	PS	−0.0	−0.0	−12.0	−0.1	10.5	0.0	0.0
	PM	−0.0	−0.0	−10.7	0.6	9.6	0.0	0.0
	PB	−0.0	−0.0	−5.2	1.0	7.9	0.0	0.0

(e) y_{t-1} is PS

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.0	−0.0	−0.0	0.5	9.8	11.8	0.0
	NM	−0.0	−0.0	−0.0	−2.1	9.5	9.2	0.0
	NS	−0.0	−0.0	−0.0	0.8	10.4	11.1	0.0
	ZO	−0.0	−0.0	−0.0	−0.8	10.4	18.6	0.0
	PS	−0.0	−0.0	−0.0	0.8	10.6	18.6	0.0
	PM	−0.0	−0.0	−0.0	0.4	11.0	13.6	0.0
	PB	−0.0	−0.0	−0.0	1.3	11.4	11.5	0.0

(f) y_{t-1} is PM

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	7.7	21.5	0.6
	NM	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	6.2	21.3	1.6
	NS	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	10.4	20.1	24.0
	ZO	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	10.4	20.2	12.9
	PS	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	7.2	20.5	12.1
	PM	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	12.0	20.6	3.4
	PB	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	7.3	24.0	8.0

(g) y_{t-1} is PB

y_{t+1}		y_t						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
u_t	NB	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	0.0	0.7	30.1
	NM	−0.0	−0.0	0.0	0.0	0.0	4.8	29.2
	NS	−0.0	−0.0	0.0	0.0	0.0	13.4	30.1
	ZO	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	3.0	28.8
	PS	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	0.0	16.5	34.3
	PM	−0.0	−0.0	−0.0	0.0	0.0	11.8	30.2
	PB	−0.0	−0.0	−0.0	−0.0	0.0	2.3	28.9

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

T6－2（R2）

活性汚泥プロセスのファジィモデリング

Fuzzy modeling of activated sludge sewage treatment processes

鈴木一如 (*1)　角本正明 (*2)　遠矢泰典 (*3)
Kazuyuki Suzuki　Masaaki Kakumoto　Yasunori Tohya

(*1) 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

(*2) (株)環境調査技術研究所
Instistute of Environmental Investigation and Technology Co., Ltd.

(*3) (株)荏原総合研究所
Ebara Research Co., Ltd.

Abstract: In order to analyze the performance of a sewage treatment plant with the activated sludge process, it is required to develop its mathematical model. But we have obtained no good model because of complexity of the actual process, including large disturbances of inputs and lack of accurate measuring instruments of state variables.

In this paper, a fuzzy modeling method, firstly proposed by Takagi and Sugeno, is applied to modeling of the static performance of activated sludge sewage treatment processes. The static performances of many sewage treatment plants in Japan have been identified by the fuzzy modeling method. The results showed the fuzzy model is superior in describing process performance than a single multi-regression linear model conventionally used. Fuzzy modeling is expected tobe an effective method for another ill-structured processes.

Key Words: Fuzzy modeling, Activated Sludge process, Sewage treatment process, Multi-regression linear model

1. はじめに

都市下水の処理プロセスは、活性汚泥プロセスと呼ばれる好気性微生物処理プロセスがその主流である。下水処理場に流入した原水は、最初沈殿池で粗大固形物が除去された後、ばっ気槽と呼ばれる反応槽に流入し、ここで酸素供給下、活性汚泥と呼ばれる好気性微生物群により、汚濁有機物が分解、除去される。反応終了後の混合液は、最終沈殿池で固液が分離され、清澄液を処理水として排出する。沈殿分離した活性汚泥の一部は、ばっ気槽に返送され、再び原水と混合されて、浄化反応に携わる。残余の活性汚泥は、汚泥処理工程に移送され処分される。この活性汚泥下水処理プロセスは、次の特徴を持っている。

(1) 基本的な管理指標を検出可能なセンサが少ない。また、使用可能ではあっても十分な信頼性がないものが多い。

(2) 生物反応をはじめとして系の挙動が複雑なため、入力変数、出力変数間の定量的表現が困難で、プロセスの理論的解析が遅れている。

(3) 装置規模が大きく、流入下水の水質、水量等の変動（外乱）が大きい。

(4) 処理場毎に特性があり、運転経験に関する情報の整理、交流が遅れている。

このような困難性から、活性汚泥下水処理プロセスは現在でもなお、ほとんど人間の経験的知識に頼った運転がなされている。

このプロセスの特性を明らかにし、自動制御、運転管理の高度化に資するべく、様々なアプローチから多くのモデル化研究がなされてきたが、未だ十分なモデルが開発されてはいない。本報では、この活性汚泥プロセスの解析を進めるための実用的なモデルを得ることを目的に、高木、菅野[1]により提案されたファジィモデリングを適用し、従来の重回帰モデルと比較して、その対象記述能力を議論する。

2．　ファジィモデリング

高木、菅野により提案されたファジィモデリングの手法は、プロセスの入出力データからなる空間をファジィ変数により分割し、オーバーラップを許して分割された部分データセットを用いて、各部分空間ごとに線形モデル群を構築し、それらをファジィ変数のメンバーシップ関数を用いて結合することにより、滑らかな曲線をインプリシットな形式で組み立てるものである。

ここで得られるモデルの形式は（1）～（3）式の形式のものである。

L^i : if x_1 is A_1^i, and x_2 is A_2^i, ... , x_m is A_m^i ,

$$\text{then } y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + a_2^i x_2 + \cdots\cdots\cdots + a_m^i x_m \quad (1)$$

$$y^0 = \Sigma_{i=1}^{n} \omega^i y^i (x_j^0) / \Sigma_{i=1}^{n} \omega^i \quad (2)$$

$$\omega^i = \Pi_{j=1}^{m} A_j^i (x_j^0) \quad (3)$$

具体的なモデリング手順は、不偏性規範UCをメルクマールとして、前件部と後件部の構造同定とパラメータ同定を繰り返す姜[2]のアルゴリズムによった。

モデルの同定精度は、主として同定されたモデルによる計算値と実測値との相関係数（重相関係数）Rによって評価し、一方で行なった従来の重回帰分析によるモデルと比較することでファジィモデルの記述能力を検討した。Rは、次式で定義される[3]。

$$R = \{ 1 - \Sigma_i^n (y_i - y_i^*)^2 / \Sigma_i^n (y_i - y_i^{**})^2 \}^{1/2} \quad (4)$$

ここで、y_iは、実データ、y_i^*は、モデルによる推定値、y_i^{**}は、平均値を表す。なお、その他いくつかの評価規範についても検討しているが、つぎの通りである。

予測誤差の平方和[4]：

$$PSS = \Sigma_i^n (y_i - y_i^*)^2 \quad (5)$$

平均予測誤差[4]：

$$RSS = \{ \Sigma_i^n (y_i - y_i^*)^2 / n \}^{1/2} = \{ PSS / n \}^{1/2} \quad (6)$$

赤池の情報量基準[5]：

$$AIC = n * \log(RSS)^2 + 2 * (\text{Number of Parameters}) \quad (7)$$

これらの評価規範はいずれも、その値が小さい程同定精度が高いことを表している。

3．　重回帰分析によるモデリング

以上に述べたファジィモデリングと比較する従来法として重回帰モデリングを選んだ。重回帰式として同定されるモデルは、説明変数の一次線形回帰式である。重回帰式同定手法としては、ステップワイズ法[3]を用いた。

4．　活性汚泥プロセスのファジィモデリング

4．1　モデリング供したデータ

モデリングに供したデータは、全国数百の下水処理場から収集された四季の運転状況調査データ、精密水質分析データおよび原生動物検鏡データである。表1に変数リストを示す。モデルの目的変数（プロセスの出力）としては、処理水BOD濃度を選び、説明変数（プロセスの入力）としては処理条件に関わる諸変数（BOD汚泥負荷、設計処理水量に対する現処理水量比、ばっ気槽水温、MLDO、MLSS、SVI、原水BOD濃度など）の他、原生動物に関する指数[6]を導入して、生物相の影響も検討した。指数は、全原生動物個体数に占める縁毛目個体数の百分比を表すPAP指数、繊毛虫内での縁毛目の種類数、個体数の占める百分比を表すPC指数などである。

4．2　重回帰分析によるモデリング結果

最初に、収集された全国全データについて重回帰モデルを求めるところからスタートし、引き続き経験的知見に従って、いくつかの属性によりデータを分割し、それぞれについて重回帰モデルを求める方法にて検討を進めた。属性の主なものはつぎの通りである。

（1）地方別
（2）排除方式（合流式、分流式）別
（3）季節別
（4）水温別

結果の例をを表2に示す。全国全データを用いた（1）の場合は、重相関係数が極めて低く良い結果とは言えない。地方別に分類した（2）のデータの場合には、前者に比べ相関性が向上しており、この区分が意味のあることが示されている。しかし、地方毎には、取り込まれている変数も様々で、原生動物に関する指数も取り込まれていたりいなかったりで傾向性は見られない。多く取り込まれている変数は、BOD/MLSS負

荷（x_1），水温（x_3），MLDO（x_4），原水BOD濃度（x_8）であり、管理上重要な指標であることを示している。

（3）の地方別そして排除方式別の分類データについては、さらに相関性が向上しており、我が国の下水処理のマクロな特性は、少なくともこの分類を基点として把握すべきであることが示された。以上のように、重回帰分析の結果からでも多くの情報が得られるが、重相関係数で見る限り、いずれの分類データについても、良好な線形回帰モデルが得られているとは言いがたく、重回帰モデリングではここまでの分析が限界と考えられる。

4．3　ファジィモデルの同定結果

前節の検討結果に従って、地方別、排除方式別に分割されたデータについてファジィモデルを同定した。

同定されたファジィモデルの一例を表3に示す。関東地方分流式の下水処理場については、BOD負荷（x_1）とMLDO（x_4）を前件部ファジィ変数として、4つの部分空間に分割することが最適となり、それぞれの部分空間ごとに線形回帰モデルが同定された。例えば、部分空間L^1の規則は、次のように記述された。

L^1 ： if x_1 is A_1^1 ,and x_4 is A_4^1

$$\text{then} \quad y = -33.0x_1 + 2.41x_4 + 0.037x_8 \qquad (8)$$

このモデルは、次のことを主張している。

L^1：「BOD負荷（x_1）が（0.22よりも）小さくて、かつMLDO（x_4）が（2.94よりも）小さい場合には、処理水BOD（y）は、

（処理水BOD）＝- 33.0*（BOD負荷）+ 2.41*（MLDO）
+ 0.037*（原水BOD濃度）
で表現される線形回帰式で推定できる」

このモデルに選抜されている説明変数はいずれも、先の重回帰分析で選抜されている変数を含んで一致している（x_1、x_3、x_8）が、ほかに先の検討で重要変数とされた変数（x_4、x_5、x_{11}）も選抜されていて、水処理技術者にとって理解しやすいモデルとなっている。注目されるのは規則3、4で説明変数としてPAP指数が選択されていることである。従来から指摘されているように、縁毛目原生動物の出現が処理状況判定の重要な指標になることが、ここでも改めて確認された。

5．　考察

5．1　ファジィモデルの同定精度

前出の関東地方分流式のファジィモデルについて、その同定精度を様々な評価規範につき検討したものを表4に示す。重相関係数をはじめいずれの指標についても、重回帰モデルに比してファジィモデルが、飛躍的に精度よく対象を記述できていることが示される。予測誤差指標であるPSS、RSSが小さいことは、同定精度が良い現われであるが、ファジィモデルの方が取り込まれている変数の数が多いにもかかわらずAICがかなり小さくなっているのは、必要な情報を充分保持しつつなお、精度が高いことを意味しており、ファジィモデリングの顕著な利点であると言える。しかし、ファジィモデリングで打ち切り条件としたUCについては、さほどの向上は見られていない。いずれにしても、ここでの検討のように、モデルの精度は種々の規範により総合的になされるのが好ましいと考えられる。

表5は、その他のいくつかのケースも合わせて、重相関係数により同定精度を比較したものである。同様にいずれのケースでもファジィモデルの同定精度は高い。ここでは、次のことが分かる。

（1）分流式（3ケース）と合流式（1ケース）では、ルール数（空間分割数）および選抜された説明変数の種類が異なっており、両者が構造的に異なった処理特性を有していることが示されている。

（2）近畿地方分流式に見られるように、ファジィモデルによってもわずかしか精度が向上していないケースもあり、今回使用した変数以外の影響についてもさらに考察が必要である。

6．　結論

ファジィ理論を応用して活性汚泥下水処理プロセスの静特性モデルの構築を検討し、重回帰モデルに比べ高い精度のモデルを得た。ファジィモデリングの対象記述能力は高く、悪構造なプロセスの特性解析に極めて有効と考えられる。

[謝辞]

ファジィモデリングに関しては、東工大菅野教授、

姜氏の指導を受けた。謝意を表します。

[参考文献]

[1]T.Takagi and M.Sugeno ： Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control, IEEE Trans. on Sys. Man and Cybernetics, SMC-15, (1), pp.116 - 132, (1985)

[2]M.Sugeno and G.T.Kang ： Structure Identification of Fuzzy Model, Fuzzy Sets and Systems, 28, pp.15 - 33, (1986)

[3]河口至商：多変量解析入門１、森北出版、(1973)

[4]奥野忠一、芳賀敏郎、矢島敬二、奥野千恵子、橋本茂司、古川陽子：続多変量解析法、日科技連出版、(1976)

[5] 赤池弘次、情報量規準AICとは何か、数理科学、153, p.5 - 11, (1976)

[6] 盛下 勇：活性汚泥の原生動物学、環境産業新聞社 (1973)

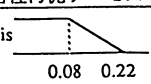
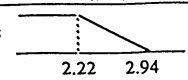
表2 重回帰モデリング結果の例

	データ数	重回帰式	R
(1)全国 (全データ)	585	$y = 10.74 + 13.02\,x_1 - 0.295\,x_2 - 0.308\,x_4 - 0.024\,x_7 + 0.017\,x_8 + 0.018\,x_{10} - 0.037\,x_{11}$	0.460
(2)地方別			
北海道	66	$y = 4.86 + 11.7\,x_1 - 0.22\,x_2 + 0.104\,x_7 + 0.386\,x_9 - 0.062\,x_{11}$	0.633
東北、北陸	90	$y = -0.827 + 30.9\,x_1 - 2.99\,x_2 + 0.60\,x_4 + 0.035\,x_8$	0.527
関東	129	$y = 13.3 - 0.260\,x_2 - 0.392\,x_4 - 0.0021\,x_5 + 0.024\,x_8 + 0.066\,x_{10} - 0.058\,x_{11} - 0.0002\,x_{12}$	0.538
中部	49	$y = 7.73 + 13.7\,x_1 - 0.251\,x_2 - 1.11\,x_4 + 0.019\,x_6 + 0.016\,x_8$	0.657
近畿	70	$y = 22.1 + 8.39\,x_2 - 0.620\,x_3 - 0.739\,x_4 - 0.107\,x_7$	0.493
中国	53	$y = 13.1 + 17.3\,x_1 - 0.418\,x_2$	0.534
四国、九州	128	$y = 11.2 + 22.3\,x_1 - 3.51\,x_2 - 0.0036\,x_5 + 0.027\,x_8$	0.412
(3)地方別＆分流式			
北海道	32	$y = 12.8 - 7.22\,x_2 + 0.046\,x_5 - 0.559\,x_7 + 0.147\,x_{10} - 0.221\,x_5$	0.731
東北、北陸	74	$y = 11.2 + 22.3\,x_1 - 3.51\,x_2 - 0.0036\,x_5 + 0.027\,x_8$	0.582
関東	74	$y = 3.68 + 10.6\,x_1 - 0.196\,x_2 + 0.047\,x_8$	0.568
中部	41	$y = 13.8 + 9.37\,x_1 - 0.362\,x_2 - 1.35\,x_4 + 0.021\,x_8$	0.646
近畿	46	$y = 21.6 - 0.354\,x_2 - 0.01\,x_4 - 0.051\,x_{10}$	0.543
中国	35	$y = 15.8 + 17.0\,x_1 - 0.392\,x_2 - 0.028\,x_8$	0.520
四国、九州	96	$y = 22.5 + 17.6\,x_1 - 0.565\,x_2 - 1.00\,x_4 - 0.090\,x_7$	0.506

表1 解析に用いた変数

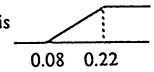
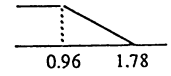
目的変数	説明変数
y：処理水BOD濃度	x_1：BOD汚泥負荷　x_7：SV_{30}（30分沈降汚泥容量比） x_2：処理水量比　x_8：原水BOD濃度 x_3：ばっ気槽内水温　x_9：Protozoa 指数 x_4：MLDO（ばっ気槽内溶存酸素濃度）　x_{10}：PC 指数 x_5：MLSS（ばっ気槽内混合微生物濃度）　x_{11}：PAP 指数 x_6：SVI（汚泥容量指標）　x_{12}：TPN 指数

表3 活性汚泥プロセスのファジィモデル例（関東地方分流式）

L^1: if x_1 is  , and x_4 is 

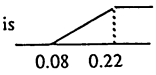
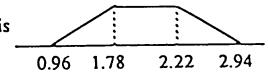
0.08 0.22　　2.22 2.94

then $y = -33.0x_1 + 2.41x_4 + 0.037x_8$

L^2: if x_1 is  , and x_4 is 

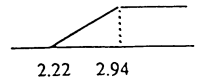
0.08 0.22　　0.96 1.78

then $y = 34.16 - 0.944x_3 - 0.003x_5$

L^3: if x_1 is  , and x_4 is 

0.08 0.22　　0.96 1.78 2.22 2.94

then $y = -115.9x_1 + 12.73x_4 - 0.017x_5 + 0.228x_8 + 0.122x_{11}$

L^4: if x_4 is 

2.22 2.94

then $y = 10.2x_1 + 0.031x_8 + 0.023x_{11}$

表4 同定精度の比較（1）

	ファジィモデル (6変数)	重回帰モデル (3変数)
R	0.851	0.568
RSS	3.116	4.84
PSS	1113	2072
AIC	198.5	250.5
UC	25.6	26.0

表5 同定精度の比較（2）

ケース	1	2	3	4
	関東 分流式	東北、北陸 分流式	近畿 分流式	関東 合流式
ファジィモデル	0.851	0.803	0.575	0.880
重回帰モデル	0.568	0.582	0.543	0.744
データ数	74	51	46	55
ルール数	4	4	4	3
選抜された変数	x_1: BOD/MLSS負荷 x_3：ばっき槽水温 x_4：MLDO x_5：MLSS x_8：原水BOD x_{11}：PAP 指数	x_1: BOD/MLSS負荷 x_3：ばっき槽水温 x_4：MLDO x_5：MLSS x_8：原水BOD x_{11}: PAP 指数	x_1: BOD/MLSS負荷 x_3：ばっき槽水温 x_4：MLDO x_5：MLSS x_8：原水BOD x_{11}：PAP 指数	x_1: BOD/MLSS負荷 x_3：ばっき槽水温 x_4：MLDO x_5：MLSS x_6: SVI x_{11}: PAP 指数

T6－3（R2）

都市ごみ焼却炉のファジィモデリング

Fuzzy modeling of a municipal refuse incinerator

鈴木一如 (*1)　田中一男 (*2)　宮村　彰(*3)　静間　誠 (*4)
Kazuyuki Suzuki　Kazuo Tanaka　Akira Miyamura　Makoto Shizuma

(*1) 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

(*2) 金沢大学機械システム工学科
Dep.of Mechanical System Engineering Kanazawa University

(*3) (株)荏原総合研究所
Ebara Research Co., Ltd.

(*4) 荏原インフィルコ株式会社
Ebara Infilco Co., Ltd.

Abstract : This paper presents the results of fuzzy modeling, firstly proposed by Takagi and Sugeno, applied to identification of dynamics of a municipal refuse incineration plant, and also discusses the modeling performance of fuzzy modeling compared with auto-regressive model (AR model) conventionaly used. As a result of comparison, fuzzy modeling is superior in description performance of process dynamics than conventional AR modeling.

Key Words : Fuzzy modeling, Municipal refuse Incineration plant, Model accuracy, Comparison with AR model

1．はじめに

都市ごみ焼却炉は、複雑多変数な相互干渉システムの一つで、非構造（燃焼反応がモデル化できない）な上、外乱が多く（持ち込まれるごみが日々変動する）、しかも多数の制約条件（多数の目的）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）もちこまれたごみ量を確実に焼却処理すること
（2）十分に燃え尽きた燃焼残滓を生成すること
（3）排ガス中の媒塵、SOx、NOx、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ーの安定運転

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。最近の焼却炉には、操作端ごとのワンループコントローラに加え、電子計算機による中央監視制御設備が設置されているのが普通であるが、前述のような理由で、完全自動運転には至っていない。自己回帰モデルを用いた制御の試み[1]、伝達関数の解析による動特性モデルから最適制御を行なおうとする研究[2]も見られるが、定式化の困難な不確かさや汎用性に疑問が残り、十分なものではない。現状の最も進んだ計装制御方式の一つに、排ガス中の酸素、二酸化炭素、水分量、温度、ボイラー蒸発水量などを測定して燃焼ごみの持つ発熱量を推定すると共に、これより計算される理論燃焼空気量や必要ごみ供給量をもとにして、ごみ供給速度や空気供給速度を制御する例[3]がある。しかし、計測される状態量そのものが誤差や不確かさを含んでいる上、計算過程や制御量の導出過程に不確かさを持つため、実際にはオペレータが常に燃焼状況を監視しながらチューニング（設定値の変更）を行なっているのが実情である。このオペレータによる監視の中心は、炉内の燃焼状況におかれているため、この行為を画像処理と処理結果の論理判断に置き換えようという方法[4]も実用化されつつある。ファジィ制御の応用[5]も見られ始めているが、以上のようにプロセス動特性の解析や、制御系設計のためのモデルは十分に開発されていないのが現状である。

本報では、ごみ焼却炉の実用的なモデルを得ることを目的に、実プラントから収集された時系列データについてファジィモデリングを行なう。また、赤池、中川の方法[6]による時系列モデリングと比較して、その対象記述

能力を検討する。

2．モデリング手法の概要

2.1 ファジィモデリング

本報では、高木、菅野[7]により提案され、姜[8]によって発展されたファジィモデリングの手法を用いる。得られるモデルの形式は(1)~(2)式の形式のものである。

ルールL^i:

$$\text{IF} \quad y_\alpha(t-l_\alpha) \text{ is } A_\alpha^i \text{ and } (y_\beta(t-l_\beta), y_\gamma(t-l_\gamma)) \text{ is } A_{\beta\gamma}^i \text{ and } .....$$

$$\text{THEN} \quad Y^i(t) = \Sigma_{j=1}^{N} C_j^i Y(t-j) + \Sigma_{j=1}^{M} D_j^i U(t-j) \qquad (1)$$

但し、$A_\alpha^i, A_{\beta\gamma}^i, ...$はファジィ集合、$Y(t) = [y_1(t), y_2(t), ...y_n(t)]^T$は出力変数ベクトル, $U(t) = [u_1(t), u_2(t), ...u_m(t)]^T$は入力変数ベクトルであり、$C_j^i, D_j^i$は係数マトリックスである。ルールの合成によるY(t)の予測値は、

$$Y(t) = \Sigma_{i=1}^{p} \omega_i(t) Y^i(t) / \Sigma_{i=1}^{p} \omega_i(t) \qquad (2)$$

で与えられる。ここに、pはルールの総数、$Y^i(t)$はルールL^iの出力であり、荷重 $\omega_i(t)$はメンバーシップ値、$A_\alpha^i(y_\alpha^*(t-l_\alpha)$, $A_{\beta\gamma}^i(y_\beta^*(t-l_\beta), y_\gamma^*(t-l_\gamma))$, ...の積で与える。

同定はまず、前件部に関わる諸量を仮定して最適な後件部を発見し、次に前件部を修正して再び後件部を同定するという繰り返しとなる。具体的には、最初に変数増加法[9]により発見的に前件部の構造を仮定し、パラメータをコンプレックス法を用いて、重相関係数を最小にするよう求める。次に、この前件部構造のもとで、変数減少法[9]により後件部変数を選択しつつ、最小2乗法により線形関数のパラメータを求める。次に前件部の分割数（構造）を変更し、同様の操作を繰り返す。この繰り返しの打ち切りを評価する規範としてUCを用いている。UCの定義式は以下のようである。

$$UC = [\Sigma_{i=1}^{nA} (y_i^{AB} - y_i^{AA})^2 + \Sigma_{i=1}^{nB} (y_i^{BA} - y_i^{BB})^2]^{1/2} \qquad (3)$$

UCを用いたモデリングでは、データを2つのグループA、Bに分けてもちいるが、ここで、y_i^{AA}はデータセットAを用いて作られたモデルAによるグループAの出力の推定値、y_i^{AB}はモデルBによるグループAの出力の推定値であり、逆も同様である。nA、nBはデータセットA、Bのデータ数である。

2.2 赤池、中川法による時系列モデリング

この方法では、データ空間全域で(4)式の形式のARモデル（自己回帰モデル）が同定される。モデルの次数Mは、FPE規準によって決定され、モデルの係数Am, Bmは、ユール・ウォーカ法により推定される。

$$Y(t) - Y\hat{} = \Sigma_{m=1}^{M} Am(Y(t-m) - Y\hat{}) + \Sigma_{m=1}^{M} Bm(U(t) - U\hat{}) \qquad (4)$$

ここで、^は、それぞれの平均値を示す。

2.3 モデルの同定精度の評価

モデルの同定精度は、(5)式による平均予測誤差により評価した。Eは、小さい程良い。

$$E = (1/N) \Sigma_{i=1}^{N} | (y - y\hat{}) / y | \times 100 \ (\%) \qquad (5)$$

yは、実測値、y^は、モデル計算値を示す。

3．検討に供したデータ

マニュアル運転モード下のごみ焼却炉（図1）からデータを採取し、統計解析に供した。

(1) 時系列解析の結果

・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図2に示す5入力5出力系を設定した。

・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。

(2)モデリングに供したデータ

上記で準備したデータ426個を2分し、同定用データ、予測用データとした。さらに、ファジィモデリングでは、同定用データを若干個の重なりを許して前半、後半各々113個を取り、データセットnA、nBとした。

4．モデリング結果と考察

4.1 赤池、中川法によるARモデル同定結果

表1、表2にARモデルの例を示す。また、図3には、このモデルによる1ステップ予測シミュレーション結果を示す。炉下圧、排ガスNOxのいずれのモデルも次数3と比較的簡単なモデルが同定されている。トレンドグラフでは、非線形的な動きの強い炉下圧のフィッティングが悪い。

4.2 ファジィモデル同定結果

表3、表4に、ファジィモデルの例を示す。図4、5にはデータフィッティングの様子を示す。ファジィモデルでは、「ケチの原理」により線形式中にすべての変数

や時刻の値が取り込まれていない。また、炉下あつのモデルは、分割されない全域線形モデルとなった。ARモデルと同様に炉下圧の同定精度が低い。

4.3　同定精度の比較

表5には同定精度の比較結果を示す。両モデルとも、変数ごとに精度は異なっているが、精度の高いものについては、大きな違いはみられない。炉下圧（y_4）はファジィモデルが倍以上の誤差を持っているが、逆に、予測精度では、良好な結果となっている。また、排ガスO2濃度（y_5）は、赤池モデルの予測精度が極端に悪くなっている。全体的には、ファジィモデルは、同定精度と予測精度が余り違わないロバスト性をもつのに対して、ARモデルは、かなり予測が悪くなることがあると言える。

5．まとめ

(1)都市ごみ焼却炉のシステム構造を解析し、変数間の因果関係を明らかにするとともに、時系列データを用いて、ファジィモデリングを行なった。

(2)得られたファジィモデルは、比較例としたARモデルに比べ、予測能力に優れている可能性があることが示唆された。

(3)ファジィモデルを制御系設計用のモデルとするためには、モデル構造のさらなる検討が必要である。

[参考文献]

[1]平岡ら：自己回帰モデルによる都市ごみ焼却炉の多目的燃焼制御について、都市と廃棄物、16, (9), 1986

[2]五郎丸ら：ごみ焼却炉の動特性とその燃焼制御への応用、計測自動制御学会論文集、26,(8),pp.894/901,1990

[3]大庭ら：武蔵野クリーンセンターごみ処理施設の概要と運転報告、荏原インフィルコ時報、第92号、1985

[4]黒崎ら：カラー画像処理現状技術を応用したごみ焼却プラント用自動燃焼制御(ACC)システムの開発、川崎重工技報、90号、1985

[5]小久保ら：ごみ焼却炉のファジィ制御実証テスト結果について、第10回全国都市清掃研究発表会講演論文集、1989

[6]赤池、中川：ダイナミックシステムの統計的解析と制御、サイエンス社、1972

[7]T.Takagi and M.Sugeno ： Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control, IEEE Trans. on Sys. Man and Cybernetics, SMC-15, (1), pp.116 - 132, (1985)

[8]M.Sugeno and G.T.Kang：Structure Identification of Fuzzy Model, Fuzzy Sets and Systems, 28, pp.15 - 33, (1986)

[9]奥野忠一、芳賀敏郎、矢島敬二、奥野千恵子、橋本茂司、古川陽子：続多変量解析法、日科技連出版、(1976)

<連絡先>　　〒231　横浜市中区山下町89 - 1
シイベルヘグナービル4Ｆ
技術研究組合国際ファジィ工学研究所　鈴木一如
TEL 045 (212) 8221　FAX 045 (212) 8255

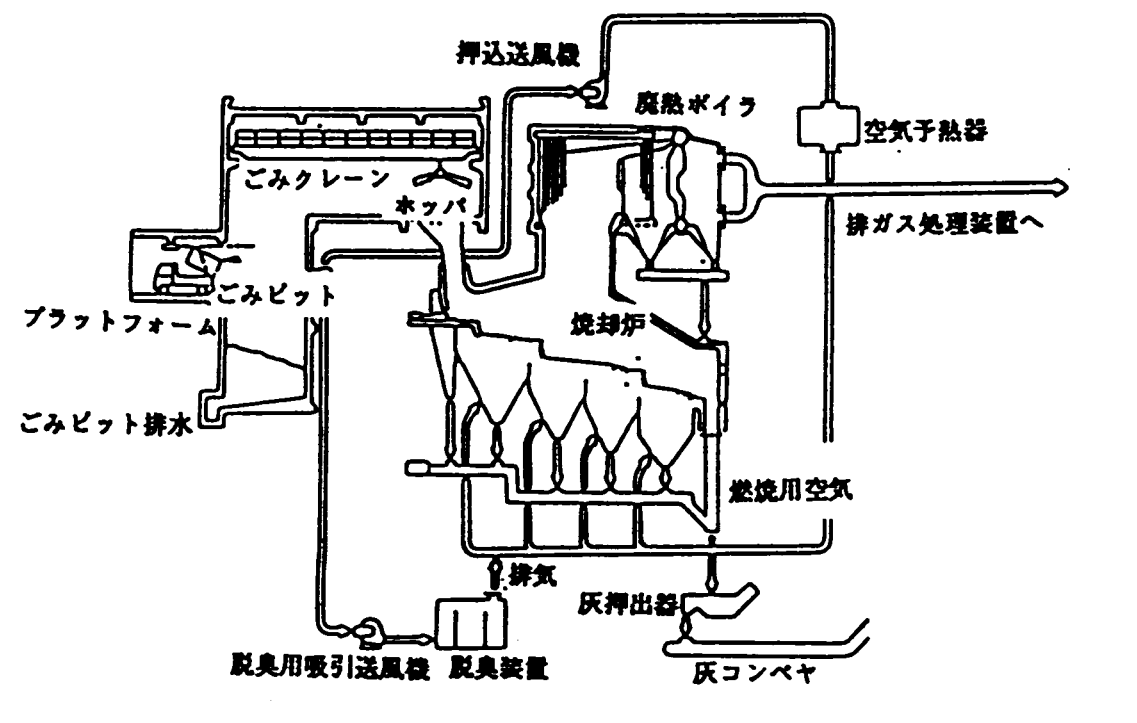


図1　ごみ焼却プラントフローシートの例

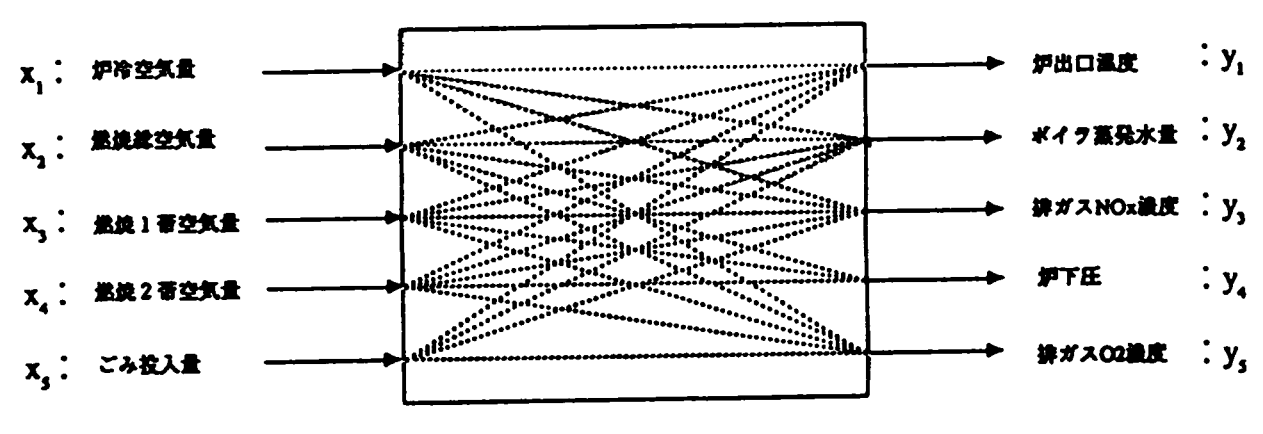


図2　ごみ焼却炉の入出力系

表1　赤池、中川法によるARモデルの例

```
 [ SYS IN ]                              [ SYS OUT ]
 Y1: rorei   -->|     - ID -        |--> temp    :X1
 Y2: airall  -->|     ARX -T        |--> vapor   :X2
 Y3: air1    -->|                   |--> nox     :X3
 Y4: air2    -->| - OPTIMUM LAG -   |--> pres    :X4
 Y5: gomi    -->|        3          |--> o2      :X5

 [ PROCESS MODEL ]
X2(n) = .5160E  -2X1(n-1) + -.7726E  -2X1(n-2) +  .1690E  -2X1(n-3)
      +  .1751E   0X2(n-1) + -.1613E   0X2(n-2) +  .1426E   0X2(n-3)
      + -.1651E  -1X3(n-1) +  .1642E  -1X3(n-2) +  .1438E  -2X3(n-3)
      +  .5698E  -2X4(n-1) +  .1853E  -1X4(n-2) +  .1231E .-2X4(n-3)
      + -.1022E   1X5(n-1) +  .1977E   0X5(n-2) + -.2275E  -1X5(n-3)
      +  .2377E  -2Y1(n-1) + -.1866E  -2Y1(n-2) + -.3256E  -2Y1(n-3)
      + -.1013E  -3Y2(n-1) +  .6380E  -3Y2(n-2) + -.2204E  -3Y2(n-3)
      +  .3086E  -3Y3(n-1) + -.6410E  -3Y3(n-2) + -.2449E  -3Y3(n-3)
      +  .2115E  -3Y4(n-1) + -.6846E  -3Y4(n-2) +  .3488E  -3Y4(n-3)
      +  .5617E  -1Y5(n-1) + -.2182E  -2Y5(n-2) + -.4501E  -1Y5(n-3)

 [ PROCESS MODEL ]
X3(n) =-.1675E  -1X1(n-1) +  .8482E  -1X1(n-2) + -.8235E  -1X1(n-3)
      + -.2007E   1X2(n-1) +  .2109E   1X2(n-2) + -.9857E   0X2(n-3)
      +  .6210E   0X3(n-1) + -.1948E  -1X3(n-2) +  .1570E   0X3(n-3)
      + -.9477E  -1X4(n-1) + -.1983E   0X4(n-2) +  .8622E  -1X4(n-3)
      +  .1186E   2X5(n-1) + -.7985E   1X5(n-2) + -.1388E   1X5(n-3)
      + -.3192E  -2Y1(n-1) + -.2087E  -1Y1(n-2) +  .1171E  -1Y1(n-3)
      +  .2954E  -2Y2(n-1) + -.3332E  -2Y2(n-2) +  .5592E  -2Y2(n-3)
      + -.1474E  -2Y3(n-1) +  .5987E  -2Y3(n-2) + -.4195E  -3Y3(n-3)
      + -.6617E  -3Y4(n-1) +  .5613E  -2Y4(n-2) + -.7942E  -2Y4(n-3)
      +  .7100E  -1Y5(n-1) + -.1865E   0Y5(n-2) +  .1135E  -1Y5(n-3)
```

表2　炉下圧の赤池ARモデル

```
X4(n) = .1296E  -2X1(n-1) + -.7830E  -2X1(n-2) +  .7065E  -2X1(n-3)
      +  .3642E   0X2(n-1) + -.5352E   0X2(n-2) +  .2244E   0X2(n-3)
      +  .1647E   0X3(n-1) +  .1980E  -1X3(n-2) + -.2949E  -1X3(n-3)
      + -.7020E  -1X4(n-1) + -.1727E   0X4(n-2) +  .5077E   0X4(n-3)
      + -.7231E   1X5(n-1) +  .3149E   1X5(n-2) + -.1342E   1X5(n-3)
      + -.6750E  -3Y1(n-1) + -.7481E  -1Y1(n-2) + -.4354E  -1Y1(n-3)
      +  .9879E  -2Y2(n-1) + -.5200E  -2Y2(n-2) + -.7556E  -2Y2(n-3)
      + -.2321E  -1Y3(n-1) + -.4165E  -2Y3(n-2) + -.6376E  -2Y3(n-3)
      + -.2940E  -2Y4(n-1) +  .4568E  -2Y4(n-2) +  .3761E  -2Y4(n-3)
      + -.2028E   0Y5(n-1) + -.3345E   0Y5(n-2) +  .8672E   0Y5(n-3)
```

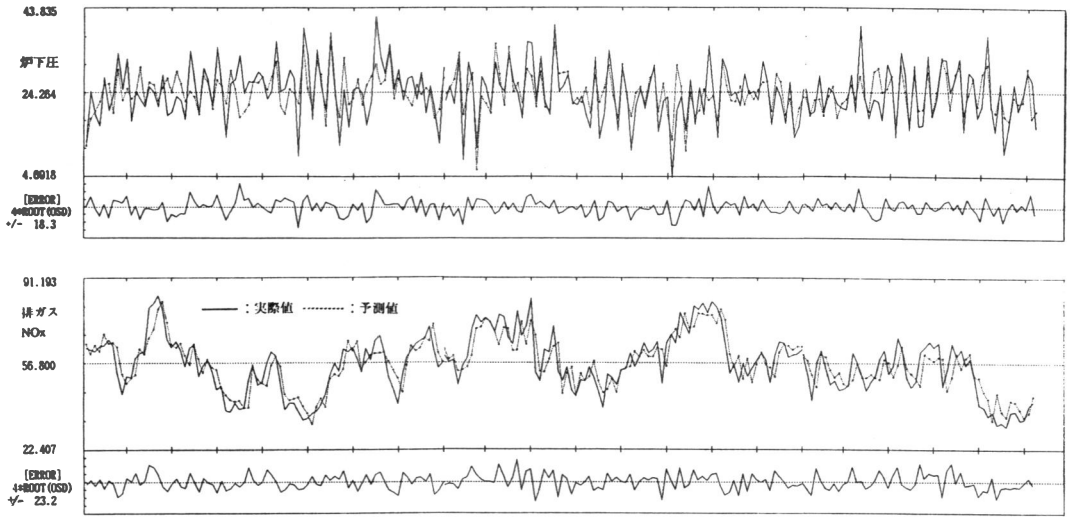
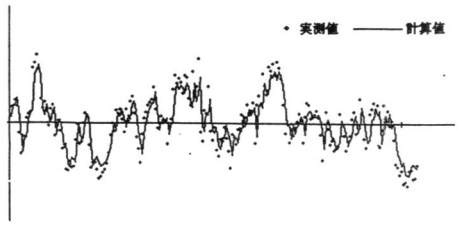


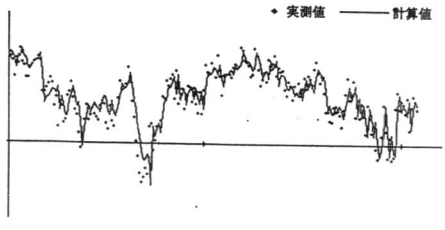
図3　赤池、中川法によるARモデルの1ステップ予測シミュレーション結果

表4　炉下圧のファジィモデル

炉下圧(t + 1) = - 0.029527 * 炉冷空気量(t - 1) + 0.007648 * 燃焼総空気量(t)
- 0.008902 * 燃焼総空気量(t - 2) - 0.017859 * 燃焼1帯空気量(t - 2)
- 1.135239 * ごみ投入量(t - 1) + 1.351015 * ごみ投入量(t - 2)
+ 0.037588 * 炉出口温度(t - 1) + 0.943868 * ボイラ蒸発水量(t)
+ 0.550964 * 炉下圧(t) + 1.436112 * 排ガスO2濃度(t - 1)
+ 2.933803 * 排ガスO2濃度(t - 2)



同定用データに対して



予測用データに対して

図4　ファジィモデルの同定精度（排ガスNOx濃度のモデル）

表3　ファジィARXモデルの例

(1)ボイラ蒸発水量のファジィモデル

L¹ if　炉下圧(t-1)　is　17.83　25.73

then　ボイラ(t+1) = 0.007243*炉冷空気量(t-2) + 0.001017*燃1空気量(t)
+ 0.246923*ボイラ(t) + 0.006821*炉下圧(t)
+ 0.035435*炉下圧(t-1) - 0.692140*排ガスO2濃度(t)
+ 0.177569*排ガスO2濃度(t-2)

L² if　炉下圧(t-1)　is　18.36　26.17

then　ボイラ(t+1) = 0.003371*炉出口温度(t-2) + 0.456969*ボイラ(t)
+0.008440*炉下圧(t) + 0.000856*炉下圧(t-2)

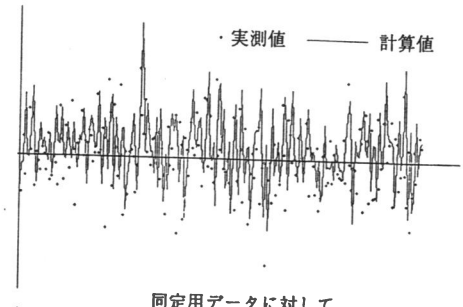
(2)排ガスNOx濃度のファジィモデル

L¹ if　燃焼総空気量(t)　is　5934　6263

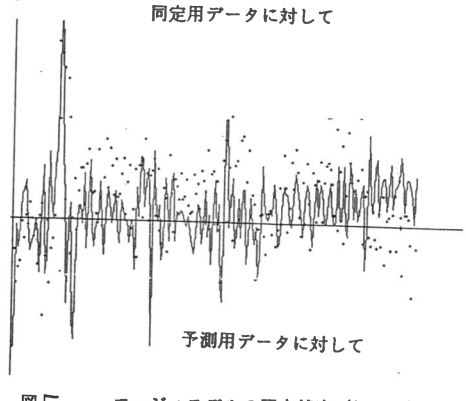
then　排ガスNOx(t+1) = - 0.015541*炉冷空気(t-2) + 0.00428*燃焼総空気(t)
+ 0.891969*排ガスNOx(t) - 0.040224*排ガスNOx(t-2)

L² if　燃焼総空気量(t)　is　5934　6287

then　排ガスNOx(t+1) = - 0.024121*炉冷空気(t-2) + 0.712499*排ガスNOx(t)
+ 0.063172*排ガスNOx(t-2) + 2.742306*排ガスO2(t-2)



同定用データに対して



予測用データに対して

図5　ファジィモデルの同定精度（炉下圧）

表5　同定精度の比較（%）

変数	ファジィモデル		赤池モデル	
	同定精度	予測精度	同定精度	予測精度
y_1	1.292	1.139	0.537	0.697
y_2	5.981	10.258	5.415	7.722
y_3	9.448	6.976	8.375	7.664
y_4	39.151	36.906	18.625	42.874
y_5	0.791	1.051	0.610	13.875

T3－1（R3）

ファジィ理論応用のためのプログラム開発環境

Programming environment
for applications of fuzzy theory

中谷浩人* 小川健二* 小山修司*
Hiroto NAKATANI Kenji OGAWA Shuji KOYAMA
犬塚信博* 上田賀一** 石井直宏*
Nobuhiro INUZUKA Yoshikazu UEDA Naohiro ISHII

*名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology

**茨城大学工学部
Faculty of Engineering, Ibaraki University

Abstruct: In this paper,we propose a total environment system VETA for the software development including fuzzy processing. In the VETA we define fuzzy sets ,linguistic headges and reasoning rules by respective editors developed here. The programming structure including them is made by applying programming chart procedures. Further, fuzzy processing language ALFA which we developed is generated. Then we can obtain an executing file after it is translated to the C language by the ALFA translator.

1．はじめに

我々は「曖昧模湖」な言葉を当然のこととして使っている。このような曖昧さを含んだ情報を扱うために、ファジィ理論は制御や人工知能、そして、最近では電化製品にも利用されるようになった。

ファジィ理論を利用する道具として、コンピュータが使われるようになり、このとき、そのソフトウェア開発は重要なものである。しかし、現在多く利用されているコンピュータ言語でファジィ処理を記述すると、例えば、ファジィ集合を定義するときに、そのグレード値を１つ１つ記述する。といった、わずらわしい作業を必要とする。また、このように表現されたプログラムは、あとで見たときにファジィ集合全体のイメージを捉えにくいため、可読性に欠ける。

本研究ではこうした背景を考え、ファジィ処理をより簡単に実現できるように、ファジィ処理用の言語を提案する。また、それを利用してソフトウェア開発を行なうときに、ユーザがより使いやすい統合環境を構築する。ここで提案する言語は、ファジィ処理ができるＣ言語の拡張型に設計されている。また、この統合環境は、ソフトウェアを開発するときのいろいろな処理（ファジィ集合の定義や、推論ルールの設定など）が並行して行なわれるため、各処理に１つのウィンドウを持たせ、ウィンドウシステム上で実現する。

また、そのとき、ソフトウェア開発の効率を良くするために、視覚的な面からの作用も計り、グラフィックを取り入れ、ユーザが使いやすい環境を目指す。

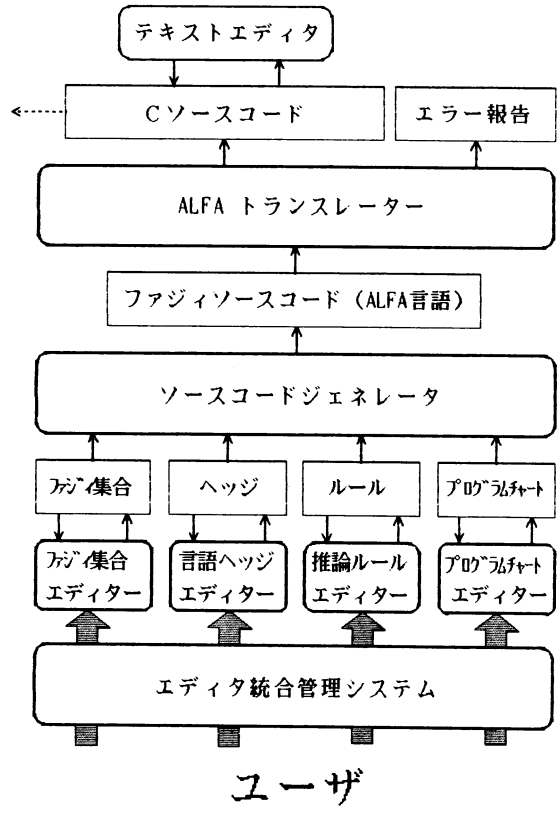


図１　VETA 構成図

2．システムの概要

本研究で提案する統合環境 VETA(Visual Environmental Tool for fuzzy Application)の構成を、図１に示す。

この環境は、ファジィ理論特有の処理を実現する言語ALFA(A Language for Fuzzy Application)を用い、ファジィ処理を行なうソフトウェアの作成をより簡単に行なう統合環境である。

処理の流れを説明する。ユーザはファジィ理論特有の処理を行なうために用意されたファジィ集合エディタ、言語ヘッジエディタ、推論ルールエディタ、及び、プログラムチャートエディタを利用し、それぞれ、ファジィ集合の定義、言語ヘッジの定義と確認、推論ルールの設定、プログラム構造の設計を行ない、ソフトウェアを開発する。システムは各エディタで作成されたデータを1つにまとめ、線形リストで表現された内部データ構造で保持する。そして、いま得られたデータをソースコードジェネレータを使って、テキスト形式で表現された ALFA 言語を生成する。つぎに、この ALFA 言語を ALFA トランスレータが受け取り、Cソースコードに変換する。以上が VETA の処理の流れである。また、ユーザは標準的に用意されたCコンパイラを使って、先のC言語を実行形式にコンパイルする。

各エディタの相互呼び出しを行なうように管理するものがエディタ統合管理システムで、これはそれぞれのエディタを呼び出すボタンから成り、VETA 起動中は常時動作し、ユーザはこれを使ってどのウィンドウも呼び出すことができる。

VETA は、現在ほとんど標準的となっているXウィンドウシステム上で実現する。また、環境構築の使用言語はC言語とし、このとき X Toolkit[5]を利用する。

3. ALFA言語の仕様

本節では、ALFA がどの様な言語であるか、その特徴について述べる。

ALFA は、C言語にファジィ処理を追加したものとする。その理由は、C言語は、汎用的であり、また、既に広く利用されているからである。従って、ALFA を使うユーザは、その記述の仕方を理解し易い。

言語を設計する上で、ファジィ処理のために取り入れるものは次のことを考えた。

データ構造

◇台集合の要素の刻みは一定値でなくてもよく、対数刻みなどもサポートする。

◇メンバーシップ関数のグレード値は必ずしも、0から1の float型と限定せず、必要に応じてグレードの型と範囲をユーザが定義できるようにする。

◇グレード値は数値だけでなく、文字型、さらには名前そのものを値として持つことができる。

ファジィ集合演算

◇ファジィ集合の演算を、ユーザからみて、普通の演算のように実現する。また、普通の演算がファジィ集合においても使える。

◇言語ヘッジの定義が行える。

◇ファジィ推論が行える。そのとき、あらかじめ推論ルールを定義し、ルールの前件部、後件部からファジィ関係を作成するときの演算を選択する。また、推論文を適用する際も、その演算を指定する。

以上のことを実現するために用意した宣言方法や文は次のようなものである。

データ構造

◆台集合定義

```
suppdef 型名 集合名＝{初期値; 最終値; +=刻み値};
```

◆グレード範囲定義

```
graddef 型名 {上限,下限} ファジィ集合型名 ;
```

◆ファジィ集合変数宣言

```
fuzzy:台集合名 ファジィ集合名 = {グレード, …};
```

グレードが0から1の場合予約語 fuzzy を使うが、グレード範囲が定義してある場合それを使ってもよい。グレード値で初期化する部分は必ずしも初期化しなくてもよい。

ファジィ集合演算

◆言語ヘッジ定義

例えば次のようになる。

```
hedgedef very;
```

この宣言をグローバルで行なう。そして、次のような関数定義を行なう。

```
hedge very
element;
{
   return(element $ 2);
}
```

elementは予約語で、ファジィ集合の1つの要素を表わし、演算はすべての要素に行なわれる。

◆ルール宣言

```
ruledef ルール名 : モード if ファジィ集合名
                              then ファジィ集合名;
```

モードはルールからファジィ関係を作る際の演算を選択する。

◆ファジィ推論文

```
infer ファジィ集合=ルール名{モード,ファジィ集合};
```

ここでのモード名はルール宣言でのモードとは別の意味を持ち、ルールとファジィ集合の演算を指定するものである。

以上で述べた点が、ALFA の特徴である。ALFA を用いたプログラム例を図2に示す。

4. VETAのユーザ利用環境

```
/* 台集合の宣言 */
suppdef int direct_supp = {0;30;+=5};
suppdef int handle_supp = {0;90;+=15};

/* ファジィ集合の宣言 */
fuzzy:direct_supp right   = {0,0,0,0,0.5,1,1};
fuzzy:direct_supp stright = {0,0,0.5,1,0.5,0,0};
fuzzy:direct_supp left    = {1,1,0.5,0,0,0,0};

fuzzy:handle_supp tu_right = {0,0,0,0,0.5,1,1};
fuzzy:handle_supp tu_middle={0,0,0.5,1,0.5,0,0};
fuzzy:handle_supp tu_left  = {1,1,0.5,0,0,0,0};

/* ファジィ推論ルールの宣言 */
ruledef rule1:RM if right then tu_left;
ruledef rule2:RM if stright then tu_middle;
ruledef rule3:RM if left then tu_right;

main()
{
  int accel,i,direction;
  float handle;
  /* ファジィ集合変数宣言 */
  fuzzy:handle_supp hand1;
  fuzzy:handle_supp hand2;
  fuzzy:handle_supp hand3;
  fuzzy:handle_supp fuz_hand;
                    :
                    :
  /* ファジィ推論文 */
  infer hand1 = rule1(DIRECT,direction);
  infer hand2 = rule2(DIRECT,direction);
  infer hand3 = rule3(DIRECT,direction);
  fuz_hand = hand1 ∨ hand2 ∨ hand3;
  handle = center(fuz_hand);
  handle -= 45;
                    :
                    :
}
```

図２　ALFA プログラム例

VETAでは、プログラム構造の設計を行なうチャートエディタ以外に、ファジィ処理を行なうときに、必要なものとして、ファジィ集合の定義、言語ヘッジのテスト、及び、推論ルールの設定ということを考え、それぞれに専用のエディタを設けた。この節では、各エディタの機能について述べる。

（1）　ファジィ集合エディタ

ファジィ集合エディタでは、ファジィ集合を定義する。その定義方法は次の２つである。第１の方法は、ファジィ集合をグラフィックで表わし、その「絵」を直接マウスで操作することにより、グレード値を決定する。第２の方法は、よく利用されるπ、ｓ、ｚ型のファジィ集合をあらかじめ用意しておき、そのパラメータを変えることにより新しいファジィ集合を実現する。

また、台集合と、そのグレード値は別々に登録し、後でそれを利用することができる。

（2）　言語ヘッジエディタ

言語ヘッジエディタでは、新しい言語ヘッジの編集を行なう。また、新しく作成した言語ヘッジを作用させるとファジィ集合がどの様に変化するかを試すテスト機能を持たせる。

（3）　推論ルールエディタ

推論ルールエディタでは、if-then 形式の推論ルールを作成する。そのとき、ルールの前件部、後件部からファジィ関係を作る方法を指定する。その後、作成した推論ルールに対し、簡単なテストを行なえるようにする。また、一度作成したルールは後で利用できるように、ライブラリ登録できるようにする。

（4）　プログラムチャートエディタ

プログラムチャートエディタでは、他のエディタで作成したデータを受けて、実際のプログラミングを行なう。プログラム設計は、プログラム構造を理解し易くするために、プログラムの図式化技法を用いて行なう。

5．VETA 利用例

本節では、今回設計した仕様をもとにインプリメントを行なったものの利用例を示す。

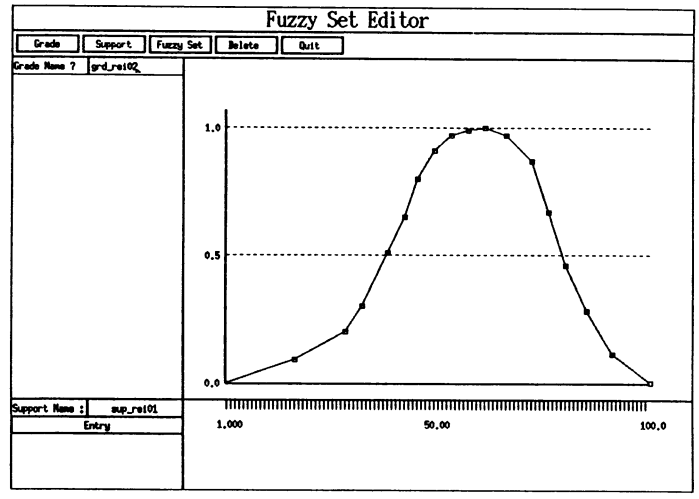


図３　ファジィ集合エディタ

図３はファジィ集合エディタである。これは、メニューボタン、グレード設定領域、台集合設定領域から成る。グレードを新しく設定する場合は、初期値としてすべて 0.5の値をもった状態が表示され、その図をエディタ上で、マウスを使って変更させることにより、新しいグレード値を決定する。台集合としては、数値と文字列を使うことができ、数値で設定するときは、初期値、最終値、刻みを指定する。文字列で設定するときは、各台集合要素をキーボードから入力する。

図４は言語ヘッジテスタである。今回、提案した言語ヘッジエディタの機能のうち、あるファジィ集合に言語ヘッジを作用させると、そのファジィ集合はどの様になるかを試す言語ヘッジテスト機能をインプリメントした。

この図はファジィ集合fuz_rei02（点線）に、very という言語ヘッジを作用させたときの結果を実線で表示する。

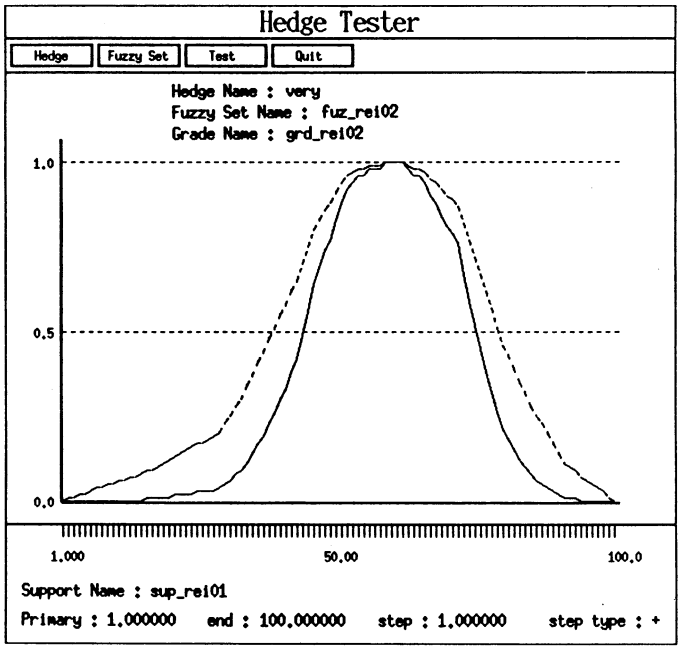


図４　言語ヘッジテスタ

図５はプログラムチャートエディタである。このエディタではプログラム構造を設計する。操作方法は、編集したい位置をマウスでクリックし、つぎにその位置に何を行なうかを指定する。

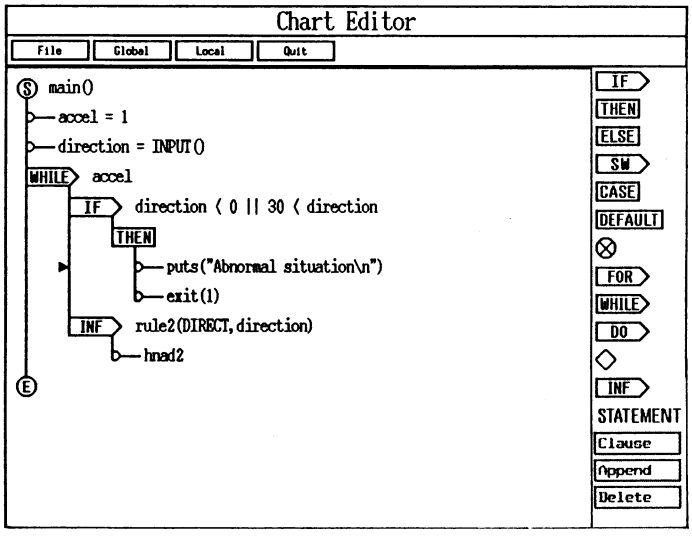


図５　プログラムチャートエディタ（１）

例えば図５の ifマークと infマークの間をマウスでクリックすると、システムが認識した位置をポイントマーク（「▶」）で示す。次に、右のボタン列から infマーク（推論を表わす）をマウスで選択すると図６のようにifマークと infマークの間に新しいinfマークが挿入される。また、テキストを入力するときは、これからテキストを挿入したい位置（例えば、推論ルールを記述したいときはinfマークの右横）をクリックするとテキスト編集ウィンドウが生成され、そのウィンドウ上でテキスト編集を行なう。

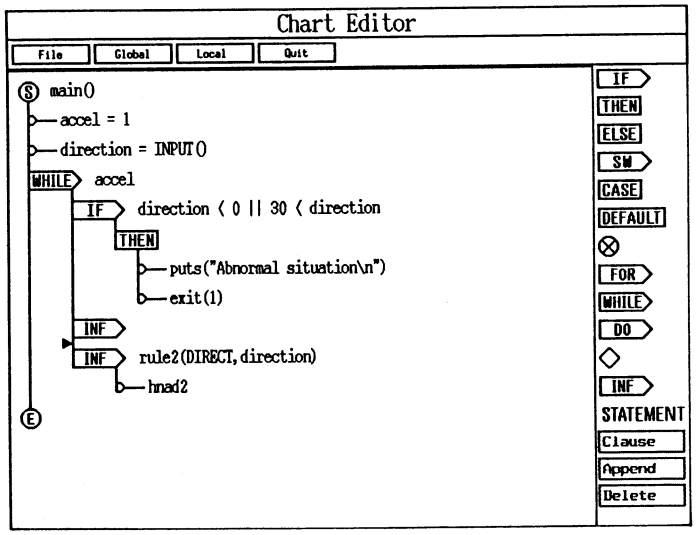


図６　プログラムチャートエディタ（２）

６．まとめ

本研究では、ファジィ集合とその演算が扱え、ファジィ推論も行なえるファジィ処理用言語 ALFA の仕様設計とトランスレータの開発、及び、それらを含んだ統合環境 VETA の開発を行なった。ALFA の言語仕様については、台集合の刻みが異なるファジィ集合の演算ができ、また、台集合の要素に文字列を利用できるなど、汎用性を考えて設計した。各エディタについては、ユーザフレンドリなものを目指し、現在インプリメントした各エディタの操作面は評価できると思われる。

今後の課題としては、仕様は決定しているが、その実現に至らなかった機能を作成する必要がある。また、全体を通してエラーチェックについて考慮にいれていないため、それを充実させる必要がある。

７．参考文献

[1] A.T.シュライナー、H.G.フリードマン：Ｃコンパイラ設計 yacc/lex の応用、啓学出版、(1987)
[2] 打越浩幸、濱野尚人、梅原　系：Ｃプログラムブック Ⅱ、アスキー出版局、(1985)
[3] 水本雅晴：ファジィ集合とその応用、サイエンス社(1988)
[4] 斉藤信男：新しいプログラマ・インタフェースの利用、情報処理学会誌　Vol.30　No.4　(1987)
[5] D.A.ヤング：X　Ｔｏｏｌｋｉｔプログラミング、日刊工業新聞、(1989)

T3－2（R3）

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

The implementation of fuzzy sets as first-class object

井上 由文 Yoshifumi INOUE　山本 創造 Sozo YAMAMOTO　安信 誠二 * Seiji YASUNOBU †

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International FuzzyEngineering Research (LIFE)

Abstract: In this report, the fuzzy set object FzO is described of it's implementation as the first-class object. The efficencies of FzO in fuzzy knowledge procssing are shown by program fragments of fuzzy programming languages MoNoOpl and MoNoLis. The comparison between fuzzy programing languages and object-oriented library FUTURElib for C language is also described.

1. はじめに

ファジィ理論は，人間の言葉により表現される主観的あいまいさ (ファジィネス) を旨く取り扱える理論として注目されている．ファジィ理論はその応用分野として制御分野におけるファジィ制御が盛んであり，近年では多数の家電製品において実用化されその有効性が実証されている．また，ファジィ理論はこのような制御分野だけではなく，ファジィネスを含む知識を旨く処理出来ることから，エキスパートシステム等への応用も盛んであり，人工知能分野での有効性も実証されつつある．

このような，ファジィネスを含む知識処理 (以下，このような処理をファジィ知識処理と呼ぶ) においては，言葉により表現される概念をファジィ集合と表現し処理を行なう．概念間の適合度や状態量と概念の適合度，概念の合成といった基本的知識処理は，このファジィ集合に対してファジィ集合演算や拡張原理に基づく演算を用いる事により具現化される．

我々は，このようなファジィ知識処理を実現する上で重要になるファジィ集合の表現方法として，先に提案したオブジェクトによるファジィ集合の表現方法 [1, 2] をファーストクラスオブジェクト [3] として組み込んだ，プログラミング言語の開発を進めている．このプログラミング言語は，同時に開発が進められているファジィコンピュータ [4] 用のプログラミング言語 (以下，ファジィプログラミング言語と呼ぶ) でもある．

本報告では，このファーストクラスオブジェクトとして実現されたファジィ集合オブジェクト FzO について述べる．ここでは，ファジィプログラミング言語 MoNoOpl, MoNoLis での記述例を用いて，ファジィ知識処理プログラミングにおける，FzO の有効性について，オブジェクト指向パラダイムを用いて設計したC言語用ファジィ集合処理ライブラリ FUTURElib との比較を行なうこで，ファジィ集合をファーストクラスオブジェクトとして実現することの有効性について示す．

2. ファジィ集合オブジェクト FzO

ファジィ集合はファジィ知識処理における基本的な処理単位であり，ファジィ知識処理では，全体の処理の中でファジィ集合処理が占める割合が多くなる．そのため，ファジィ集合処理を高速処理する事は重要である．

また，ファジィ知識処理システムの開発段階ではアルゴリズムが明確で無い事が多いので，発見的プログラミングを必要としている．

2.1 ファジィ集合オブジェクト FzO の構造

ファジィ集合オブジェクト FzO では，ファジィ集合 A が，全体集合 U を特徴付けるメンバーシップ関数 μ_A により定義される [5] ことから，その状態変数として全体集合 (universe), メンバーシップ関数 (membership) とラベル (label) を持つオブジェクトとして表現する．全体集合とメンバーシップ関数は，以下のオブジェクトを許すことにより高速処理を可能にした．全体集合を表すオブジェクトを次に示す．

1) オブジェクトベクタ
任意のオブジェクトにより列挙型の有限集合を表す．

*現在　(株) 日立製作所　システム開発研究所
†Now Systems Development Laboratory, Hitachi Ltd.

2) 関数オブジェクト
任意のオブジェクトを引数とし，その引数のオブジェクトが集合に属するか否かにより真または，偽を返す述語関数．関数による集合の定義を可能とする．

3) 区間オブジェクト
区間により数値直線上の連続閉区間による無限集合を表す．

4) ハッシュテーブル
任意のオブジェクトにより列挙型の有限集合を表す．この有限集合の濃度はハッシュテーブルに含まれるオブジェクトの個数である．ベクタに表現された有限集合よりも，要素のグレード値を速く求めることが出来る．

全体集合をベクタまたはハッシュテーブルとし，その要素をファジィ集合オブジェクトとすることで，レベル m ファジィ集合 ($m \geq 2$) の表現が可能になる．

また，メンバーシップ関数は，次のオブジェクトにより表現する．

1) ファジィグレード ([0, 1] 区間上のファジィ集合) を要素とするベクタ

2) 関数オブジェクト
任意のオブジェクトを引数とし，その引数のグレードを返す関数．

3) gnumvec

4) gnummatrix
gnumvec, gnummatrix は，gnum と呼ぶ [0, 1] 区間の数値であるグレードを近似表現した数値ののベクタとマトリックスを表し，それぞれタイプ 1 ファジィ集合，タイプ 2 ファジィグレードの高速処理の為に用いる．また，この gnum をファジィ集合処理プロセッサ FSP[6] でのグレードと同じ表現であるため，ハードウェアによる高速に行なうことが可能になる．

メンバーシップ関数として，ファジィグレードのベクタ，ファジィグレードを返す関数オブジェクトを用いることにより，タイプ n ファジィ集合 ($n \geq 2$) の表現が可能になる．

このように FzO では，全体集合とメンバーシップ関数を表すオブジェクトを適当に選ぶことにより，タイプ n- ファジィ集合，レベル m- ファジィ集合の表現が可能であり，アプリケーションにより適切な表現方法を選択することが出来る．例えば，ファジィ制御におけるファジィ推論の様に全体集合を適当な幅で離散化出来るならば，メンバーシップ関数を gnumvec で表現することで，高速なファジィ推論を行なうことが可能になる．

2.2 ファジィ集合オブジェクト FzO 上の演算

ファジィ集合演算を実現する上では，ファジィ集合演算の次の性質がその実現を困難にしている．

1) タイプ n_1 ファジィ集合とタイプ n_2 ファジィ集合 ($n_1 \leq n_2$) の演算 (結果はタイプ n_2 ファジィ集合)

2) 全体集合 U_1 上のファジィ集合 A_1 と全体集合 U_2 上のファジィ集合 $A_2(U_1 \subseteq U_2)$ の演算 (結果は U_2 上のファジィ集合)

3) 無限集合上のファジィ集合演算

4) ファジィ集合演算は t-norm/t-conorm により定義することが可能であり，その演算方式は無限に存在する [7].

そのため，FzO では全体集合やメンバーシップ関数を表すオブジェクト自身にデータ型を持たせる動的な型付け機構により，任意のデータ型を持つファジィ集合オブジェクトを生成出来るようにした．このことにより，任意のデータ型を持つオブジェクトを引数とする多相手続き (polymorphic procedure) の実現が可能になり，ファジィ集合処理の容易な記述が出来る．また，FzO では前述の問題を以下の方法により解決した．

1) $n \geq 1$ のタイプ n ファジィ集合のファジィ集合演算を n により $n = 0$ の場合をスカラとし帰納的に定義し直すことにより解決した．ここでは，1) スカラとスカラ，2) スカラとタイプ 1 ファジィ集合の演算を行なうことで，タイプ n_1 ファジィ集合とタイプ n_2 ファジィ集合間の演算が可能になる．

2) 集合の包括関係は異なるオブジェクト間でも定義が可能であり，メンバーシップ関数を適当に補間する事により演算を行なう．

3) 記号ファジィ集合演算
メンバーシップ関数を表すオブジェクトが関数オブジェクトであるファジィ集合間での演算は，関数オブジェクトを記号的に合成することに，記号ファジィ集合演算を行なうようにした．
これは，無限集合上のファジィ集合演算を正確に行なうことと，ファジィ集合演算を数式レベルで行なうことを可能にする．

4) メタオブジェクト機構による演算の実現
多相手続きにより任意のファジィ集合演算を定義することを可能にすると同時に，メタオブジェクト機構により，ファジィ集合オブジェクト毎に動的に演算方式を切替え任意のファジィ集合演算を一つの記述から演算する事を可能にした [8, 1].

3. ファジィプログラミング言語におけるファジィ集合オブジェクト

ファジィプログラミング言語では，通常の知識処理プログラミングにおける発見的プログラミングに加えて，ファジィ集合処理のプログラミングが容易に行なえる事が重要である.

そのため，ファジィプログラミング言語 MoNoOpl, MoNoLis では，ファジィ集合オブジェクト FzO をファーストクラスオブジェクトとして言語に組み込むことにより，ファジィ集合処理を通常の数値処理と同様に記述する事を可能にすし，ファジィ集合処理のプログラミングを容易にしている.

さらに，MoNoOpl ではオブジェクト指向プログラミングを容易に行なえるような文法を持ち，MoNoLis では代表的 AI 言語である Lisp にファジィオブジェクト FzO を組み込むことにより，通常の知識処理プログラミングからのファジィ知識処理プログラミングへの移行を容易にしている.

また，通常の知識処理システムの高速化手法に習い，アルゴリズムが明確になったシステムの高速を支援する為に，ファジィ集合オブジェクト FzO の一部の機能を実現した C 言語用ライブラリ FUTURElib を用意した. この FUTURElib では，C 言語が強く型付けされたコンパイラ言語である事を利用して，MoNoOpl や MoNoLis では，動的に処理されている機能の中で静的に処理出来る機能を出来る限り静的に処理することで，柔軟性と引き替えに高速に処理出来るようにした.

3.1 ファジィプログラミング言語での記述例

以下に，基本的なファジィ集合処理のファジィプログラミング言語での記述例を示す.

3.1.1 ファジィ集合の定義

ファジィ集合の定義は次のように記述する.

MoNoOpl

```
Young is a type1-fuzzy-set.
Young's universe is #(0 100).
Young's membership is (Z 10 20).
```

MoNoLis

```
(set! young (make-fuzzy-set #(0 100)
(fz:make-Z 10 20) ))
```

FUTURElib

```
FuzzySet_t young;
Universe_t univ;
GnumVector_t memb;
univ = FuMakeInterval(0, 100);
memb = FuFuncToGvec(
FuMakeMFunc(MEMBERSHIP_Z, 10 20),
101, univ );
young = FuMakeType1(univ, memb);
```

MoNoOpl や MoNoLis では，メンバーシップ関数を関数オブジェクトにより表現しているが，FUTURElib では関数オブジェクトは使えないので，区間 [0, 100] を離散化して，gnumvec により表現している.

3.1.2 単項演算

言語ヘッジ "very" をファジィ集中化演算とした場合の記述例を示す.

MoNoOpl

```
on (fuzzy-set very) => concentration.
Very-young is (very Yong).
```

MoNoLis

```
(set! very fz:concentration)
(set! very-young (very young))
```

FUTURElib

```
#define very(x) FuConecntration(x)
very_young = very(young);
```

MoNoOpl では，メッセージ・フォワーディング，MoNoLis では手続きオブジェクトの変数へ代入，FUTURElib ではマクロにより言語ヘッジの定義している. MoNoOpl, MoNoLis では，動的な変更が可能であるが，FUTURElib ではマクロとして定義されているため定義を変更するにはプログラムの変更する.

3.1.3 二項演算

ファジィ集合 A, B における論理和演算の記述を示す.

MoNoOpl

```
C is A logical-sum B.
```

MoNoLis

```
(set! C (fz:logical-sum A B))
```

FUTURElib

```
FuLogicalSum(A, B, C);
```

MoNoOpl, MoNoLis では同一の記述で任意のファジィ集合での演算を行なうことが出来るが, FUTURElib では, タイプ1ファジィ集合, タイプ2ファジィ集合, タイプ n ファジィ集合 ($n \geq 1$) に対して, 別の関数を使う必要がある.

3.1.4 拡張原理に基づく演算

ファジィ集合 A, B における拡張原理に基づく演算の記述を示す.

MoNoOpl

```
C is A + B.
```

MoNoLis

```
(set! C (+ A B))
```

FUTURElib

```
FuAddition(A, B, C);
```

MoNoOpl では map, MoNoLis では fz:extension-map1, fz:extension-map2 を用いることにより, 任意のスカラ関数をファジィ集合に対して拡張できるが, FUTURElib では, 予め用意されている関数しか拡張出来ない.

3.2 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有効性

第3.1節の記述例から分かるように, ファジィ集合をファーストクラスオブジェクトとして実現することにより, ファジィ集合処理の記述が容易になることが分かる.

また, MoNoOpl や MoNoLis では, ファジィ集合がファーストクラスオブジェクトであるため, 動的に任意のファジィ集合を生成し, 多相手続きによるファジィ集合演算が実現されていることが分かる. これに対して FUTURElib では, 単なるオブジェクトとして実現されている為, 動的に任意のファジィ集合を生成することは出来ない (自動的なメモリ管理を必要とする).

4. おわりに

本報告では, ファジィ集合オブジェクト FzO について述べ, プログラミング言語において, ファジィ集合をファーストクラスオブジェクトとして実現する事の有効性について示した.

ファジィプログラミング言語としてオブジェクト指向パラダイムに基づいた MoNoOpl と, 代表的 AI 言語である Lisp に基づいた MoNoLis に, FzO を組み込むことにより, ファジィ知識処理プログラミングを容易にすることを, これらの言語での記述例と, FUTURElib を用いた C 言語での記述とを比較することにより示した.

謝辞

本稿をまとめるにあたり, 有益な助言を頂いた LIFE FCP プロジェクトの徳永秀和, 勝亦敦主任研究員に感謝致します. また, 本研究の機会を頂いた LIFE の寺野所長ならびに花王 (株), 松下電器産業 (株), (株) 日立製作所を始めとする組合員各社に深く感謝します.

参考文献

[1] 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.

[2] 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.

[3] J.C.Cleaveland. *An Introduction to Data Types*. Addison-Wesley Publishing Company, 1986.

[4] 安信誠二, 徳永秀和, 勝亦敦, 山本創造, 井上由文. ファジィ情報処理の効率化を指向したファジィコンピュータシステム. 第 7 回ファジィシステムシンポジウム予稿集. 日本ファジィ学会, 6 1991.

[5] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, pp. 338–353, 1965.

[6] 勝亦敦, 徳永秀和, 安信誠二. ファジィ集合演算プロセッサにおける演算回路の構成. 第 7 回ファジィシステムシンポジウム予稿集. 日本ファジィ学会, 6 1991.

[7] 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.

[8] 井上由文, 山本創造. 計算機言語におけるファジィ集合の取り扱いについて. 第 *40* 回全国大会予稿集, pp. 47–48. 情報処理学会, 3 1990.

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 4 階
国際ファジィ工学研究所
井上由文
Tel: 045-212-8235 Fax: 045-212-8255
E-Mail: **yosi@lab3.fuzzy.or.jp**

T3－3（R3）

ファジィ関係データベースに対するSQL型データ操作言語の作成

Implementation of SQL-type Data Manipulation Language for Fuzzy Relational Databases

馬野 元秀
Motohide Umano
大阪大学 工学部 精密工学教室
Department of Precision Engineering
Faculty of Engineering
Osaka University

江澤 義典
Yoshinori Ezawa
関西大学 工学部 管理工学科
Department of Industrial Engineering
Faculty of Engineering
Kansai University

Abstract: Recently the SQL language has rapidly become a standard data manipulation language for ordinary relational databases. It is required to formulate and implement an SQL-type data manipulation language for fuzzy databases. For a possibility distribution-fuzzy relational model, we formulate how to interpret fuzzy queries in the SQL-type language and implement it in a Common Lisp version of Fuzzy-Set Manipulation System. In this paper, we demonstrate the SQL-type data manipulation language using several examples. It is running on SONY's NEWS and Sun Microsystems' Sun-4 workstations.

1．はじめに

現実の世界には、明確に定義することができないし、する必要もない、あいまいなデータが数多く存在している。このようなあいまいなデータを蓄積・検索・処理するために、ファジィ・データベースが提案されている[1)]。ほとんどのファジィ・データベースは関係モデルを拡張したものになっており、どのようなあいまいさを表現しようとするかによって、さまざまな定式化が行なわれている[1)]。我々は、データの値自身が持つあいまいさと、データ間の関係のあいまいさの両方を表現するために、可能性分布-ファジィ関係モデルを提案し、それに対する関係代数(relational algebra)と 関係計算(relational calculus)のほとんどの部分を定式化した[2)-4)]。

一方、通常の関係データベースの分野では、最近、SQLと呼ばれるデータ操作言語が、標準として広く使われるようになってきた[5)]。そこで、可能性分布-ファジィ関係モデルのファジィ・データベースに対して、SQL 型の言語を定義し、これで書かれた問い合わせの処理方法を提案する。本論文では、この SQL 型言語とその問い合わせの処理方法について、例を用いて説明する。なお、本言語は Common Lisp による ファジィ集合処理システム[6)]を用いてインプリメントした。

2．ファジィ・データベースの定義

まず、以下で用いる 可能性分布-ファジィ関係モデルのファジィ・データベースを作成しよう。

まず、定義する関係の名前と属性を指定するために、関数 relation を用いて、

```
(relation 'RP (NAME PROF INCOME))
(relation 'RA (NAME AGE))
```

のように書く。グレードの属性は自動的に作成される。そして、実際の関係を作るには、関数 create を用いて、

```
(create 'RP
   {1/(Jack Engineer 3000),
    0.8/(John Lawyer 5000),
    {1/1, 0.5/0.9}/(Judy Teacher
                    {0.5/2500, 1/2600, 0.8/2700}),
    {1/0.8, 0.5/0.7}/(Mike Teacher 3800),
    true/(Richard Lawyer
                    {0.7/3900, 1/4000, 0.6/4100})} )
```

```
(create 'RA
   {1/⟨Jack 27⟩,
    0.6/⟨John 35⟩,
    {1/0.8, 0.6/0.7}/⟨Judy {0.6/23, 1/24}⟩,
    0.8/⟨Mike {0.6/47, 1/48, 0.5/49}⟩,
    {1/1, 0.7/0.9}/⟨Richard about25⟩} )
```

と書く。 ここで、例えば、関係 RP の中の {0.5/2500, 1/2600, 0.8/2700} が 可能性分布で、 Judy の INCOME (収入)が、2500 である可能性が 0.5 で、 2600 である可能性が 1 で、 2700 である可能性が 0.8 であるというデータしか得られていないという状況を表わす。可能性分布は、このように {…} を用いて指定する方法と関係 RP の中の true や RA の中の about25 のように 名前を用いる方法とがある。ただし、名前を用いる場合には、関数terms を用いて、例えば、

```
(terms
   (true {1/1, 0.7/0.9})
   (about25 {0.6/24, 1/25, 0.6/26}) )
```

としておく必要がある。

そして、定義された関係の一覧は、

```
⟩(table-list)
(rp ra)
```

のように表示することができる。 ここで、 ⟩ はシステムからのプロンプトで、その後ろがユーザの入力である。そして、その次の行がシステムの実行結果である。さらに、関係の内容は、関数 draw-table を用いることにより、表の形で表示することができる。

```
⟩(draw-table)
```

Relation : RP

GRADE	NAME	PROF	INCOME
1	Jack	Engineer	3000
0.8	John	Lawyer	5000
{0.5/0.9, 1/1}	Judy	Teacher	{0.5/2500, 1/2600, 0.8/2700}
{0.5/0.7, 1/0.8}	Mike	Teacher	3800
True	Richard	Lawyer	{0.7/3900, 1/4000, 0.6/4100}

Relation : RA

GRADE	NAME	AGE
1	Jack	27
0.6	John	35
{0.6/0.7, 1/0.8}	Judy	{0.6/23, 1/24}
0.8	Mike	{0.6/47, 1/48, 0.5/49}
{0.7/0.9, 1/1}	Richard	About25

t

3. ファジィ・データベースからの検索

ファジィ•データベースからの検索には、関数 select を用いる。select の一般形は、

(select 属性 from 関係 where 条件)

で、関係から条件に合ったデータだけを検索し、そのうちの指定した属性だけを表示する。以下、例を示そう。

[問い合わせ１] 関係 RP 中の名前(NAME)と職業(PROF)の組を検索せよ。

```
⟩(select ⟨NAME PROF⟩ from RP)
{1/⟨jack, engineer⟩, 0.8/⟨john, lawyer⟩,
 {0.5/0.9, 1/1}/⟨judy, teacher⟩,
 {0.5/0.7, 1/0.8}/⟨mike, teacher⟩,
 true/⟨richard, lawyer⟩}
```

これは検索条件がない場合で、結果のグレードは各データが関係に属しているグレードとなる。これは、ファジィ関係代数では、射影(projection)の演算に対応する。

[問い合わせ２] 関係 RP と RA の中の名前(NAME)と年齢(AGE)と職業(PROF)の組を検索せよ。

```
⟩(select ⟨NAME AGE PROF⟩ from (RP RA)
   where (equal RP.NAME RA.NAME))
{1/⟨jack, 27, engineer⟩, 0.6/⟨John, 35, lawyer⟩,
 {0.6/0.7, 1/0.8}/⟨judy, {0.6/23, 1/24}, teacher⟩,
 {0.5/0.7, 1/0.8}/⟨mike, {0.6/47, 1/48, 0.5/49},
                                        teacher⟩,
 {0.7/0.9, 1/1}/⟨richard, about25, lawyer⟩}
```

この例では、AGE と PROF が異なる関係の属性であるので、これらをつなぐために NAME 属性を用いている。それぞれの関係における NAME 属性を区別するために、前に 関係名を付けて RP.NAME や RA.NAME のように書く。

結果のグレードの値は、同じ名前の人が RP に属するグレードと RA に属するグレードから決まる。このときに用いられる関数 f_1 は積演算であるが、ユーザが自由に定義できるようになっている（デフォールトは min である)。

John と Judy と Mike について、結果のグレードの計算過程を示そう。

John については、

$f_1(0.8, 0.6) = \min(0.8, 0.6) = 0.6$

となる。また、Judy については、

$f_1(\{1/1, 0.5/0.9\}, \{1/0.8, 0.6/0.7\})$
$= \min(\{1/1, 0.5/0.9\}, \{1/0.8, 0.6/0.7\})$

となり、関数 min の引数が可能性分布になる。この場合には、「各可能性分布の要素のすべての組み合わせに関数を適用し、結果の可能性は各要素の可能性の 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は、可能性の max をとり、1つにまとめる」という 2 変数関数に関する拡張原理[7]を用いる。したがって、

$\min(\{1/1, 0.5/0.9\}, \{1/0.8, 0.6/0.7\})$
$= \{1 \wedge 1/\min(1, 0.8), 1 \wedge 0.6/\min(1, 0.7),$
$0.5 \wedge 1/\min(0.9, 0.8), 0.5 \wedge 0.6/\min(0.9, 0.7)\}$
$= \{1/0.8, 0.6/0.7, 0.5/0.8, 0.5/0.7\}$
$= \{1/0.8, 0.6/0.7\}$

となる。ここで、$\wedge$ は min を表わす。さらに、Mike については、

$f_1(\{1/0.8, 0.5/0.7\}, 0.8)$
$= \min(\{1/0.8, 0.5/0.7\}, 0.8)$

となるが、これは

$\min(\{1/0.8, 0.5/0.7\}, \{1/0.8\})$

と考えて、2 変数関数の拡張原理を用いればよい。

[問い合わせ3] 関係 RA 中で、young である人の名前(NAME)と年齢(AGE)の組を検索せよ。

```
)(predicate
   (young (x) (z x 25 35)) )
(%young)
)(draw-table
   (select (NAME AGE)
    from RA
    where (young INCOME)) )
```

Select

GRADE	NAME	AGE
0.92	Jack	27
{0.6/0.7, 1/0.8}	Judy	{0.6/23, 1/24}
{0.7/0.9, 0.6/0.98, 1/1}	Richard	About25

t

関数 predicate は ファジィ述語を定義する関数であり、ファジィ述語 young を標準関数である z 関数を用いて定義している（いまは、25 未満で 1、25 以上 35 未満で 0 ～ 1 の値、35 以上で 0 となる)。

結果のグレードの値は以下のようにして計算される。

まず、関係 RA における各データの AGE 属性がファジィ述語 young を満たす真理値を計算する。これは、Jack と John に対しては、

Jack:
  young(27) = 0.92

John:
  young(35) = 0

となる。しかし、Judy と Mike と Richard に対しては、young の引数が可能性分布になるので、「すべての要素に関数を適用し、結果の可能性はもとの要素の可能性を採用する」という 1 変数関数に関する拡張原理[7]で計算する。したがって、

Judy:
  young({0.6/23, 1/24})
  = {0.6/young(23), 1/young(24)}
  = {0.6/1, 1/1}
  = {1/1} = 1

Mike:
  young({0.6/47, 1/48, 0.5/49})
  = {0.6/young(47), 1/young(48), 0.5/young(49)}
  = {0.6/0, 1/0, 0.5/0}
  = {1/0} = 0

Richard:
  young(About25)
  = young({0.6/24, 1/25, 0.6/26})
  = {0.6/young(24, 1/young(25), 0.6/young(26)}
  = {0.6/1, 1/1, 0.6/0.98}
  = {1/1, 0.6/0.98}

となる。

次に、この真理値とデータが関係 RA に属するグレードに対して、システム関数 f_2（デフォールトは min)を適用する。いまの場合、引数が可能性分布なので、2 変数の拡張原理を用いると、

Jack:
  $f_2(0.92, 1) = \min(0.92, 1) = 0.92$

Judy:
  $f_2(1, \{1/0.8, 0.6/0.7\})$
  $= \min(1, \{1/0.8, 0.6/0.7\})$
  $= \{1/0.8, 0.6/0.7\}$

Richard:
  $f_2(\{1/1, 0.6/0.98\}, \{1/1, 0.7/0.9\})$
  $= \{1/1, 0.7/0.9, 0.6/0.98, 0.6/0.9\}$
  $= \{1/1, 0.6/0.98, 0.7/0.9\}$

となる。

[問い合わせ4] 関係 RA 中で、年齢(AGE)がほぼ等しい人の名前(NAME)と年齢の組を検索せよ。

```
)(predicate
   (approximately-equal (x y)
     (pi (- x y) -4 0 4)) )
(%approximately-equal)
```

```
)(select (X.NAME Y.NAME) from ((X RA) (Y RA))
  where (and (not (equal X.NAME Y.NAME))
             (approximately-equal X.AGE Y.AGE))))
{{0.6/0.125,1/0.5,0.6/0.875}/(jack,richard),
 {0.6/0.125,0.6/0.5,1/0.875,0.6/1}/(judy,richard),
 {0.6/0.125,1/0.5,0.6/0.875}/(richard,jack),
 {0.6/0.125,0.6/0.5,1/0.875,0.6/1}/(richard,judy)
 }
```

この問い合わせでは、まず、「ほぼ等しい」に対応する2項ファジィ述語“approximately-equal”を標準関数である pi 関数を用いて定義している（いまは、2つの引数の差が -4 未満で 0、-4 以上 0 未満で 0 ～ 1 の値、0 で 1、0 以上 4 未満で 0 ～ 1 の値、4 以上で 0 となる）。また、今のように1つの関係の属性どうしを比べる場合などは、from の後ろで (X RA)、(Y RA) として、RA に X と Y という別名をつけることにより、異なる関係のように扱う。

関係 X におけるデータ d_1 と Y におけるデータ d_2 に対する結果のグレードの値 μ は、

$$\mu = f_2(f_1(\mu_X(d_1), \mu_Y(d_2)), \tau_c)$$

で計算する。ここで、$\mu_X(d_1)$ と $\mu_Y(d_2)$ は、データ d_1 と d_2 が、それぞれ、関係 X と Y に属するグレードであり、τ_c は d_1 と d_2 に対する条件の真理値で、いまは

$$\tau_c = f_{and}(f_{not}(\tau(\text{equal } d_1.\text{NAME } d_2.\text{NAME})), \tau(\text{approximately-equal } d_1.\text{AGE } d_2.\text{AGE}))$$

で計算される。ここで、f_{and} と f_{not} は、それぞれ、and と or に対応するシステム関数で、デフォールトは min と 1- になっている。また、$\tau(c)$ は条件 c の真理値である。各関数の引数が可能性分布の場合には、1 変数または 2 変数の拡張原理を用いればよい。具体的な計算過程については、紙面の都合で省略する。

以上で述べた関数以外にも、データを関係に追加するための関数 fdb-insert、条件に合ったデータを関係から削除するための関数 fdb-delete、条件に合ったデータを別のデータに変更するための関数 fdb-update などもあるが、これらについても紙面の都合で省略する。

4．おわりに

以上、可能性分布-ファジィ関係モデルのファジィ・データベースに対する SQL 型言語について、その問い合わせの処理方法について、例を用いて説明した。本言語は Common Lisp によるファジィ集合処理システム[6]を用いてインプリメントしている。

本ファジィ・データベース・システムは、ファジィ・エキスパート・システムやファジィ意思決定支援システムで利用できると思われるので、今後、具体的な応用について考えていきたい。また、より柔軟な検索を行なえるようにするために、ファジィ・プロダクション・システム[8]のルールから使えるようにすることも考えている。

また、最近、通常のデータベースの分野では、オブジェクト指向データベースの研究が盛んで、SQL をオブジェクト指向データベース用に拡張することも行なわれている。ファジィ・オブジェクト指向データベースへの拡張も非常に興味深い。

[参考文献]

1) 馬野、深海（1991）：「ファジィ・データベースの現状について」、日本ファジィ学会誌、Vol. 3、No. 1、pp. 2-14。
2) 馬野（1981）：「Fuzzy 関係代数による fuzzy データベースからの検索」、電子通信学会技術研究報告、Vol. 81、No. 18、pp. 33-40、AL81-15（オートマトンと言語研究会）。
3) M. Umano (1983) : “Retrieval from Fuzzy Database by Fuzzy Relational Algebra,” Proc. of IFAC Symposium on Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis (Marseille, France, July 19-21, 1983), pp. 1-6.
4) 馬野、深海、水本、田中（1980）：「Fuzzy データベースからの検索処理について」、電子通信学会技術研究報告、Vol. 80、No. 204、pp. 45-54、AL80-50（オートマトンと言語研究会）。
5) 芝野（1988）：「データベース言語 SQL」、情報処理、Vol. 29、No. 3、pp. 208-214。
6) 久米、馬野（1989）：「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（1989 年 3 月）、pp. 70-71、No. 5B-2。
7) L. A. Zadeh (1975) : “The Concept of Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning,” Information Sciences, Vol. 8, pp. 199-248; Vol. 8, pp. 301-357; Vol. 9, pp. 43-80.
8) 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（1990 年 9 月）、pp. 247-254、No. FB2-2。

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 内線 4627
FAX：06-878-3819
JUNET：umano@prec.osaka-u.ac.jp

T4－1（R3）

日本語シフト型ヘッジによるファジィ集合の言語近似

Linguistic Approximation of Fuzzy Sets by Japanese Shift Hedges

江澤 義典　　馬野 元秀
Yoshinori Ezawa　　Motohide Umano

関西 大学　　大阪 大学
Kansai University　　Osaka University

Abstract: Almost all expert systems which implement some unsertain knowledge with fuzzy set generate fuzzy outputs as their reasoning results. However, it is not easy for non-experts to interpret numerical membership values. New approximation mechanism that shift the support of given fuzzy set is introduced and the relationship with Japanese adverbs is investigated.

1．　はじめに

ファジィ理論に基づくシステムの研究開発が進むにつれて，システムからの出力がメンバシップ関数のままだと取扱いに不便を感じることが多くなってきている．その対策として言語ヘッジを用いる手法が色々な研究者によって提案されている[1][2]．我々は，言語ヘッジとファジィ語によるファジィ集合の言語近似アルゴリズムを先に報告した[3][4]．本報告では，さらに，日本語のシフト型ヘッジを組み合わせた場合について検討を加える．

実際，対象領域における典型例に対応するファジィ集合をもとにして，それらの対称シフト型ヘッジで近似することを考えると，非常に有用である事を示す．

ファジィ集合の台の上の移動を考慮した研究も報告はされている[5]が，台が有界であるときに定義域の上でその移動を具体的に検討した報告例は少ない[4]．

2．　ファジィ集合とその台の線形写像

ファジィ集合のメンバシップ関数が与えられたとき，そのパターンに類似したパターンのメンバシップ関数で特徴付けられる既知ファジィ集合とそれらの類似の程度を表わす自然言語の組合せで，近似表現を求める事になる．このとき，通常の応用分野で出現するファジィ集合は普遍集合（Universe of discourse）が線形空間となっていることが多く，またファジィ集合の台[6]が有界であるケースがほとんどである．

$$\mu A : U \rightarrow [0, 1], \tag{1}$$

$$| \{x \in U \mid \mu A(x) > 0\} | < \infty \tag{2}$$

例えば，「高齢者」というファジィ集合 oldster の普遍集合として年齢区間 [0, 200] を想定したとき，生後２カ月の乳児とか１００歳を越える人間はこのファジィ集合 oldster には属さないと考えるのが自然である．そのような，例外的な人を「通常の新生児（生後半月ぐらいまで）」とか「通常の老人」よりも「高月齢，高年齢」であるとした取り扱いを行なう場合には，むしろ，「ワカイ乳児」とか「特別長寿者」という新たなファジィ集合を検討するのが適切であろう．

ところで，多くの実際的な応用システムを構築する場合には，ある曖昧な状態とか曖昧な作用をファジィ集合で表現したときにそれと類似の状態とか作用も必要になることが多い．そのとき，普遍集合が線形空間であるときには類似状態は基の状態の普遍集合の上の線形写像になっていると思われる．

$$\mu \text{unknown} : U \xrightarrow{f} U \rightarrow [0, 1] \tag{3}$$

2．1　比例関係

最も単純な線形写像として，比例関係を考えてみることにする．

例えば，「ヤング」，「ミドル」とか「熟年」といった年齢層を表わすファジィ集合を考えたとき，それらの間

には類似の構造を想定していると思われる．そこで次のような定義が考えられる．

先ず，年齢層「ミドル」というファジィ集合が既知であるとする．

$$\mu\,\mathrm{middle} : U(=[0,200]) \rightarrow [0,\ 1] \qquad (4)$$

この場合には，単峰性のメンバシップ関数となるであろうし，また，その台は区間［30，50］の様なものかもしれない．すると，年齢層「ヤング」を表わすファジィ集合を次のように定義できる．

$$\mu\,\mathrm{youth} : U \xrightarrow[Fy]{} U \rightarrow [0,\ 1] \qquad (5)$$

ここで，写像 Fy を 5u/2 としてみよう．すると，その台は区間［12，20］となる．

$$Fy(=5u/2) \ : [12,\ 20] \rightarrow [30,\ 50] \qquad (6)$$

結局，関数の合成で表現すれば次のようになる．

$$\mu\,\mathrm{youth} = \mu\,\mathrm{middle} \cdot Fy \qquad (7)$$

同様に，年齢層「熟年」を得るための写像 Fo を 2u/3 と考えると次のようになる．

$$\mu\,\mathrm{oldster} = \mu\,\mathrm{middle} \cdot Fo \qquad (8)$$

この場合は台が拡張される．

$$Fo(=2u/3) \ : [45,\ 75] \rightarrow [30,\ 50] \qquad (9)$$

若年方向への写像では年齢の範囲が狭くなっており，高年方向への写像では台になる区間が広がっている．これは，通常の年齢感に適合していると考えられる．

2．2　シフト関係

つぎに，普遍集合の中で台を平行移動（シフト）する線形写像を考えてみる．

例えば，「年寄りの熟年」なるファジィ集合は「熟年」を全体に１０歳分シフトすると良いかもしれない．

$$\mu\,\mathrm{elder\text{-}oldster} = \mu\,\mathrm{middle} \cdot Fo \cdot F_{10}- \qquad (10)$$

$$F_{10}-(=u-10) \ : [55,\ 85] \rightarrow [45,\ 75] \qquad (11)$$

また，「若いヤング」を表わすファジィ集合は「ヤング」を全体に３歳若くすれば十分かも知れない．

$$\mu\,\mathrm{younger\text{-}youth} = \mu\,\mathrm{middle} \cdot Fy \cdot F_{3}+ \qquad (12)$$

$$F_{3}+(=u+3) \ : [9,\ 17] \rightarrow [12,\ 20] \qquad (13)$$

2．3　対称シフト関係

先の例で，年齢層「ミドル」の類似概念としては「ほぼミドル」とか「ちょうどミドル」などの年齢層が考えられる．これらのファジィ集合は普遍集合の中で台をセンター要素を中心に対称的に平行拡大または平行縮小する写像だと考えると自然である．年齢層「ミドル」のセンター要素を４０歳とすると，例えば，次のような関係が得られる．すなわち，年齢層「ほぼミドル」に対しては，

$$\mu\,\mathrm{almost\text{-}middle} = \mu\,\mathrm{middle} \cdot F_{5}+- \qquad (14)$$

$$F_{5}+-(=u+-5) \ : [25,\ 55] \rightarrow [30,\ 50] \qquad (15)$$

となり，年齢層「ちょうどミドル」に対しては，

$$\mu\,\mathrm{exact\text{-}middle} = \mu\,\mathrm{middle} \cdot F_{7}-+ \qquad (16)$$

$$F_{7}-+(=u-+7) \ : [37,\ 43] \rightarrow [30,\ 50] \qquad (17)$$

となる．

3．　程度の副詞と台の写像

ある曖昧な状態とか曖昧な作用をファジィ集合で表現したときに，それと類似の曖昧な状態とか作用がいろいろ考えられるのであるが，それらの未知ファジィ集合を自然言語で近似表現する場合には既知ファジィ集合との類似関係を表わす「詞」を用いるのが自然である．

言語ヘッジとして導入された多くの「詞」は対象となる曖昧な状態の曖昧な傾向を修飾する働きがあった．ここでは，前節で検討した普遍集合間の写像に対応する「程度の副詞」を検討する．

「程度の副詞」は，主として作用・状態に属する概念を表わす用言を修飾する[7][8].

例えば，状態を表わす用言としては

「たいそう熱い」，「すこし高い」，「とても重い」

などがある．また，作用を表わす用言の例としては

「かなり考える」，「少し冷やす」，
「ちょっと引く」

などがある．また，位置・方向・距離・時間・数量などを示す名詞を限定する「程度の副詞」もある[8]．

「もっと西」，「ずっと昔」，「だいたい５０人」

本節では，これらの例を検討し 台の上の写像 と 程度の副詞 との関係付けを試みる．

３．１　作用や状態の程度

（１）「普通」とは異なる状態の「異なる程度」が甚だしい場合に用いられる副詞として次のような語がある．

かなり，きわめて，すこぶる，ずいぶん，
ずっと，たいそう，はなはだしく
→ 比例関係

［例］　かなり熱い　＞　熱い　＞　普通

（２）「普通」とは異なる状態の「異なる程度」が僅かである場合に用いられる副詞として次のような語がある．

いくぶん，いささか，少し，ちょっと，
やや，わずかに
→ 比例関係

［例］　熱い　＞　少し熱い　＞　普通

（３）「異なる程度」を微量に限定する副詞には次のような物がある．

ごく，きわめて，ほんの
→ 比例関係

［例］　熱い　＞　少し熱い　＞　ほんの少し熱い
＞　普通

（４）「異なる傾向」を強調する副詞には次のような物がある．

もっと，さらに，いっそう，なお
→ シフト関係

［例］　さらに熱い　＞　熱い　＞　普通

もっともっと熱い　＞　もっと熱い
＞　熱い　＞　普通

（５）「異なる傾向」を緩和する副詞には次のような物がある．

まあ，どうやら，なんとか
→ シフト関係

［例］　熱い　＞　まあ熱い　＞　普通

（６）「異なる傾向」を反復する効果を表す副詞がある．

もう
→ シフト関係

［例］

熱い　＞　もう少し熱い　＞　少し熱い　＞　普通

熱い　＞　もうちょっと熱い　＞　ちょっと熱い
＞　普通

もういっそう熱い　＞　いっそう熱い
＞　熱い　＞　普通

（７）余りも不足もない程度を表わす副詞もある．

ちょうど，ぴったり
→ 対称シフト関係

［例］　心地よい ⊃ ちょうど心地よい

（８）クリスプでない程度を表わす副詞がある．

まあ
→ 対称シフト関係

［例］　まあ心地よい ⊂ 心地よい

３．２　位置・方向・距離・時間・数量の程度

位置・方向・距離・時間・数量に関する程度を示す名詞を限定する副詞の例としては，

・位置：もっと右，ごく近所，ちょうど駅前
・方向：もっと東，少し北
・距離：ずっと前方，かなり遠方，
・時間：ずっと以前，少し昔，ほぼ９時
・数量：だいたい百人，ちょうど３０個

などが考えられる．

（１）想定状態からのズレが大きいときに，その程度を表わす副詞には次のような物がある．

かなり，きわめて，ずっと，もっと
→ 比例関係

［例］

ずっと昔　＞　昔　＞　今

今　＞　将来　＞　ずっと将来

近代　＞　ずっと近代　＞　現代

ずっと遠方 ＞ 遠方 ＞ ここ

真北 ＞ ずっと北 ＞ 現在位置

（２）想定状態からのズレが小さいときに，その程度を表わす副詞には次のような物がある．

いくぶん，いささか，少し，ちょっと，
だいたい，ほぼ，やや，わずかに
→ 比例関係 ／ 対称シフト関係

［例］

昔 ＞ 少し昔 ＞ 今

遠方 ＞ ちょっと遠方 ＞ ここ

北 ＞ やや北 ＞ 現在位置

（３）ズレの程度を微量に限定するときに，それを表わす副詞には次のような物がある．

ごく，きわめて，ほんの
→ 比例関係 ／ 対称シフト関係

［例］

昔 ＞ 少し昔 ＞ ほんの少し昔 ＞ 今

遠方 ＞ 少し遠方 ＞ ごく少し遠方 ＞ ここ

近所 ＞ ごく近所 ＞ ここ

少し北 ＞ ほんの少し北 ＞ 現在位置

（４）想定状態からのズレがほとんどないことを示す副詞には次のような物がある．

きっちり，ちょうど，ぴったり
→ 対称シフト関係

［例］ ちょうど北 ＞ 現在位置

4． おわりに

与えられたファジィ集合と既知ファジィ集合との関係が線形写像である場合が多いことを考えて，比例関係・シフト関係・対称シフト関係がファジィ集合の言語近似において有用であることを示した．また，具体的に程度の副詞に対応する写像の例も検討した．

エキスパートシステムにおける近似推論への応用を考えると修正原理[8]とか頑健推論[9]との関連を検討するのが今後の課題である．

謝辞

本研究を行なうに当り，いろいろとご配慮を頂いている，関西大学久保井不二男教授に深く感謝いたします．なお，本研究の一部は関西大学法学研究所の支援を受けたものである．

参考文献

[1] L. A. Zadeh, A Fuzzy-Set Theoretic Interpretation of Linguistic Hedges, J. of Cybernetics, Vol. 2, 4 - 34, (1971)

[2] G. Lakoff, Hedges: A Study in Meaning Criteria and the Logic of Fuzzy Concept, J. of Philos., Vol. 2, 458 - 508, (1973)

[3] 馬野・江澤・井本，ファジィ集合の日本語による言語近似，情報処理学会第３９回全国大会，５７－５８，（１９８９）

[4] 江澤・馬野・井本，ファジィ集合の言語近似，第６回ファジィシステムシンポジウム，３３１－３３４，（１９９０）

[5] 丁・向殿，修正原理および「固定値」法に基づく新しい近似推論の提案，電子情報通信学会論文誌，Ｊ７４Ｄ－Ｉ，２，１１７－１２３，（１９９１）

[6] 水本，ファジィ理論とその応用，サイエンス社，（１９８８）

[7] 西尾・岩淵・水谷編，岩波国語辞典第二版，岩波書店，（１９７４）

[8] 市川，岩波講座 日本語６文法Ｉ，岩波書店，２２９－２３９（１９７６）

[9] Y. Ezawa and A. Kandel, Robust Fuzzy Inference, Int. J. Intell. Systems, Vol. 6, No. 2, 185 - 197, (1991)

［問い合わせ先］

〒564 吹田市山手町 3-3-35
関西大学 工学部 管理工学科
江澤 義典

JUNET: ezawa@kansai-u.ac.jp
FAX: 06-330-3154
TEL: 06-388-1121

T4－2（R3）

人間の信頼性の言語的解析

Human Reliability Analysis with a Natural Language

鬼沢武久
Takehisa ONISAWA

熊本大学工学部
Kumamoto University, Faculty of Engineering

ABSTRACT: This paper discusses human reliability analysis using a natural language. In human reliability analysis it is often difficult to express human reliability, the dependence level and the possibility level in terms of numerical values. However it is rather easy to express them by a natural language. Natural language expressions play an important role even in human reliability analysis. In this paper natural language expressions are translated to fuzzy sets defined on a unit interval. The fuzzy sets are employed to analyze human reliability. The result of the analysis represented by a fuzzy set is also expressed by a natural language.

1．はじめに

従来，人間の信頼性を表現するのに過誤率という数値を用いて，確率論をベースにした解析がすすめられている[1]。しかし人間の信頼性はいろいろな要因の影響を複雑な形で受ける。適応能力を発揮して機器要素より優れた信頼性を示すかと思えば，うっかりミスを犯してしまうこともある。さらに同じ人間が同じ作業をしても，エラーしないこともあるし，エラーしてしまうこともある。このように，人間の信頼性は機器要素の信頼性とは同列には論じられない[2]。したがって人間の信頼性を過誤率などの数値で表現することには無理がある。また，過誤率という数値で表現すると，人間の信頼性を正確に表しているかのような印象を与えるが，過誤率という数値にはそれほどの正確さはない。極端なことを言うと，オーダ的に違わなければ良いという程度の意味しかない。また人間の信頼性を解析するにあたっては，人間の信頼性の他に，作業間の従属性や，作業でのエラーが上位サブシステムの事故・故障につながる可能性などの情報も必要であるが，これらの情報は数値では表現しにくく，言葉で表現したほうが適切な場合もある。

筆者らは，マン・マシンシステムの信頼性にはファジィ概念が多分に入り込んでいるとの観点から，信頼性解析にファジィ理論を応用した研究を続けている[3]。本稿では，人間の信頼性解析では数値をもとにした解析より，言葉をもとにした解析のほうが適切であるとの観点にたっている。実際，リスク解析における言葉の利用も指摘されている[4]。ここでは人間の信頼性を言葉で表現し，その意味をファジィ集合で表し，このファジィ集合を用いて解析するモデルについて述べる。このモデルでは，最終的な解析結果も言葉で表現するものである。

2．人間の信頼性に関する言語的表現

2．1　過誤率に代わる言語的表現

「はじめに」ででも述べたように，人間の信頼性を過誤率などの数値で表現するには無理がある。また解析者にとっても，人間の信頼性を数値で表現しなければならないとしたら，作業環境などの条件に見合った数値を推定しなければならず，負担も大きい。しかし，我々が日常使っている言葉でなら表現しやすい。過誤率はもともと不確定性の大きい数値であるから，その不確定性を言葉というオブラートで包んで表現したほうが適切である。言葉で表現するということはさらに，解析対象となる作業に関して，十分とは言えないまでも数少ないデータを，解析者自身が持つ評価基準をもとに評価した結果であること，その表現には解析者自身の主観的評価が取り込まれていることを意味する。つまり，信頼性解析にも主観的評価を取り入れようというのが，このモデルでの立場である。

作業における人間の信頼性を言葉で表現するにあたって，まずその表現形式を決めなければならない。本稿では，信頼性の評価とその評価のあいまいさという形式で表現することにする。信頼性の評価に対する表現としては，**表1**に示すように１１個の表現を考える。クラス５

表1　人間の信頼性の評価の言葉による表現

クラス	言葉による表現
1	この作業での信頼性は全くない
2	この作業での信頼性は非常に低い
3	この作業での信頼性は低い
4	この作業での信頼性はどちらかというと低い
5	この作業での信頼性は標準的である
6	この作業での信頼性はどちらかというと高い
7	この作業での信頼性は高い
8	この作業での信頼性はかなり高い
9	この作業での信頼性は非常に高い
１０	この作業でのエラーはないに近い
１１	この作業でのエラーは全くない

での表現は，今考えている作業での人間の信頼性は，解析者自身が持っている評価基準と同じであるとの意味があり，それ以下のクラスでは，信頼性はその基準より低く，それ以上のクラスでは，高いことを意味している。なおこの表では，作業の要求頻度に比べてエラーする頻度が少ないと考えて，信頼性の高い方を低い方に比べて細かく分類している。

信頼性の評価のあいまいさに関する表現は，表2に示すように4個の表現を考える。

表2　信頼性の評価のあいまいさの言葉による表現

クラス	言葉による表現
1	評価のあいまいさは低い
2	評価のあいまいさは中程度である
3	評価のあいまいさはやや大きい
4	評価のあいまいさは大きい

表1，表2での言葉による表現の意味を，次式をメンバーシップ関数に持つファジィ集合で表現する[3]。

$$F(x) = \frac{1}{1 + 20 \times |x - x_0|^m} \qquad (1)$$

ただし，x_0，mはパラメータで，$0 \leqq x$，$x_0 \leqq 1$である。パラメータx_0は，表1の信頼性の評価に対する言葉による表現に対応し，パラメータmは，表2の評価のあいまいさに対する言葉による表現に対応する。ここでは**表3**，**表4**に示すような数値を対応させる。

表3　パラメータx_0と信頼性の評価の言葉との対応

クラス	パラメータx_0の範囲（代表値）
1	−
2	1．0～0．9（0．95）
3	0．9～0．7（0．8）
4	0．7～0．5（0．6）
5	0．5
6	0．5～0．3（0．4）
7	0．3～0．2（0．25）
8	0．2～0．1（0．15）
9	0．1～0．05（0．075）
10	0．05～0．0（0．025）
11	−

表4　パラメータmと評価のあいまいさの言葉との対応

クラス	パラメータ m
1	2．0
2	2．5
3	3．0
4	3．5

図1に，信頼性の評価がクラス4，6で，評価のあいまいさがクラス1，4の場合の言葉による表現の意味を表すファジィ集合を示す。つまり本稿では，信頼性の評価が高い，低い（表1での副詞を含めて）の意味を，［0，1］区間で平行移動させることによって表現し，評価のあいまいさが小さい，大きいの意味を，ファジィ集合を縮小，膨張させることによって表現している。なお表1のクラス1，11における言葉による表現の意味は，それぞれ次のように表されるとする。

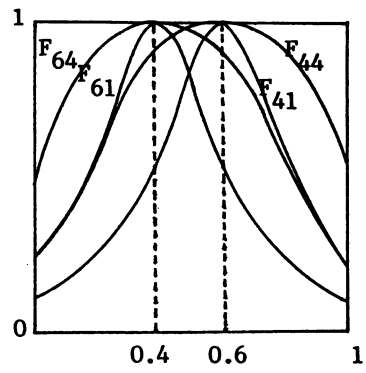


図1　人間の信頼性を表すファジィ集合

$$\text{クラス1} \quad F(x) = \begin{cases} 1 : x = 1 \\ 0 : x \neq 1 \end{cases} \qquad (2)$$

$$\text{クラス11} \quad F(x) = \begin{cases} 0 : x \neq 0 \\ 1 : x = 0 \end{cases} \qquad (3)$$

図1の横軸は主観的不信頼度を表している。0．5では評価者が持つ基準に見合った標準的な主観的不信頼度を表しており，0．5より大きいと主観的不信頼度が大きくなり，逆に0．5より小さいと主観的不信頼度が小さくなることを意味している。図1のファジィ集合は，主観的不信頼度上のファジィ集合である。

2．2　従属レベルの言葉による表現

人間の信頼性を考えるとき，従属性の問題は避けては通れない問題である。一連の類似作業を行うとき，人間は，前の作業でエラーすると，続けて行う作業でもエラーしやすくなる。逆に，エラーなく作業を完了すると，以下の作業でもエラーすることなく作業を行える傾向にある。個々に作業を考えたときには何ら関連性がなくても，一連の作業となると必ずしも作業間の独立性は言えなくなるのである。なおここでは，前者の場合，つまりエラーしやすくなる場合について述べる。

この従属性の問題は，解析対象となる作業個々の問題で，解析対象の作業を熟知している専門家の主観的評価が入り込む。つまり，解析対象となる一連の作業で，従属性が存在するのか，存在するとしたらどの程度のレベルかなどの評価に主観的評価が入り込む。しかもこの従属レベルを定量的に表現しなければならないとしたら，評価者にとっては大きな負担になる。従属レベルも言葉で表現したほうが評価者にとって負担が軽い。

従属レベルの言葉による表現は，従属レベルの評価とその評価のあいまいさを表現する形式をとる。従属レベルの評価に対する言葉による表現は，表5に示すように

6個の表現を考える。この表現は，参考文献5）をもと

表5　従属レベルの評価の言葉による表現

クラス	言葉による表現
1	完全従属である
2	非常に高い従属レベルである
3	高い従属レベルである
4	中程度の従属レベルである
5	低い従属レベルである
6	ゼロ従属である。

にしている。なお完全従属とは，前の作業でエラーすれば次の作業でも確実にエラーすることを意味し，ゼロ従属とは，作業間に従属性がなく，完全に独立した作業であることを意味している。残りの4つのレベルは，完全従属とゼロ従属との間のレベルを表現している。従属レベルの評価のあいまいさに対する言葉による表現は，信頼性の評価のあいまいさに対する表現と同じように4個の表現を考える。

従属レベルの言葉による表現の意味を表すファジィ集合のメンバーシップ関数は，簡単のために（1）式を用いるものとする。それぞれの表現とパラメータx_0，mとの対応は**表6**，表4のようにする。

表6　パラメータx_0と従属レベルの評価の言葉の対応

クラス	パラメータx_0
1	−*1
2	0．95
3	0．9
4	0．75
5	0．5
6	−*2

＊1の意味は（2）式のメンバーシップ関数で表される。
＊2の意味は（3）式のメンバーシップ関数で表される。

2．3　故障や事故につながる可能性の言葉による表現

故障や事故につながる可能性とは，人間のエラーが上位（サブ）システムの故障や事故につながる可能性のことである。例えばある作業を考えたとき，自分の犯したエラーに気が付かず次の作業に移ってしまいがちであると評価されれば，故障や事故につながる可能性は大きいと評価されるだろう。また，作業後の点検が十分に行われているから作業員のエラーも検知できると評価されれば，その可能性は低いと評価されるだろう。

可能性の問題もやはり，解析対象となる作業個々の問題で，解析対象の作業を熟知している専門家の主観的評価が入り込む。その作業ではどういった行動のパターンが考えられるかという解析が必要になるからである。しかし可能性のあるパターンをすべて考慮することは大変である。この場合には行動パターンなどをマクロ的に検討して，評価することが必要であるが，このマクロ的な検討にファジィ概念が必要である。可能性の評価も言葉で表現できたほうが評価者にとって負担が軽い。

可能性レベルの言葉による表現は，可能性レベルの評価とその評価のあいまいさを表現する形式をとる。その表現は，従属レベルの場合と同じように**表7**，表2のよ

表7　可能性レベルの評価の言葉による表現

クラス	言葉による表現
1	故障，事故につながる
2	故障，事故につながる可能性は非常に高い
3	故障，事故につながる可能性は高い
4	故障，事故につながる可能性は中程度である
5	故障，事故につながる可能性は低い
6	故障，事故にはつながらない

うにする。その意味を表すファジィ集合のメンバーシップ関数はやはり（1）式を用い，パラメータx_0，mとの対応は**表8**，表4のようにする。

表8　パラメータx_0と可能性レベルの評価の言葉の対応

クラス	パラメータx_0
1	−*1
2	0．95
3	0．9
4	0．75
5	0．5
6	−*2

＊1の意味は（2）式のメンバーシップ関数で表される。
＊2の意味は（3）式のメンバーシップ関数で表される。

2．4　解析結果の言葉による表現

前節までで，人間の信頼性，従属レベル，可能性レベルの言葉による表現の意味をファジィ集合で表現することを述べた。このファジィ集合を用いて人間の信頼性を解析していく。その解析には，ファジィ集合のOR演算，AND演算，従属性を考慮した演算，可能性を考慮した演算が含まれる[3]が，本稿では省略する。参考文献を参照されたい。以下，解析の結果得られたファジィ集合を言葉によって表現し直すことについて述べる。

解析の結果得られたファジィ集合をF_R，信頼性評価に関する言葉による表現の意味を表したファジィ集合をF_Sとする。F_Sはあらかじめ用意されており，メンバーシップ関数は（1）式で表されるものとする。F_R，F_Sのα−カットをそれぞれ，$F_R^{\alpha}=(x_{R1}(\alpha), x_{R2}(\alpha))$，$F_S^{\alpha}=(x_{S1}(\alpha), x_{S2}(\alpha))$とするとき，次の距離を考える。

$$d=\int_0^1 [\{x_{R1}(\alpha)-x_{S1}(\alpha)\}^2+\{x_{R2}(\alpha)-x_{S2}(\alpha)\}^2]^{1/2}d\alpha \qquad (4)$$

（4）式の距離dを最小にするようなパラメータx_0，mを，パラメータx_0を$0 \leq x_0 \leq 1$の範囲で動かし，パラメータmをm＝2．0，2．5，3．0，3．5で動かして求め，表1〜4を用いて，解析結果のファジィ集合を，信頼性評価とその評価のあいまいさという形で表現する。

3．例

図2に示すファジィ・フォールトツリーを考える。こ

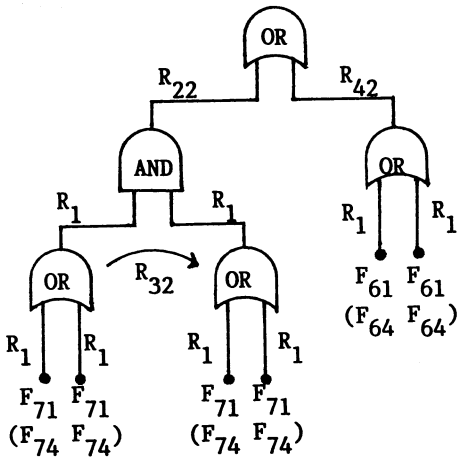
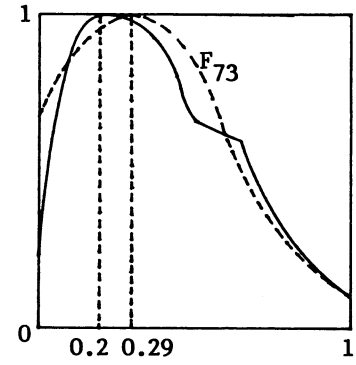
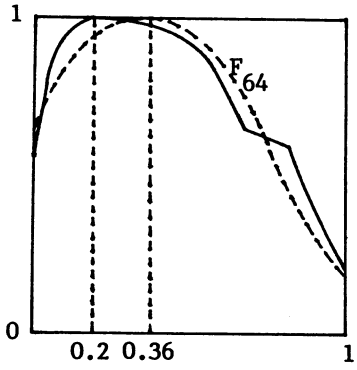


図2　ファジィ・フォールトツリー

こで，R_{ij}は，従属性，可能性の評価が表5または表7のクラスiであり，その評価のあいまいさが表2のクラスjであることを意味する。ただし，R_1は可能性の評価が表7のクラス1であることを意味する。一方F_{ij}は，基本事象の信頼性の評価が表1のクラスiであり，その評価のあいまいさが表2のクラスjであることを意味する。ただしこの例では，信頼性の評価は同じでも，その評価のあいまいさが「小さい」場合と「大きい」場合を示してある。解析結果を**図3**に示す。図3（a）は，基本事象の信頼性の評価のあいまいさが「小さい」場合で，図3（b）は，「大きい」場合である。いずれも実線が，解析結果のファジィ集合を表したものであり，波線が，（4）式の距離を最小にするファジィ集合である。図3（a）の結果を言葉で表現すると，「一連の作業での信頼性は高く，その評価のあいまいさはやや大きい」となり，図3（b）の結果は，「一連の作業での信頼性はどちらかというと高いが，その評価のあいまいさは大きい」と表現できる。図3が示す解析結果のファジィ集合は，グレードが1となる主観的不信頼度は同じであるが，あいまさが異なっている。このあいまいさの違いが言葉での表現に影響して，表1で1クラスの違いとなって表れていることがわかる。



（a）



（b）

図3　解析結果

4．おわりに

人間の信頼性を解析するにあたって，過誤率などの情報は数値で表すよりは，言葉で表した方が適切であり，解析者にとっても負担が軽いとの観点にたって，言葉を用いた人間の信頼性解析について述べた。必要な情報として，人間の信頼性に関する情報（従来の確率論的手法での過誤率に相当），従属性に関する情報，可能性に関する情報などを考えている。ここでは，これらの情報の主観的評価を言葉で表し，その意味をファジィ集合で表現し，このファジィ集合を使って解析をすすめていくものである。そして最終的に，解析結果として得られたファジィ集合を言葉で表現し直している。解析例によって，解析結果を表しているファジィ集合のあいまいさが，言葉による表現に微妙に影響していることがわかった。

ここでは，信頼性などの情報を言葉で表現することについて，1つのクラスを対応させるという単純な対応しか考えていないが，接続詞などを用いることによって，もう少し複雑な表現ができるようにする点など，言葉による表現についての問題が今後の課題である。

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] 寺野寿郎，浅居喜代治，菅野道夫：ファジィシステム入門，pp.159-164，オーム社，1987.

[3] T.Onisawa:An Application of Fuzzy Concepts to Modelling of Reliability Analysis, Fuzzy Sets and Systems, Vol.37, No.3, pp.267-286, 1990.

[4] K.J.Schmucker:Fuzzy Sets, Natural Language Computations, and Risk Analysis, Computer Science Press, 1984（邦訳，鬼沢：ファジィ集合 － 自然言語演算とリスク解析，啓学出版，1990）.

[5] A.D.Swain and H.E.Guttmann:Handbook of Human Reliability Analysis with Emphasis on Nuclear Power Plant Applications, NUREG/CR-1278, 1983.

T4－3（R3）

概念ファジィ集合とその連想記憶による実現
Conceptual Fuzzy Sets and Its Realization Using Associative Memories

高木友博
Tomohiro TAKAGI

山口亨
Toru YAMAGUCHI

菅野道夫
Michio SUGENO

技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research

東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

The denotative description is generally used to define a fuzzy set. This notation is not capable of the representation of a variety of meaning dependent on various conditions. To represent the context dependent meaning, we propose Conceptual Fuzzy Sets which are connotatively defined by activation values on linked labels of other fuzzy sets . They are realized using Bidirectional Associative Memories and the properties are discussed concerning their utilizations and the differences with ordinary knowledge representation methods.

1　はじめに

通常ファジィ集合は外延的記述によって個々の要素にグレードを付加した形で定義される。しかしこの方法では、そこに含まれない要素に対し、そのメンバーシップ値を決定することができない。しかし一般にファジィ集合が指し示す範囲（ここではラベルの意味と考える）は、様々な状況に対応して変化するため、状況依存性を考慮した形での内包的記述が必要になる。例えば背が高いと言っても、文脈が日本人の場合とアメリカ人の場合とでは、その意味が変わってくる。また車の運転時、大回りをするといった場合、通常の乗用車を運転している場合とトラックを運転している場合とでは、その指し示す範囲が変化する。

我々は通常の生活において、”大回りにハンドルを切ればよい”という言い方で言葉を使用しているが、その言葉の中には様々な状況に対応した意味を含んだ形で用いている。従って大回りという複合概念を表すファジィ集合の定義をする場合には、道路の大きさや形状、車の大きさ等によって変化する様々な大回りの内容の意味に対応する能力を持つ定義をする必要がある。このような必要性は今後ファジィ理論を複雑な課題に適用していくにあたり、ますます強まると考えられる。

本研究においてはそのような問題に対処するため、構造を伴った内包的記述によってファジィ集合を定義し、知識表現とするための方法論を提唱することを目的としている。本稿では、最初に従来の方式による定義方法の検討を行い、次に概念を表す状況依存型のファジィ集合の定義方法の提唱、最後にその性質の考察を行う。

2　従来の知識表現法による記述

2.1 Zadehによる表現

Fuzzy Sets [1] では言葉の意味を外延的に表現し、外界の事例と直接結び付けグレードを付加することによって定義を行っている。

しかし、A Fuzzy - Algorithmic Approach to the Definition of Complex or Imprecise Concepts [2] では、上記ファジィ集合の考え方を発展させ、複合概念を下位概念に分解することにより最終的にはatomic question と呼ばれる単位で外界と結び付け、プリミリティブな概念に帰着させる定義を行っている。この方式によれば、状況を記述するプリミティブな概念を用いて複合概念を構成することにより、状況の変化に対応した定義をすることができる。

（例2.1）HIPPIE の定義

HIPPIEは次式のように、LONG HAIRかどうか、DRUGをやっているか等の下位概念の記述によって定義される。HIPPIE であるかどうかの判断をするための質問の処理は、ファジィアルゴリズム [3] を用いて実現される。

HIPPIE = (LONG HAIR or BALD) and DRUGS and (not EMPLOYED)

LONG HAIR や not EMPLOYED を表現するためのファジィ集合は、台集合を人の集合にする必要はなく、それが表現しやすい属性や真理値空間でよい。

2.2 フレームによる表現

ファジィフレームまたはオブジェクト指向パラダイムにより、概念の意味の多様性に対応する方法も考えら

れる。この場合定義したい概念の属性および属性値が明示的に表現されているため、任意の要素に対し属性値が得られればメンバーシップ値を決定することができる。以下に簡単な例を示す。

(例2.2) 階層による表現[4]

次のように、上位概念と下位概念を階層構造で整理して記述することができる。

```
(man   (daughter(value (japanese ) (boy   )))
    (height(term(high{0.7/170,1/175,0.7/180}))))
(japanese (mother (value (man )))
    (daughter (value (taro ))))
    (height(term(high{0.5/170 1/175 0.5/180}))))
(american (mother (value (man )))
    (daughter (value (john )))
    (height (term(high{0.3/170.0.5/175,1.0/180}))))
```

しかしこの方法では、抽象-具体の関係に従った性質の継承による階層化が原則であり、そのような状況の差による多義性のみが記述可能である。したがって「魚屋でタコを買う」といった例では、タコが凧（カイト）ではなく、蛸（オクトパス）という意味になるが、魚屋とタコ（カイトまたはオクトパス）は抽象-具体の関係ではないため、この方法では表現が困難である。

3 概念ファジィ集合 (Conceptual Fuzzy Sets)

意味使用説[5]によると言葉の意味はその使用によってのみ定められる。つまり言葉の使用の全体が言葉の意味であると考えられるため、言葉の意味は使用の度に変化する。一方状況に依存したファジィ集合の指し示す範囲を考える場合、そのファジィ集合のラベルの意味を表すことが必要になる。従ってファジィ集合を定義するには、その使用の度に変化するラベルの意味を、他の言葉により間接的に表現する必要がある。

またこのリンクは全ての言葉に広がりを持つ。つまり任意の単語の意味は他の全ての単語の意味に依存するという相互依存関係にあり、その関係が意味となる。しかし、全ての関係を持って情報を処理することは不可能であり、実際不必要である。つまり、本来その状況において必要な関係の範囲がその状況での意味となるべきである。そこで無現に広がりを持つ言葉の関係のネットワーク上で、一つの言葉や概念を表現するための注目範囲をファジィ集合で規定する。クリスプな表現では広がりに無限性が要求されるため、事実上処理が不能であるのに対し、ファジィ集合によって範囲を限定することで表現が可能になる。

ラベルの意味を表すファジィ集合を定義する場合、そのラベルと関係する言葉の集合上に、そのラベルの活性化によって引き起こされるそれぞれの言葉の活性値の分布を考え、これをファジィ集合とする。ここではネットワークは固定的に表現されているのに対し、活性値の分布は状況によって多様に変化することになり一定ではない。従ってこの方法により状況に依存したファジィ集合の定義をすることができる。ここで活性値をメンバーシップ値とする。このように表現されるファジィ集合をConceptual Fuzzy Sets (CFS)と呼ぶ。そのイメージを図3.1に示す。

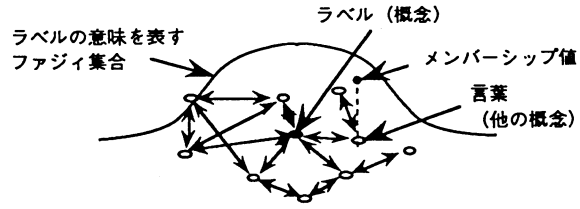


図3.1 Conceptual Fuzzy Set のイメージ

通常のファジィ集合の定義は、この考え方に含まれる。例えば美人＝｛0.7/花子,0.3/京子｝というファジィ集合では、”美人”を説明する言葉が”花子”や”京子”であり、その上に”0.7/花子”,” 0.3/京子”という美人を説明する活性値の分布があり、それがファジィ集合をなしている。

4 BAMを用いたCFSの表現

相方向連想記憶（BAM : Bidirectinal Associative Memories)[6]はノードが概念を表現し、リンクの強度は概念どうしの関係の強さに依存する形で決定される。あるノードが活性化されると、活性値の反響動作がおこり、概念間のバランスをとりエネルギー最小の状態に活性値の分布が安定化する。その結果関連する概念が想起される。

BAM 上で一つの概念の意味を表現するファジィ集合は、そのラベルを表すノード（概念）の活性化により引き起こされるまわりのノードの活性値の分布で表現される。知識の記述はリンクを張ることに相当する。また引き起こされた活性値の分布は、状況の局面により対応するラベルの意味を表す。また複数の概念が刺激されたときは、それぞれの概念の刺激によって想起される活性値の伝播の重なりが、複合概念の意味を表現することとなる。

(例4.1) 太った人(fat)のファジィ集合

2層で構成されるBAMであり、上位層にはfat、tallのノードが、下位層にはTanakaやSato等のノードがある。上位層のノードと下位層のノードの関係の強さによりBAMを構成する。上位層のfatノードを活性化すると、下位層のTanakaやSatoのノードが活性化し、この活性値がfatを表現するファジィ集合に属するメンバーシップ値になる。この例では

fat＝｛0.4/Tanaka、0.9/Sato, 0.3/Yokoyama, 0.0/Egawa｝

となっている。活性値の分布を図4.1に示す。ここで長方形がノードであり、黒い部分がその活性度を表現している。

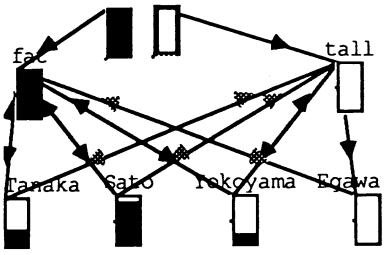


図4.1　太った人のファジィ集合

5　複合概念の表現と基本的論理結合の実現

複合的に表現される概念は一般に論理結合で表されることが多い。従って本方式によってファジィ集合を表現する場合、基本的な論理結合が表現できることが望ましいが、論理操作の忠実な実現より、連想記憶の特性を有効に利用することが重要である。

5.1 Conjunctiveな表現

A、A1, A2をファジィ集合とし、A = A1 ∩ A2とする。概念A1を示すノードに対し下位ではファジィ集合A1が、概念A2を示すノードに対し下位ではファジィ集合A2が、概念Aを示すノードに対し下位ではファジィ集合 A1 ∩ A2が対応するように、BAMを設計する。この場合は、A1、A2両方のノードを活性化することによって、A1 ∩ A2の意味を指し示すファジィ集合が想起される。

（例5.1）Conjunctive に結合された概念の想起

A1 = 太っている人の集合＝ {0.4/Tanaka, 0.9/Sato, 0.3/Yokoyama, 0.0/Egawa}
A2 = 背の高い人集合＝ {0.0/Tanaka, 0.0/Sato, 0.3/Yokoyama, 0.9/Egawa}
A =A1 ∩ A2 = {0.0/Tanaka, 0.0/Sato, 0.6/Yokoyama, 0.0/Egawa}

この例では、完全な∩であれば0.3/Yokoyamaとなるべきであるのに対し、0.6/Yokoyamaとなっており強調された結果となっている。

5.2その他の論理結合の表現

その他、disjunction、not、推論等の論理結合に似た操作をconjunctionと同様の方式で実現することができる。但し、disjunctionの実現においては、具体層で想起されるファジィ集合がお互いに近い関係になるため、中間層をいれて量子化をはかる必要がある。

6　BAMによって実現されるCFSの特徴的性質

6.1　引き込みによる概念の排他的想起

連想記憶は互いに抑制性のリンクを張ることによって、活性値の低いノードはますます低く、高いものはますます高くなる性質がある。これを利用して活性値の分布をよりシャープにし、概念の特定性を増すことができる。

（例6.1）複合概念を表すファジィ集合

petとfishの概念からの想起で、具体層内に抑制性の結合をした例を図6.1に示す。petとfish両方のノードを活性化すると、guppyが活性化する。このBAM上では、petとfishは次の通りである。

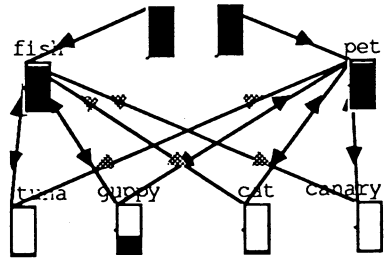


図6.1　pet fishの想起

pet = {0.1/guppy,1.0/cat, 0.2/canary}
fish = {1.0/tuna, 0.1/guppy}

この場合、pet fish = pet and fishのように、pet fishを論理結合で表現すると、guppyのメンバーシップ値は

pet fish (guppy) = pet(guppy) min fish(guppy)
= 0.1

となる。ところが本方式では図に示す通り、pet fish = {0.5/guppy} が想起されており活性値が0.5になっている。

通常pet fish という複合概念に対するguppyの帰属度は高く、メンバーシップ値が1.0 に近づくことが望ましいが、本方式ではこれを実現している。これは引き込みにより想起される概念の他との差別化が行われるためである。このように論理的表現では解決できない問題が、本方式ではある程度解決される。

6.2　概念の想起

連想記憶の特性により、提示された具体例からそれらを説明するもっとも近い上位概念を想起することができる。

（例6.2）pet 概念の想起

BAM上で、guppy と cat という例を活性化することにより、pet という概念が想起される。同様に、cat と canary でも pet が、また tuna と guppy では fish がそれぞれ想起される。

6.3 状況に対応した概念の意味表現

一般に概念の意味は表層的に表れている情報だけではなく、裏に隠れた情報を前提として決定される。例えば、”背が高い”という概念の定義には、対象が日本人なのか米国人なのか、また大人か子供なのかといった情報が必要である。本方法では、文脈の中に表れたそれらの決定要因に従って、その局面における”背が高い”の示す範囲がファジィ集合として表現される。その台集合が人の名前によって構成されていても、身長によって構成されていても、それは同じである。

(例6.3)”背が高い”という概念が示すファジィ集合

図6.2は文脈から”米国人”の話題であることが0.5の活性値で分っているときの、”背が高い”人の集合を表現している。ここでは下位層において概念的に距離の近いものがあるため、途中にコーディネータ(7)と呼ばれる、概念を排他的に想起させる中間層を用いている。このネットワークでは、同様に”背が高い日本人”の場合は180付近のファジィ集合が想起され、”背が低い日本人”では165付近が想起される。

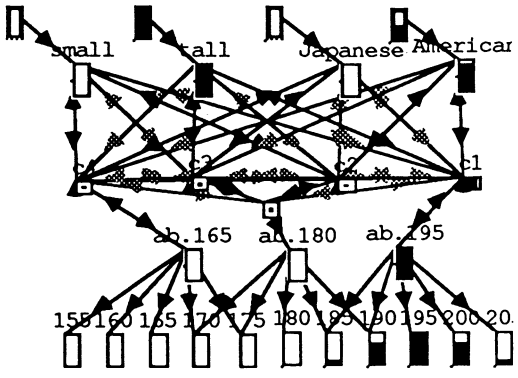


図6.2 背が高い米国人を表すファジィ集合

7 状況に依存した概念マッチングへの応用

情報の検索や、過去の事例の検索においては状況どうしのマッチングが必要になる。フレームのように整理された記述形式にでは、属性値どうしの等価性を評価し、最も近いものを採択する。しかし、様々に変化する状況においては、表層的には同じ言葉を用いていても、深層において別の意味になることが普通である。そこで状況に依存したその言葉の意味どうしをマッチングする必要がある。

例えば掃除において、つぎの3つの事例と現在の状況を考える。

状況　：コーヒーが残っている。
事例1：コーヒーがこぼれている。
事例2：ジュースが残っている。
事例3：ソースが残っている。

この場合、事例1と状況のコーヒーは違う意味をもつ。事例1では汚れであり雑巾で拭くべきものであるのに対し、状況中ではカップの中の飲み残しであることが予想され、流しに捨てるべきものであり、むしろ事例2に近い。従って単にコーヒーという言葉だけによりマッチングさせると、間違いとなる。状況を(対象：ソース、コーヒー、ジュース)、(状態：残っている、こぼれている)、(機能：調味料、飲物、汚れ)の3グループの各項目の組み合せで、関係の強さによってBAMを設計し、対象と状態から想起される機能層上のファジィ集合によって、各事例の類似度を計算すると、事例2が採択される。

8 おわりに

ファジィ集合の定義を、表層的でなく言葉の意味表現を基盤に行うことを試みた。その結果、ラベルの意味するファジィ集合を、関連する言葉の活性度の分布によって表現することで、そのファジィ集合が状況によって変化する意味を表現し得ることを確認した。

今回検討した表現内容は、比較的単純なものであり、今後それらがさらに重なりあった場合の表現の検討が重要である。また、一般的な知識表現である論理操作との関連性についての検討が必要である。

9 参考文献

(1) L.A.Zadeh : Fuzzy Sets, Information and Control, Vol. 8, New York : Academic Press, pp. 338-353 (1965)

(2) L.A.Zadeh : Fuzzy Algorithmic Approach to the Definition of Complex or Imprecise Concepts, Int. J. Man-Machine Studies, 8, pp. 249-291 (1976)

(3) L.A.Zadeh : Fuzzy Algorithms, Information and Control, vol. 12, pp. 94-102 (1968)

(4) T. Miyoshi, H. Koyama, S. Fukami, M. Umano : Fuzzy Frame System in LIFE FEShell, IFSA'91 World Congress (accepted)

(5) L. Wittgenstein, 藤本隆志 (訳) : 哲学探求、ウィトゲンシュタイン全集8、大修館書店(訳：1976、オリジナル：1945)

(6) B.Kosko : Adaptive Bidirectional Associative Memories, Applied Optics, Vol.26, No 23, pp. 4947-4960 (1987)

(7) 山口、高木、銅谷：連想記憶システムを用いたファジィ推論、日本ファジィ学会、第6回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ、pp. 93-96 (1990)

T5-1 (R3)

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

Ability of a Natural Language Interface for a Fuzzy Data Base Retrieval

吉田和明[1)]　上田ちあき[2)]　前田　博[1)]
Kazuaki YOSHIDA　Chiaki UEDA　Hiroshi MAEDA

[1)]：九州工業大学　工学部
Faculty of Engineering , Kyushu Institute of Technology
[2)]：九州旅客鉄道株式会社
Kyushu Railway Co.

Abustract: The authors are developing natural interface that is possible to do a fuzzy database retrieval by natural language. This is trying for a flexible interface for non-expert users. This paper makes classes of natural language query clear that can be processed by natural language interface. Showing the methods for the respective classes, we asess the ability of a natural language interface for a fuzzy database retrieval.

1．はじめに

予備知識を持たないユーザのために，ファジィ表現を許容した自然言語によるファジィデータベース検索を可能とする自然言語インターフェイス[1)]を開発している．

本研究では，この自然言語インターフェースが処理できる自然言語問い合わせ文のクラスを明らかにすることによって，その処理能力を評価する．

2．自然言語問い合わせ文とその形式化

2.1　自然言語問い合わせ文の制約

本研究では，自然言語処理はシステムの一部となっているので，システム全体の操作性・応答性を考慮して，以下のような制約・指針を基に設計している．

1)辞書の最小化のため，平仮名のみを検索し，一部を除き自立語の辞書は持たない．未知語の出現に対しては，可能な限りシステムがその意味を推定する．

2)問い合わせ文は，漢字仮名混じり文で書かれた平易な文で，次のような制約のみ課す．

i)１つの問い合わせ文の終了は，句点「。」で表す．

ii)重文による複合問い合わせ文は，接続語の前に必ず読点「、」を置く．従って，単文中では読点を用いない．

3)検索属性は，その文字列の中に少なくとも１つの非平仮名文字列を含んでいる．

4)事例として，企業の就職情報を扱うが，データベースの検索分野が変われば，それに依存する部分のみを交換するだけで対応可能とする．

5)データベース検索は，代替案候補（ここでは企業名）の抽出を主目的としているので，最終的に出力される検索対象は企業に限定されている．

2.2　自然言語問い合わせ文の形式化

自然言語問い合わせ文中に含まれる様々な検索情報を以下のように定義する．

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)：検索対象間の関係

4)比較の対象(O)：比較演算子のおける比較の対象

5)ファジィ集合(F)：検索属性上で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

自然言語問い合わせ文からデータベース検索に必要な情報だけを抽出し，それらを形式化した中間表現を形式言語と呼ぶことにする．これは，上記の８個の検索情報のうち，特定された検索対象(E)を除いた７項目の組 Q(T,R,O,M,F,N,LW)で定義される．問い合わせ文中に，該当する情報が存在すればその記号を，しなければ記号 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社よりかなり高い。」

→ Q(T, R, O, M, ϕ, ϕ)

（T：給料，R：高い，O：A社，M：かなり）

3．問い合わせ文の解析

3.1　辞書

本自然言語処理では，一般的な自立語辞書の代わりに以下に示す６種類の辞書を用意している．

1)ファジィ集合（比較演算子）辞書
問い合わせ文中に現れ，データベース検索情報になり得るあいまいな語を５０音順に登録している．
2)ファジィ修飾詞辞書
ファジィ集合（比較演算子）辞書中の語を修飾する語．
3)不要語辞書
システムの対象となる分野において，問い合わせ文中に現れる可能性のある語で，データベース検索の検索属性になりえない一般語「会社」，「私」等を登録している．
4)平仮名検索辞書
問い合わせ文中での形式言語の各項目となる文字列の特徴と，それに付随する平仮名との関係を把握することにより，問い合わせ文中の文字列が形式言語のどの項目に該当するかを推定できるようにした辞書である．
5)接続語辞書
接続語として用いられる表現が登録されていて，連言及び選言表現に分けられている．
6)シソーラス辞書
データベース上で用いるラベルを見出し語として，その同義語を登録している．この辞書で，自然言語処理により抽出された検索属性と比較の対象に対応する文字列をデータベース検索で使われている語に置き換える．

3.2 自然言語処理

本論文における自然言語処理は，以下の５つのステップから成る．事例を挙げて説明する．
（例）「給料がＡ社より多い会社。」
Step 1)字種切り．問い合わせ文を字種の変わり目（平仮名，非平仮名間）で切断する．
給料／が／Ａ社／より／多／い／会社
Step 2)不要語除去．問い合わせ文中に含まれる不要語を検索し，記号Ｄに置き換える．
給料／が／Ａ社／より／多／い／Ｄ
Step 3)平仮名検索．問い合わせ文の平仮名文字列の先頭の文字と一致する文字を平仮名検索辞書で検索し，辞書内に記述された処理に従って，形式言語中の各項目を決定する．この処理を終端まで行う．
「給料」→ Ｔ，「Ａ社」→ Ｏ，「多い」→Ｆ，Ｒ
Step 4)形式言語の確定．１つの文字列に対し，複数の項目が当てはまるとき，最適モデルを用い一意に確定する．
Ｑ（Ｔ，Ｒ，Ｏ，ϕ，ϕ，ϕ，ϕ）
（Ｔ：給料，Ｏ：Ａ社，Ｒ：多い）

3.3 最適モデル

自然言語処理における文字列検索は，前向き検索のみ行う平仮名検索であるので，問い合わせ文に対して複数の形式言語候補を生じさせる．このような場合，形式言語を一意に決定するために最適モデルを適用する．最適モデルは，問い合わせ文の平易性を前提とし，形式言語の各項目の存在条件や項目間の位置関係（語順）を制約条件として，問い合わせ文から最大の情報を引き出すという基準で定式化される．以下に制約条件を示す．
1)各文字列には必ず１つの項目が当てはまる．
2)未知項目以外の項目には高々１つの文字列しか当てはまらない．
3)検索属性Ｔは必ず１つ存在する．
4)比較演算子Ｒと比較の対象Ｏは同時に存在し，比較の対象Ｏが比較演算子Ｒの前に存在する．
5)比較演算子Ｒとファジィ集合Ｆは同時に存在しない．
6)ファジィ修飾詞Ｍが存在したとき，その後に比較演算子Ｒかファジィ集合Ｆのどちらか一方が存在する．
この制約条件により，問い合わせ文から切り出された文字列が，形式言語中のいずれかの項目に該当する場合には，形式言語は一意に確定する．

［証明］
平仮名検索により，文字列がｉ個切り出されたとする．切り出された文字列に最適モデルを適用する．（ただし，ここでは並列語のない文について考える．並列語のある文については，並列語のみに対し処理することにより，一般性をもたせる．）
(Ⅰ)ｉ＝２のとき
以下の形式言語のみ存在するので，一意に確定する．
Ｑ（Ｔ，ϕ，ϕ，ϕ，Ｆ，ϕ，ϕ）
(Ⅱ)ｉ＝３のとき
このとき，３通りの形式言語が考えられる．
1) Ｑ（Ｔ，Ｒ，Ｏ，ϕ，ϕ，ϕ，ϕ）
2) Ｑ（Ｔ，ϕ，ϕ，Ｍ，Ｆ，ϕ，ϕ）
3) Ｑ（Ｔ，ϕ，ϕ，ϕ，Ｆ，Ｎ，ϕ）
ここで，制約条件5)より1)と2)，1)と3)は同時に成り立たない．2)と3)について文法的な関係から一つの文字列が同時にＭ，Ｎになることはない．よって，2)と3)は同時に成り立たない．よって，形式言語は一意に確定する．
(Ⅲ)ｉ＝４のとき
このとき，３通りの形式言語が考えられる．
1) Ｑ（Ｔ，Ｒ，Ｏ，Ｍ，ϕ，ϕ，ϕ）
2) Ｑ（Ｔ，Ｒ，Ｏ，ϕ，ϕ，Ｎ，ϕ）
3) Ｑ（Ｔ，ϕ，ϕ，Ｍ，Ｆ，Ｎ，ϕ）
ここで，制約条件5)より1)と3)，2)と3)は同時に成り立たない．1)と2)について(Ⅱ)と同様で，同時に成り立たない．よって，形式言語は一意に確定する．
(Ⅳ)ｉ＝５のとき
以下の形式言語のみ存在するので，一意に確定する．
Ｑ（Ｔ，Ｒ，Ｏ，Ｍ，ϕ，Ｎ，ϕ）
以上で証明を終わる．

4．自然言語インターフェースの処理能力

平仮名検索と最適モデルから成る自然言語処理方法がどの程度の処理能力を持つかを考察するために，ここでは問い合わせ文を以下のクラスに分類する．

(1)完全な問い合わせ文
(2)不完全な問い合わせ文
a."未知語を含む"として認識される文
b.主格が省略された文
b.1.解釈が一意である文
b.2.解釈が複数できる文
c.述語の活用語尾が省略された文
d.述語が省略された文
e.名詞句
f.有効情報が認識できない文
g.無効な文

次に，各クラスに対する処理方法を示す．

(1)完全な問い合わせ文

完全な問い合わせ文とは，本自然言語処理によって問い合わせ文からすべての有効な情報が取り出せる文のことである．この場合，平仮名検索により切り出された文字列に形式言語のいずれかの項目が適合すれば，最適モデルにより一意に確定する．

(2)不完全な問い合わせ文

a."未知語を含む"として認識される文

未知語を含む文とは，未知項目に該当する文字列が問い合わせ文中に存在する文のことである．平仮名を部分的に含む単語が使われる場合に生じる．例として，「休みが多い会社。」を考えてみる．

平仮名検索により，

「休み」→ U，「多い」→ R，F

となる．そして，最適モデルで，制約条件「検索属性は必ず1つ存在する．」より「休み」は検索属性となる．よって，形式言語は以下のように正しく確定する．

Q（T，φ，φ，φ，F，φ，φ）
（T：休み，F：多い）

b.主格が省略された文

この文が有効であるためには，主格以外の部分に検索属性情報が含まれていなければならない．ただ，特殊な場合もあるので，2つに分けて説明する．

b.1)解釈が一意である文

これは，上記の一般的な文である．例として，問い合わせ文「A社の休暇より多い。」を考えてみる．

平仮名検索により，

「A社の休暇」→ O，「多い」→ R，F

となる．ここでは，検索属性(T)又は未知語(U)になる文字列は検出されない．これでは最適モデルの制約条件「検索属性(T)は，必ず1つ存在する．」に反する．そこで，S_1という仮の文字列を導入し，検索属性情報の存在の有無を検索する．ここでは，比較の対象(O)中の「休暇」が検索属性情報と認識され，「休暇」を除いた「A社」が比較の対象に置き換えられる．よって，形式言語は以下のように正しく確定する．

Q（T，R，O，φ，φ，φ，φ）
（T：休暇→S_1，R：多い，O：A社）

b.2)解釈が複数できる文

これは，上記の特殊な場合で，「AのB」のBが未知語の場合に，「の」解釈により複数の解釈が可能となる．例として，b.1)の例と同一内容である問い合わせ文「A社の休みより多い。」を考えてみる．

平仮名検索により例文は，

(1)「A社の休み」→ U,「より」→ M,「多い」→R,F
形式言語：Q（T，φ，φ，M，F，φ，φ）
(2)「A社」→ T,「休み」→ U,
「より」→ M,「多い」→ R,F
形式言語：Q（T，R，O，M，φ，φ，φ）
(3)「A社の休み」→ U,「多い」→ R,F
形式言語：Q（T，φ，φ，φ，F φ，φ）

と複数の候補ができる．よって，ユーザは最適なものを選択する．しかし，候補の中に最適なものがない場合には，制約条件5)を緩和し，新たな制約条件「検索属性(T)，比較の対象(O)のいずれか1つは存在する。」を適用する．その場合，平仮名検索により，

「A社の休み」→ O，「多い」→ R，F

となる．これは，b.1)と同じであり，形式言語は以下のように確定する．

Q（T，R，O，φ，φ，φ，φ）
（T：休み→S_1，R：多い，O：A社）

c.述語の活用語尾が省略された文

この文が有効であるためには，検索属性か比較の対象が問い合わせ文中に存在しなければならない．例として，問い合わせ文「給料が良好。」を考えてみる．

平仮名検索により，

「給料」→ T

となる．この文は，平仮名検索の際，「良好」については文字列の存在のみ分かる．そこで，「良好」を未知語(U)とおく．最適モデルにより，「良好」はファジィ集合と判断される．そこで，「良好」がファジィ集合であるかどうかをファジィ集合辞書で確認する．辞書中に存在すれば，形式言語は以下のように確定する．

Q（T，φ，φ，φ，F，φ，φ）
（T：給料，F：良好）

辞書中に存在なければ，d.の文として処理される．

d.述語が省略された文

述語が省略された文とは，問い合わせ文中に形容詞や形容動詞が存在しない文である．例として，問い合わせ文「勤務地が東京。」を考えてみる．

c.と同様に平仮名検索より，

T：「勤務地」，F：「東京」

と判断される．しかし，「東京」はファジィ集合ではないので，述部「である」が省略された可能性があるとみ

なし，文「勤務地が東京である。」として再処理する．平仮名検索より，

「勤務地」→ T，「東京」→ O，「ある」→ F，R となり，形式言語は以下のように正しく確定する．

Q（T，O，R，ϕ，ϕ，ϕ，ϕ）

（T：勤務地，O：東京，R：ある）

e. 名詞句

名詞句とは，名詞あるいは名詞の前に連体修飾語がつくもので，これが有効であるためには，文中に検索属性が存在しなければならない．例として，「A社より多い給料。」を考えてみる．

c.，d. と同様に平仮名検索により，

「A社」→ O，「多い」→ F，R，「給料」→ U となる．最適モデルにより，形式言語は以下の様に正しく確定する．

Q（T，O，R，ϕ，ϕ，ϕ，ϕ）

（T：給料，O：A社，R：多い）

f. 有効情報が認識できない文

ここで扱う問い合わせ文は，制約条件やこれまで述べてきた方法を用いても有効情報が取り出せないものである．例として，問い合わせ文「給料が約２０万円より多い会社。」を考える．

平仮名検索により，

「給料」→ T，「約２０万円」→ O，「多い」→ F，R となる．この文では，文字列「約２０万円」が比較の対象O（数値データ）としてみなされ，”約”が確認できない．よって，この文は「給料が２０万円より多い。」として処理される．

g. 無効な文

無効な文とは，「A社より多い会社。」のように検索属性(T)が問い合わせ文中に存在しない文のことである．この例文を平仮名検索すると，

「A社」→ O，「多い」→ F，R

となり，検索属性も未知語も検出できないので，b.1)の方法を用いる．しかし，検索属性情報が検出できず，問い合わせ文中に検索属性が存在しないと判断される．このような文は，情報が不足している問い合わせ文として，ユーザに不足部分の再入力を促す．

以上の方法を考慮した自然言語処理アルゴリズムを図１に示し，流れを説明する．

まず，基本的な自然言語アルゴリズムにより，字首切り，不要語除去，平仮名検索，最適モデルのよる形式言語の確定と進む．そこで，解があればその解がユーザの意思通りかを確認し，確認できれば形式言語は確定する．できなければ平仮名検索から実行し直す．

また，解がないとき，無効な文でなければ上記のクラス別の処理を施し，再び最適モデルにより形式言語を確定させる．無効な文ならばユーザに再入力を促す．このときもユーザへの確認の後に形式言語を確定させる．

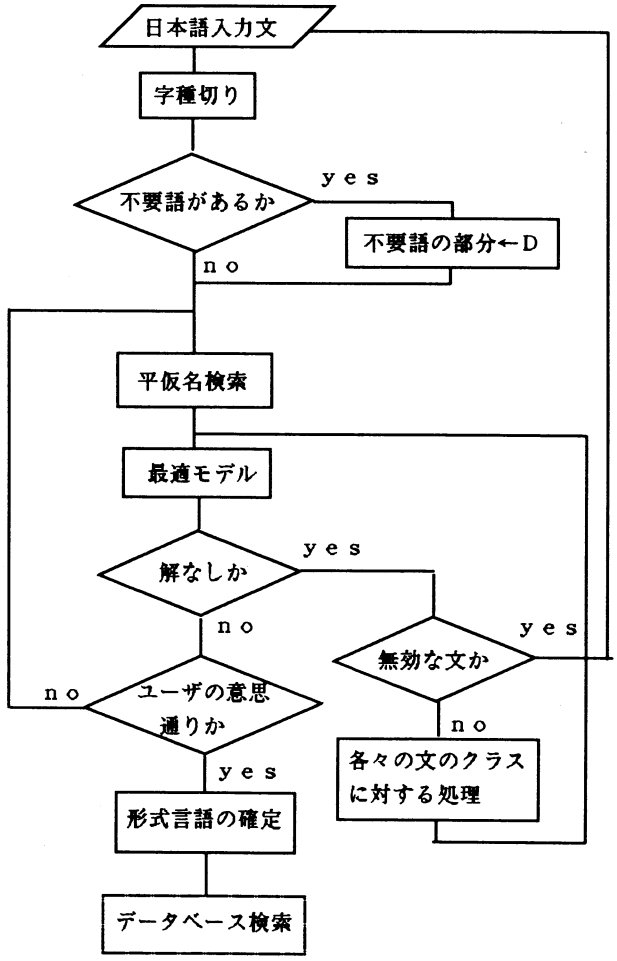


図１．自然言語処理アルゴリズム

６．おわりに

本研究では，平仮名検索と最適モデルによる自然言語処理について，自然言語問い合わせ文のクラスを明らかにし，クラス別の処理方法を施すことにより，その処理能力を評価した．

前節(2)のf，g以外の文について，形式言語を正しく確定でき，自然言語問い合わせ文に対する処理能力は良好であるといえる．(2)のfについては，平仮名のみを検索しているので，非平仮名により連結された文字列の組の字首切りができない．よって，正しく情報を抽出できないまま処理を行う．また，(2)のgについては，検索属性情報が抽出できないので処理できない．この場合，ユーザに再入力を促すことにより処理を可能としている．

参考文献

1)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)

T5－2（R3）

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

Homology search of DNA sequence data based on pattern evaluation of optimal alignments

三宅　輝久*、高橋　忠雄**

Teruhisa MIYAKE* and Tadao TAKAHASHI **

筑波大学　電子・情報工学系*、新日鉄情報通信システム株式会社**

Institute of Information Sciences and Electronics, Univ. of Tsukuba*

NIPPON STEEL information & communication system inc. **

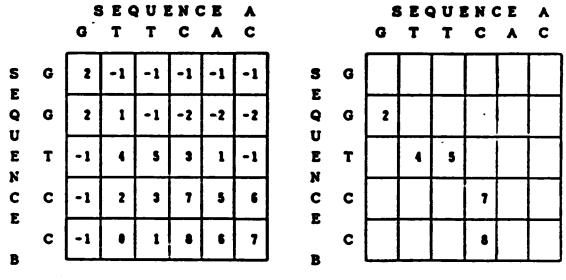
ABSTRACT: In this paper, it is proposed that a pattern evaluate value of a optimal alignment which is a result of a homology searching of DNA sequences is used as a sort of similarity value at a given parameter sets. And the maximum similarity value among those values at various parameter sets is used as the similarity value of the DNA sequences independently of parameter values. Using this value, a homology search result of a pair of DNA sequences can be compared to other pair's result and the value can be used as a membership value in fuzzy retrieval of a DNA databank.

1．はじめに

分子遺伝学では、核酸配列の分析やアミノ酸配列の分析のためにホモロジーサーチという手法が広く用いられている。ホモロジーサーチの多くの方法では、あらかじめ、使用者によって与えられたパラメータに対応して結果が求められるため、異なったパラメータを用いて求めた類似度の値同士を比較することは意味がなかった。また、複数のホモロジーサーチにわたって最適なパラメータを定めることもできなかった。そのため、ホモロジーサーチの手法を用いて、多くの配列間の類似性を比較することができなかった。これは、ＤＮＡデータバンク等の検索に応用する場合に要求される特性である。これを解決するために、筆者らはマッチング関数を用いた類似度の計算を提案し、これを小規模なＤＮＡデータバンクの検索に応用した例について紹介した[1]。本稿では、ホモロジーサーチの基本的な方法であるNeedleman, Wunschらによる Maximum Similarity Search Method[2]を用いた場合に得られるオプティマルアライメント(Optimal Alignment) の形状の評価により類似度に相当する値を求めることができることを示し、この値をもちいてパラメータに依存しない類似度を定義することを提案した。またこの類似度を検索に応用することにより、データバンクの検索が可能であることを示した。

2．Maximum Similarity Search Method(MSS法)

この方法では、２つの配列をＸ軸とＹ軸にとり、端点からＸ軸の要素とＹ軸の要素が一致しているかどうかにより、定まった手順に従って順次加算した値（スコア）を要素としたスコア行列を作成する。各要素は、端点からその要素へ到る多くの経路について、経路に従って加算したスコアの最大値を値として持つことになる。スコア行列中の最大の値を持つ要素は、その経路に従って加算したスコアが、スコア行列の経路中で最大値をとるような経路の終点となっている。この経路は、配列の比較において、最も共通した部分が多く含まれる配列という意味でオプティマルアライメントと呼ばれる。最大値を持つ要素から逆にたどることにより、実際のオプティマルアライメントを求めることができる。また、その最大値そのものが２つの配列の間の類似度となる。スコアの計算には、利用者が与えた、要素の一致(match)、不一致(unmatch)、ずれ(gap) の３つのパラメータが用いられる。図１に、match=2, unmatch=-1, gap=-1 とした場合の簡単な例を示す。



スコア行列　　オプティマルアライメント

図１　Maximum Similarity Search 法の例

3．ホモロジーサーチ結果のパラメータ依存性

MSS法では、一致(match)、不一致(unmatch)、ずれ(gap) の３つのパラメータの値に依存して結果が変化する。実際には、類似度の値は各パラメータの値に関係するが、オプティマルアライメントの形は各パラメータ間の比によって決定される。核酸配列BTRE10とGGCOL6のMSS 法による比較において、３つのパラメータの内、一致

(match) のパラメータを１００に固定し、他の２つのパラメータを０から－２００まで変化させた場合のオプティマルアライメントの変化の例を図２に示す。このように、同じ配列同士の比較であってもパラメータ値の変化によってオプティマルアライメントは様々な形となる。同様に、結果として得られる類似度も、パラメータ値の変化により様々に変化する。一般的には、比較する２つの配列が互いによく似ているものはパラメータ値の変化に対して結果の変化は少なく、あまり似ていないものはパラメータ値の変化に対して変化が大きくなることが観察されている。このように、MSS 法の結果は、用いたパラメータの値に依存しており、異なるパラメータによる結果を比べることは意味がない。

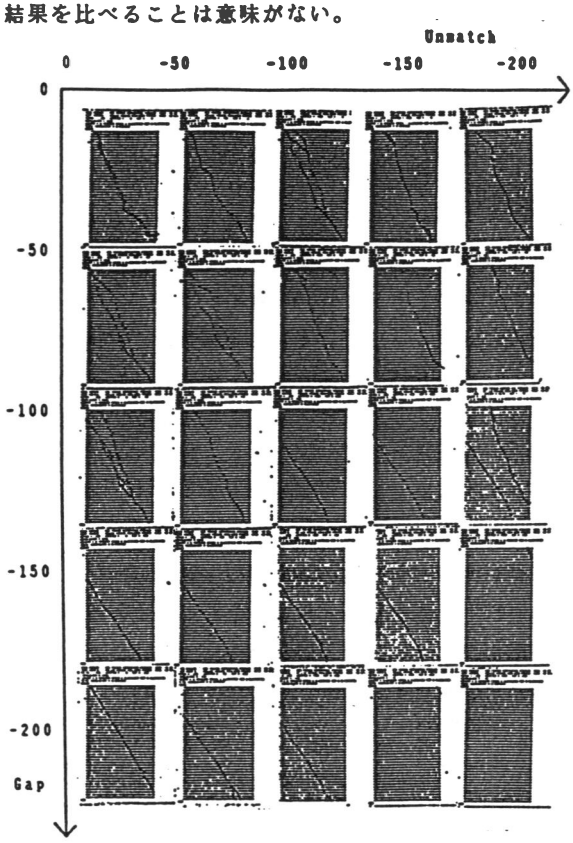


図２　オプティマルアライメントの変化の例

４．オプティマルアライメントの形状評価

MSS 法の手法をDNA データバンク等の検索に応用する場合、問題となるのは結果がパラメータ値に依存することである。配列同士の比較に常に用いることができるようなパラメータ値の組は存在しないから、従来の類似度に代わる、共通に使用できる類似性の評価値が必要である。そこで、オプティマルアライメントの形状を評価することによって類似度に代わる値を定義することを考えた。配列同士が似ている場合には、スコア行列上のオプティマルアライメントの形状は45度の対角線に近づき、似ていない場合は、折れ曲がったり対角線から離れた位置になり、長さも短くなる。これらの事実から、オプティマルアライメントの形状がどの程度理想（対角線）から離れているかを表すために、次のような３つの評価基準を設定した。

（１）外れ度合い（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。

$$O = \sum_{i=1}^{T} O_i / T \qquad (1)$$

ただし、T は点の総数、 O_i は各点の外れ度合いを表す以下に示す関数とする。

$$O_i = \begin{cases} 1 - |X - x| / 10 & |X - x| < 10 \\ 0 & |X - x| \geq 10 \end{cases} \qquad (2)$$

（２）長さの度合い（Ｌ）

オプティマルアライメントの長さは、理想的には対角線の長さに一致する。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、前節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とすると、

$$L = \frac{\text{基準線の長さ}}{\text{対角線の長さ}} \qquad (3)$$

（３）マッチ率（Ｍ）

ＭＳＳ法におけるオプティマルアライメントは、２つの配列の類似性を調べる時に、一致する要素の数が最大になるようたどった軌跡であり、必ずしも全ての点で一致しているとは限らない。そこで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。

$$M = \frac{\text{一致している点の数}}{\text{点の総数}} \qquad (4)$$

５．オプティマルアライメント評価による類似度の定義

３つの評価基準Ｏ，Ｌ，Ｍは、いずれも比較する２つの配列が似ているほど１．０に近づき、異なっているほど０に近づくという点で、２つの配列の類似性を特定の面に限定して表現したメンバシップ関数となっている。類似性がこれら３つの評価基準に全て表現されているわ

けではないが、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とにした。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と表現することにする。

$$S_p = O \cap L \cap M \qquad (5)$$

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。

$$S = \max_p [S_p] \qquad (6)$$

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。

6．DNAデータバンク検索

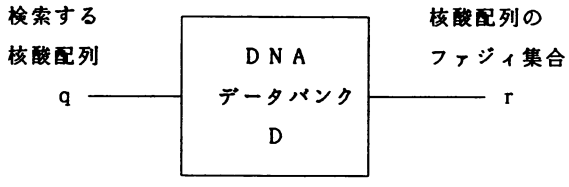


図3　DNAデータバンク

検索を行う核酸配列qは、データバンクD中の核酸配列d_iとMSS法により比較され、類似度Sをメンバシップとして持つ核酸配列のファジィ集合rを出力する。出力rは、

$$r = Dq = \Sigma S(d_i, q)/d_i \qquad (7)$$

となる。

出力rを、類似度Sの順番に出力してやれば、qに最も似た配列から必要な数だけ似た配列を得ることができる。

7．DNAデータバンクの実験システム

EMBL(European Molecular Biology Labo- ratory)のデータから表1に示す26の配列を抽出し、小規模なデータバンクを構成した。これらの配列は、塩基数が80～130のものを実験的に選び出したものである。検索する核酸配列は、これら26の配列の中から選ばれ、他の25の配列との間で類似度を計算し、類似度が最大の配列から順番に出力される。類似度の計算においては実際にはmatch のパラメータを100に固定し、unmatchとgap のパラメータを、0から－200まで20づつ変化させ、合計121通りの実行結果の中から最大のものを、それら配列間の類似度としている。実験システムの構成を図4に示す。実験システムはFACOM M780／20上で開発されバッチ処理の形で使用される。

実験システムの検索例を図5に示す。この例では、塩基数125の配列PAMVM1を検索配列として与え、最も似たPAKHR1から順に25の配列が表示されている。

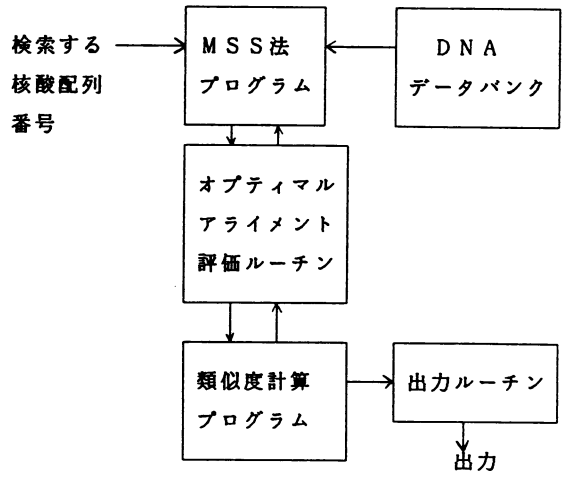


図4　実験システムの構成

0020 PAMVM1　PARO.MINUTEVIRUSMICE; DNA; 125 BP.

SEQUENCE	VU	VG	PSV	SLEN	SMAT	SOUT	SV
PAKHR1	0	-60	0.9840000	1.000	0.984	1.000	12300
PAHAM3	0	-120	0.9760000	1.000	0.976	1.000	12200
PAHAM1	0	-60	0.9426781	0.996	0.977	0.969	12220
GGCOL2	-80	-80	0.4960181	0.958	0.618	0.839	2320
XLRN11	0	-60	0.4866748	0.934	0.580	0.899	6280
BTREP4	0	-80	0.4717590	0.953	0.570	0.868	6260
RERD11	-60	-40	0.4692644	0.924	0.662	0.767	6140
BMRNA1	0	-80	0.4674045	0.975	0.612	0.784	6240
DMRNA5	0	-80	0.4571362	0.866	0.613	0.861	5580
MMIGK4	-40	-80	0.4498061	0.826	0.642	0.847	3860
MMIG16	0	-40	0.4365090	0.963	0.657	0.690	8580
HSIGO2	-40	-60	0.4295658	0.878	0.632	0.774	4280
TPRNA2	-80	-100	0.4242159	0.759	0.658	0.849	1580
HSIGO1	-60	-120	0.4223834	0.878	0.597	0.805	2560
REMMC1	0	-80	0.4139063	0.900	0.545	0.843	5780
GOREP1	-120	-80	0.4080115	0.795	0.661	0.776	1200
CHBGL4	-60	-80	0.4005402	0.920	0.596	0.730	3380
MMIGK5	-20	-60	0.3960395	0.873	0.604	0.751	4940
HSIGM1	-20	-120	0.3854578	0.836	0.505	0.914	3320
SCRNA1	-20	-100	0.3797826	0.837	0.512	0.887	3180
ADSVAI	-60	-200	0.3780080	0.826	0.505	0.906	1180
MMIGD2	-20	-100	0.3705851	0.832	0.504	0.884	3500
XXHSIN	0	-180	0.3637145	0.910	0.434	0.922	4080
HSBGL2	-60	-60	0.3593912	0.766	0.548	0.856	2420
HSDGL2	-60	-80	0.3367440	0.776	0.536	0.809	1840

図5　実験システムの検索結果

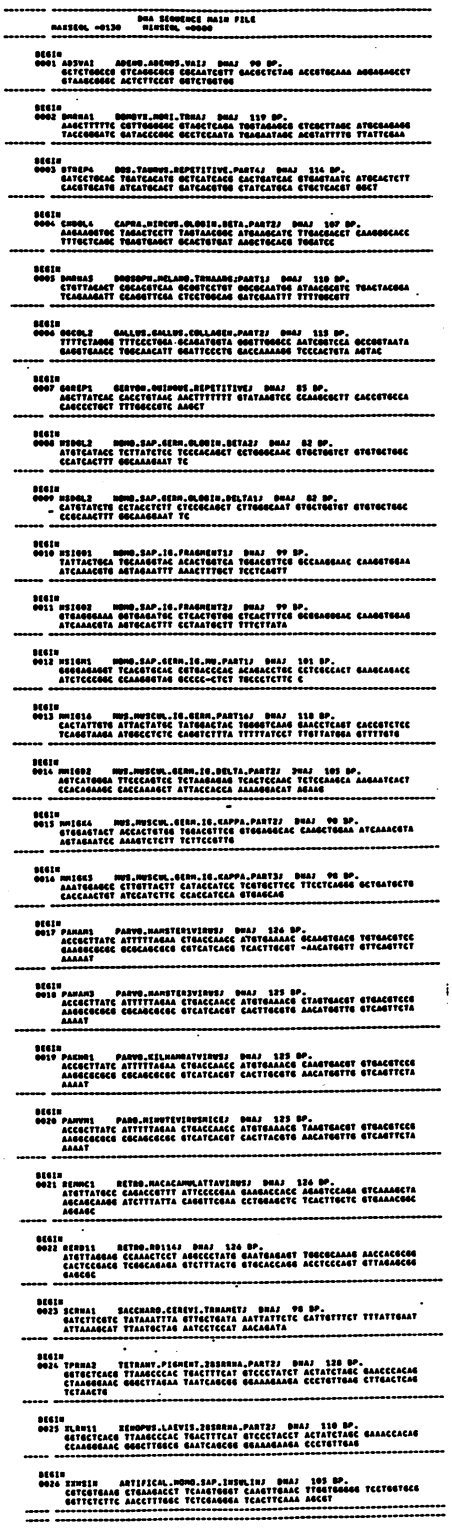
8．おわりに

ここでは、ホモロジーサーチの出力として得られるオプティマルアライメントの形状の評価によって、従来のホモロジーサーチの手法を用いた場合においても、パラメータに依存しない類似度を定義できることを示した。また、これによりマッチング関数を用いた場合と同様に、DNAデータバンクのファジィ検索を行うことが可能で

あることを示した。オプティマルアライメントの形状の評価方法については、ここでは特に検討していないが、ここで行った3つの評価基準による簡単な方法による場合でも、少なくとも似ている部分の多い配列については高い値を出力する点で、データバンクの検索という目的には十分使用することができる。理想的には、分子遺伝学の研究者がオプティマルアライメントの形状から類似性を判断する場合と同様の評価基準を設定することができれば、個々に研究者が検討した場合と同様に適切な検索を行うことが可能であろう。そのためには、研究者が類似性を判断する基準を分析し、評価基準としてシステムに組み込んで行くことが必要であると考えている。

ここで行った方法では、ＤＮＡデータバンクのファジィ検索において、検索する配列の塩基数が増えた場合や類似度の最大値を求めるときのパラメータのきざみを細かくした場合には処理量が多くなり、現在の計算機システムで大規模に検索を行うことは効率の点で問題があるが、今後のアルゴリズムの改良やハードウェアの進歩によって、やがては実用システムを実現することができると考えている。

表１　実験システムで使用した核酸配列



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、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

問い合わせ先：〒305 つくば市天王台1 —1 —1
筑波大学　電子・情報工学系
三宅　輝久
TEL：0298-53-6222
FAX：0298-53-2983

T5－3（R3）

地震学におけるファジィ検索

Fuzzy Information Retrieval in Seismology

伊藤秀美　若山晶彦　横田崇
Hidemi ITO　Akihiko WAKAYAMA　Takashi YOKOTA
気象研究所　気象研究所　気象庁
Meteorological Research Institute,　Japan Meteorological Agency

Fuzziness is involved in much of the data used in seismology. It is typically shown in the data of earthquake precursors and historical earthquakes. From an analysis of these data we found that the data of historical earthquakes were well described in the framework of fuzzy relational data base. A sketch of a retrieval system on a workstation is given. Although seismic data acquired through modern seismic networks do not contain much fuzziness, construction of a system has been desired so as to permit inquiries such as ' retrieve earthquakes before and after the earthquake A and display them'. In this case fuzzy interface plays an important role, of which we show an example.

1．はじめに

地震学の分野でも，従来人手に頼る事の多かった地震活動関連の情報処理を計算機上で実行するべく，データベース化が進められている。ところが，地震前兆現象などに典型的にみられるように，地震学においては，曖昧さを伴うことが多く，この点を考慮することなくしては，情報の十分な活用は望めない。筆者らは，ワークステーション上に検索システムの構築を試みているが，現在までの成果を報告したい。

一口に地震データといっても多様であり，要求されるところも異なる。現在対象としているのは，前兆現象，歴史地震についてのファイルである。それらの概観から始め，ファジィ検索のどのアプローチが適用可能か検討することにする。ついで，計算機上のインプリメントについて述べる。

近代的な地震観測網で得られたデータは，前兆現象，歴史地震に比して，曖昧さは少ないとはいえ，例えば「＊＊地震前後の地震活動は？」といったあいまいな質問を許容するシステムへの期待は大きい。この場合重要な役割を演ずるのはインタフェースで，その例を最後に紹介する。

2．地震ファジィデータ

2.1 前兆カタログ

前兆現象は地震予知との関連で最も重要で，その組織的な収集は，すでに百年の歴史を持つ。最近では，近代地震学により吟味・整理された資料も利用可能になり[1-3]，計算機上での活用を図ることが現実的な課題となってきた。市川は地震関連のデータベース化を手掛け[4]，筆者の所属する気象研究所では，前兆現象について，市販のソフトを利用したリレーショナルデータベースを作成した[5]。

前兆データは，収拾した時機や採用基準のばらつき，さらには主観などが複雑に交錯しており，取扱いは面倒である。ここでは最も簡単な構造を持つ市川によるデータを考察してみたい。

市川が調査したのは，明治以降日本付近で発生した，マグニチュード5以上の地震に対して，「前震」などの地震関連の前兆項目，および若干の地質関連の項目である。表1は，彼の設定したフィールドの一部で，各フィールドに対して「ある」「多分」「疑問」「ない」などの有限個の選択肢を用意するという簡単な構造を持っている。このような均質なデータは，各地震に特徴ベクトルを付与してクラスタに分けた後に，検索を行うのが有効と思われる。クラスタの分布状況から，どの項目が統計的に有効かという情報も，同時に読み取れるからである。

フィールド	値	備考
前震	Yes, No	
静穏化	Yes, No, Probable	
空白域	Yes, No, Probable, Questionable	
歴史地震	0, 1−2, 3−4, 5−	50km 以内に発生した歴史地震の総数
活断層	0, −10, 10−, No Data	断層の全長(km)

表1 市川の前兆カタログ

2.2 歴史地震カタログ

データの期間・領域や対象フィールドを広げた場合，先程のような均質性は期待できない。例えば前兆現象についていえば，かなり確実な場合に限って報告されているのが実情である。つまり，ある前兆項目の記載がない場合，その地震に当該前兆が「なかった」のか，「疑問」なのか，それとも「データそのものがなかった」のか，判然としない。このような場合，馬野らによる可能性分布ー関係モデル[6]が有効に働くと思われる。このモデルではデータの値が，可能性分布をとるので，適当な $p_1,p_2,p_3 \in [0,1]$を用いて，p_1/「前兆はなかった」+p_2/「前兆かどうか疑問」+p_3/「データがなかった」と表現すれば良い。

可能性分布ー関係モデルの有効性は，歴史地震に対してさらにはっきりする。表2は，地震ー3要素（場所，時間，マグニチュード）の関係の一部で，例は「日本被害地震総覧」[3]からとった。場所（震央）やマグニチュード（規模）は，被害状況などのファジィ情報に基づくことや，根拠とする古文書の違いなどから，値に幅が出る。この辺りの事情は，「7.9~ 8.2」やファジィ数的記述「約6.7」，(142 1/4,41.0)で陽に表現されているが，たとえ単一の値でも幅を想定したほうがよい。これらはすべて可能性分布として表現できる。

番号	地震名	年・月	震央 (東経,北緯)	規模	備考
130	---	1677/04	(142 1/4,41.0)	71/4~71/2	
			(144.0 ,40.0)	73/4 ~8.0	
149	元禄	1703/12	(139.8 ,34.7)	7.9 ~8.2	
158	---	1711/12	(134.0 ,34.3)	約6.7	疑問
257	安政東海	1854/12	(137.8 ,34.0)	8.4	

表2 歴史地震ファジィデータの例

最も簡単には，高さ1，底辺αの3角形状の関数

$$f_\alpha(x)= \{|x-\alpha|+|x+\alpha|-2|x|\}/2\alpha$$

をとり，マグニチュード7.9~8.2は $\vee_{7.9\le a\le 8.2} f_\alpha(x-a)$ を可能性分布にとればよい。これを記号的に，$1/[7.9,8.2]_\alpha$と書くことにする。場所については，2次元なので，(144,41.0)の可能性分布は，3角錐 $f_\alpha(x-142.25)\wedge f_\alpha(y-41.0)$（$1/(142.25,41.0)_\alpha$と表記）とすればよい。パラメタαは場所については0.3°，マグニチュードに対して0.3ぐらいになる。

さて，地震番号158の備考欄にあるように，地震の存在そのものが疑わしい場合がある。この時は，地震ー3要素の関係そのものに曖昧さμがあると考えれば，可能性分布—関係モデルを拡張した可能性分布—ファジィ関係モデルで表現できる[7]。このようにして，表2のデータのうち，場所・マグニチュードの部分を表現すれば，表3のようになる。

歴史地震データは，前兆的異常，建造物被害，地変等についての記載を含むが，これについても同様の取扱いができる。ただ，記述の程度は一般に，小地震ほど詳細に，大地震ほど概括的になっていることに注意する必要がある。例えば，大地震の記事で井戸水の異常に触れていないからといって，そのような現象がなかったことを必ずしも意味しない。これについては，ファジィシソーラスを導入するなどの対処が必要になろう。

まだ不都合な点も2，3残されている。例えば，表2の地震番号130で，震央(142 1/4,41.0)と規模7 1/4~7 1/2が一対になっていることは表3に反映されていない。また異なる地震番号が，実は同じ地震を指すこともあり得る。これらの点については，データの構造を拡張する必要があるかもしれない。

以上取り上げたほかに，断層データなどがあるが，ファジィデータとしての考察はほとんどなされていないのが現状である。

μ	番号	震央	規模
1	130	$0.8/(142.25,41.0)_{0.4}$ +$0.6/(144.0,40.0)_{0.4}$	$0.8/[7.25,7.5]_{0.4}$ +$0.6/[7.75,8.0]_{0.4}$
1	149	$1/(139.8,34.7)_{0.3}$	$1/[7.9,8.2]_{0.4}$
0.3	158	$1/(134.0,34.3)_{0.3}$	$1/6.7_{0.4}$
1	257	$1/(137.8,34.0)_{0.3}$	$1/8.4_{0.3}$

表3 可能性分布ーファジィ関係モデルによる表現

3．ファジィ検索システム

3.1 市川前兆カタログ

各地震を特徴ベクトルで表現し，これをファジィISODATAクラスタリングを行って，あらかじめ類似の物に分けておく。この手法はFBI犯罪者データに対して用いられたことがある[8]。

さて，クラスタの分布状況から，データの統計的性質を読み取ることができる。先の市川カタログに，重みを等しく，クラスタ数20前後として，この方法を適用してみると，地震活動の「空白域」が有効な前兆ということが分かる。これは，CATDAPといわれる統計解析[4]や情報量基準AICを援用した決定木に基づく方法[9]による結果と調和している。

3.2 歴史地震カタログ

すでに述べたように，歴史地震は，可能性分布ーファジィ関係モデルでおおむね定式化できる。検索内容は，地震３要素（時間，場所，マグニチュード），被害状況（地変，建造物被害，人的被害），前兆，関連する図表である。ベースに市販のリレーショナルデータベース（ＧＢＡＳＥ）を用いることにし，それにファジィインタフェースをかぶせる形でシステムを構築している。現在のところファジィインタフェースは，地震３要素の部分のみが出来ているが，順次拡張していきたいと思っている。

考慮すべきは，地震コードと，３要素，被害状況，図形情報などのレコードとの関係が，図１に模　的に示したように「１対多」となっていることである。これに対しては，地震コードに各レコードのポインタを記憶させて対処する。さらに2.2節のファジィ情報は，Bαやμのパラメタに対応するフィールドを設けて表現することにする。また検索は次のように行う。データと問い合わせのメンバシップ関数を，それぞれ，D(x),Q(x)とするとき，それらの台上で1，それ以外で0となるようなクリスプ集合を考え，それに対する通常の検索を行う。次に検索されたものに対して，一致度のメンバシップ値 $\sup_x \{ D(x) \wedge Q(x) \}$ を返す。

３要素に対しては，ＡＮＤ以外の組み合わせは通常考えないので，図２のような検索条件のパネルを作った。入力条件はクリスプな部分とファジィな部分（αとμ）があり，数値，スライダー，言語選択の入力が出来るようになっている。今後これに被害状況などの検索条件パネルを用意し，ANDやORの論理演算をくみこんで全体としての条件設定ができるようにする予定である。

4．インタフェース

地震を文献，前兆や被害状況を文献キーワードと読み替えれば，地震検索システムは文献検索システムと類似してくる。おもな違いは，地震検索システムにおいて入出力インタフェースの占める位置がより高いことである。文献検索の場合，検索結果全体を認識するのが困難であるかあるいはその必要がなく，まずメンバシップ値の階

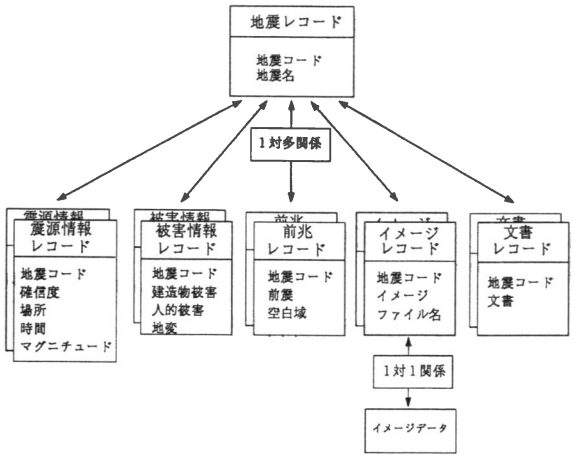


図１データ構造

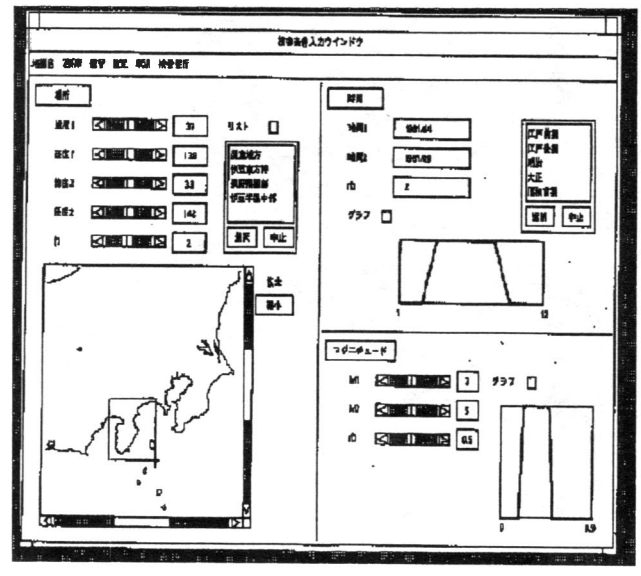


図２　検索条件入力画面

層別に検索件数，次に各々の文献の題目や著者を表示するなどの段階を踏む。これに対し，地震検索では，メンバシップ値に応じて，色別あるいは濃淡別に震源分布図に全部出力し，その図形的情報も利用する。また入力についても，項目は，３要素（場所，時間，マグニチュード）や被害状況などかなり特殊なものに限定されており，高い操作性が望める。

３要素の入力については，「1950年頃」「＊＊県付近」「マグニチュード7クラス」等が利用頻度の高いものである。「頃」「クラス」についてのメンバシップ関数をあらかじめ与えておく。また地方名や県名のファジィシソーラスを作り，「＊＊付近」に対処する。需要の高いと思われる「＊＊地震前後の活動」に対しては，対応する場所，時間，マグニチュードのメンバシップ関数の組をあらかじめ用意しておく。

図３は，入出力画面の一例である。「茨城県沖の最近10年の活動」（中央下ウィンドウ）を選択すると，対応する地震群の３次元の震源分布図が中央に表示される。用いられた３要素（図３は時間）のメンバシップ関数が右下に表示される。メンバシップ関数の形状やそれらの論理の組み合わせは，ウインドウ中のスライダーやボタンのマウス操作で変えることができ，これに応じて，震源分布図が書き替えられる。

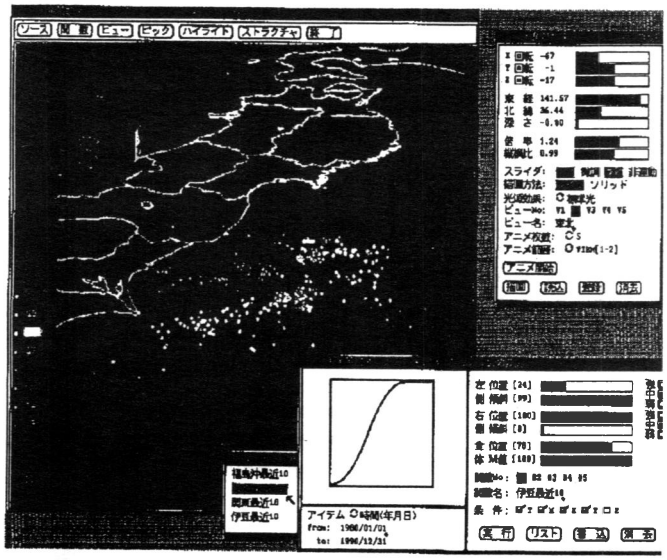


図３　入出力インタフェース

５．おわりに

地震学の分野でのファジィ検索研究は、その重要性がかねて認識されていたにもかかわらず、まだ緒に着いたばかりである。今後文献[10-12]で示されているような一般的方法論の成果をとりいれて、より実用性の高いシステムを構築したいと願っている。

なお，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」の一環として実施された。

６．文献

［１］鈴木雄次：前震の記録　1985

［２］力武常次：地震前兆現象，東大出版会　1986

［３］宇佐美龍夫，日本被害地震総覧，東大出版会 (1987)

［４］M.　Ichikawa:　Papers in Meteorology and Geophysics　**37**，91(1986)

［５］地震前兆現象のデータベース，気象研技術報告 **26**　(1990)

［６］寺野寿郎，浅居喜代治，菅野道夫編：ファジイシステム入門，14章，オーム社 (1987)

［７］馬野元秀：信学技報　DE86-4 (1986)

［８］R.　Dube, E.　A.　Elsayed: AIIE Trans. **13**, 212 (1981)

［９］前田憲二：気象研究所報告 **39**,135(1989)

［１０］馬野元秀，深海悟：日本ファジイ学会誌 **13**, 2 (1991)

［１１］宮本定明，三宅輝久：日本ファジイ学会誌**13**,15 (1991)

［１２］S.　Miyamoto, Fuzzy Sets in Information Retrieval and Cluster Analysis, Kluwer Academic Pub. (1990)

T6－1（R3）

ファジィデータベースにおける冗長性の取り扱い
Treatment of Redundancy in Fuzzy Databases

中田典規
Michinori NAKATA
千葉経済短期大学
Chiba-Keizai Junior College

Abstract: Redundancy is discussed in query processing of fuzzy relational databases. New two types of redundancy appear when ordinary relational databases are extended into fuzzy ones. One is the case that a set of definite tuples completely or partly contains the possibility of a tuple. Another is the case that each attribute value of a tuple has a similar possibility distribution with that of the other tuple. The redundancy should be taken into account in order to keep the reliability of query processing by a variety of operators.

1 はじめに

ファジイデータベースの主な目的の一つは従来のデータベースの信頼性を保ちながら不正確な形でしか得られない情報をいかに利用するかにある。不正確な情報を利用する場合、既に得られている正確な情報や別の不正確な情報と冗長でないかどうかが重要である。なぜならば、冗長データは質問処理によって得られた結果を損なう場合があるので、データベースの信頼性を傷つけるからである [4]。

ファジィデータベースの研究は殆ど大部分が Codd に始まる関係型データベースのファジイ理論による拡張という形で行われている。このことは、関係型データベースがその数学的基礎を集合論に置いており、ファジィ集合論に基礎を置くファジィ理論との親和性が高いので当然のことである。しかし、集合論はデータの冗長性つまり重複データを構成要素として許していない。従って、ファジィデータベースを関係型データベースの枠組みの拡張として考えるのならば、論理的整合性を保持するには冗長性の取り扱いが必須である。

ファジィデータベースでの冗長性の最初の研究はクリスプな属性値間の類似関係を与えることでなされた [2][3]。最近、属性値が可能性分布である場合、類似度を可能性分布から計算することによって冗長性を取り扱うことがなされている [9][13]。しかし、冗長性を類似関係だけで議論することはできない。本稿では、類似関係を含めた冗長性を考察する。冗長性の問題はデータ管理と質問処理の両面で取り扱わなければならないが、ここでは主に質問処理という観点から論じることにする。

2 ファジィ関係型データベース

関係型データベースは関係と呼ばれる一次元あるいは二次元の表から構成される。関係の列はタプル、列は属性と呼ばれる。あるタプル t_i の属性 A_j における値 d_{ij} は定義域 D_j にある値を取る。ファジィ関係型データベースは値は存在するが未知であるというタイプの空値の内部状態を可能性分布によって取り扱うことによって関係型データベースを拡張したものと考えられる。その時、関係 S は、

$$S = \{\mu_s(t)/t | \mu_s(t) > 0\}$$

で表される。つまり関係 S は S に対して帰属度 $\mu_s(t)$ を持つタプルのファジィ集合である。あるタプル t_i の属性 A_j 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。

$$d_{ij} = \sum_{x \in D_j} \pi_{d_{ij}}(x)/x.$$

この式は、d_{ij} が x である可能性が $\pi_{d_{ij}}(x)$ であることを示す。つまり属性値は可能性分布によって制約を受けている [15]。ここで、定義域 D_j は非ファジィ値の集合とする。これは、属性値というのは本来正確な値を持つものであるが何らかの原因に因って不正確な値でしか得られていないという立場を取ることに相当する。各タプルが指定された条件を満たすかどうかの評価には可能性測度や必然性測度が用いられる [8]。

3 冗長性

従来のデータベースにおいて、あるタプルが冗長であるとは属性値が全て等しい場合である。すなわち、記号上の等価性が成り立つ場合である。このことはファジィデータベースにおいても成立する。

定義1 ふたつのタプルを関係から選ぶ。

$$t_i = \{d_{i1}, d_{i2}, \ldots, d_{in}, \mu(t_i)\},$$

$$t_k = \{d_{k1}, d_{k2}, \ldots, d_{kn}, \mu(t_k)\}.$$

全ての p に対して t_{ip}=t_{kp} が成り立つ時、t_i,t_k は冗長である。

ファジィデータベースでは属性値を可能性分布としたことに因り、新たに二種類の冗長性を問題にしなければならない。

S#	μ
1/1	1
1/3	1
1/5	1
0.7/1 + 1/3 + 0.8/5	1
0.7/1 + 1/5 + 0.8/7	1

表1

3.1 可能冗長性

先ず第一のものは可能性分布で表現された属性値の可能性が既に部分的あるいは完全に他のタプルによって実現されている場合である。この冗長性を可能冗長性と呼ぶ。例えば、表1における4番目と5番目のタプルである。4番目のタプルの属性S#の値は可能性分布で表されているがその可能性値は1が0．7、3が1、5が0．8

である。ところがこれらの可能性は1、2、3番目のタプルの属性値で既に尽くされている。従って、タプル4はタプル1、2、3、に対して冗長である。一方、5番目のタプルの可能性はタプル1、2、3によって部分的に冗長である。

定義2－1 帰属度と属性 A_j以外の属性値が全て等しいタプルの集合をT_{A_j}とする。さらに、この中で属性 A_jに関して正確な属性値を持つタプルの集合をE_{A_j}とする。この集合において各タプルの A_jの正確な値 x_{ij}の可能性分布値がタプルの関係への帰属度としたときの可能性分布をED_{A_j}とする。

$$ED_{A_j} = \sum_p \mu(t_p)/x_{pj}.$$

その時、タプル t_iの可能冗長度 DP_{t_i}は、

$$DP_{t_i} = |d_{ij} \cap ED_{A_j}|/|d_{ij}|, \quad t_i \in T_{A_j} \setminus E_{A_j}.$$

$|d_{ij}|$はファジィ要素数で、$|d_{ij}| = \sum_{x \in D_j} \pi_{d_{ij}}(x)$である。要するに、$DP_{t_i}$は d_{ij}の ED_{A_j}への包含度である。表2では、S#に関して、

$$\begin{aligned} T_{S\#} &= \{t_1, t_2, t_5, t_6\}, \\ E_{S\#} &= \{t_1, t_2\}, \\ ED_{S\#} &= 1/1 + 0.9/3. \end{aligned}$$

であり、$DP_{t_5} = 1.0/1.2, DP_{t_6} = 1.8/2.5$ である。

S#	P#	μ
1/1	1/2	1
1/3	1/2	0.9
1/5	0.1/1 + 1/2	0.6
0.7/1 + 1/3 + 0.8/5	1/2 + 0.1/3	1
1/1 + 0.2/5	1/2	0.4
0.8/1 + 1/3 + 0.7/5	1/2	0.9

表2

二つ以上の属性についての可能冗長を論じるには定義2－1を以下のように拡張すればよい。

定義2－2 帰属度と属性 $A_j, \ldots$ 以外の属性値が全て等しいタプルの集合を$T_{A_j,\ldots}$とする。さらに、この中で属性 $A_j, \ldots$ に関して正確な属性値を持つタプルの集合を$E_{A_j,\ldots}$とする。この集合の各タプルの $A_j, \ldots$ の正確な値の組 $(x_{ij}, \ldots)$ の可能性分布値がタプルの関係への帰属度としたときの可能性分布を$ED_{A_j,\ldots}$とする。

$$ED_{A_j,\ldots} = \sum_p \mu(t_p)/(x_{pj}, \ldots).$$

その時、タプル t_iの可能冗長度 DP_{t_i}は、

$$DP_{t_i} = |(d_{ij} \times \ldots) \cap ED_{Aj,\ldots}|/|d_{ij} \times \ldots|, t_i \in T_{A_j,\ldots} \setminus E_{A_j,\ldots}.$$

表3では、S#とP#に関して、

$$\begin{aligned} T_{S\#,P\#} &= \{t_1, t_2, t_3, t_5\}, \\ E_{S\#,P\#} &= \{t_1, t_2, t_3\}, \\ ED_{S\#,p\#} &= 1/(1,2) + 0.9/(2,3) + 0.7/(2,2), \\ d_{51} \times d_{52} &= 0.7/(1,2) + 0.7/(1,3) + 0.8/(2,2) + 1/(2,3). \end{aligned}$$

であり、$DP_{t_5} = 2.3/3.2$ である。

S#	P#	R#	μ
1/1	1/2	1/1	1
1/2	1/3	1/1	0.9
1/2	1/2	1/1	0.7
1/1	1/3	1/1 + 0.1/2	0.7
0.7/1 + 1/2	0.8/2 + 1/3	1/1	0.6

表3

ここまでの議論から可能冗長度は明らかに単調性を持っている。すなわち、
$R \subseteq S$ であれば $DP_{t_i,R} \leq DP_{t_i,S}$である。
可能冗長に関するタプルの除去は以下のように考えられる。

定義3 $\mu(t_i) \leq DP_{t_i,R}$ あるいは $DP_{t_i,R} \geq \lambda_{DP}$であれば t_iは関係Rから除去される。

最初の除去基準で可能冗長度が帰属度より大きいということを、その可能性が既に尽くされていると解釈する。第二の基準は指定されたしきい値λ_{DP}によって除去を決定するというものである。表2において、t_5は第一の基準で除去の対象となり、t_6は、$\lambda_{DP} = 0.7$を指定した時除去の対象となる。

3.2 類似冗長性

第二の冗長性は定義1の自然な拡張である。あるタプルの属性値が可能性分布である場合、その分布が他のタプルの属性値の可能性分布と類似している時、冗長であると見做される。この冗長性を類似冗長性と呼ぶ。この種の冗長性を最初に問題にしたのはBuckley&Petryで、彼らは類似関係を満たす類似度を与えて冗長性を議論した[2][3]。しかし、類似関係を満たすには推移性を満たさねばならず、その時の類似度には厳しい制約が付く[7][12]。しかも類似度を与えることがいつも可能であるとは限らない。その後、属性値が可能性分布の場合に相似関係を満たす類似度を計算して冗長性の議論がなされている[9][13]。これまでにファジィ集合や可能性分布の類似について議論にのぼった類似度は以下の通りである。

$$S_1(d_{ij}, d_{ik}) = |d_{ij} \cap d_{kj}|/|d_{ij} \cup d_{kj}|,$$
$$(Dubois\&Prade1980)[5].$$

$$S_2(d_{ij}, d_{kj}) = max(|d_{ij} \cap d_{kj}|/|d_{ij}|, |d_{ij} \cap d_{kj}|/|d_{kj}|),$$
$$(Raju\&Majumdar)[10].$$

$$S_3(d_{ij}, d_{kj}) = 1 - |d_{ij} \bigtriangledown d_{kj}|,$$
$$\pi_{d_{ij} \bigtriangledown d_{kj}}(x) = |\pi_{d_{ij}}(x) - \pi_{d_{kj}}(x)|.$$
$$(Dubois\&Prade1980)[5].$$

$$S_4(d_{ij}, d_{kj}) = 1 - |d_{ij} \bigtriangleup d_{kj}|,$$
$$\pi_{d_{ij} \bigtriangleup d_{kj}}(x) = max(min(\pi_{d_{ij}}(x), 1 - \pi_{d_{kj}}(x)),$$
$$min(1 - \pi_{d_{ij}}(x), \pi_{d_{kj}}(x))),$$
$$(Dubois\&Prade1980)[5].$$

$$S_5(d_{ij}, d_{kj}) = 1/(1 + \rho^2(d_{ij}, d_{kj})),$$
$$\rho(d_{ij}, d_{kj}) = \sqrt{\sum_{x \in D_j} |\pi_{d_{kj}}(x) - \pi_{d_{kj}}(x)|^2},$$
$$(Radecki1977)[11].$$

$$S_6(d_{ij},d_{kj}) = 1 - \sup_{x\in D_j} \pi_{d_{ij}\nabla d_{kj}}(x),$$
$$(Dubois\&Prade1980)[5].$$

$$S_7(d_{ij},d_{kj}) = 1 - \sup_{x\in D_j} \pi_{d_{ij}\triangle d_{kj}}(x),$$
$$(Dubois\&Prade1980)[5].$$

$$S_8(d_{ij},d_{kj}) = \sup_{(d_{ij})_\alpha\cap(d_{kj})_\alpha\neq\emptyset} \alpha,$$
$$(Shenoi\&Melton1990)[13].$$

$$S_9(d_{ij},d_{kj}) = \inf_{(x_1,x_2)\in D_j\times D_j} max(\pi_{R_A}(x_1,x_2), 1-\pi_{d_{ij}}(x_1), 1-\pi_{d_{kj}}(x_2)),$$
$$\pi_{R_A}(x_1,x_2) = max(0,1-m(x_1,x_2)/\lambda), \lambda\in IR^+,$$
$$(Prade\&Testemale1987)[9].$$

$$S_{10}(d_{ij},d_{kj}) = 1 \quad if \quad \forall r, \mu_{H(d_{ij},d_{kj})}(r) \le \mu_\Lambda(r),$$
$$H(d_{ij},d_{kj}) = \tilde{\max}(\sigma(d_{ij},d_{kj}),\sigma(d_{kj},d_{ij})),$$
$$\mu_{\sigma(d_{ij},d_{kj})}(r) = \sup_{r=\sigma((d_{ij})_\alpha,(d_{kj})_\alpha)} \alpha,$$
$$\sigma((d_{ij})_\alpha,(d_{kj})_\alpha) = \inf(a>0, \forall x_2\in(d_{kj})_\alpha, \exists x_1\in(d_{ij})_\alpha, m(x_1,x_2)\le a),$$
$$(Prade\&Testemale1987)[9].$$

S_1とS_2は規格化されている。S_1は可能性分布全体の中での共通部分の占める割合である。S_2は相互の包含度の最大値である。$S_1 \le S_2$でS_1のほうが厳しい評価値を出す。情報検索でよく使われており、これに類似したものとして以下のものがある[6]。

$$|d_{ij}\cap d_{kj}|/min(d_{ij},d_{kj}), \quad |d_{ij}\cap d_{kj}|/\sqrt{d_{ij}\cdot d_{kj}},$$
$$|d_{ij}\cap d_{kj}|/(|d_{ij}|+|d_{kj}|), \quad min(|d_{ij}\cap d_{kj}|/|d_{ij}|, |d_{ij}\cap d_{kj}|/|d_{kj}|)$$

最初のものはS_2と等価でこれらの中で最も大きな値を導く。一方、S_1はこれらと比較しても類似度の最も厳しい評価値を出す。S_3,S_4,S_5は規格化されていないので可能性分布の広がり度合いへの依存が強い。S_6,S_7,S_8はある特定の点で値が定まっており可能性分布全体の様子が反映されない。S_9,S_{10}は分布の相対的な距離で定めており、分布の広がりが考慮されていない。しかも、$S_3,\ldots,S_{10}$は可能性分布値と類似度とは同じ数値でも意味が異なるにもかかわらず、暗黙のうちに同じ意味を持つものとしている。以上のことを考慮して、本論では類似度としてS_1を用いて類似冗長度を定義する。

定義4 l項関係に属するt_iの類似冗長度をDS_{t_i}とする。

$$DS_{t_i} = \sup_{k\neq i} \inf_{p=1,\ldots,l} S_1(d_{ip},d_{kp}).$$

例えば、表2において、$DS_{t_4} = 1.0/1.1|_{t_6}, DS_{t_5} = 1.0/2.7|_{t_6}, DS_{t_6} = 1.0/1.1|_{t_4}$である。

類似冗長度も明らかに単調性を持っている。すなわち、
$R\subseteq S$であれば$DS_{t_i,R} \le DS_{t_i,S}$である。

各タプルには可能冗長度に加えて類似冗長度が付くことになる。二つの冗長性は性質が異なるので可能冗長とは別のしきい値λ_{DS}を類似冗長に設定して冗長なタプルの除去がなされる。

定義5 $DS_{t_i} \ge \lambda_{DS}$であれば$t_i$は冗長である。類似冗長では$\lambda_{DS}$よりも大きな類似度を持つ二つのタプルの中で関係への帰属度が低いものが除去される。もし帰属度が同じであれば二つのタプルを併合する。

例えば、表2において$\lambda_{DS} = 0.9$と指定すれば、t_6が除去の対象になる。

ここまで二つの冗長性を分けて議論してきたが、一般的には一つのタプルの中で二種類の冗長性が混在している。そのために類似冗長性を考慮した可能冗長度が必要になる。それには定義2－2で用いた集合$T_{A_j},\ldots$を、帰属度と属性$A_j,\ldots$以外の属性値より求めた類似冗長度が指定されたしきい値以上のタプル集合$TS_{A_j},\ldots$に置き換えればよい。例えば表2で、$\lambda_{DS} = 0.9$とすると、

$$TS_{S\#} = \{t_1,t_2,t_3,t_4,t_5,t_6\},$$
$$E_{S\#} = \{t_1,t_2,t_3\},$$
$$ED_{S\#} = 1/1 + 0.9/3 + 0.6/5.$$

となり、$DP_{t_4} = 2.2/2.5, DP_{t_5} = 1.2/1.2, DP_{t_6} = 2.3/2.5$である。

4 ファジィ関係代数と冗長性

質問処理は関係代数によって行われる。従って、関係代数と冗長性の関係を明確にしなければならない。関係代数は集合演算（和、共通、差、直積）と関係演算（射影、結合、選択、除算）に分けられる。これらの演算のファジィ化は幾人かの著者によって既になされている[1][8][14][16]。ここでは冗長性との関連で述べる。先ず、演算を関係に施す前に冗長度のしきい値に基づいて不要なタプルが除かれねばならない。演算終了時に冗長度の再評価を行い、しきい値に基づいて不要なタプルを取り除かねばならない演算もある。さらに、演算の種類によっては冗長性を演算過程に考慮しなければ正しい結果が得られないものもある。

4.1 集合演算

和（$R\cup S$）

二種類の冗長度は単調性があるので、

$$DP_{t_i,R\cup S} \ge max(DP_{t_i,R}, DP_{t_i,S}),$$
$$DS_{t_i,R\cup S} \ge max(DS_{t_i,R}, DS_{t_i,S}).$$

という関係がある。従って、演算終了時に冗長度を再計算し、定義3、5に基づいて冗長なタプルを除去する必要がある。

共通（$R\cap S$）

可能冗長とは、あるタプルの属性値が関係の中で正確な属性値を持つタプルでその可能性が既に尽くされているかどうかに関するものであるから、関係Rのあるタプルが関係Sのあるタプル集合に可能冗長であったとしても、そのタプル集合がRとSに共通でなければ意味がない。類似冗長度が二つの関係R,Sに対して使われる。すなわち、
$S(t_{i,R},t_{j,S}) \ge \lambda_{DS}$であれば$t_{i,R}$と$t_{j,S}$は$R\cap R$の要素である。

$$DP_{t_i,R\cap S} \le min(DP_{t_i,R}, DP_{t_i,S}),$$
$$DS_{t_i,R\cap S} \le min(DS_{t_i,R}, DS_{t_i,S}).$$

という関係がある。従って、演算終了時に冗長度を計算する必要ない。

差（$R-S$）

関係Rのタプルが関係Sに対して可能冗長性を持っていること、また、類似冗長性も持っていることを考慮しなければならない。
$S(t_{i,R},t_{j,S}) \ge \lambda_{DS}$を満たす$t_{j,S}$が存在すれば、

$$\mu_{R-S}(t_i) = mim(max(0,\mu_R(t_{i,R}) - DP_{t_{i,R},S}), max(0,\mu_R(t_{i,R}) - \mu_S(t_{j,S}))).$$

それ以外の時、

$$\mu_{R-S}(t_i) = max(0, \mu_R(t_{i,R}) - DP_{t_{i,R},S}).$$

$(\mu_R(t_i) - DP_{t_{i,R},S})$ は $t_{i,R}$ の S に対する可能冗長を考慮したものである。演算後の冗長度は小さくなるので再計算の必要はない。

直積 ($R \times S$)

$t_{i,R}$ と $t_{j,S}$ から $t_{k,R\times S}$ が生成されるとすると、演算後の冗長度は以下の式で計算される。

$$DP_{t_{k,R\times S},R\times S} = max(DP_{t_{i,R},R}, DP_{t_{j,S},S}),$$
$$DS_{t_{k,R\times S},R\times S} = max(DS_{t_{i,R},R}, DS_{t_{j,S},S}).$$

4.2 関係演算

射影

射影によって生み出された関係での冗長度は元の関係における冗長度より大きい。従って演算後に冗長度を再計算し不要なタプルを取り除く必要がある。

結合 ($R \bowtie S$)

関係 R と S の属性 $A_{p,R}$ と $A_{q,S}$ による等結合は、$S_1(d_{ip,R}, d_{jq,S}) \geq \lambda_{DS}$ を満たす場合になされるものとする。演算後の冗長度は元の冗長度より大きくなることはないので再計算の必要はない。

選択

選択によって生み出された関係での冗長度は元の関係における冗長度よりも大きくなる。従って演算後に冗長度を再計算し不要なタプルを取り除く必要がある。

除算 ($R \div S$)

S のある属性の類似冗長性を考慮すれば S が R に含まれる場合が生じることを考慮しなければならない。演算後の冗長度は元の冗長度より大きくなることはないので再計算の必要はない。

5 むすび

可能冗長性と類似冗長性を議論し、質問処理の視点から二種類の冗長性の影響を検討した。今後の課題として

- 冗長性をクリスプな値で定義したが可能性分布値の高い要素と低い要素とを同列に扱うべきでないかもしれない。従って、α cut や α level 集合の考えを用いて冗長度を可能性分布で表現し、しきい値もファジィしきい値を使った方がより正確な議論が可能かもしれない。
- 類似度に基づく冗長性は二つのタプル間で考えられている。三つ以上のタプル間での取り扱いも検討する必要がある。
- 関係代数以外の演算として個数、和、平均、最大値、最小値があるが、これらに対する冗長性の影響を検討する必要がある。

参考文献

[1] Bosc, P., Galibourg, M., and Hamon, G. (1988) Fuzzy Querying with SQL: Extensions and Implementation Aspects. Fuzzy Sets and Systems, **28** 333-349.

[2] Buckles, B. P., and Petry, F. E. (1982) Fuzzy Representation of Data for Relational Databases. Fuzzy Sets and Systems **7** 213-226.

[3] Buckles, B. P., and Petry, F. E. (1984) Extending the Fuzzy Database with Fuzzy Numbers. Information Science **34** 145-155.

[4] Date, C., D. (1990) Why Duplicate Rows Are Prohibited in Relational Database: Writings 1985-1989, Chap. 4, Addison Wesley.

[5] Dubois, D. and Prade, H. (1980) Fuzzy Sets and Systems. Academic Press, New York.

[6] Kohout, L. J., Keravnou, E., and Bandler, W. (1984) Automatic Documentary Information Retrieval by means of Fuzzy Relational Products. in Fuzzy Sets and Decision Analysis(H. J. Zimmermann, L. A. Zadeh, and B. R. Gaines, eds.): TIMS Studies in the Management Sciences Vol. 20. Elsevier Science Publishers (North-Holland), 1984, pp. 383-404.

[7] Potoczny, H. B. (1984) On Similarity Relations in Fuzzy Relational Databases. Fuzzy Sets and Systems **12** 231-235.

[8] 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.

[9] Prade, H. and Testemale, C. (1987) Fuzzy Relational Databases: Representational Issues and Reduction Using Similarity Measures. Journal of the American Society for Information Science **38** 118-126.

[10] Raju, K. V. S. V. N. and Majumdar, A. K. (1988) Fuzzy Functional Dependencies and Lossless Join Decomposition of Fuzzy Relational Database Systems. ACM Transaction on Database Systems **13** 129-166.

[11] Radecki, T. (1977) Mathematical Model of Time-Effective Information Retrieval System Based on the Theory of Fuzzy Sets. Information Processing & Management **13** 109-116.

[12] Rundensteiner, E. A., Hawkes, L. W., and Bandler, W. (1989) On Nearness Measures in Fuzzy Relational Data Models. International Journal of Approximate Reasoning **3** 267-298.

[13] Shenoi, S. and Melton, A. (1990) An Extended Version of the Fuzzy Relational Database Model. Information Science **52** 35-52.

[14] Umano, M. (1983) Retrieval from Fuzzy Database by Fuzzy Relational Algebra. in Proc. IFAC Symposium, Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis(E. Sanchez, ed.), Marseille, July 19-21, Pergamon Press, pp. 1-6.

[15] Zadeh, L. A. (1978) Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility. Fuzzy Sets and Systems **1** 3-28.

[16] 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：
260 千葉市高町4丁目3－30 千葉経済短期大学
中田 典規 TEL 0472-55-3451 FAX 0472-52-6050

T6-2 (R3)

ファジィ測度に基づく様相演算子の文献検索への応用

Fuzzy-Measure-Based Modal Operators and Its Application to Document Retrieval

村井哲也[1)]　宮腰政明[2)]　新保　勝[2)]

Tetsuya MURAI　Masaaki MIYAKOSHI　Masaru 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　工学部情報工学科
Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract: The application of measure-based epistemic logic to document retrieval is described. An indexing of documents is regarded as the representation of an indexer's belief. Namely, he assigns a keyword t to a document d under the belief that d is relevant to t for each (potential) user whom he can think of. Measure-based epistemic logic enables us to treat probabilistic, or generally, measure-based approaches in the framework of logic-based systems.

Keywords: Document retrieval, Modal logics, Epistemic Logic, Fuzzy measures

1. まえがき

一般に，文献検索に対するファジィ論理的アプローチと確率論的アプローチは同じ[0,1]の値を扱うことから，なかなか調和しないのが現状である．ファジィ測度に基づく様相意味論の立場ではファジィネスは付値の問題であり，一方，確率あるいは一般に測度の値は判断に関与する様相演算子に関係するとみなす．したがって，様相論理の枠組で文献検索を考察することにより，ファジィネスと確率論的方法を統一的に扱うことが可能となる．

本稿では，索引者の索引付けの過程を信念の表明とみなし，ファジィ測度に基づく知識と信念の論理（認識論理）を利用して，論理的に定式化し，確率論的索引付けの手法と結び付けることを提案する．また，認識論理における共通知識・信念の情報検索における重要性を論じ，ファジィ測度に基づく様相意味論によってファジィ理論や Dempster-Shafer理論における信念更新の議論を論理的枠組に導入できることを指摘する．

2. 準備

本章では，本稿の議論の基礎となる様相論理のミニマル・モデルおよびファジィ測度に関し簡単に記述する．

一般に，写像

$$g : \mathfrak{P}(X) \to [0,1]$$

が次の性質を満たすときファジィ測度と呼ぶことを菅野が提案した（cf.[10]）：

(g1) $g(\phi)=0$,

(g2) $g(X)=1$,

(g3) $\forall A,B \in \mathfrak{P}(X)$, $A \subseteq B \Rightarrow g(A) \leq g(B)$.

ファジィ測度は確率測度のかなり広範な拡張であり，その部分族として，Dempster-Shaferの測度，Zadehの必然性-可能性測度，菅野のλ-加法的測度等を含む．

様相論理に対するミニマル・モデル[1]とは

$$M=<W,N,P>$$

のことであり

$W(\neq\phi)$：集合

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

P：原子論理式に対する付値

である．$\mathfrak{P}(X)$はXのべき集合をあらわす．Nは各世界αにおける必然命題を規定する関数であり，

$$N_\alpha = N(\alpha)$$

$$W_A = \{\alpha \mid \models^M_\alpha A\}$$

とおくとき，次の定義により必然性(□)，可能性(◇)を表わす様相記号を含む命題の真理値が定まる（$\models^M_\alpha A$は論理式AがモデルMの世界αで真であることを示す）．

$$\models^M_\alpha \Box A \Leftrightarrow W_A \in N_\alpha$$

$$\models^M_\alpha \Diamond A \Leftrightarrow W_A{}^c \notin N_\alpha$$

すなわち，論理式Aを真とする世界の集合W_AがN_αの要素であるとき，□Aが真となる．

ミニマル・モデルではNは少なくとも関数であればよく，すべての世界で成り立つ論理式でさえ，$W \notin N_\alpha$であれば必然とはならない．しかし，各N_αが

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

(c) $X\in N_\alpha \wedge Y\in N_\alpha \Rightarrow X\cap Y\in N_\alpha$

(n) $W\in N_\alpha$

(a) $\cap N_\alpha \in N_\alpha$

の４条件を満たすとき，到達可能関係Rを

$$\alpha R\beta \Leftrightarrow \beta\in\cap N_\alpha$$

により定義でき，通常のクリプキ・モデルを構成できる．

３．ファジィ測度に基づく知識と信念の論理

本章では，知識と信念の論理（認識論理）[４]として通常採用される体系Ｓ４またはＳ５において，ファジィ測度によって論理性の弱い様相を導入する方法を述べる[８]．

Lamata and Moral[５]が分類した有限集合上の双対ファジィ測度の組の族のうち，その値により順序づけられた双対測度の族

$$OM(X)=\{(k,r) \mid \forall Y\subseteq X, k(Y)\leq r(Y)\}$$

を考える．$OM(X)$はその部分族として，Dempster-Shaferの双対測度，Zadehの必然性-可能性測度，菅野のλ-加法的測度，確率(自己双対的)測度等の族を包含する．

Wを有限な可能世界の集合とし，$<W,N,P>$をＳ４またはＳ５に対応するミニマル(クリプキ)・モデルとする．る．各世界αから到達可能な世界の集合をW_αとおく：

$$W_\alpha = \cap N_\alpha.$$

各W_α上に$OM(W)$の元になる測度の組(k_α, r_α)を定め

$$N^k{}_\alpha = \{X \mid k_\alpha(X)=1\}$$

$$N^r{}_\alpha = \{X \mid r_\alpha(X)=1\}$$

と定義することによって，３重ミニマル・モデル

$$M=<W,\{N,N^k,N^r\},P>$$

を構成できる．このモデルにおいて認識演算子を次のように定義する．

【定義１】[８]

(１) $\models^M_\alpha KA \Leftrightarrow W_A\in N_\alpha$,

(２) $\models^M_\alpha K'A \Leftrightarrow W_A\in N^k{}_\alpha$,

(３) $\models^M_\alpha BA \Leftrightarrow W_A\in N^r{}_\alpha$. ∎

K，K′，Bはそれぞれ，厳密な意味での「知る」，日常的な意味での「知る」，場合によっては矛盾的な事態にも整合的な「信じる」を表現する．Kは通常の知識演算子である．演算子間に次の含意関係が成り立つ．

【命題２】[８]

(１) $KA\rightarrow K'A$

(２) $K'A\rightarrow BA$

(３) $K'A\rightarrow \neg B\neg A$

(４) $K'A\rightarrow \neg K'\neg A$. ∎

ファジィ測度に基づく認識演算子では，知識・信念の程度を表す数値付きの演算子を定義できる．

【定義３】$d\in(0,1]$に対し

(１) $\models^M_\alpha K'_d A \Leftrightarrow W_A\in\{X \mid k(X)\geq d\}$,

(２) $\models^M_\alpha B_d A \Leftrightarrow W_A\in\{X \mid r(X)\geq d\}$. ∎

我々はしばしば真理値が不確定な世界(状況)を取り扱う必要が生じる[３]．そこで，付値が「真(=1)」,「偽(=0)」の他に「未知(UNKNOWN)(=$\{0,1\}$)」[２]を取る３値の場合を考察する．

未知の状況に対し，Dempster-Shaferの理論が有効であることが知られている．そこで，我々は「日常的知識」に対し belief function を，「信念」に対し plausibility を対応させることでファジィ測度に基づく認識演算子を定義する．各論理式に対し，３値の付値から次の基本確率割当 bpa を定める．

$$bpa_A(W')=\begin{cases} 1/|W| & (W'=\{\alpha\} \text{ かつ } \alpha\in W_A\cup W_{\neg A}) \\ 1-|W_A\cup W_{\neg A}|/|W| & (W'=W) \\ 0 & (\text{その他}). \end{cases}$$

一般に，真偽の確定した世界の集合$W_A\cup W_{\neg A}$に対する割当が一様である必要はない．

【例４】$W=\{\alpha_1,\alpha_2,\alpha_3\}$とする．このとき，表１ａで定義した論理式に対し，知識と信念の度合いを前述の基本確率割当を使って計算したのが表１ｂである．対応する程度を表す数値付きの様相命題の真理値を表１ｃに示す．∎

【注】Smetsは信念演算子を belief function で説明しており（cf.[７]），本稿の定義とは正反対である．本稿の知識演算子の定義は知識こそ確実性を要求するという観点に基づく．一方，もっともらしいことは信じることができるので信念演算子に plausibility を使った．∎

尚，UNKNOWN を含む３値の付値の下で前述の基本確率割当に基づいて定義した知識・信念演算子は次の命題を

満たす.

【命題５】

（１）$\models^{M}_{\alpha} K'A \Leftrightarrow \forall\alpha, \alpha R \beta$ならば$\models^{M} A$,

（２）$\models^{M}_{\alpha} BA \Leftrightarrow \forall\alpha, \alpha R \beta$ならば$\not\models^{M} \neg A$. ∎

命題５（２）はＡが偽であるという明かな証拠がない限りＡを信じることを示す.

４．文献検索への応用

基本様相を規定するクリプキ・モデル＜W,R,P＞を次のように定める.

$$W=\{i\}\cup\{u_1,\cdots,u_n\}$$

ここで，ｉは索引者，u_k(k=1,･･･,n)は利用者を表す.

$$R=\{<i,i>,<u_1,u_1>,\cdots,<u_n,u_n>,$$
$$<i,u_1>,\cdots,<i,u_n>,$$
$$<u_1,i>,\cdots,<u_n,i>\}.$$

自動的検索システムの場合は，索引者はコンピュータ自身である．付値Ｐは各文献と索引語間の二値的な関係とする.

我々の観点は，索引付けという行為を索引者の信念の表明とみなすところにある．すなわち，索引者は想定できる可能な利用者に対して索引語が文献に適合するという信念の下で，索引付けを行なうと考える．論理式で表すと次の同値式になる.

$$ind(d,t) \leftrightarrow B_i rel(d,t)$$

ここで，ｄは文献，ｔは索引語を表し，また

ｉｎｄ(ｄ,ｔ)：ｄはｔを索引語として持つ

ｒｅｌ(ｄ,ｔ)：ｄはｔに適合する

である．そこで，他の利用者の判断を反映した知識と信念の度合いを評価でき，検索の指針にすることが可能となる．これは，Maron[６]の文献検索に対する確率論的アプローチを単調的測度に拡張した上，論理的枠組に取り込むことを意味する.

可能世界の集合Ｗが「想定できる可能な利用者の集合」では非現実的であるので，Ｗの初期状態として索引者自身を取って，Ｗ←{ｉ}とし，利用者u_kがシステムにアクセスする度にＷが拡張更新されるとする：

$$W \leftarrow W \cup \{u_k\}.$$

従って，別の時間に利用した同一利用者は別の利用者のみなすため，「利用者」は厳密には「利用」と表記すべきである.

【例６】表２は可能世界の集合Ｗが拡張したときの，知識と信念の度合いの変化を示す．第４の利用者がアクセスした後，文献ｄは(0.4, 0.8)で評価される.

【注】利用者の文献に対する適合性（pertinence）の判断は様々の要因に影響され，文献と索引語の適合性（relevance）だけでは不十分である[６]．Dempster-Shafer理論やファジィ測度論における信念の更新等の議論を導入することで，より適切な知識・信念の度合いの評価を論理的検索の枠組で扱うことができると考えられる．∎

【注】Prade and Testemale[９]は索引語が文献に付与される必然的および可能的度合いを測度が評価するという興味深い観点から，必然性-可能性測度を文献検索に導入した．しかし，確率論的アプローチを論理的検索に結合させようという意図からの導入ではないようである．∎

知識と信念の論理は研究室向け情報検索システムを記述するに際し，大変有効であると考えられる．研究室システムでは，各研究者たちは単なる利用者にとどまらず索引者も兼ね，共同で知識を蓄積していく．そのようなシステムは多くのプロセッサを持つ並列分散システム[４]に類似する．研究室向きシステムでは，研究者が各自の信念に基づき文献を入力するので，多くの矛盾的データが存在する可能性がある．システム統括者としてのコンピュータはそのような矛盾に対し効果的に対処し，研究者たちの共通知識・信念を推論しなくてはならない．このように研究者たちのある意味ではバラバラの知識を的確に統合，整理し，研究室の知識として蓄積することは，研究を進める上で役立つのみならず，若い研究者に対する教育的効果も大きいであろう．認識論理にファジィ測度を導入することは Dempster-Shafer理論などで議論される信念更新の方法を論理的枠組で扱うことを可能とし，論理システムでありながら，より柔軟なシステム構築を可能にすると考えられる.

５．あとがき

ファジィネスを表現する値は付値が扱うのに対し，確率等の値は様相演算子に付随するというのが我々の主張である．すなわち，測度論に基づく様相意味論はファジィネスとランダムネスは別の次元で働く概念であることを明確に示す．両者の舞台を混同することが論理的および確率論的アプローチが調和しない原因である．測度論に基づく様相意味論は論理的検索システムに確率論的，あるいは一般に単調的測度に基づくアプローチを整合的に導入し，より柔軟システムを構築するのに役立つと考えられる.

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) 02255101)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 Univ.Press, 1980.

[２] D.Dubois and H.Prade, Fuzzy Sets and Systems:

Theory and Applications. Academic Press, 1980.

[3] R.Fagin, J.Y.Halpern, and M.Y.Vardi, A Non-standard Approach to the Logical Omniscience Problem. Proceedings of the 1990 Conference on Theoretical Aspects of Reasoning about Knowledge, edited by Parikh, 1990, pp.41-55.

[4] J.Y.Halpern and Y.Moses, A Guide to the Modal Logics of Knowledge and Belief: Preliminary Draft. Proceedings of the Ninth International Joint Conference for Artificial Intelligence, Vol.1, 1985, pp.480-490.

[5] M.T.Lamata and S.Moral, Classification of Fuzzy Measures. Fuzzy Sets and Systems, Vol. 33(1989), pp.243-253.

[6] M.E.Maron, On Indexing, Retrieval and the Meaning of About. Journal of the American Society for Information Science, Vol.28 (1977), pp.38-43.

[7] R.C.Moore, Autoepistemic Logic. Non-Standard Logics for Automated Reasoning, edited by Smets, Mamdani, Dubois, and Prade, Academic Press, 1988, pp.105-136.

[8] 村井, 宮腰, 新保, ファジィ測度に基づく知識と信念の論理. 第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 1991.

[9] H.Prade and C.Testemale, Application of Possibility and Necessity Measures to Documentary Information Retrieval. Uncertainty in Knowledge-Based Systems, edited by Bouchon and Yager, Springer-Verlag, 1987.

[10] 菅野, 室伏, ファジィ測度論入門[1]. 日本ファジィ学会誌, Vol.2(1990), pp.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
Fax 011-613-7134

表1.

	a. 付値			b. 測度の値		c. 様相命題の真理値			
	$\alpha 1$	$\alpha 2$	$\alpha 3$	$Bel_{A_i}(W_{A_i})$	$Pl_{A_i}(W_{A_i})$	K'	¬K'¬	B	¬B¬
A_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
A_2	1	{0,1}	{0,1}	1/3	1	0	1	1	1
A_3	1	{0,1}	0	1/3	2/3	0	1	0	1
A_4	1	1	0	2/3	2/3	0	1	0	1
A_5	{0,1}	{0,1}	{0,1}	0	1	0	0	1	1
A_6	0	{0,1}	{0,1}	0	2/3	0	0	0	1
A_7	0	0	0	0	0	0	0	0	0

表2.

	i	u_1	u_2	u_3	u_4	•••
rel(d,t)	1	{0,1}	1	{0,1}	0	•••
knowledge(Bel)	K'	$K'_{(0.5)}$	$K'_{(0.67)}$	$K'_{(0.5)}$	$K'_{(0.4)}$	•••
belief(Pl)	B	B	B	B	$B_{(0.8)}$	•••

T6－3（R3）

ファジィデータベース検索機能を備えた対話型ファジィ意思決定支援システム

An Interactive Fuzzy Decision-Making Support System with a Fuzzy Database Retrieval

前田　博*　　近藤　浩**

* 九州工業大学　工学部　情報工学教室
Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology

** キャノン株式会社
CANON Co., Ltd.

Abstract: This paper describes the man-machine interface of Flexible Decision-Making Support System (FDSS). FDSS adopts the following ideas as flexibility for a decision-maker: (1)the components of FDSS have softness and (2)a man-machine interface between a computer and a decision-maker must be soft. FDSS realizes the ideas by a fuzzy database retrieval and a natural language interface.

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．特に企業の経営管理に対するＤＳＳは，ＭＩＳの限界を越えるものとして，大きな期待を集めている．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，そのためには人間からみたＤＳＳの柔らかさや，優しさが求められている[3)]．ＤＳＳの柔らかさをいかに定義するかは議論のあるところであるが，筆者らは本論文で，(1)ＤＳＳを構成する要素の柔らかさ，(2)人間－コンピューター間の対話の柔らかさ，を考えてみたい．

さて，ファジィ理論の登場は(1)の柔らかさの実現に大きな力となった．もともと，意思決定分野はファジィ理論の最も魅力的な応用分野の一つと考えられていた[4)]．それは意思決定に必然的に付随する人間の選好や判断が曖昧さを本質的に含んでいたからである．その結果，意思決定手法やデータベースについてファジィ理論を取り入れた多くの方法論が提案された[5)-10)]．しかしながら，それらは個別的であり，柔らかいＤＳＳというような総合的な議論はほとんど見られない．

本論文では，ＤＳＳの(1)の柔らかさについて，ファジィ意思決定手法[11)]やファジィデータベース検索，(2)の柔らかさについて，自然言語インターフェースによるファジィデータベース検索[12)]を導入した柔軟な対話型ファジィ意思決定支援システム（ＦＤＳＳ:Flexible Decision-making Support System）を提案する．ＦＤＳＳはワークステーションApollo DN-4000上にＣ言語で実現されており，意思決定問題の事例として学生就職支援を取り上げている．以下，ＦＤＳＳの対話過程を中心に述べる．

2．　システムの概要

ＦＤＳＳは，機能別に①自然言語処理，②ファジィデータベース検索，③意思決定手法，④マン・マシンインターフェースの４つに区分することができ，これらの機能は相互にアクセス可能である．図１にＦＤＳＳの概要を示し，各機能を概説する．

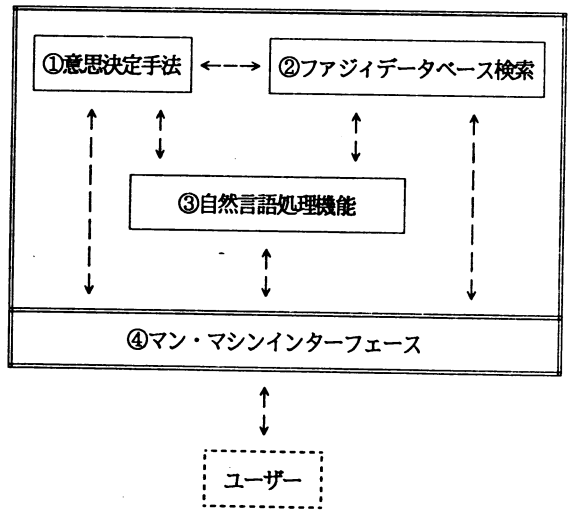


図１　ＦＤＳＳの概要

①自然言語処理

本システムでは，対話インターフェースの柔らかさや優しさを実現するために，できる限り自然言語対話方式を取り入れようとしている．自然言語処理機能の主目的は，自然言語によるデータベース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）に置き換えることである．自然言語処理アルゴリズムの簡単化やシステムの操作性，応答性の向上のために，辞書機能を縮小し簡易化した平仮名検索辞書を開発し，未知語の出現に対してもシステムがその意味を上手く推定できるアルゴリズムを開発している．

②ファジィデータベース検索

自然言語処理によって導出された形式言語の処理によって検索属性と検索条件が認定され，これらの情報に関連するデータが検索，提示される．

③意思決定手法

意思決定者の評価目的を階層化し，選好構造をモデル化する．そのために各階層ごとに，選好構造調査を行い，選好モデルを同定する．最下位レベルの目的の評価結果が与えられると，それらを階層的にまとめ上げることによって，各代替案の総合評価値を求めランキングする．

④マン・マシンインターフェース

意思決定者に対し，ＦＤＳＳを利用するために必要なデータの入力等の対話を行い，入力情報と他の機能とを適切にリンクさせる．対話は実数値データや文字列の入力以外は，マウスによってなされる．

3．　マン・マシンインターフェース

3.1　ＦＤＳＳの処理過程

代表的なＦＤＳＳの使用手順として，データベース検索を通して多くの代替案候補の中から有力な代替案候補を絞り込む場合の，ユーザ側の操作とシステムの処理過程を示したのが図２である．図中の破線から上が自然言語処理・データベース検索，下側が意思決定手法を表しており，マン・マシンインターフェースはユーザとシステムを結ぶ矢印部分に相当する．

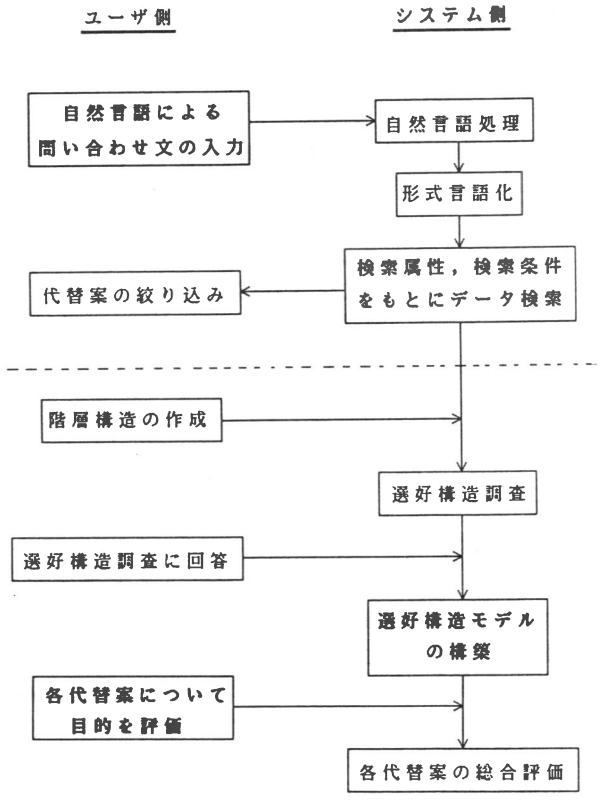


図２　ユーザーの操作とシステムの処理過程

3.2　ファジィデータベース検索とインターフェース

自然言語問い合わせによってファジィデータベース検索がなされると，ＦＤＳＳは検索結果を意思決定者に提示する．今，意思決定者が問い合わせ文「初月給が非常に高く，勤務地が東京に近いならば，社宅がある会社」を入力したとする．重文に対する係り受けの選択や検索条件の確認といった自然言語処理部での対話の後，図３のような画面が示される．画面左側では，問い合わせ文の検索属性（初月給，勤務先，社宅）がデータベース上の検索属性（初任給，勤務地，住宅）に変換された状況が示され，画面右側では，各企業（代替案）が検索要求を満たすグレードが表されている．ここで，終了をマウスでクリックすると，ここでの属性がそのまま意思決定問題の評価目的として採用され，評価目的の変更をクリックすると任意のデータベース上の検索属性を評価目的として選択できる（図４）．代替案の絞り込みは，直接マウスで企業名をクリックするか，グレードをクリックしメンバーシップの閾値の設定によるかの２通りが可能である．

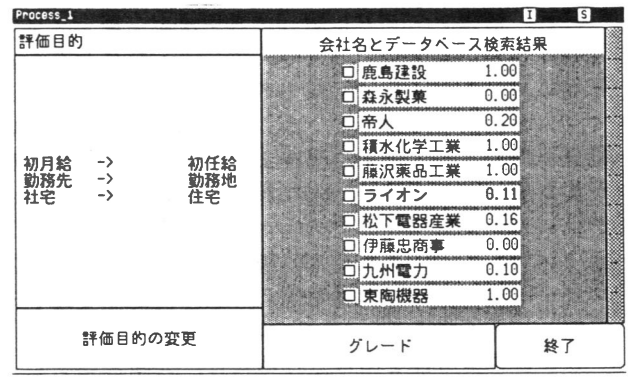


図３　ファジィデータベース検索後の対話画面

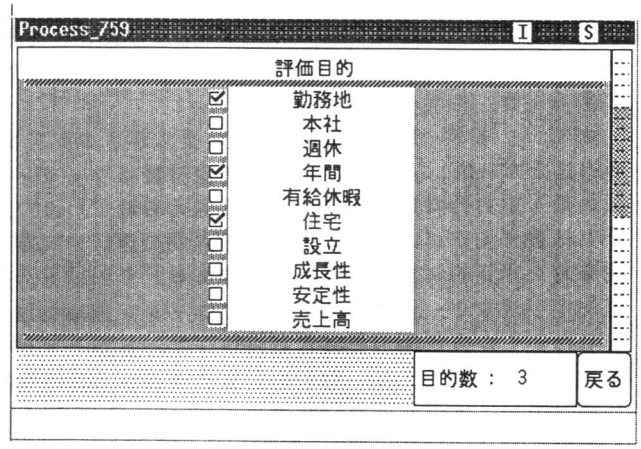


図４　評価目的の選択における対話画面

3.3　意思決定手法とインターフェース

筆者らのファジィ意思決定手法の手順を概説し，各ステップにおける対話インターフェースを説明してみよう．

step1）　意思決定問題の確認とそれに対する評価目的の階層構造を作成する．

step2）　各階層ごとに意思決定者の選好構造を，アンケ

ート調査を行うことにより引き出す．

step3) step2)の調査結果をもとに，階層ごとに１つの選好構造モデルを同定する．

step4) 最下位レベルの目的について各代替案の評価値を意思決定者に求める．評価が一意に定まらず枝分かれする場合は，各枝にファジィ確率を割り当てる．

step5) 最下位レベルの目的の評価結果をまとめ上げ，各代替案の総合評価値とランク付けを行う．

3.3.1 評価目的の階層化

決定問題に直面している意思決定者の多くは，自分自身の選好構造がはっきりしないことで悩み迷うものだと言われている．これを解決するために通常取られる手段は，代替案の選択基準となる評価目的の階層化である．ＦＤＳＳでは下位の階層から順にまとめ上げる方式を取っており，意思決定者は評価目的の中から一つに統合できるものを選び，それらに共通した上位階層の名前をつける．こうして一つの階層が構築される．なお，１つの階層に属する要素数は，意思決定者の選好構造調査への回答の信憑性を考慮して３つに制限されている．

図５に階層構造の作成に関するインターフェースの入力画面例を示す．この例では，モデル賃金，賞与の２つの評価目的を「収入」という上位階層の評価目的にまとめている．

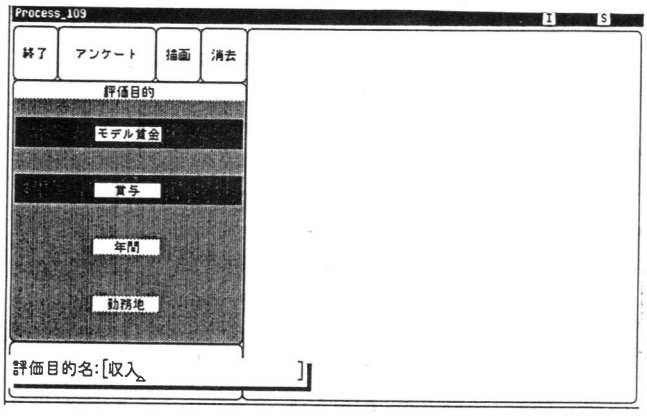


図５　評価目的の階層化における対話画面例

3.3.2 選好構造調査

本手法では意思決定者の厳密な選好構造を導き出すためにアンケート調査を行う．このアンケート調査には２目的と３目的とがあり，意思決定者は各目的の３つのレベル（0.1:非常に不満足である，0.5:どちらともいえない，0.9:非常に満足である）の組合せに対して総合評価を行う．回答は次の11段階から選択される．

0：話にならない	0.6：やや満足である
0.1：非常に不満足である	0.7：満足である
0.2：かなり不満足である	0.8：かなり満足である
0.3：不満足である	0.9：非常に満足である
0.4：やや不満足である	1.0：申し分ない
0.5：どちらとも言えない	

このとき質問に対する回答の無矛盾性をシステム側でチェックしている．２目的の場合を例に挙げると，２つのサブ目的の任意の一方の評価値μ_{c1}を固定しておき，もう一方の評価値をμ_{c2}から$\mu_{c2'}$に変化させたときの上位階層の評価目的の評価値μ_cは，次の条件を常に満たしていなければならない．

$$\mu_{c2} \leqq \mu_{c2'},\ \mu_c(\mu_{c1}, \mu_{c2}) \leqq \mu_c(\mu_{c1}, \mu_{c2'}) \quad (1)$$

$$\mu_{c2} > \mu_{c2'},\ \mu_c(\mu_{c1}, \mu_{c2}) > \mu_c(\mu_{c1}, \mu_{c2'}) \quad (2)$$

対話インターフェースでのアンケート調査の入力例を図６に示す．評価値のうち，整合性を満たさないものは入力できないようになっている．このようにして得られた調査データは非線形最適化手法による選好構造モデルの同定に用いられる．

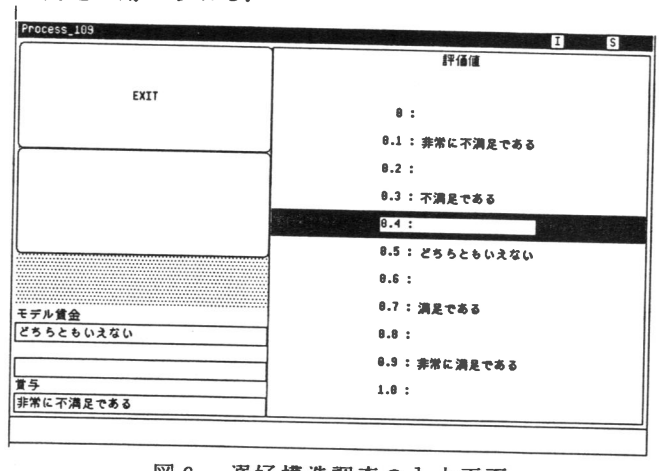


図６　選好構造調査の入力画面

3.3.3 各代替案の評価

意思決定者は個々の最下位レベルの評価目的に関するデータを参照しながら，各代替案をアンケート調査と同様の方法で評価する．そのときの対話画面が図７である．ここではモデル賃金に関するデータが提示されており，「帝人」に対して「どちらとも言えない」，「満足である」の間という評価を入力している．代替案の評価が全て入力されると，ファジィ意思決定手法の評価の階層的統合アルゴリズムに従って，代替案の総合評価が図８の画面例のように提示される．画面の左側に，各代替案の総合評価値，右側に最下位レベルの目的と，そのデータ及び評価値が示されている．評価目的の部分をクリックし，更に企業の評価値をクリックすれば，評価値を再入力でき，代替案の総合評価を再計算することができる．

他方，解析部分をクリックすると感度解析を実行する事ができ，図９のような画面が現れる．ここでは，図８で選択した評価目的の評価を１レベル上げたとき，各代替案の総合評価の増分が示される．これによって，代替案のランキングの安定性を確認することができる．

4．　終わりに

本稿ではＦＤＳＳの代表的な利用方法を例にとり，自然言語インターフェースによるファジィデータベース検索結果の表示以降の対話インターフェースを主に述べた．予備知識を持たないユーザにもマウスで容易に操作でき，本研究が目指している柔軟な意思決定支援システムに対して，かなりの成果を上げたと思われるが，今後以下の

ような課題がある．

1)ＦＤＳＳの基本構成要素の拡充

これには，対象となる決定問題に対する過去の知見を蓄積した柔らかい知識ベース機能，代替案の結果の予測を行うモデルベース機能が考えられる．柔らかさの導入という視点からは，ファジィデータベース検索と同様に，ファジィ理論が有効と思われる．

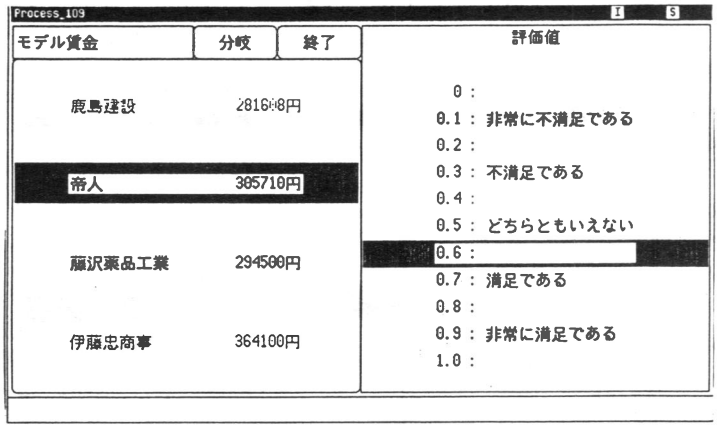


図７　代替案の評価の対話画面

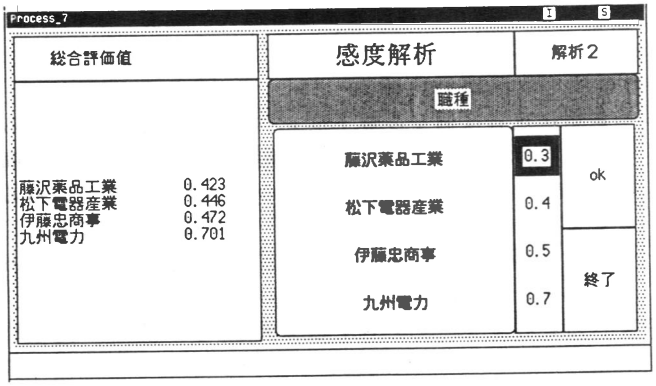


図８　代替案の総合評価の表示画面

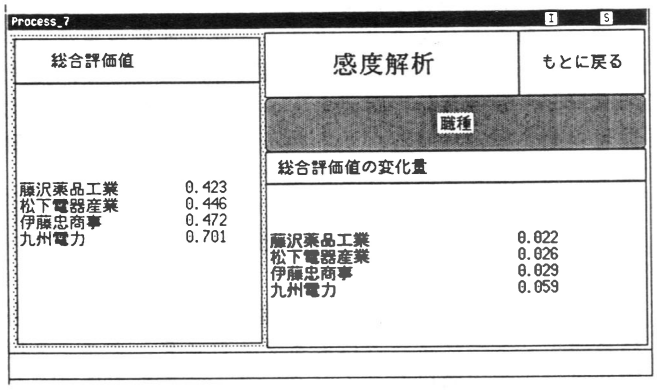


図９　感度解析結果の表示画面

2)ＦＤＳＳの応答性の改善

現在のＦＤＳＳは意思決定手法における選好構造モデルの同定に３分程度費やしている．これは，非線形最適化手法に対するワークステーションの数値演算速度に依存しており，高速マシンの導入によって解決できると思われる．

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)R. Bellman and L. A. Zadeh, Decision-making in a fuzzy environment, Management Science, Vol.17, 141-164,(1970)

5)D. Dubois and H. Prade, Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications, Academic Press, (1980)

6)H. J. Zimmermann, Fuzzy Sets, Decision Making, and Expert Systems, Kluwer Academic Publishers, (1987)

7)H. J. Zimmermann, L. A. Zadeh, and B. R. Gains eds., Fuzzy Sets and Decision Analysis, TIMS Studies, Vol.20, North-Holland, (1984)

8)V. Tahani, Aconceptual Framework for Fuzzy Query Processing - A Step tword Very Intelligient Database Systems, Information Processing & Management Vol.13, 289-303, (1977)

9)J. F. Baldwin, FRIL - A Fuzzy Relational Inference Language, Fuzzy Sets and Systems, Vol1. 14, 155-174, (1984)

10)M. Zemankova-Leech and A. Kandel, ファジィリレーショナルデータベース，啓学出版，(1987)

11)前田博，村上周太：ファジィ結合演算による選好表現を用いた多目的問題のファジィ意思決定手法，計測自動制御学会論　文集，23.5,97-014,(1987)

12)前田博，石飛康浩，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フェース，日本ファジィ学会誌，Vol.3, No.1, 108-119, (1991)

T3－1（R7）

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

Recognition of 2-Dimensional Object Images based on Fuzzy-NeuralNetwork Algorithm

廣田　薫*　　○片貝　学**　　生駒　哲一**
Kaoru HIROTA　Manabu KATAKAI　Norikazu IKOMA

＊　法政大学　工学部
College of Engineering, HOSEI Univ.

＊＊　法政大学大学院　工学研究科
College of Engineering, Graduate school of HOSEI Univ.

Abstract : Recognition method of 2-dimensional images based on its geometrical features by using fuzzy algorithm, fuzzy pattern matching, and neural network is proposed. Neural network is used to extract linearity features by direct scanning of the image. The series, output of neural network, are simplified data representing an ambiguous drawing weighted by membership values. By making a fuzzy matching between the ambiguous image and standard patterns, results of recognition are obtained with membership values. Experimental results on traffic sign and map recognition are also presented.

1．　はじめに

ニューラルネットワークの1つであるパーセプトロンモデル[1]は、強力な学習アルゴリズムであるバックプロパゲーション法[2]を用いることにより、学習に用いなかった入力に対しても他の学習データより汎化するという特徴を持っている。この特徴を画像処理に使用することで、原画像に対する処理を大幅に簡略化することが可能である。

画像の表す図形は、どのカテゴリに属するかの判断が不明確な場合、1つの判断を下してしまうと、後の処理における文脈でつじつまの合わない事柄が生じた場合の回復が困難になる。よって、ファジィ理論[3]におけるメンバーシップ値による重み付きの判断をしておき、その結果を後の処理に使用することが有効であると考えられる。これらニューラルネットワーク、ファジィアルゴリズム[4]の特徴を生かした2次元線図形画像の認識が、すでに筆者らによって提案されている[5][6]。　ここでは、対象物を2値化された簡単な幾何図形に限らない一般画像の認識アルゴリズムを提案し、またその有効性を確認するために2値化されていない画像として交通標識の識別、複雑な図形画像として地図の識別の実験結果も紹介する。

2．　色ファジィ集合による特定色領域の抽出

人間がものを認識する場合、認識対象物の色は周りの風景とその対象物を区別するのに重要である。そのため、色の認識は認識対象物の大まかな形状を抽出する際に有効である。しかし、色を規定する基準はあいまいであり、色相の中でどこからどこまでが何色であるか断定することは困難である。そのため、メンバーシップ値を用いてその色の度合いを示した色ファジィ集合を作成し特定色領域を抽出する。ここでは、R，G，Bの階調をそれぞれ8階調に分け、その組み合わせによりメンバーシップ値を設定した。

3．　多層パーセプトロンモデルを用いた線分抽出

線図形画像に対し、多層パーセプトロンを用いて処理することにより、線図形を構成する線分を抽出する。

多層パーセプトロンの入力層は原画像の1部分に対応する入力面である。多層パーセプトロンの出力値により入力面を移動させて順次出力を計算することにより、図形の線分を追跡する。

3．1　多層パーセプトロンによる線分の方向検出器の構成

多層パーセプトロンを用い、バックプロパゲーションアルゴリズムによる結合係数の学習により、入力面の線分の方向性を抽出するネットワークを構成する。ネットワークの学習に用いる教師パターンは、入力を原画像に出現する線分の代表的なものの集合とし、出力はチェインコード[7]と呼ばれる方向を表すコードを用いる。

多層パーセプトロンモデルを以下のように記述する。

第ℓ層第ｉニューロンの出力を次のように表す。

$$u_i^l = f(s_i^l) \qquad (1)$$

この値は以下の式によって求められる。

$$f(s) = \frac{1}{1+exp(-s)} \qquad (2)$$

$$s_i^l = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ij}^{l-1} \cdot u_j^{l-1} - \theta_i^l \qquad (3)$$

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。ただし、％は除算の余りを、／は商を表すものとする。

$$u_i^1 = x(i\%W, i/W) \qquad (4)$$

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、評価関数を以下のように定義する。

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_L}(u_i^L - y_i)^2 \qquad (5)$$

３．２　多層パーセプトロンによる２次元線図形画像の線分追跡

学習した多層パーセプトロンを用いて、前処理を施した２次元対象物の画像を処理することにより、図形の線分を追跡する。入力面は原画像に対して可変的な比率を持つ。その比率は原画像の暗ピクセルの明ピクセルに対する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、入力面の原画像に対する位置の微調整を行う。

入力の重心のｘ座標G_x及びｙ座標G_yは以下のように計算される。

$$G_x = \frac{\sum_{j=1}^{H}\sum_{i=1}^{W} x(i,j)\cdot i}{H\cdot\sum_{i=1}^{W} x(i,j)} \qquad (6)$$

$$G_y = \frac{\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{H} x(i,j)\cdot i}{H\cdot\sum_{j=1}^{H} x(i,j)} \qquad (7)$$

入力面の暗ピクセルと明ピクセルの比は次のように計算される。

$$S = \frac{\sum_{j=1}^{H}\sum_{i=1}^{W} x(i,j)\cdot i}{H\cdot W} \qquad (8)$$

以上のように計算される重心及び面積比を用いて入力面の原画像に対する位置と比率を調整するアルゴリズムを以下に示す。

【アルゴリズム】

（１）　dx=W, dy=H　（移動量の初期値）
　　x=0, y=0　（入力面の初期位置）
（２）　if S≦閾値　then　goto　（６）
（３）　if Ｇｘ，Ｇｙが入力面である then goto （５）
（４）　入力面の画像に対する位置を微調整する
（５）　パーセプトロンの出力を計算しdx, dyを変更する
（６）　x=x+dx, y=y+dy
（７）　画像を逸脱するか、同じ箇所を通ったら終了
（８）　goto （２）

４．　ファジィアルゴリズムによる線分抽出データ系列の縮約

線分の方向性を抽出する多層パーセプトロンにより出力されるデータ系列は、画像の線分の一部分の方向性を表す。これらの系列はその隣接するデータが図形の同一線分上のものであるか否かによってグルーピングすることができる。その結果、画像データに比較的近い多層パーセプトロンの出力系列は、画像の意味する図形的特徴を表す情報に縮約される。

４．１　線分抽出データ系列の縮約法

多層パーセプトロンにより抽出されるデータ系列を

$$u_{i_1}, u_{i_2}, u_{i_3}, \cdots, u_{i_{n-1}}, u_{i_n} \qquad (9)$$

と表記したとき、ｉ番目のデータからｊ番目のデータまでを直線とみなすことのメンバーシップ値ｒ（u_i, u_j）を以下の式で定義する。

$$r(u_{i_1}, u_{i_j}) = \max_{k=1}^{j-1}[f[s(u_{i_1}, u_{i_j}), r(u_{i_1}, u_{i_k}), w(k-i+1)]] \qquad (10)$$

ここで、ｓ（u_i, u_j）はu_iとu_jとの類似度であり、ｗ（ｄ）は直線とみなすときにｄ個離れたデータから類似性の比較を始めたときの、比較の信頼性を表すメンバーシップ関数である。

このメンバーシップ値を用いた線分抽出データ間の縮約を行うアルゴリズムは以下のようになる。

【アルゴリズム】

（１）　ｉ＝０
（２）　ｊ＝０
（３）　if ｒ（u_i, u_j）が偽　then goto　（６）
（４）　if ｒ（u_i, u_{j-1}）≦ｒ（u_i, u_j）
　　then ｒ（u_i, u_{j-1}）をｒ（u_i, u_j）に縮約
（５）　j=j+1　goto　（３）
（６）　ｒ（u_i, u_j）を出力
（７）　i=j+1
（８）　if ｉ番目のデータが存在するthen goto （２）
（９）　END

ただし、アルゴリズム中の（３）の分岐はｒ（u_i, u_j）のメンバーシップ値を用いたファジィ的な分岐（非決定性分岐）となるので、本アルゴリズムはファジィアルゴリズムとなる。

４．２　線分抽出データ系列の縮約結果

上述の縮約アルゴリズムにより縮約されたデータは、線図形画像の意味する図形的特徴を表す情報である。またそれらは幾通りかの解釈が可能な多義的図形を表すものである。

5. ファジィマッチング

線図形の縮約データは、複数通りの解釈が可能な形をしている。そのデータが何を意味するの化の判断は、後の処理に任される。ここでは、線図形の標本図形を幾つか用意し、入力画像の縮約データが標本図形とどの程度相似であるかをメンバーシップ値により判定することで認識結果とする。

2次元線図形は、それを構成する線分とそれらの関係からくる頂点からなると考えられる。よって、マッチングの際の特徴量として、各頂点の角度の差

$\Delta\theta$ =（縮約データの頂点の角度）
−（標本データの頂点の角度）（11）

及び、その頂点を構成する2辺の比の差

$\Delta\ell$ =（縮約データの辺の比）−（標本データの辺の比）（12）

を用いる。2辺の比に関しては、線追跡の方向及び標本データの方向よりその対応はわかっているものとする。

照合結果として得られるメンバーシップ値Cは、縮約データと標本データの頂点の数が一致した場合のみ次のように計算される。

$C = Min\,[Min\,(\mu\Delta\theta_i, \mu\Delta\ell_i)]$ （13）

となる。全てのデータに対して各標本図形についてのCが求められ、形の曖昧な図形の場合には、複数の標本について大きな値のメンバーシップ値を得ることができる。

6. 2次元対象物の画像認識シミュレーション

対象物は、おおまかに人工物と自然物とに分けることができる。人工物は、あまり凸凹してなく曲線よりも直線の方が多い。自然物は、凸凹していて直線よりも曲線の方が多い。

本手法により2次元対象物画像の認識が可能であることを検証するために、計算機上でシミュレーション実験を行った。認識対象物としては、人工物として交通標識の中の警戒標識、自然物として地図を用いた。

6．1 交通標識の認識

警戒標識の写っている風景写真をＣＣＤカメラより入力する。入力された画像から警戒標識の黄色に対する色ファジィ集合を用いて標識を構成する黄色による標識の形状、標識内部の図形の形状を抽出する。

標識の外枠の図形として認識すべきカテゴリには、正三角形、正方形、円の3種類を用いた。標識内部の図形として認識すべきカテゴリの一覧を表－1に示す。また、実験に用いた画像を図－1に示す。

これらの画像に対し認識実験を行った結果得られたメンバーシップ値を表－2に示す。表－2の結果より、それぞれ正しい認識がなされていると判断することができる。

6．2 地図の認識

認識する対象は、関東（一都六県）の白地図とし、その一覧を表－3に示す。また、実験に用いた画像を図－2に示す。

これらの画像について認識実験を行った結果得られたメンバーシップ値を表－3に示す。表－3の結果より、正しいカテゴリについて高いメンバーシップ値が得られ、正しい認識がされていると判断できる。

7. おわりに

多層パーセプトロンを用い、前処理を施した後の2次元線図形画像から線分の方向性を抽出し、ファジィアルゴリズムにより縮約して多義的図形とし、ファジィマッチングによりメンバーシップ値付きの認識結果を得る手法を提案した。具体例として、警戒標識と地図の幾つかを用いて予め与えられたカテゴリにどの程度含まれるかをメンバーシップ値で表し、正しい認識ができることを確認した。

参考文献

[1] F.Rosenblatt : The perceptron : A Probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychol. Rev. 65(6) pp.386-408(1958)

[2] D.E.Rumelhart et al.: Learning Representations by Back-propagating errors, Nature,323-9,pp.533-536(1986)

[3] L.A.Zadeh : Fuzzy sets, Inform. Control, 8, pp. 338-353(1965)

[4] L.a.Zadeh : fuuzy Algorithm, Inform. Control, 12, pp.94-102(1968)

[5] 廣田、生駒、片貝 : ファジィ理論とニューラルネットワークを用いた二次元線図形画像の認識，科学技術庁振興調整費，ファジィシンポジウム講演予稿集，pp.34-40(1990)

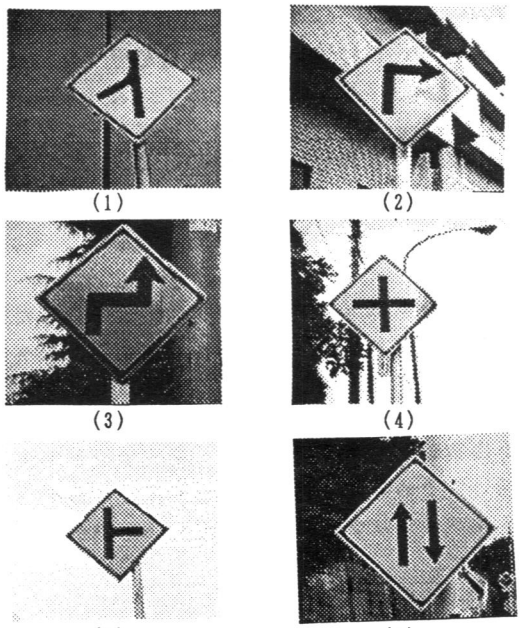
[6] 廣田、生駒、片貝、川上、久松 : ファジィアルゴリズムとニューラルネットワークによる2次元対象物の画像認識，第13回知能システムシンポジウム資料，計測自動制御学会，pp.63-68(1991)

[7] H.Freeman : On the Encording of Arbitary Geometric Configurations, IRE Trans. Electron. Comput.,

EC-10, pp.260-268(1961)

表－1　認識する標識のカテゴリ一覧

番号	カテゴリ名
1	合流交通あり
2	屈折あり
3	背向屈折あり
4	十形道路交差点あり
5	卜形道路交差点あり
6	二方向交通



図－1　実験に用いた標識の画像

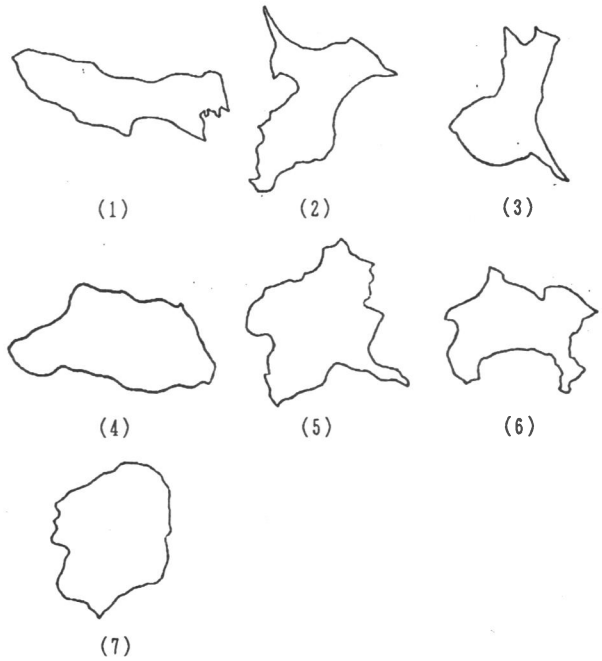
表－2　標識の認識結果

Images \ Categories	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	Frame
(1)	0.663	—	—	—	0.158	—	0.825
(2)	—	0.615	—	—	—	—	0.821
(3)	—	—	0.546	—	—	—	0.922
(4)	—	—	—	0.941	—	—	0.931
(5)	0.174	—	—	—	0.748	—	0.821
(6)	—	—	—	—	—	0.591	0.871

■ 0.9~　■ 0.8~0.9　■ 0.6~0.8
■ 0.1~0.6　▪ ~0.1

表－3　認識する地図のカテゴリ一覧

番号	カテゴリ名
1	東京都
2	千葉県
3	茨城県
4	埼玉県
5	群馬県
6	神奈川県
7	栃木県



図－2　実験で用いた地図の画像

表－4　地図の認識結果

Images \ Categories	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
(1)	0.895	—	—	—	—	—	—
(2)	—	1.000	—	—	—	—	—
(3)	0.391	—	1.000	—	—	—	0.359
(4)	—	—	—	1.000	—	—	—
(5)	—	—	—	—	0.923	—	—
(6)	—	—	—	—	—	1.000	—
(7)	—	—	—	—	—	—	0.721

T3－2（R7）

確信度を用いたグローバル制約を持つ物体の認識
The recognition system of objects having global positional constraint with certainty factor

中山　万希志　　宮島　耕治　　糊田　寿夫
Makishi NAKAYAMA, Koji MIYAJIMA and Toshio NORITA
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research(LIFE)

Abstruct: It is an important problem for pattern recognition to recognize the objects represented by fuzzy model or linguistic expression. In this report, the method for calculation of certainty grades for the structure element by combining the following two certainty grades which are represented real value between 0 and 1.
(i)local certainty grade based on feature analyses for each element.
(ii)the grade based on global positional relation among other elements.

はじめに

あいまいなモデルや言語表現によって記述された対象物を認識することはパターン認識における中心的な問題の一つである。変化する形状をもつ人間の顔の検出や言語表現に基づく地図上のルートの認識はその代表的な例である。ところが、これらの問題は以下の２点で困難な課題を持つ。

（１）観測するview pointが変化すると各構成要素の特徴が変化したり、目、口、鼻などの各構成要素の位置関係が変化したりする。
（２）各々の構成要素は顔の個人差等のために一意的なモデルでは記述しにくく、そのため、各々の要素毎の認識で明白な判断を下しにくい。

従来よりこのような問題点を解決するためにさまざまな研究がなされている([1]-[2])。そこで本論では、0-1区間の実数値で表記される対象物らしさを表す確信度を用いるアプローチをとる。この確信度は大きくわけ、以下の２面から各構成要素らしさを表し、これらを統合し各構成要素本来の持つ確信度を求める手法について述べる。

（１）各構成要素の特徴解析に基づくローカルな確信度
（２）他の周辺部の構成要素との相互間の制約関係に基づく確信度

本報告ではこのような考え方を考慮した認識手法の具体的なアルゴリズムとシミュレーション結果について述べる。以下、１節では本手法の概念を、２節では本手法の説明を、３節では本手法の数値例、そして４節ではまとめを述べる。

１．本手法の概念

構成要素本来の確信度は前述の２つの確信度をDempsterの結合則を用いて結合することにより得られる。この考えかたを図1で示す。たとえば人物画像の中から目だけを検出した時の認識の確信度が低くても、その検出された目の位置が他の構成要素である口、鼻などの場所から判断して整合性のある場所に検出されているとすると、単独で発見された時の確信度よりも幾分高めて評価すべきであろうと考える。

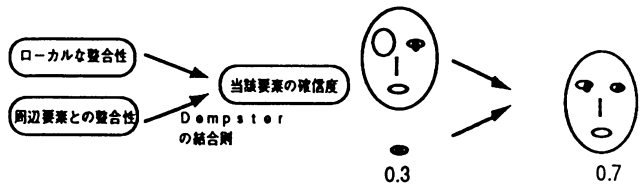


図１本手法の概念

本論では以下のような特徴を持つ対象物を取り扱う。
（１）複数の構成要素からなっている対象物。
（２）各構成要素間は全体として相互間の制約を持っている対象物。
（３）各構成要素の特徴表現が一意的なモデルでは記述しにくく、そのため、各々の要素毎の認識で明白な判断を下しにくい対象物。

上記の仮定に従い、認識しようとする対象物はele(0),・・・,ele(n)のようにn個の構成要素から作られているものとする。

例えば対象物を顔とした場合、目、口、鼻などがその構成要素にあたる。これらの構成要素間の位置的制約関係は個人差はあるもののほぼ固定されており、（2）の条件はみたしている。また各構成要素である目、口、鼻には個人差があったり、表情によって形状が変化したりするので、（3）の条件は満たされる。この場合の確信度は各構成要素独立に定義されるもので、ローカルな意味での確信度となる。

次に本手法の概略フローを図2に示す。本手法は大きく分けて”ローカルな認識部”、”グローバルな位置関係のルールベース”および”グローバルな位置関係の整合性評価部”の3つの部分よりなる。

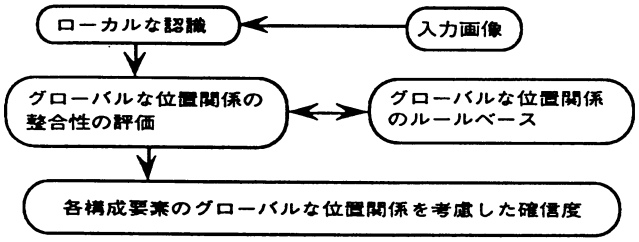


図2　本手法の概略フロー

2.本手法の説明

2.1　ローカルな認識

ここでは、まず認識しようとしている対象物を構成する構成要素のローカルな認識方法について述べる。各構成要素ごとに特徴モデルを作成し、画像データとマッチングをとることにより確信度を伴った複数個の候補群を抽出する。この時ele(i)の候補群のラベルをcan(i,1),・・・,can(i,ni) とする。またその候補がele(i)である確信度をg_l(i,1), ・・・,g_l(i,ni)であたえる。またそれぞれの候補の位置は、(x_loc(i,1),y_loc(i,1))・・・,(x_loc(i,ni) y_loc(i,ni))とする。上記のような情報を得るために必要とされる画像処理は明度分布やエッジ検出等の低レベルの画像処理である。即ち他の構成要素の存在とはまったく独立に得られる情報量とする。

このようにローカルな意味で認識された各候補群に対して、他の候補とのグローバルな位置関係でその確信度を変更することを考える。そこでまず、グローバルな位置関係を既定するルールベースを以下のように構築する。

2.2　グローバルな位置関係のルールベース

本システムではグローバルな位置関係の整合性を評価するためにルールベースブロックを持っている。本ルールベースはある数の構成要素を固定し、(ele(i1),ele(i2),・・・,ele(ik))、これらの構成要素の位置がそれぞれあたえられた時にこれらの構成要素以外の構成要素の存在位置を限定できるルールあるいは数式で構成されている。これらのルール中には言語表現やあいまいな要素を含んだ記述をゆるす。次章では上記ルールベースを用いて構成要素間のグローバルな位置関係の整合性の評価に関して述べる。

2.3　グローバルな位置関係の整合性の評価

人間の顔はカメラの視点を自由に変化させても目、口、鼻等の構成要素を3点固定すると他の構成要素の位置が推定できる。そこで本論では認識対象を構成する構成要素の位置関係が3次元的にほぼ固定されている場合を想定する。この場合はそれらの構成要素の3つを固定するとカメラの視点によらず他の構成要素の位置は対象面をのぞくと一意に決定できる。上記の仮定の基に評価しようとする構成要素ele(i)の候補群を上記ルールベースを用いて以下のような手順で評価する。

(1)評価しようとする構成要素(ele(i))の候補群の中から候補を1つ選択する(can(i,i1))。

(2)ele(i)の周辺の構成要素を3つ選び(ele(j),ele(k),ele(l))、その中から候補を1つずつ選択する(can(j,j1),can(k,k1),can(l,l1))。

(3)選択された3つの候補の位置情報,(x_loc(j,j1),y_loc(j,j1)),(x_loc(k,k1), y_loc(k,k1)),(x_loc(l,l1), y_loc(l,l1))を上記のルールベースの入力とし、ele(i)の存在位置を推定する。この推定位置とele(i)の候補can(i,i1)の座標x_loc(i,i1), y_loc(i,i1)がある誤差範囲内で近ければ整合性があるものとし、範囲外であれば整合性はないものとする。またこの整合性の度合は3つの周辺要素の各候補がすべてなりたっていると仮定しているのでこの3候補がそれぞれの要素であるという確信度の最小値をとって整合性の度合とする。即ち整合性がとれている場合は

$$t\_g((i,i1),(j,j1),(k,k1),(l,l1)) = \min(g\_l(j,j1),g\_l(k,k1),g\_l(l,l1)) \quad (1)$$

の値でele(i)のcan(i,i1)が周辺要素から支持されていると考える。また、整合性がとれていない場合も同様にしてf_gを求める。

(4)構成要素ele(i)のcan(i,i1)に対して上記の操作を考えられる周辺の取り得る3つの構成要素の候補群すべてに関し行いt_g, f_gの値を算出する。算出されたt_gおよびf_gの最大値をそれぞれt_max(i,i1),f_max(i,i1) とする。ここで最大値をとる理由は周辺部の構成要素を選択する時、その一部が重複して選ばれることになるのでここでは最大値で代表させることにする。

(5)上記のt_max(i,i1)およびf_max(i,i1)と構成要素ele(i)の候補can(i,i1)のローカルな確信度g_l(i,i1)をDempsterの結合則を用いて結合する。即ちg_l(i,i1)、t_max、f_maxをそれぞれ構成要素認識のための証拠として考え、これらを統合し、これをトータルとしての確信度g_t(i,i1)とする。具体的な演算式は以下に示すような形となる。

$$g\_t(i,i1)=(t\_max^*(i,i1)+g\_l(i,i1)\times(1-t\_max^*(i,i1)-f\_max^*(i,i1)))/(1-g\_l(i,i1)\times f\_max^*(i,i1)) \quad (2)$$

ただし

$$t\_max^*(i,i1)=t\_max(i,i1)\times(1-f\_max(i,i1))/(1-f\_max(i,i1)\times t\_max(i,i1))$$

$$f\_max^*(i,i1)=f\_max(i,i1)\times(1-t\_max(i,i1))/(1-f\_max(i,i1)\times t\_max(i,i1))$$

である。

(6)上記の操作を構成要素ele(i)のすべての候補群can(i,j)に対して行いそれぞれg_t(i,j)を算出する。

以上の手続きで得られたg_t(i,j)にはローカルな認識結果に基づく確信度にグローバルな位置関係の整合性を考慮されたものとなっている。各々の構成要素のトータルとしての確信度の計算はローカルな意味での周囲の構成要素の確信度を用いるため、各々の要素で並列に演算が可能である。次に演算の回数について議論を加える。

ある要素を固定した場合、n-1個の周辺要素から3要素を選ぶ選び方は(n-1)(n-2)(n-3)/3!で各々候補がm個ずつ存在すると、チェックの回数は、m^3*(n-1)(n-2)(n-3)/3!回となる。一方、n要素の中から候補を1つずつ選ぶと選び方の総和はm^(n-1)個となりm、nの数が大きくなるにつれ前者の比較回数の方が少なくなる。

以上で本手法の基本的な考え方のアルゴリズムを示した。次章では、本手法の数値例について述べる。

3. 本手法の適用例

3.1 地図の経路特定問題による数値例

本手法の例題として、地図の経路特定問題を考える。この例では地図の経路を一つの対象物と考え、ビルや橋、駐車場などを対象物である経路を構成する構成要素とする。この場合単に”ビル”や”橋”といったことばだけ取り扱うのではなく”高いビル”や”大きな橋”などのように形容詞をともなう表現も許容する。ここではコンピュータ内部に図3のような地図情報を与えられているとする。いまこの地図には要素としてビル,駐車場,橋,ガソリンスタンド(GS)の4要素を考える。それぞれの要素には高さ、面積などの属性情報が与えられている。上記のような前提で以下の説明文から地図経路の特定をおこなってみる。

"広い駐車場を出発してしばらく歩き高いビル1を右にまがる。大きな橋1を渡った後高いビル2を右にまがると大きな橋2があります。しばらく歩いて大きなガソリンスタンドを右にまがり、まっすぐ行くとスタート地点にもどります。"

まずはじめに説明文に記述されている構成要素をele(1)=駐車場,ele(2)=ビル,ele(3)=橋1,ele(4)=ビル2,ele(5)=橋2,ele(6)=GSのように定義しておく。

図3に対応する各候補のローカルな意味での認識を属性情報と対応するメンバーシップ関数を用いて行い"高いビル"の確信度等を順次求める。その結果を表1のg_lで示す。

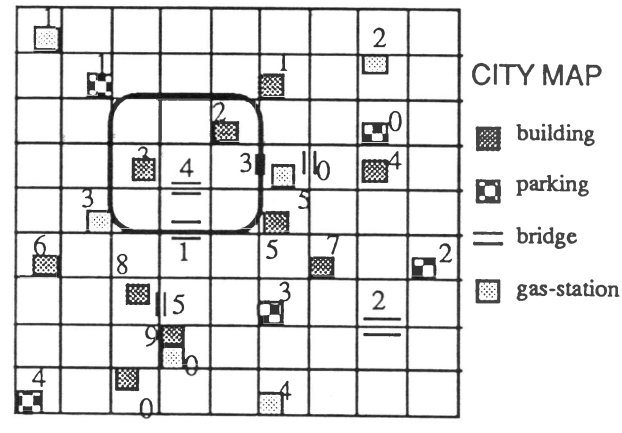


図3 地図の経路特定問題

次にグローバルな位置関係のルールベースは前述の説明文と付加的な情報である各構成要素間の距離比で記述する。以上のような条件で本手法を用いて計算した結果を表1のg_tで表す。

表1の結果からグローバルな位置関係の整合性が説明できる構成要素は、初期の確信度をそれぞれ引き上げているようすがわかる。また、グローバルな位置関係の整合性がうまく説明できないものに関してはその確信度を大幅に減少させており、合理的な確信度を与えていると考える。その結果、g_lの最大値だけで判断すると経路が特定できなかったのに対しg_tで判断することにより認識しようとしている経路が特定できる(図3参照)。

表1　地図経路特定問題の結果

ele	can	g_l	g_t	ele	can	g_l	g_t
0	0	0.10	0.02				
0	1	0.60	0.84	・	・	・	・
0	2	0.30	0.08	・	・	・	・
0	3	0.20	0.05	・	・	・	・
0	4	0.20	0.05	4	3	0.50	0.23
・	・	・	・	4	4	0.80	0.55
・	・	・	・	4	5	0.10	0.03
・	・	・	・				
2	0	0.30	0.11	5	0	0.30	0.08
2	1	0.70	0.41	5	1	0.20	0.05
2	2	0.20	0.07	5	2	0.10	0.02
2	3	0.50	0.80	5	3	0.50	0.80
2	4	0.80	0.55	5	4	0.30	0.08
2	5	0.10	0.03	5	5	0.20	0.05

3.2　顔画像識別システムへの応用

言葉による説明に基づく顔の個人識別システムへも応用検討を行っている。

言葉で人間の顔の特徴を述べる場合、例えば「目の大きな人」、「口の小さな人」というように各部位に対する主観的表現を行うのが通常である。しかし、この部位についての言語表現はその説明された部位のローカルな大きさ認識に基づくものだけではなく、他の部位との相対比較関係を基にグローバルな認識を行い、この2つの認識を融合させた結果として発せられているものと考えられる。例えば、同じ大きさの目を持つ人がいても、一方の人が大きな口を持っていれば、もう一方の人と比較すると人に対して「口の大きな人」という評価が高く、「目の大きな人」という評価は低いものとなってしまう。

そこで個人の顔の特徴を目、口、鼻などの各部位の特異の特徴とそれらの大きさ関係の特徴に分けて考える。

ローカルな認識を行うための特徴モデルは各部位の大きさ表現することばをあらかじめメンバーシップ関数で記述しておき、この特徴モデルによりローカルな確信度を計算を行う。

グローバルな大きさ関係を示す表現についてのルールは両者の大きさを記述する特徴量の比に対するメンバーシップ関数で記述される。このグローバルなルール記述は右目に対して左目、鼻、口、耳などすべての顔の特徴部位に対しての大きさ関係で記述されている。

この特徴モデルによりグローバルな確信度の計算を行う。また、排反となる表現に対して同様の計算で確信度を求める。

この方法を個人識別に適用することにより、ローカルな特徴判断のみでは導き出せない人の主観に基づくFIRST IMPRESSIONの言語による表現を理解し、顔画像データベースからの個人同定の可能性が見いだされた。

4　まとめ

ローカルな意味での認識により確信度の付与された構成要素に対して、グローバルな位置関係を考慮した確信度に変換する手法について検討した。本手法はある構成要素の存在が周辺の要素群によりどう説明されるかに基づいて確信度を変更しようとするものであり、ローカルな意味での確信度とグローバルな意味での確信度の統合には証拠理論の一つであるDempster-Shaferの理論を用いている。今後はローカルな整合性の意味の統一と、トータルの確信度の統合による対象物の評価を検討し、顔画像識別システムを構築していきたい。

5.参考文献

[1] A.Rosenfeld,Scene Labeling by Relaxation Operations,IEEE Trans. on Systems,Man & Cybernetics,vol.SMC-6,No.6,JUNE 1976

[2] Provan et. al,Model_Based Object Recognition : A Truth Maintenance Approach ,Proc.4th Conf.on Artificial Intelligence Applications,Mar.14-18,1988.1.

連絡先
〒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

T3－3（R7）

ファジィ推論を用いた船舶レーダー画像認識

Vessel Radar Image Recognition using Fuzzzy Inference

村上周太 Shuta MURAKAMI　樋口知佳 Chika HIGUCHI　勘久保広一 Koichi KANKUBO

九州工業大学 Kyushu Institute of Technology　弓削商船高等専門学校 Yuge Mercantile Marine College

Abstruct: In the radar vessel-data processing system , there exist some problems such as a discrimination of real echoes and vertual ones , an identification of positions and sizes of vessels, an annexation or separation of two or more echoes and so on. In this paper, when radar image of a vessel is obtained as two or more separated echo data, a method to recognize these echoes as one vessel by using fuzzy inference is proposed.

1．はじめに

船舶用データの映像から，船の存在，位置，形状などを自動認識する際，実像と偽像の識別，船体中心位置の推定，映像割れのある場合の分離，併合処理等の問題がある．

本研究では，特に，１つの映像（１隻）として得られるべきものが，ノイズ等により複数の映像として得られる，いわゆるエコー割れが生じた場合の処理をエキスパートの知識を利用したルールをもとに，ファジィ推論によって行うことができることを示す．

2．レーダー画像処理

2.1　レーダーデータの構成

本研究で用いたデータは，レーダーでとらえた，実際に航行している船舶のものである．エコーデータを構成するにあたって必要とするものは，ハードウェア部で作成されるフレームデータと，そのフレームデータをさらに１隻の船舶として連結する情報である．表1に実際のデータの形態を示す．

まず，表1(a)をグラフィック化する．グラフィックにするときの基準はレーダー局で，その設置場所を原点として円弧を描く．与えられているデータからは，方位角先頭を始点とし，方位角末尾を終点とする半径Ｌの円弧を描くことができるが，このシステムの距離方向の処理単位が20mなので，距離Ｌの前後10mをとり，方位角先頭，末尾を用いて，次の４点を設定する．

S_1・・・・角度θ_sと距離（Ｌ×20－10m）の座標
S_2・・・・角度θ_sと距離（Ｌ×20＋10m）の座標
E_1・・・・角度θ_Eと距離（Ｌ×20－10m）の座標
E_2・・・・角度θ_Eと距離（Ｌ×20＋10m）の座標

この４点から，S_1とE_1，S_2とE_2を結ぶ円弧を描いて，さらにS_1とS_2，E_1とE_2を直線で結んだ扇型を描く．この様子を図1に示す．

表1　レーダーデータ

(a) フレームデータ

E_No.	L	θ_s	θ_E
:	:	:	:
25	45	956	996
27	44	961	1012
29	43	972	1017
32	43	1020	1025
34	41	998	1032
32	42	987	1033
:	:	:	:

(b) 連結情報

No.A	No.B
:	:
24	25
25	27
26	28
27	29
29	32
32	34
:	:

（AとBを連結）

E_No.・・・・エコーナンバー
L・・・・・・距離（単位：20m）
θ_s・・・・・・方位角先頭
θ_E・・・・・・方位角末尾（単位：360°/4096）

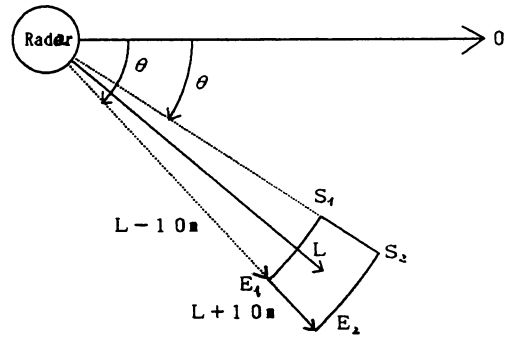


図1　フレームデータの表示

これをそれぞれのフレームデータについて作図していくと，扇型の集まりが所々に現れる（図2）．ここまではフレームデータを表示したが，さらに連結情報を付加して表示する．

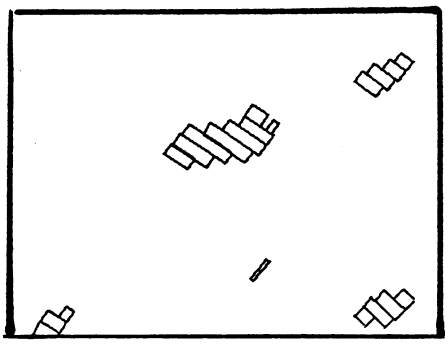


図2　フレームデータの表示

次に，表1(b)のように，連結情報にもとづきエコーナンバーで識別されている２つのデータを連結していく．２つのデータを比較しながら，方位角先頭は最小値を，方位角末尾は最大値を抽出し，それぞれθ_S'，θ_E'とする．また距離は，値が小さいほうをL_1，大きいほうをL_2とする．そしてフレームデータを表示する場合と同じように次の４点を設定し，同様に１つの扇型を表示する．

S_1'・・・・角度θ_S'と距離（$L_1\times 20-10$）の座標
S_2'・・・・角度θ_S'と距離（$L_2\times 20-10$）の座標
E_1'・・・・角度θ_E'と距離（$L_1\times 20-10$）の座標
E_2'・・・・角度θ_E'と距離（$L_2\times 20-10$）の座標

この扇型１つで１隻の船舶のエコーデータを表示している．エコーの中心位置は，扇型の重心である．エコーの面積情報を得る場合は，図2の扇型の面積の和を求める．連結したデータは図3のようになり，図2と図3を合成したものは図4のようになる．

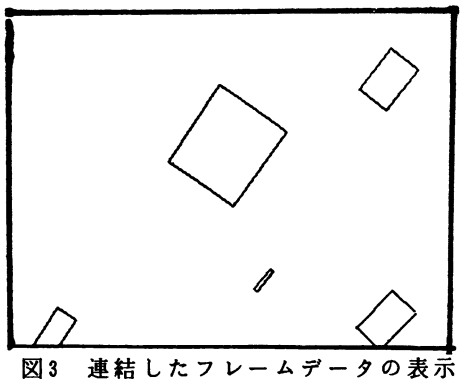


図3　連結したフレームデータの表示

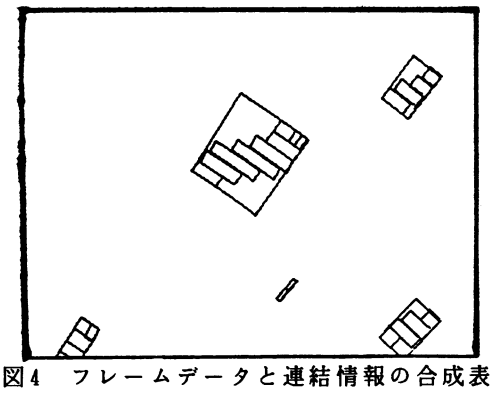
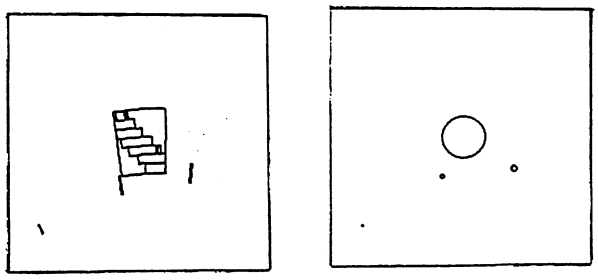


図4　フレームデータと連結情報の合成表示

本研究では，予想中心位置と面積を分かりやすく表示するため，エコーデータを円で表示することにする．円で表示する前の連結エコーデータの映像と円で表示した映像を図5に表示する．

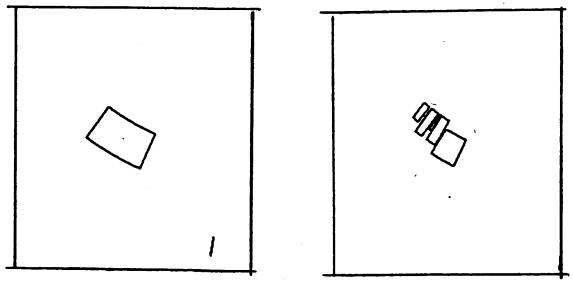


(a)連結ｴｺｰﾃﾞｰﾀの映像　　(b)円形表示

図5　表示形態の変更

2.2　レーダー画像処理における問題点

レーダー画像処理により，物体を認識するときには，様々な問題が生じる．レーダーの反射波は，雨や雲等の気象条件によって，減衰することがある．このことにより，通常，図6(a)のように認識されるところが，図6(b)のように物体のエコーデータが正しく形成されなかったりする．いわゆる，エコー割れと呼ばれる現象である．このエコー割れをデータの面からみると，表1(b)に示す連結情報にデータ落ちが生じているために，一つの物体として正しく認識できていないと言うことである．



(a)正常画像　　(b)エコー割れ

図6　エコー割れ

3．ファジィ推論の適用

3.1 エコー割れに対する推論方法

ここでは，2.2節で述べたエコー割れを生じている船舶データの認識方法を考える．

一周期（６秒）前のエコーデータから予想される現在の船舶データと実際の船舶データが，同一のものであるかどうかをファジィ推論によって識別することを考える．そこで前件部のパラメータとして，エコーデータの予想位置と，エコーデーターの面積を使用する．

まず，予想位置についてであるが，レーダー局からのデータは，６秒ごとに更新される．よって，６秒前のエコーデータの中心位置から，現在の予想中心位置を求める．

ここで，エコー割れが起きていない場合と起きてい

る場合を考える．まず，エコー割れが起きていない場合である．

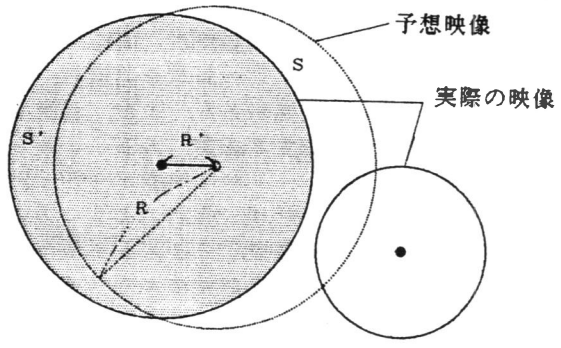


図7　エコー割れの起きていない例

図7では，予想中心位置とそれに一番近いエコーデータの中心位置との距離（R'）が予想円の半径（R）に比べて小さいので位置的には，調べている船舶のデータと考えられる．また，面積を見るとS'はSとほとんど変わらないので，このエコーデータは調べている1隻の船舶のデータであると考えられる．よって，すぐ近くに別のエコーデータが存在しても，このデータは別のもので，エコー割れによるものでないことになる．

次にエコー割れが起きている場合を示す．

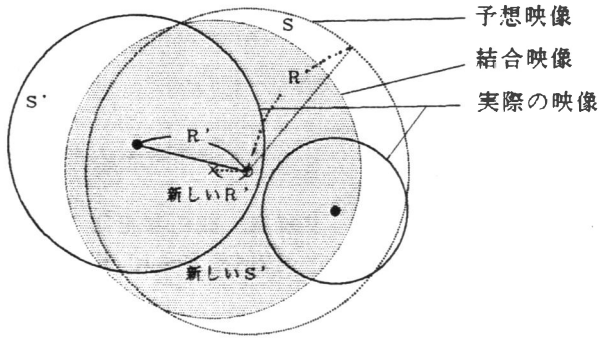


図8　エコー割れの起きている例

図8では，R'は，Rと比べると小さいとはいえず，面積S'もSに比べると小さいので，このエコーデータは割れている可能性があるといえる．そこで，2番目に予想中心位置に近いデータを結合してみる．結合の仕方は，中心位置は2つの円の面積の比で中心位置間を分ける点とし，面積は2つのデータの面積の和とする．そして新たにR'とS'を求めて，同じように考えてみる．結合したものは，網掛けを施している円である．新しいR'がRに比べて小さくなり，新しいS'もSとほとんど変わらなくなれば，結合した結果が1隻の船舶データと考えられる．2つの結合でうまくいかなければ，さらに3つ，4つ，...と結合を繰り返して調べる．

そこで，いままで1隻の船舶のデータかどうか調べるのに用いてきたR，R'とS，S'の関係をまとめる．

まず，RとR'の関係であるが，Rに対するR'の割合を調べることで推論を行う．つまり，

$$\Delta R = \frac{R'}{R} \qquad (1)$$

なる⊿Rを求める．⊿Rは小さいほど1隻のデータである可能性が高くなる．

図9に⊿Rのメンバーシップ関数を示す．

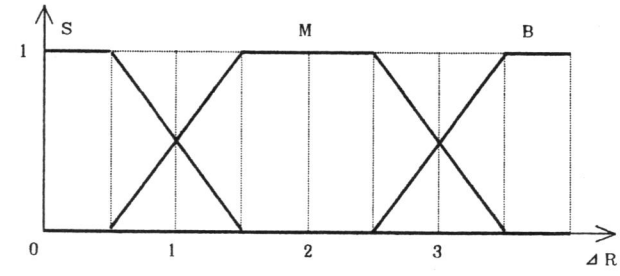


図9　⊿Rのメンバーシップ関数

SとS'についても同様にすると，

$$\Delta S = \frac{S'}{S} \qquad (2)$$

なる⊿Sを求めて推論を行う．⊿Sは1に近い（ほとんど変わらない）ほど1隻のデータである可能性が高くなる．図10に⊿Sのメンバーシップ関数を示す

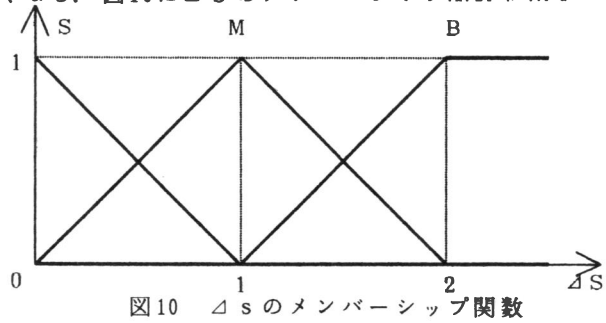


図10　⊿sのメンバーシップ関数

この推論の結果は，調べる対象のデータが1隻の船舶であるかどうかなので，1隻の船舶である可能性Pが高いか低いの2つとする．よって，メンバーシップ関数は1と0のシングルトンとし，これらをもとに9つの規則を考える．

1. If ⊿R is S, ⊿s is S, then P is L
2. If ⊿R is S, ⊿s is M, then P is H
3. If ⊿R is S, ⊿s is B, then P is L
4. If ⊿R is M, ⊿s is S, then P is L
5. If ⊿R is M, ⊿s is M, then P is H
6. If ⊿R is M, ⊿s is B, then P is L
7. If ⊿R is B, ⊿s is S, then P is L
8. If ⊿R is B, ⊿s is M, then P is L
9. If ⊿R is B, ⊿s is B, then P is L

ここで，S＝Small，M＝Medium，B＝Big，H：High（1），L：Low（0）

入力1R，⊿Sに対する前件部の適合度をω_i（iはルールの番号）とし，ω_j(j=1,3,4,6,7,8,9)の中の最大値をω_{MAXj}，ω_k k=2,5)の中の最大値をω_{MAXk}とすると，全体の推論結果はPの重み付平均をとることにより，

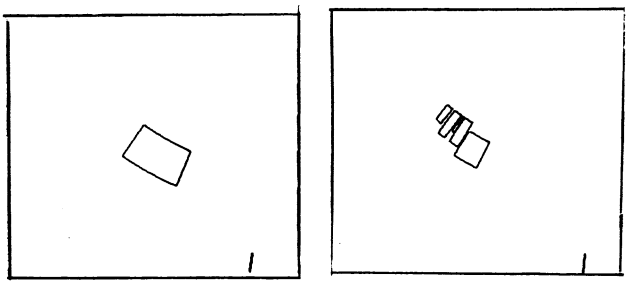
$$P^{\circ} = \frac{\omega_{MAXj} \times 0 + \omega_{MAXk} \times 1}{\omega_{MAXj} + \omega_{MAXk}} \quad (3)$$

で与えられる.

ここで考えた推論方法では，まず予想中心位置に近い1つのデータから推論を行い，推論結果P_1を得る．次に2つを結合したときの推論結果P_2を得る．P_1とP_2の値を比べてP_1の値が大きければ推論を終了する．P_2の方が大きければ次に3つを結合したときのP_3を求めてP_2とP_3を比べる．P_2が大きければ推論を終了する．そうでなければさらにP_4を求める．このようにP_nとP_{n+1}を比べてP_nの値の方が大きくなるまで推論を繰り返す.

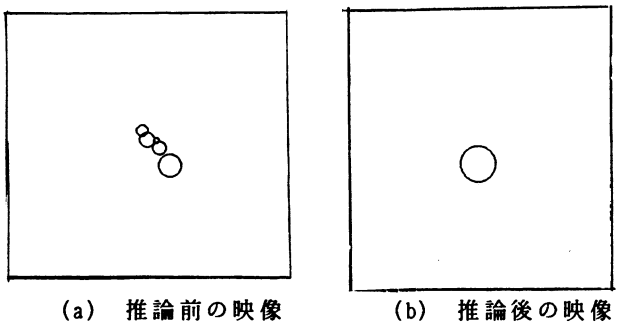
4．事例

エコー割れの状態にあるデータに対して，前章で説明した推論法により，エコーデータを連結した結果を示す.



(a)　6秒前の映像　　(b)　現在の映像

図11　映像データ



(a)　推論前の映像　　(b)　推論後の映像

図12　推論時の映像

図11(a)のように1隻の映像であったものが，(b)のように5つに割れてしまっている場合の事例である．図11(b)の映像は，図12(a)のように変換され推論にかけられる．図12(b)は推論結果であるが，5つの映像が1つに結合されているのがわかる.

5．おわりに

本研究では，1隻の船舶のエコーデータが2つ以上のデータに分かれてしまう，エコー割れに対してファジィ推論を適用し，1隻のエコーデータに結合し直す処理を考えた．使用したデータは，実際にレーダーで捕らえられた船舶のものであり，エコー割れの場面は限られてはいるが，分離したデータの結合は，ノイズを結合してしまう場合もあるものの，うまくいったといえる.

今後の課題としては，いままで，1隻の船舶を追尾してエコー割れかどうかを認識したが，同時に2隻以上の船舶についても正しくエコー割れを認識し，正しく結合するかを確認する必要がある．また，海面反射や航跡波等のノイズを除去する必要がある．これらの除去には，多分にエキスパート的な知識が必要と思われるが，ノイズが除去できれば，前述のように，エコー割れのデータを結合する際に，ノイズまで結合することもなく，データの結合結果が更によくなると思われる．そのほかに，エコー割れとは反対の，2隻，あるいはそれ以上の船舶が，すれ違いや追越しの場合等で接近するときに，それらの船舶のエコーデータが1つのエコーデータに結合されてしまうという問題がある．しかし，これに対しては，エコー割れのときと同様に，予想位置と面積をパラメータとして推論が可能であると思われる．ただし，面積はエコー割れのときは減少していたが，この場合増加するはずであるので，これを利用しなければならない.

本研究において，有意な御助言を頂きました，沖電気（株）電子応用システム事業本部の林靖氏，岡本和男氏，ならびに貴重なデータを提供して下さいました海上保安庁に感謝致します.

参考文献

(1)　寺野，浅居，菅野：ファジィシステム入門，オーム社(1987)

(2)　田辺　穣：実用レーダ航海，成山堂書店(1979)

(3)　牧野校閲，他：レーダ技術(その1)，(その2)，電子通信学会(1981)

T4－1（R7）

バルーン型ファジー・スペースと閉曲線型自然像の認識

recognition for close-outlined figure of natural article introducing baloon type fazzy space idea

井阪　秀夫
Hideo Isaka

Image gecognition has been researched and developed with several method. This paper introduces new method of centers of gravities and vecters, describing the distinguishment through fazzy reasoning. This method is applicable for distinguishing of resemble patterns.

1）初めに

画像認識はコンピュータ　ビジヨンとも　言われ、2次元あるいは3次元のパターンが何の像であるかを人間の目視ではなく、コンピュータ及びその付属装置に識別させるものである。

これまでの画像認識の方法は画像にテンプレートを当てはめ、その一致度により判別したり領域分割や、色、形、などの諸量を計測し、それらを元に統計的方法あるいは構造的方法により識別する手段が研究され、一部で実用化されている。しかしテンプレート・パターンが必用であつたり、特徴選択に多変量解析を利用するなど、問題が多い。そこでべつな方式の画像認識を発案し、説明をこころみる。

一般の画像認識では背景や対象物が千差万別であり、その対応は決して簡単なものではない。人間の認識の場合は過去の膨大な知識、情報といったデータ・ベースを保有しており、画像に対面するまでにあらかじめ会話や分囲気等で事前にデータベース活用領域を予測しておりしかるべきオペレーチング・ソフトを準備している様である。

コンピュタ・ビジヨンに於いても同様で、限定や制約条件のない状態での入力画像の認識には困難が大きい。事実、画像認識が特定の分野では研究がすすんでいるが汎用画像認識となると問題が多い。

そこで筆者は閉曲線で構成された独立図形の認識に的を絞りそのメンバーシツプ関数としてバルーン型フアジースペースを導入し、更に評価に対しては特定の評価関数を導入した。以上の関係を概念的に図示すると図1の様になる。

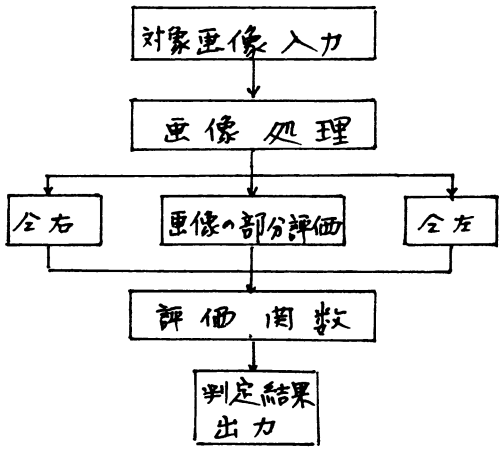


図 1

2）メンバーシップ関数としてのファジー・スペイス

画像認識の対象を閉曲線で構成された独立図形に限定する。すなわちこの図形は面積をもっている。また閉曲線は単に輪郭にとどまらず、輪郭内で内部輪郭を構成したり、全体輪郭の一部をとりこみそれとつながる部分輪郭をふくむ図形を構成する。また対象を自然に存在する物に限定する。すなわち対象は本来三次元であり、画像として二次元表現されているにすぎない。

画像処理の手段としては次のものを利用する。

a　輪郭から面積（At）と重心位置（Xt，Yt）をもとめる。この全体重心位置を原点（o）とする。

b　テクスチャー処理を行い輪郭内画像をクラスターにわける。

c　各クラスターにたいし輪郭をつくり面積（Aci）重心位置（Xci，Yci）をもとめる。

d　全体重心（o）と各クラスター重心（ci）までのヴェクトル（oVci）をつくる。

e　特定の目印と全体重心（o）を結ぶヴェクトルをつくり基準線とする。その長さをoVbaseとする。

f　基準線とoVciとのなす角BiとLi（oVci／oVbase）ヴェクトル長比で各クラスターの重心位置がきまる。

g　各クラスターの面積比Ri（Aci／At）をもとめる。

かくして（B，L，R）の三次元座標が設定された。各クラスターの重心位置、面積が有界可変とすると（B＋－dB，L＋－dL，R＋－dR）がクリスプな1となる。更にその外側にファジー領域が在する。クリスプな領域はだ円体（baloon）とみなしその外皮にファジーゾーンが存在することになる。

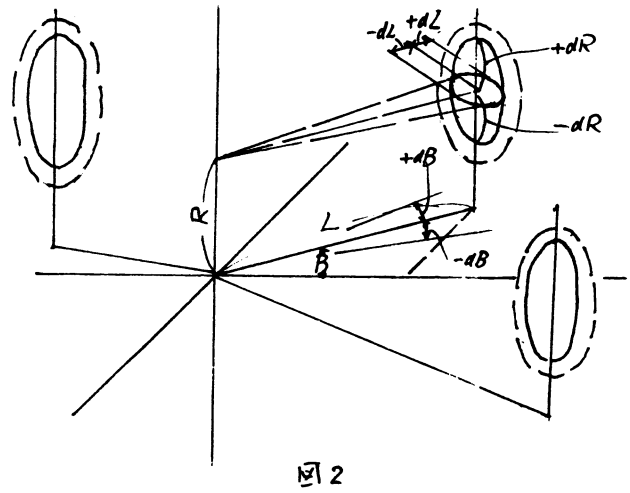


図 2

3）Baloon型 Fazzy Space (B F S)の検討

1‥baloonについて

通常のfazzy 推論においては前件部と後件部とに分けけられ、前件部においてメンバーシップ関数が設定される。B F S においては前件部の条件指定は言語値ではなく、(Bi,Li,Ri)で表現される３次元座標で指定される。

この座標位置がｈ：X ──>[0,1]で表されるbaloon内のどの位置にあるかが問題となる。即ちbaloonは３次元のメンバーシップの関数であり、中心部分のコア楕円体で代表されるグレード１の部分とその周囲に厚い卵殻状にグレードが１から０にわたって内側から外側に向かって変化するfazzy 層が存在する。このコア楕円体と遷移fazzy 層の寸法決定即ちパラメータの決定はチューニングによる。（図３参照）

チューニングに際しては先ずbaloonのB,L 平面への投影図を作成する訳であるが、現実には複数の種類の自然像のそれぞれから得られたデータ点が平面上に、各クラスタの重心付近に散在するだけである。

目的は別途任意に用意された複数の種類の中のいづれかの自然像をランダムに抽出してそれがどの種のものかを機械的に判別する推論機構を作ることである。

簡単化するために種類をA,B ２種に限定するとつぎの３つの場合に帰納される。

ａ・・確実にA 種またはB 種のみ存在するスペース

ｂ・・A 種とB 種が混在するスペース

ｃ・・A 種、B 種いづれも存在しない空集合スペース

ａのスペースをコアと呼び、ｂのそれを遷移fazzy 層と呼ぶ。図４，図５はそれらの断面概念図であるがR 方向にも伸びていてB,L 平面上に浮かんでいる訳である。従って投影図上ではデーター点が混在している場合でも３次元で表現すれば空間的べつべつのコアを形成している場合が多い。

これがbaloon と称するゆえんである。即ち B,L 平面に垂直な軸を含む平面を軸回りに回転探索してコアのパラメータを決定することができる。

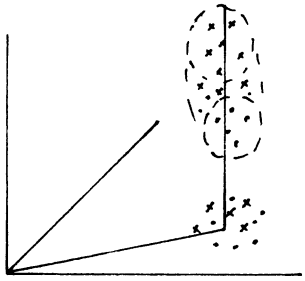


図 ３

2‥遷移fazzy 層について

図４に示すごとくA,B ２種のコアが接近すると当然、混在スペースが空間上に存在する。図４ではコア同志の接近部分に限定されているが、図５では厚い卵殻状に存在する。この遷移部分の断面図（D-D 断面図）を描くと図６の様になる。即ちコア上で１であるグレードが遷移層に入ると減少し遂には他種コアの領域の境界で0 となる。

4）評価関数

上記baloonはそれぞれのクラスターごとに少なくとも各１個の AコアとB コアが存在する。任意に準備された、判定に共される画像は２節の処理により（Bi,Li,Ri）の座標値が各クラスターごとに１個求められる。即ちクラスターの数がK 個であるとｉ＝１からK 迄となる。このK 個の値は前件部の変数値に相当する。その座標値がコア内にあればグレード１、遷移部内であれば1 〜0 となる。

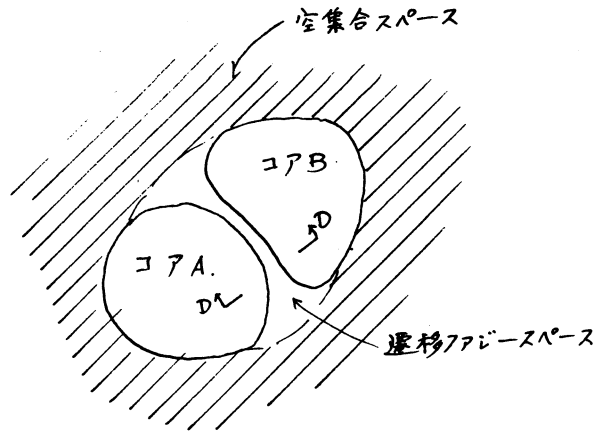


図 ４

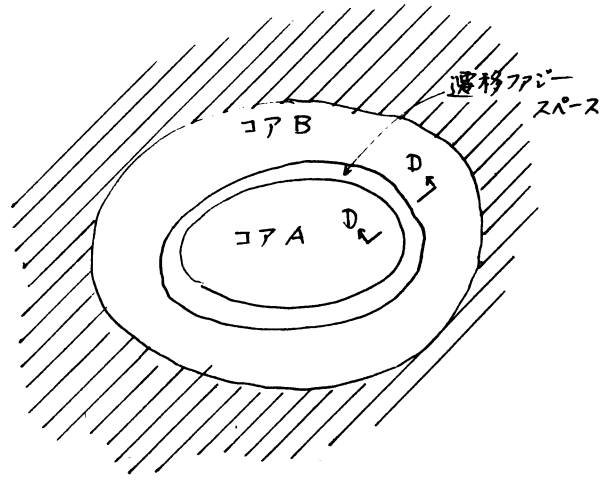


図 ５

かくして得られたk 個のグレード値は同種の値について積を求める。即ち $\prod_{i=1}^{k} j\,Gi$ （j は種別）を得る。

評価関数Ｈを次の様に設定する。

$$H=\prod_{i=1}^{k} a\,Gi \vee \prod_{i=1}^{k} b\,Gi \vee \prod_{i=1}^{k} c\,Gi \cdots$$

その最大値に該当する種を判定値とする。

判定に供される画像が与えられた時２節の手順にしたがって（j Bi,j Li, jRi），ｉ［1‥k］が得られる。ｋ個の座標値より各クラスターのグレード値がもとめられる。その場合の取りうる状態別に検討すると次のようになる。

ａ・・各グレード値が全て同一種で全て1 である場合他種は全て0 となり、種がきまる。

ｂ・・各グレード値がすべて1 であるがコアの種が１つでも異なる場合には $\prod_{i=1}^{k} j\,Gi$ は全て0 となる。従って判定不可となる。

ｃ・・座標値がコア内にあるものと遷移スペースにあるものとが混在する場合

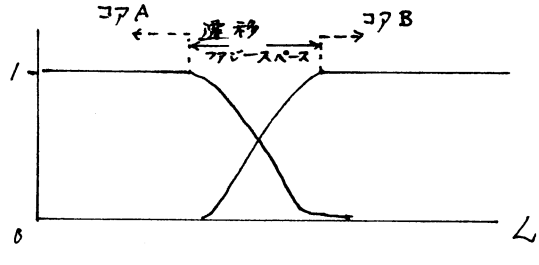


図 ６

遷移スペースを挟む２種のコアの内グレード１の種について遷移グレードをもとめ $\prod_{j=1}^{n}$ ｊGi ＞０であればその種を判定結果とする。

ｄ・・座標値が全て遷移スペースにある場合
各種毎に $\prod_{j=1}^{n}$ ｊGi をもとめその最大値の種を判定結果とする。

ｅ・・全ての座標値がコア、遷移スペース外にある場合
全て０となり、判定は検査種外の種となる。

ｆ・・座標値が１個でもコア及び遷移スペースの外にある場合
全ての $\prod_{j=1}^{k}$ ｊGi は０となり判定不可となる。

５）　実施例

閉曲線型自然像として魚を選定し、種類として形状のよく似た真鯛と黒鯛を取り上げる。目視では色の違いにより容易に識別出来るが、モノクロで画像形状や模様で画像認を行はしめようとするものである。図７に真鯛と黒鯛をしめす。

遊泳中の両種に対し側面画像各８葉を取り上げそれぞれの全体図形，尾びれ、背びれ、胸びれ、前腹びれ、後腹びれの各図形の重心位置を求め、目の中心と全体重心を結ぶ線分を基準線に取り、目を左に尾を右においた状態で全体重心を原点に取り、基準線を右に延長して横軸とし、原点から各ひれの重心に至るベクトルをつくる。

各ベクトル長を基準線長で除した値をＬｉ とする。又各ベクトルと横軸のなす角を反時計方向にはかった値をＢｉ とする。更に各ひれの面積を全体面積で除した値ヲＲｉ とする。かくして各ひれの座標値（Ｂｉ,Ｌｉ,Ｒｉ)を得た。但しｉ=１～5 である。これをＢ－Ｌ平面に投影しプロットした図が図８である。

図８を見ると横軸上、右から左まわりに尾びれ、背びれ、胸びれ、前腹びれ、後腹びれのクラスターが明確に存在している。

尾びれクラスターは横軸を境にして略、真鯛が上、黒鯛が下に２分されＢ－Ｌ平面で識別が可能である。しかし他のひれはこの平面上では混在している。

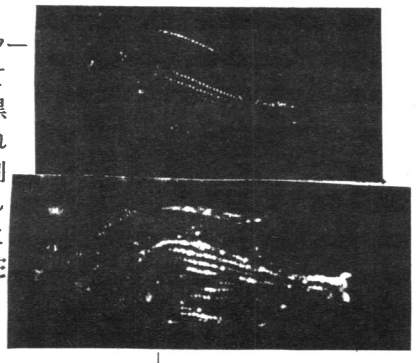


図７

つぎに胸びれ、前腹びれ、後腹びれについてＬ－Ｒ座標図を作成した。それが図９，１０，１１である。これを見るとつぎの事柄がわかる。

ａ・・各クラスターは図８上で楕円で囲むことができる。楕円外が空集合である。

ｂ・・クラスター内の真鯛（ｍ），黒鯛（ｋ）両スペースはＬ－Ｒ座標図上で分離されている。即ちＲ軸を回転軸とした回転体の壁でそれぞれの種に別れている。

ｃ・・ｍ，ｋ両スペース間の遷移層は薄い。

ｄ・・回転体の形状は胸びれでキノコ状、前腹びれでは倒立円錐状、後腹びれではコマ状である。

ｅ・・この回転体の壁の表面と楕円柱で囲まれた空間の内、上下の空集合部を除いたスペースがコアである。即ちこのようなbaloonであることがわかった。

判別の確度は極めて高い結果を得た。

参考文献

１）・・菅野道夫・・ファジー制御・・日刊工業新聞

２）・・田村秀行・・コンピュータ画像処理　応用実践編・・総研出版

３）・・清水透・・Fazzy 理論とDempster-Shafer 理論を用いた推論システム・・第５回ファジー・シンポジウム

４）・・広田薫、他・・ファジークラスタリングを用いたファジー制御規則の同定・・同上

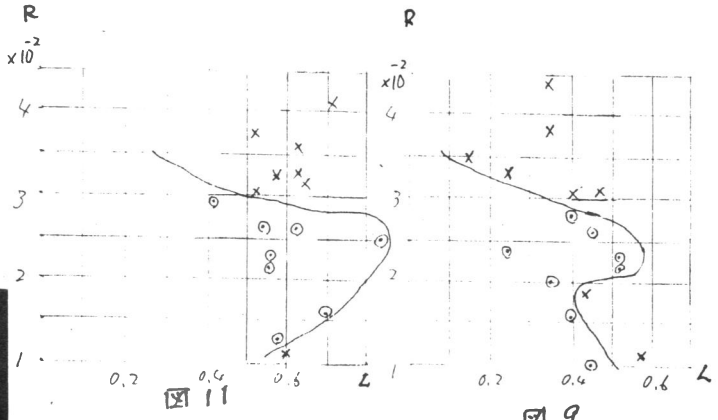


図１１

図９

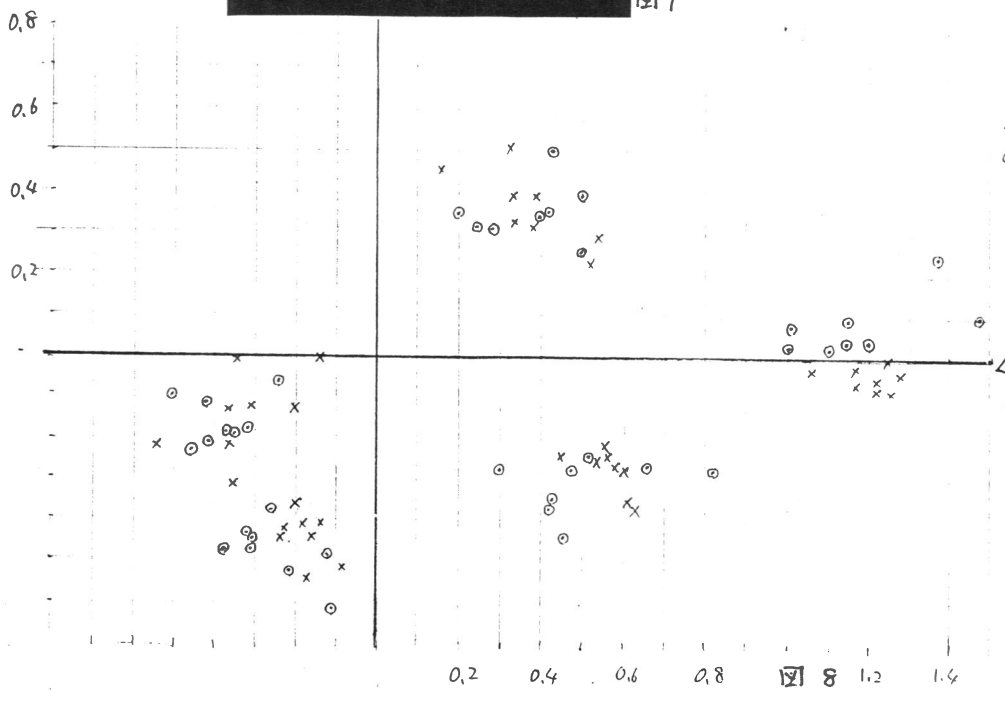


図８

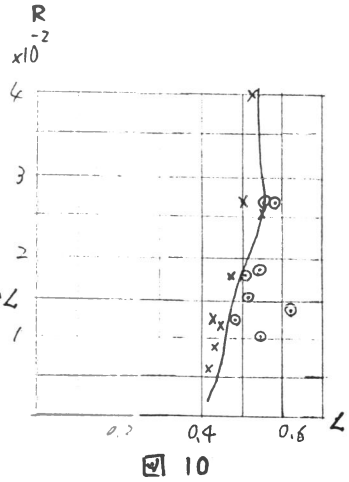


図１０

T4－2（R7）

ビデオプリントシステムにおける感性画像処理

Human Sensory Perception Oriented Image Processing In Video Print System

源野広和　藤原義久　蚊野浩　福島清司
Hirokazu Genno　Yoshihisa Fujiwara　Hiroshi Kano　Kiyoshi Fukushima

三洋電機㈱　制御システム研究所
SANYO Electric Co.,Ltd.　Control & Systems Research Center

Abstract : Various image processing methods have been developed for precise reproduction of original image input data in a video print system. Image processing methods which also give consideration to human sensory perception are required to obtain printed samples that look better than the originals. This paper introduces a sensory image processing method which uses 'fuzzy logic' enabling image control based on sensory perception and the quantification of sensory perception, in order to reproduce more desirable face skin tone which is the most important in color reproduction.

1．はじめに

カラービデオプリンタの普及にともない、印写物に対して、ビデオ信号の忠実な色再現を目的とした画像処理手法が開発されている。[1] しかし、人間が見て好ましいと感じる印写物を得るためには、人間の感性を考慮した感性画像処理が必要である。

著者等は、カラーコピー系において、カラー記録で最も重要とされる人間の肌色を好ましく再現することを例として、好ましいと感じる色彩感性の定量化法、および、ファジィ画像処理による色調整法を提案した。[2]

本稿では、これらの感性画像処理の手法をビデオプリントシステムに応用し、ビデオ信号の好ましい色再現法を提案する。また、合わせて、色変換に用いたファジィ画像処理の出力値の連続性の検証を行う。

2．ビデオプリントシステム

2－1．カラービデオプリンタ

人間が見て好ましいと感じる印写物は、高画質である

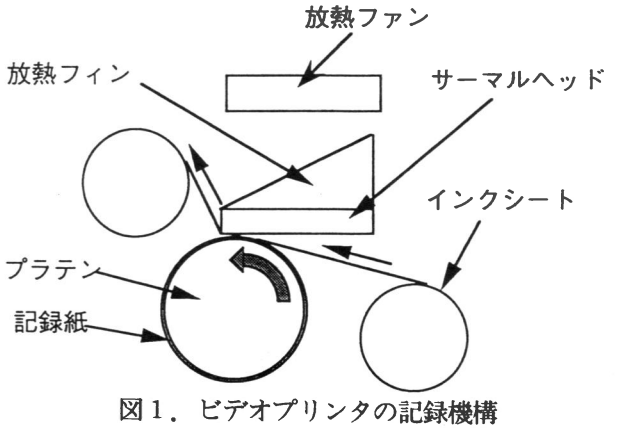


図1．ビデオプリンタの記録機構

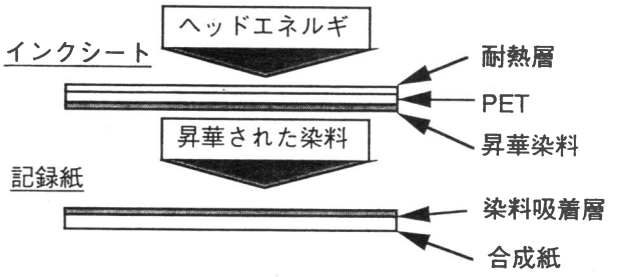


図2．昇華型熱転写方式の記録プロセス

表1．カラービデオプリンタの仕様

解像度	5．4　dots/mm
階調数	128　階調
印写速度	60　秒／A6サイズ
印写エリア	88×115　mm
インターフェイス	セントロI/F，ビデオI/F

ことが必要条件である。

昇華型熱転写方式を用いたカラービデオプリンタは、解像度、階調再現性、色再現性に優れ、銀塩写真に匹敵する画質を出力できる。また、メンテナンスが要らず、手軽にプリントできる利点があり、現在、ホームユースへの普及が進んでいる。したがって、本ビデオプリントシステムの出力には、当社が開発した昇華型熱転写方式のカラービデオプリンタ[1] を用いた。図1に記録機構、図2に記録プロセス、表1に仕様を示す。

2－2．画像処理系

好ましいと感じる印写物を得るためには、忠実な色再現および正確な処理を行える画像処理系があることも必

要条件となる。

本ビデオプリントシステムの入力には、民生用ビデオカメラを用いた。入力されたコンポジットビデオ信号に種々の変換および処理を行い、ＲＧＢ信号をビデオプリンタに出力する。この画像処理系を図３に示す。

ビデオカメラから入力されたコンポジットビデオ信号は、カラーデコーダにより、ＲＧＢ信号に変換される。このＲＧＢ信号には、受像管の信号電圧と発光輝度の特性に合わせたガンマ補正が施されているので、逆ガンマ補正を行い、受像３原色による表色系で表した３刺激値ＲＧＢに変換する。[3] この逆ガンマ補正を次式に示す。

$$R' = R^{2.2},\quad G' = G^{2.2},\quad B' = B^{2.2} \qquad (1)$$

また、本画像処理系には、ホワイトバランスの崩れた画像が入力される場合がある。これは、通常の民生用ビデオカメラに付属してある自動ホワイトバランス調整機構では、特殊なパターンの画像や、極端な色温度の画像を調整しきれないためである。このような画像は、画像内の色が演色し、本画像処理の対象である肌色も変化している。

本稿のビデオプリントシステムにおける感性画像処理は、ホワイトバランスのとれた画像を処理対象としており、ホワイトバランスの崩れた画像は、そのままでは処理できない。これは、処理を行う肌色を正確に抽出できないことと、処理後の目標値である好ましい肌色自体が変化するからである。

したがって、（１）式の逆ガンマ補正を行った後、ホワイトバランス補正を行う。補正は、画像中の低彩度部の色度にホワイトバランス情報が含まれる[4]ことから、低彩度部のＲＧＢ値がＲ＝Ｇ＝Ｂとなるように高次変換して行う。補正式は、以下の通りである。

$$R'' = f_r(R'),\ G'' = f_g(G'),\ B'' = f_b(B') \qquad (2)$$

本ファジィ画像処理は、ＣＩＥ（国際照明委員会）が均等知覚色空間として推奨するL*Cab*Hab'空間で行うので、ホワイトバランス補正を行った後のＲＧＢ値を均等知覚色変換する。この変換は以下の手順で行う。[3]

まず、ＲＧＢ値からＣＩＥの３刺激値ＸＹＺに、次式にもとずいて変換する。

$$\left.\begin{aligned} X &= 0.6067R + 0.1736G + 0.2001B \\ Y &= 0.2988R + 0.5868G + 0.1144B \\ Z &= \qquad\quad 0.0661G + 1.1150B \end{aligned}\right\} \qquad (3)$$

次に、ＸＹＺ値からL*Cab*Hab'値への変換は、次式で行う。

$$\left.\begin{aligned} L^* &= 116(Y/Y_0)^{1/3} - 16 \\ a^* &= 500((X/X_0)^{1/3} - (Y/Y_0)^{1/3}) \\ b^* &= 200((Y/Y_0)^{1/3} - (Z/Z_0)^{1/3}) \\ Cab^* &= (a^{*2} + b^{*2})^{1/2} \\ Hab' &= \tan^{-1}(b^*/a^*) \end{aligned}\right\} \qquad (4)$$

ここで、X_0，Y_0，Z_0は、光源に対応して変化する定数である。

以上の変換により得られたL*，Cab*，Hab'の各値は、それぞれ、明度，彩度，色相に対応する。ファジィ画像処理の入力は、これらL*，Cab*，Hab'の各値とし、出力は、これらの値が示す色空間座標における色調整量ΔL*，ΔCab*，ΔHab'とした。

ビデオプリンタの印写出力は、ガンマ補正が施されたＲＧＢ値に対して、忠実な色再現となるように設定している。したがって、ファジィ画像処理後のL*，Cab*，Hab'値は、（４），（３）式の逆変換により再度ＲＧＢ値に変換された後、次式のガンマ補正が行われ、ビデオプリンタに出力される。

$$R' = R^{1/2.2},\quad G' = G^{1/2.2},\quad B' = B^{1/2.2} \qquad (5)$$

３．色彩感性の定量化

色彩を好ましく再現するためには、どのような色彩に対して好ましいと感じるかを分析する必要がある。

著者等は、L*Cab*Hab'空間上で、ファジィ集合を定義することにより、色彩感性の定量化を行った。[2] この際に実施した官能検査を表２に示す。

表２．実施した官能検査

評価サンプル	：L*Cab*Hab'値の異なる色パッチを利用して作成した２４枚の顔の肌色部分のみが異なる人物画。
使用尺度	：４尺度５件のＳＤ尺度。
被験者	：当研究所男性社員５０名。
検査方法	：被験者に１枚ずつ評価サンプルを提示して、その印象をＳＤ尺度で評価。照明は、自然昼光を使用。

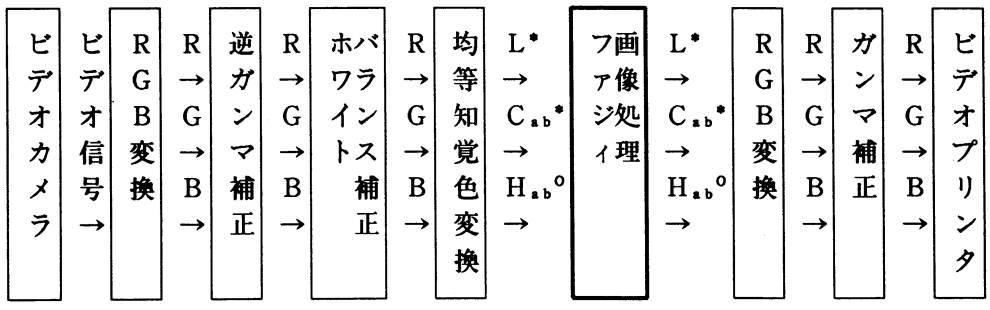


図３．画像処理系

表2に示したように、検査は自然昼光下で行ったので、色パッチの演色は生じていない。したがって、この結果から定義した好ましい肌色は、本ビデオプリントシステムにおける感性画像処理にそのまま応用できる。図4，5，6は、それぞれ、L*，Cab*，Hab'における好ましい肌色を示すファジィ集合である。

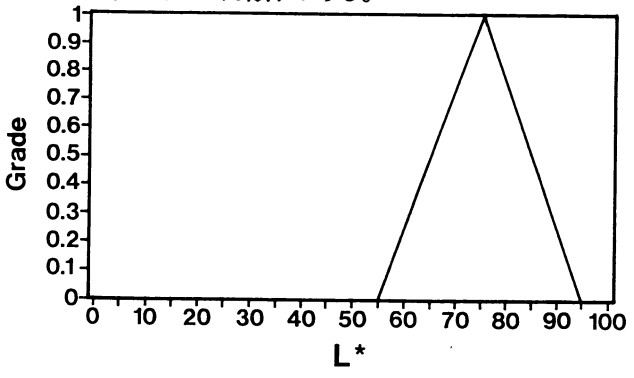


図4．L*における好ましい肌色を示すファジィ集合

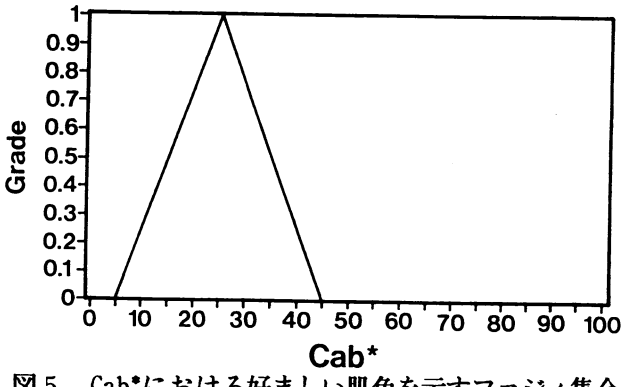


図5．Cab*における好ましい肌色を示すファジィ集合

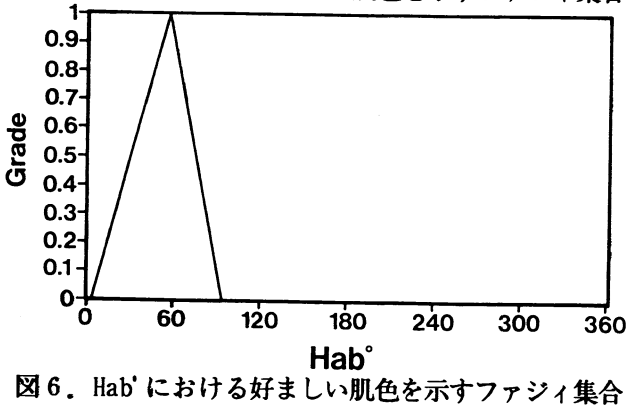


図6．Hab'における好ましい肌色を示すファジィ集合

4．ファジィ画像処理

画像内の肌色を好ましく見せるための言語表現ファジィルールは、「もし、黄色みがかった暗い鮮やかでない肌色なら、赤みを強く明るく鮮やかにする」とか、「もし、赤っぽい明るすぎる鮮やかすぎる肌色なら、黄色みを強く暗く鮮やさを減らす」といったものになる。これらのルールは、前章で求めた好ましい肌色を示すファジィ集合を目標にして、L*，Cab*，Hab'を変化させることで容易に数値化できる。

しかし、人物画像においては、画一的に好ましい肌色領域に変換すれば、肌色領域平均では好ましい肌色となるものの、特徴のうすれたメリハリのない画像になってしまう。すなわち、唇、頬、額などの特徴のある個別領域においては、個々の領域の特徴を考慮した変換を行う必要がある。これらの変換は、化粧方法や化粧効果が参考になる。すなわち、言語表現ファジィルールは、口紅、頬紅、アイシャドー、ファンデーションなどの化粧効果と同じ意味合いを持つように定め、「もし、唇領域の肌色なら、赤みを非常に強く鮮やかにする」とか「もし、頬領域の肌色なら、赤みを少し強く明るくする」といったものにした。

これらの言語ルールについても忠実に数値化できるように、著者らは、L*Cab*Hab'空間における肌色領域を125領域に細分化し、個々の領域ごとに制御量を変化させた。

肌色領域の細分化は、L*，Cab*，Hab'の各肌色領域をそ

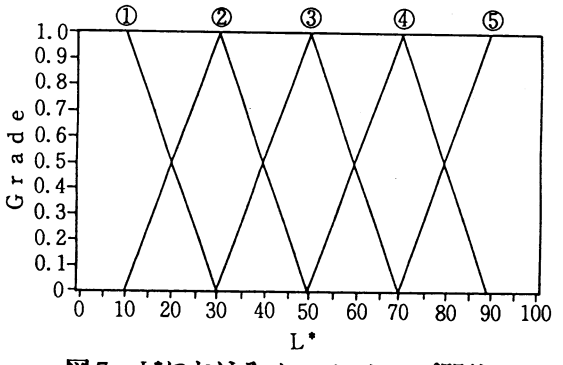


図7．L*におけるメンバーシップ関数

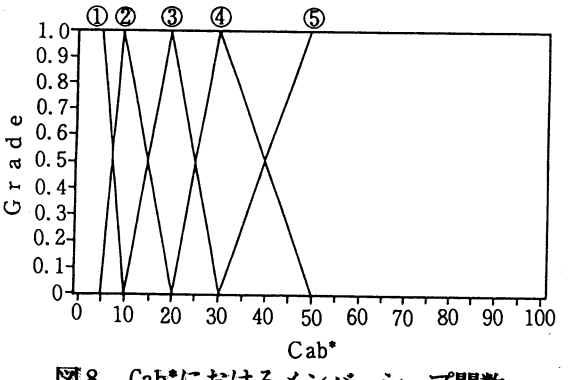


図8．Cab*におけるメンバーシップ関数

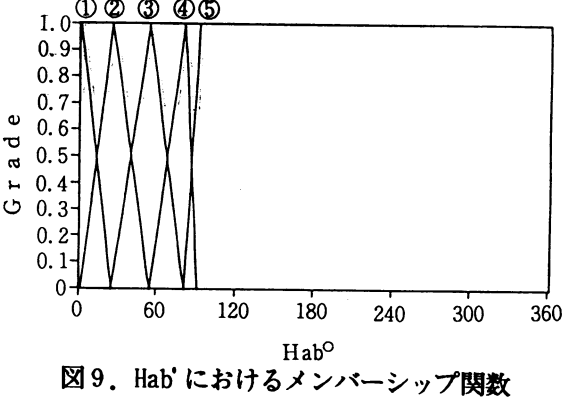


図9．Hab'におけるメンバーシップ関数

れぞれ very small, small, middle, large, very large の５つのファジィ集合で表し、ファジィ推論の条件部メンバーシップ関数とすることで行った。図７，８９に、それぞれ、L*, Cab*, Hab' における条件部メンバーシップ関数を示す。これらのグラフで、①～⑤は、それぞれ very small, small, middle, large, very large のメンバーシップ関数である。

ファジィ推論は、ルックアップテーブル方式の簡略化ファジィ推論法[5]を用いた。入力は各画素ごとのL*, Cab*, Hab' の値、出力はその画素における色変換量ΔL*, ΔCab*, ΔHab' である。ファジィルールは125に分割した各肌色領域ごとに設定しており、以下の形で表される。ここで、a_i, b_i, c_iは定数である。

if L*=very small, Cab*=very small, Hab' =very small
then $\Delta L^*_1=a_1$, $\Delta Cab^*_1=b_1$, $\Delta Hab'_1=c_1$
if L*=very small, Cab*=very small, Hab' =small
then $\Delta L^*_2=a_2$, $\Delta Cab^*_2=b_2$, $\Delta Hab'_2=c_2$
if L*=very small, Cab*=very small, Hab' =middle
then $\Delta L^*_3=a_3$, $\Delta Cab^*_3=b_3$, $\Delta Hab'_3=c_3$
:
if L*=very large, Cab*=very large, Hab' =very large
then $\Delta L^*_{125}=a_{125}$, $\Delta Cab^*_{125}=b_{125}$, $\Delta Hab'_{125}=c_{125}$

これらのルールのチューニングは、a_i, b_i, c_iの値を試行錯誤により最適化することで行った。最終的なファジィルール、すなわちa_i, b_i, c_iの値を表３に示す。ここでvery smallとvery largeに関する出力はすべてＺＲであるので記載を省略した。

表３．ファジィルール

FUZZY-RULE FOR L*

	Cab* Large			Cab* Middle			Cab* Small		
	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large
L* Small	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ
L* Middle	ＰＢ	ＰＢ	ＰＢ	ＰＢ	ＰＢ	ＰＢ	ＰＢ	ＰＢ	ＰＢ
L* Large	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ	ＰＳ

FUZZY-RULE FOR Cab*

	Cab* Large			Cab* Middle			Cab* Small		
	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large
L* Small	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ
L* Middle	ＰＢ	ＺＲ	ＮＳ	ＰＳ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ
L* Large	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ	ＺＲ

FUZZY-RULE FOR Hab°

	Cab* Large			Cab* Middle			Cab* Small		
	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large	Hab' Small	Hab' Middle	Hab' Large
L* Small	ＰＢ	ＺＲ	ＮＢ	ＰＢ	ＺＲ	ＮＢ	ＰＢ	ＺＲ	ＮＢ
L* Middle	ＮＳ	ＺＲ	ＮＢ	ＮＳ	ＺＲ	ＮＢ	ＰＢ	ＺＲ	ＮＢ
L* Large	ＰＢ	ＺＲ	ＮＢ	ＰＢ	ＺＲ	ＮＢ	ＰＢ	ＺＲ	ＮＢ

５．ファジィ画像処理の出力値の可視化

前章で行ったファジィ画像処理の出力値の連続性を検証するために、グラフ表示による可視化を行った。

本ファジィ画像処理は、３入力３出力であるので、全ての入出力を同時に表示することはできない。したがって、１つの入力変数を固定し、他の２変数を変化させ、１出力のみを表示することでグラフ化した。図10,11は、それぞれ、L*をmiddleに固定した時のΔCab*出力、Cab*をmiddleに固定した時のΔHab' 出力を示めす。これらの図から、出力値の連続性が保たれていることがわかる。

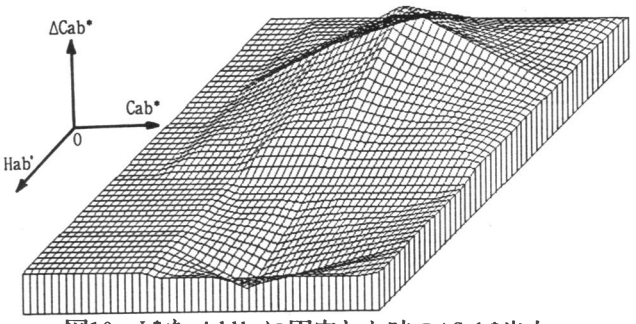


図10. L*をmiddleに固定した時のΔCab*出力

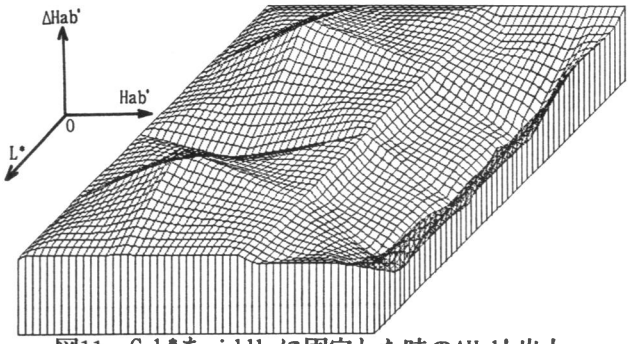


図11. Cab*をmiddleに固定した時のΔHab' 出力

６．結論

以上のべたように、感性画像処理の手法をビデオプリントシステムに応用し、ビデオ信号の好ましい色再現法を提案した。本手法により、入力画像よりも好ましいと感じる印写物を得ることができる。

また、あわせて、色変換に用いたファジィ画像処理の出力値の可視化を行った結果、連続性が十分に保たれていることがわかった。

７．参考文献

1)Kano et al: "Image Processing Techniques for a Consumer Video Printer", SID 1991 Digest (予定)

2)鹿島 他: "カラーコピー系における感性を考慮したファジィ画像処理", 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 555-556 (1990)

3)日本色彩学会: "色彩科学ハンドブック", 東京大学出版会 (1980)

4)G. J. Klinker et al: "The Measurement of Highlights in Color Images", International Journal of Computer Vision, 2, 7-32 (1988)

5)市橋、田中: "PIDとFuzzyのハイブリッド型コントローラ", 第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 97-102 (1988)

T4－3（R7）

ファジィ理論とＨｏｕｇｈ変換を用いた画像からの特徴抽出

Feature Extraction from Image using Fuzzy Theory and Hough Transformation

市村　直幸　Naoyuki Ichimura
竹内　倶佳　Tomoyoshi Takeuchi
永井　豊　Yutaka Nagai

電気通信大学電子工学科
Department of Electronics. University of Electro-Communications.

Abstract: The macro feature extraction from image by approximate reasoning using Hough transformation is discussed in this paper. This method is constructed by two following processes.
(1) the transformation of pre-processed image to possibility image to evaluate edge point in image.
(2) the macro feature extraction using possibility measure voted Hough transformation.

1．はじめに

通常、画像からの直線や楕円などのマクロな特徴抽出は、前処理を行った後に得られる、エッジ点と呼ばれる画像の最小単位である画素から構成される特徴を基にして行われる。このミクロな特徴からいかにしてマクロな特徴を抽出するかは重要な問題であり、多くの方法が提案されている[1)]。その中で、Hough変換は、なんらクラスタ化されていないエッジ点の集合からでも直線等の抽出が可能であるため広く用いられている手法である[2)]。

しかし、この手法には、多くの計算コスト、メモリコストがかかるという点と共に、前処理の結果得られるエッジ点の選択機能がないという欠点がある。Hough変換に関する研究は、計算コスト、メモリコストをいかにして減少させ、効率化を計るかに重点がおかれてきたが[3)]、本論文では後者の欠点を改善し、処理の精度向上及び効率化を図るために、Hough変換にファジィ理論を導入することについて検討した。

本論文で用いている処理は大きく次のような２つの段階からなる。

（１）前処理後の画像の可能性画像への変換
（２）可能性測度を投票するHough変換によるマクロな特徴抽出

これらの処理過程は、min－加算合成高さ法のファジィ推論として形式化できるが、推論結果を表すファジィ集合がHough変換の処理によって生成される点が、従来の方法と異なる。このHough変換を用いたファジィ推論法は、画像認識において、画像に多くの不要データが含まれる場合や入力情報が不完全な場合に有効である。

2．可能性画像への変換による特徴評価

通常Hough変換の処理では、前処理の結果得られる全てのエッジ点を処理対象とするが、その全てが認識対象に関連があるとは限らない。特に実シーンの場合には、認識対象以外の物体や背景が含まれているのが普通である。そのような場合に、関連のないエッジ点に対しても処理を行うのは、認識対象の特徴の抽出の妨げになると共に、処理の無駄でもある。

一般に、処理の目的に必要な部分に絞って処理を行うこと、つまり、注意の集中（focus of attention）を行うことは処理の精度の向上、効率化の点から重要である。そのような処理を行うためには、画像内の領域や、認識対象に関する知識を用いる必要がある。

しかし、画像内の特徴や輝度などから計算される特徴量は通常、一意に定めることのできないあいまいさや誤差を有するため、特徴や特徴量の表現の方法が問題となる。この問題を解決する１つの手法としてファジィ理論は有効であり、画像内の特徴を自然言語で表現し、マッチングをとる方法等が提案されている[4)]。

本論文では、主観的評価に基づいて、直接画像を変換する方法を用いた。画像内の領域や認識対象の特徴をファジィ命題で記述してある知識ベースを用いて、各エッジ点に対し、そのエッジ点が認識対象を構成している可能性の度合いを計算する[5)]。そして、その計算結果を、次に定義する、各画素のもつ値が、その点が認識対象を構成する可能性を表す可能性画像として表現する。

［定義］：可能性画像

ある画像（ｉ，Ｒ，Ｇ，Ｂ）＝Ｉｏ（ｘ，ｙ，λ）の中の特徴量ｆＫの集合Ｅを

$$E = \{ f_K(\varphi) \mid k = 1, \cdots, m \}$$

ただし、ϖ＝（ｘ，ｙ；ｉ，Ｒ，Ｇ，Ｂ）

ｘ，ｙ：画像の座標　λ：光の波長　ｉ：輝度

Ｒ，Ｇ，Ｂ：３原色の成分

とする。Ｒ，Ｇ，Ｂは必要に応じて、他の表現に変換する。画像内の領域や認識対象の知識を表すファジィ命題ｐｊに対する、可能性分布関数πｊが与えられている時、画像Ｉｏ（ｘ，ｙ、λ）から生成される可能性画像ＩＰ（ϖ）は次式で与えられる。

$$IP(\varpi) = \bigwedge_{j=1}^{n} \pi j \{ f1(\varpi), \cdots, fm(\varpi) \} \quad (2.1)$$

原画像が外界からの明るさによって輝度が定まっているのに対し、可能性画像では可能性分布によって輝度が定まり、それは２次元の可能性分布関数となる。このようにして得られた可能性画像に対しては、ファジィ集合演算を適用した画像処理を行うことができる。例えば、可能性画像のα巾集合を求めることは、$\alpha > 1$では認識対象に関連する度合いの低い特徴点を抑圧し、重要な特徴点を強調する処理に対応する。$\alpha < 1$の場合はその逆である。

３．Ｈｏｕｇｈ変換を用いたファジィ推論

本節では、前節で定義した可能性画像に対してHough変換を行う特徴抽出処理が、次のようにファジィ推論として形式化できることを示す。

［アルゴリズム］：Hough変換を用いたファジィ推論

Step１：可能性分布関数とのマッチング度の計算

画像から得られる特徴量と可能性分布関数とのマッチング度（可能性測度）を求め可能性画像への変換を行う。

Step２：推論結果を表すファジィ集合の生成

可能性画像に対し得られたマッチング度をAccumulator Array（以下、A･A）に投票する（加算する）Hough変換を施す。最終的に得られるA･A上の支持度数分布は推論結果（例えば、直線のパラメータ）を表すファジィ集合と見ることができる。

Step３：ディファジィフィケーション

最終的なマクロな特徴抽出結果を得るためのディファジィフィケーションの方法は、高さ法を用いる。

上記の処理過程を図３－１に示す。この処理は、min-加算合成高さ法とみなすことができるが、推論結果を表すファジィ集合が、Hough変換の処理によって生成される点が従来の方法異なる。

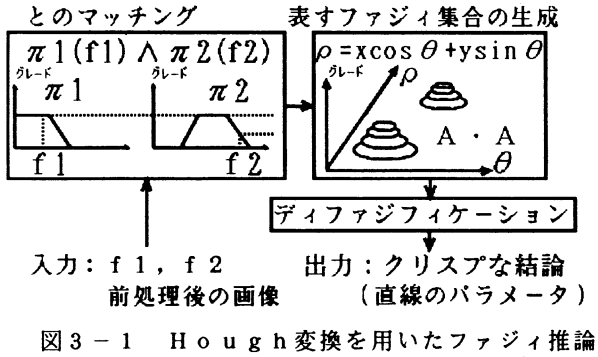


図３－１　Ｈｏｕｇｈ変換を用いたファジィ推論

本手法の特徴をまとめると次のようになる。

（１）可能性画像への変換を行うことによって、あいまいさを有する特徴量からエッジ点の主観的評価を行うことができる。

（２）Hough変換の処理によって、抽出対象の特徴が不完全な場合にも、ミクロな特徴の評価結果の累積からマクロな特徴を抽出できる。

（３）（１）および（２）の処理によって、画像内の不要データの影響を抑圧できる

本手法は画像処理における計測や情報に付随する不完全性やあいまい性に対処し、処理の精度や効率の向上を図っている。次節の実例を通じ、それらのことを示す。

４．処理例とその考察

本手法の処理例として室内のシーンから廊下と壁、ロッカーなどの間に存在するエッジを抽出する処理を行った。これは、通路の方向決定に利用でき、自律型移動ロボットのナビゲーションに用いることができる。

今回対象としたシーン画像を図５－１に示す。この画像に前処理を施した結果の画像を図５－２に示す。

エッジ点の評価を行うための画像内の領域に関する知識を、次の標準形（Canonical form）で表す。

１：廊下のエッジに含まれるエッジ点の近傍領域の輝度の分散は小さい。（蛍光灯による反射領域は滑らかではない。）

２：廊下のエッジに含まれるエッジ点の近傍領域のエッジの方向は、０度、１８０度、もしくは、９０度付近ではない。

最初の知識は、廊下に設置されている蛍光灯の反射による領域を取り除くためのものである。２番目の知識は、廊下と壁の境界線のエッジは画像内で、垂直、または、水平に写ることがほとんどないことから、エッジの勾配を制限し、不要なエッジ点を抑制するためのものである。具体的に弾力的制約を表す可能性分布関数π_1、π_2、π_3は図４－１のように設定した。知識に含まれる特徴量の計算は次のようにして行った。

（１）前処理後の画像で発見された特徴点の位置を中心として、原画像上に７×７の近傍領域を設定する。

（２）近傍領域内のエッジの勾配Φを求める。このΦが知識２への入力となる。

（３）エッジ点は、何らかの境界線を構成しているので、勾配Φによって、近傍領域を２分割し、境界線の両側の領域を求める。この時、画素を分割するような形で領域を分けることはできないので、Φに基づいて、θ＝｛０，４５，９０，１３５，１８０｝[deg]に対応する図４－２のいずれかの計算領域に割り当てを行う。今回は、次式を最小にするθに割り当てた。

$$d(\Phi、\theta)=|\Phi-\theta| \qquad (4.1)$$

（４）二つの計算領域Ｒ１，Ｒ２において、輝度の分散ｖ（Ｒ１）、ｖ（Ｒ２）を求める。

（５）　求められた特徴量を用いて、次式より各知識に対する可能性測度ｐｍ１、ｐｍ２を求める。

$$pm1=\pi1(\Phi)$$

$$pm2=\begin{cases}\pi2(v(R1))\wedge\pi2(v(R2)) \\ \quad 0^\circ\leqq\Phi<90^\circ \qquad (4.2)\\ \pi3(v(R1))\wedge\pi3(v(R2)) \\ \quad 90^\circ\leqq\Phi<180^\circ \qquad (4.3)\end{cases}$$

最終的なエッジ点の評価結果であり、可能性画像の画素の値およびHough変換を行う際の投票値となる可能性測度ｐｍは

$$pm=pm1\wedge pm2 \qquad (4.4)$$

となる。

輝度の勾配情報の計算は、局所的に行ったため、非常に雑音や背景などの影響を受け易く、さらに、特徴量の計算領域の設定の際に、画像を量子化している影響を避けることができないために、特徴量には誤差が含まれるが、ファジィ命題による弾力的な制約を用いているためにエッジ点の主観的評価が可能になる。

エッジ点の評価の結果得られる可能性画像を図５－３に示す。求めるエッジに関係の深いエッジ点が高いグレードを与えられていることを示すために、０．９５以上のグレードをもつエッジ点を図５－４に示す。図５－３の可能性画像に対し、180×680のA･Aを用い可能性測度を

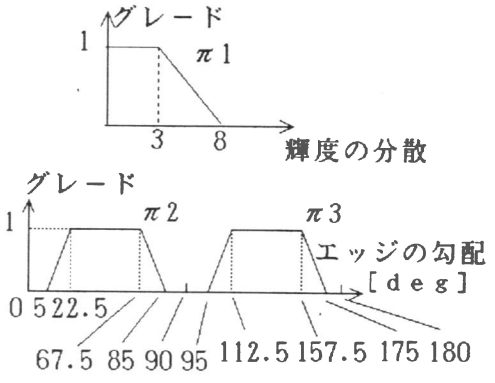


図４－１　可能性分布関数

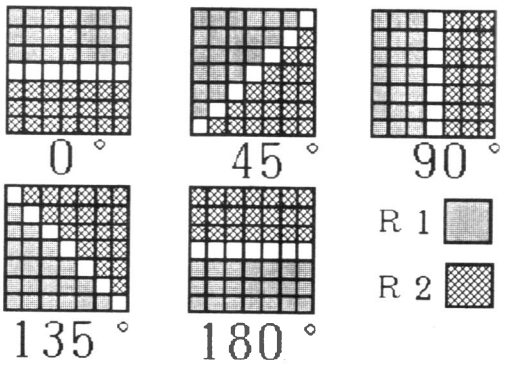


図４－２　各勾配に対する計算領域

投票するHough変換を行った。その結果得られる支持度分布、つまり、推論結果を表すファジィ集合を図５－５に示す。ディファジィフィケーションは０～９０[deg]と９０～１８０[deg]の領域と二つに分割して高さ法で行った。その結果得られる画像内の直線を図５－６に示す。

結果から、原画像内には蛍光灯の反射やロッカー、背景等による不要データが多く含まれていたにもかかわらず、図５－５に示すように求めるエッジに対するパラメータの部分に大きなピークが形成され、良好な特徴抽出が行われている。同じシーン画像に対し単にHough変換を施した特徴抽出結果を図５－７、図５－８に示す。２値の投票を行っているために、蛍光灯の反射や、背景等の影響を受け、A･Aの度数分布が複雑になり、誤った特徴抽出が行われている。

表４－１に各図に含まれるエッジ点の数Ｅｎ、特徴抽出までの時間Ｔｅ[S]、推論結果のパラメータ（θ、ρ）を示す。表４－１より、本手法を用いることによって、処理の精度の向上及び効率化が計られていることがわかる。

表４－１　処理結果

	Ｅｎ	Ｔｅ	（θ、ρ）
図５－２	6893	501	(6,177),(135,-106)
図５－３	2165	179	(40,82),(136,-109)
図５－４	424	55	(40,82),(136,-109)

＊使用計算機　PC9801RA＋80387

５．まとめ

ミクロな画像特徴であるエッジ点からマクロな特徴を抽出するために、Hough変換と可能性画像への変換を用いた処理を提案した。それらの処理過程は、min－加算合成高さ法のファジィ推論として形式化できるが、推論結果を表すファジィ集合がHough変換の処理によって生成される点が、従来の方法と異なる。処理例から、本手法を用いることによって、処理の精度向上、効率化を計ることができることを確認した。

参考文献

１）手塚慶一、北橋忠宏、小川秀夫：”ディジタル画像処理工学”、日刊工業新聞社、1985

２）R.O.Duda,P.E.Hart:"Use of the Hough Transformation To Detect Lines and Curves in Pictures", Comm.ACM, **Vol.15**, No.1, pp.11-15, Jan.1972

３）奥水大和：”Hough変換に関する最近の研究動向”、情報処理学会研資、**CV51-1**, 1987

４）寺野寿郎、浅居喜代治、菅野道夫：”応用ファジィシステム入門”、オーム社、1989

５）L.A.Zadeh:"Fuzzy Logic", IEEE, Computer, pp.83-93, April, 1988

［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　市村　直幸
TEL:0424-83-2161　FAX:0424-84-6890

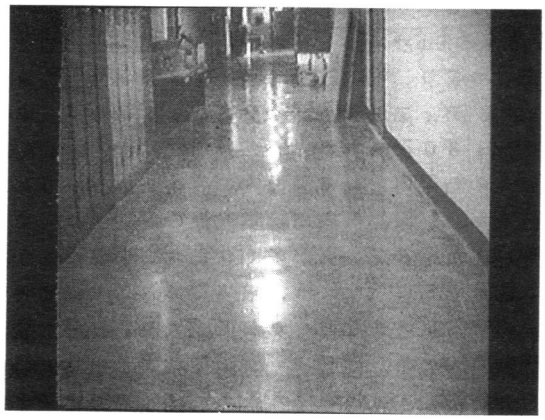


図５－１　シーン画像

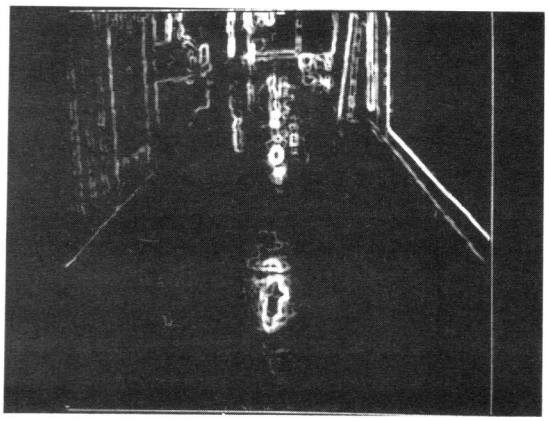


図５－２　前処理後の画像

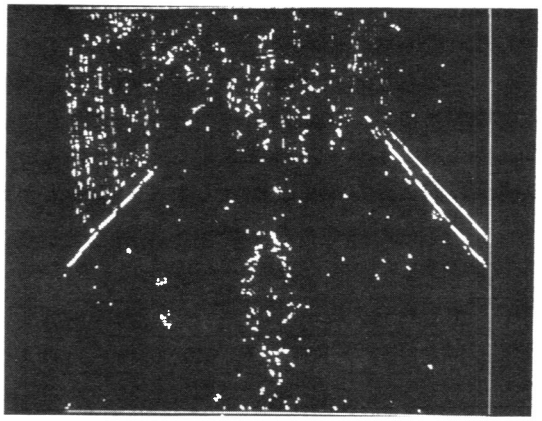


図５－３　可能性画像

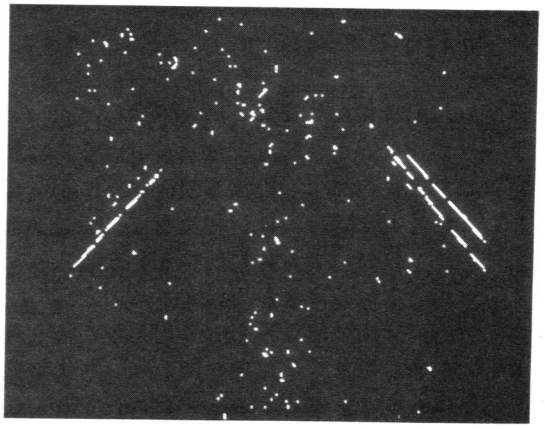


図５－４可能性画像（グレードO.95以上）

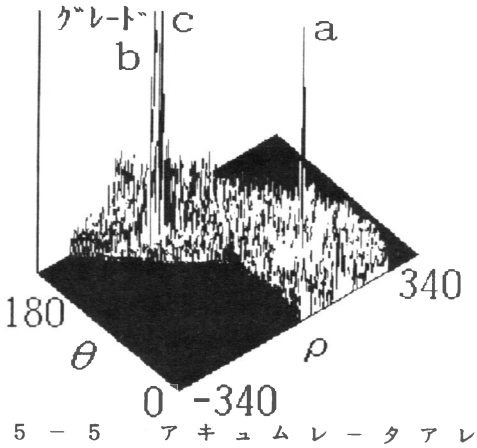


図５－５　アキュムレータアレイ

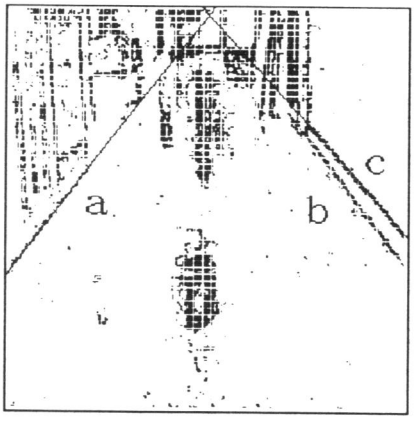


図５－６　特徴抽出結果

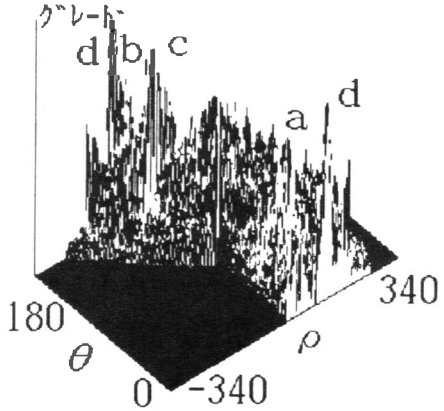


図５－７　アキュムレータアレイ（HTのみ）

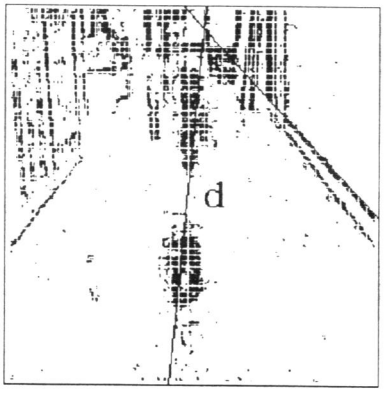


図５－８　特徴抽出結果（HTのみ）

T5－1（R7）

イメージによる風景画の着色

Linguistic Expression of Image by Using Fuzzy Logic

寺野寿郎　　増井重弘　　寺田達也
Tosiro Tearno　　Shigehiro Masui　　Tatsuya Terada
法政大学 工学部
Fculity of Engineering, Hosei Univ.

Abstract: Picture is a very important media connecting computer with human. Image understanding by computer is one of the most modern topics in AI. However, the communication of image from human to computer is not studied yet. We suggest an automatic painting system of landscape by fuzzy logic.

1．緒言

画像を情報メディアの一つと考えるとき，画像と人間の間のスムーズな情報交換が必要である．画像から人間への伝達は心理学などで研究されているが，人間から画像への伝達はほとんど研究されていない．人間は無着色の風景画を見て四季の季節間をイメージするとき，その季節感に合った色彩をほどこして着色した風景画を想像するであろう．季節感だけでなく，日中，夕方，夜などの時間帯の変化についてもそれに対応した色彩感覚のイメージを抱くであろう．本研究は無着色の風景画を対象とし，これを人間のイメージに合った着色を自動的に施すシステムを提案するものである．すなわち，季節及び時刻を指定すると，ファジィルールによってそれにふさわしい彩色が行われる．

2．ディスプレイ上における色彩の表現方式

パーソナルコンピュータのディスプレイ上では，あらゆる色彩は赤（R），緑（G），青（B）の組み合わせで表現される（RGB表色系）．したがってRGB各成分の量を微妙に変化させることで様々な色彩を作り出すことができる．すなわちRGBそれぞれについて0から15までの16段階に分かれており$16^3=4096$色を作成できる．一方，人間の目でみる物体色は光のスペクトルを反射して色彩を形成しているので，ディスプレイ上の蛍光面による発色とは異なっている．物体色は，色相，明度，彩度の「色の3属性」の違いによって区別されている．従ってイメージによる着色も色相，明度，彩度に基いてルール化する方が便利である．そこでディスプレイ上の色を色相，明度，彩度を用いて表すことにした．R・G・Bより刺激値X，Y，Zを求め，RGB表色系をXYZ表色系に変換してX，Y，Zを用いて色相，明度，彩度を求め[1]，これらの「色の3属性」の組み合わせにより各色を表現することにした．このようにRGB系を色相，明度，彩度に変換することにより，色彩を人間にとってより分かりやすく定量的に取り扱うことができる．

3．風景画の着色

3－1．季節のイメージの表現と着色

風景には自然物（植物）の様に季節によって色彩変化の著しいものと人工物等のようにそうでないものや遠くのものと近くのものでは色彩が異なる等があるので構成要素ごとに着色する必要がある．また，四季による特徴的な色彩がイメージとして存在する．

［ルール1］
IF　構成要素が山　OR　木の葉　OR　草原
　THEN　季節を色彩で表現しやすい
IF　構成要素が木の幹　OR　空　OR　湖　OR道
　THEN　季節を色彩で表現しにくい
　　OR　季節での色彩の変化がほとんどない

［ルール2］
IF 季節が春 THEN 特徴的な色彩は明るい黄緑
IF 季節が夏 THEN 特徴的な色彩は濃い緑
IF 季節が秋 THEN 特徴的な色彩は暗い赤または黄色
IF 季節が冬 THEN 特徴的な色彩は白である

季節による色彩の特徴はルール2の如くであるが実際には構成要素ごとに多少異なる色彩を用いなくてはならない．なぜなら構成要素の色彩は距離によっても異なり，遠くにあるものはくすんだ色をしており，近くにあるものは冴えた色をしている．これらの構成要素毎のルールの一例を示すと［ルール3］［ルール4］のようになる．

［ルール3］ 構成要素が近くの木である場合の色彩は
IF 季節が春 THEN 明るい黄緑である
IF 季節が夏 THEN 濃い青緑である
IF 季節が秋 THEN やや暗い黄色である
IF 季節が冬 THEN くすんだオレンジ色である

［ルール4］ 構成要素が比較的遠い木である場合の色彩は
IF 季節が春 THEN 明るくくすんだ黄色である

IF 季節が夏 THEN 濃いくすんだ青緑である
IF 季節が秋 THEN やや暗いくすんだ黄色である
IF 季節が冬 THEN くすんだオレンジ色である

このように，構成要素毎に季節と色彩のルールを作成する．これらのルールは人間が季節をイメージしたときの色彩の表現である．コンピュータでこの色彩を扱うためにはこれらを色相，明度，彩度で表すと次のようになる．

［ルール１０］　構成要素が近くの木である場合その色彩は
IF 季節が春 THEN 色相が黄緑 AND 明度が高い AND 彩度が高い
IF 季節が夏 THEN 色相が青緑 AND 明度がやや低い AND 彩度が高い
IF 季節が秋 THEN 色相が黄 AND 明度がやや低い AND 彩度が高い
IF 季節が冬 THEN 色相がオレンジ AND 明度がやや低い AND 彩度が低い

［ルール１１］　構成要素が比較的遠い木である場合その色彩は
IF 季節が春 THEN 色相が黄緑 AND 明度が高い AND 彩度が低い
IF 季節が夏 THEN 色相が青緑 AND 明度がやや低い AND 彩度が低い
IF 季節が秋 THEN 色相が黄 AND 明度がやや低い AND 彩度が低い
IF 季節が冬 THEN 色相がオレンジ AND 明度がやや低い AND 彩度が低い

これらのルールに用いられている表現のメンバーシップ関数を図１．１～図１．４に示す．
季節感を色彩で表現しにくい家，木の幹，空，湖はそれぞれ定まった色彩データをはじめから持たせた．
季節感のイメージによる着色の構造モデルを図２に示す．図３は無着色の風景画の一例である．図４はこの風景画に夏の昼間のイメージを着色したものである．

３－２．時間帯のイメージの表現と着色

昼間から夜への時間推移の色彩変化は，時刻が進むにつれて段々と暗くなるとともに夕焼けで赤が強くなった後，徐々に青さが増してくる．また空や湖は時間的な変化の特徴が大きく表れる（ルール１９）．従って，ある程度の構成要素毎に色彩を変化させる必要がある（ルール２０～ルール２２）．一般的に時間帯による色彩の変化は次のようにイメージして表現できる．

［ルール１８］
IF 時間帯が昼間
THEN 明るさはそのまま AND 特定の色は強調しない
IF 時間帯が夕方 AND 夕焼けである
THEN 少し暗くする AND 赤を強調する
IF 時間帯が夕方 AND 日没直後である
THEN 暗くする AND 青紫を強調する
IF 時間帯が夜
THEN かなり暗くする AND 青を少し強調

時間帯による明るさの表現については表１に示す明度とＲＧＢ成分についての表現に置き換える．この表１に基いてコンピュータに適応するルールに記述し直す（ルール２３～２５）．これらのメンバーシップ関数を図６．１～６．４に示す．時間帯による色彩調節についての構造モデルを図７に示す．図５は図４の日没直後のイメージを着色したものである．本稿ではカラー印刷ができないため着色の効果が表現できないが雰囲気は見てとれると思う．

４．結言

本研究では３種類の風景画の季節感と時間帯のイメージによる着色を行った．色彩によるイメージの表現を自然言語で記述したルール形成でコンピュータの内部知識としているので，少ないルールでイメージに基いた変化のある多くの色彩による着色ができたことは満足できる結果であった．内部知識が自然言語記述によるルールであるため，内部知識を構築しやすく，これを増やすことでより複雑な多くの画像のイメージによる着色も可能であろう．

人間の持つイメージを無着色の風景画に自動的に着色することが可能となることは，画像の意味理解とともに画像の情報メディアとしての人間と画像との間の相互伝達の手がかりの一歩となり得るものと考える．このことはファジィ的手法がヒューマンフレンドリシステムに対して効果のあることを示唆するものである．

参考文献

［１］ 川上元郎 「ＪＩＳ使い方シリーズ　色の常識」 日本規格協会
［２］ 千々岩，太田 「色の見本帳」 ゴコブックス
［３］ 金子隆芳 「色の科学」 岩波新書
［４］ 稲村，高木，中西祥八郎 「嗜好を考慮したファジィ色彩調和」 第６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
☎ 0423-87-6249
増井重弘

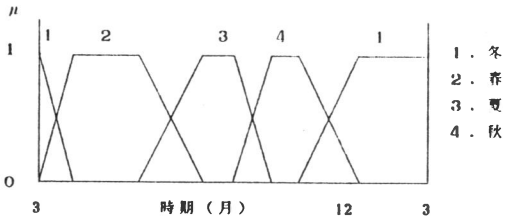


図1．1　時期のメンバーシップ関数

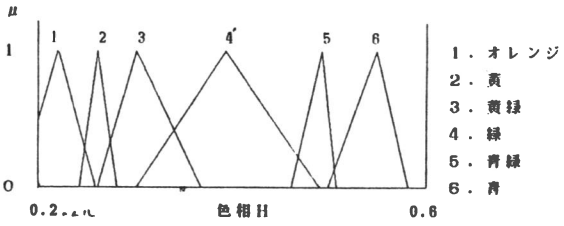


図1．2　色相のメンバーシップ関数

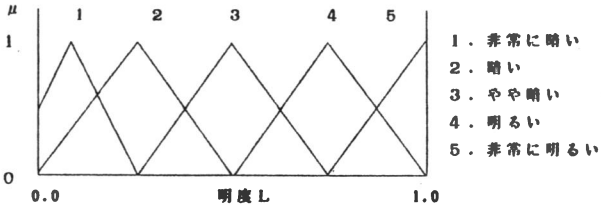


図1．3　明度のメンバーシップ関数

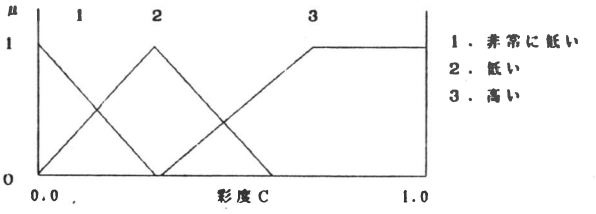


図1．4　彩度のメンバーシップ関数

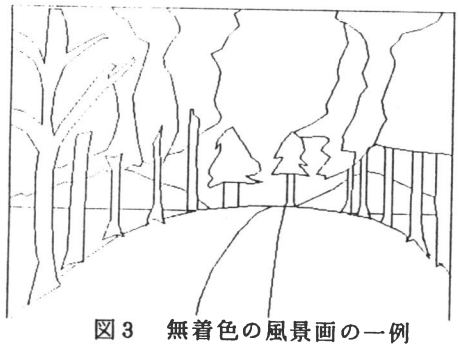


図3　無着色の風景画の一例

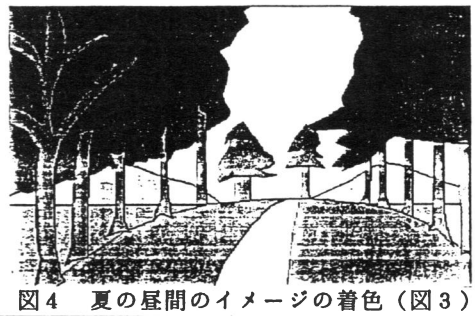


図4　夏の昼間のイメージの着色（図3）

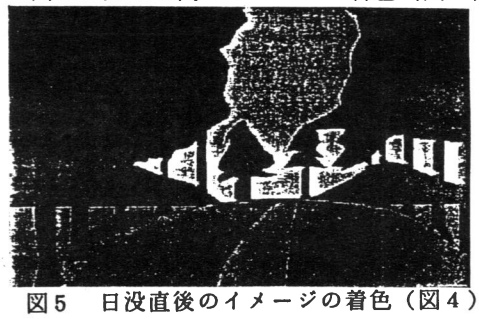


図5　日没直後のイメージの着色（図4）

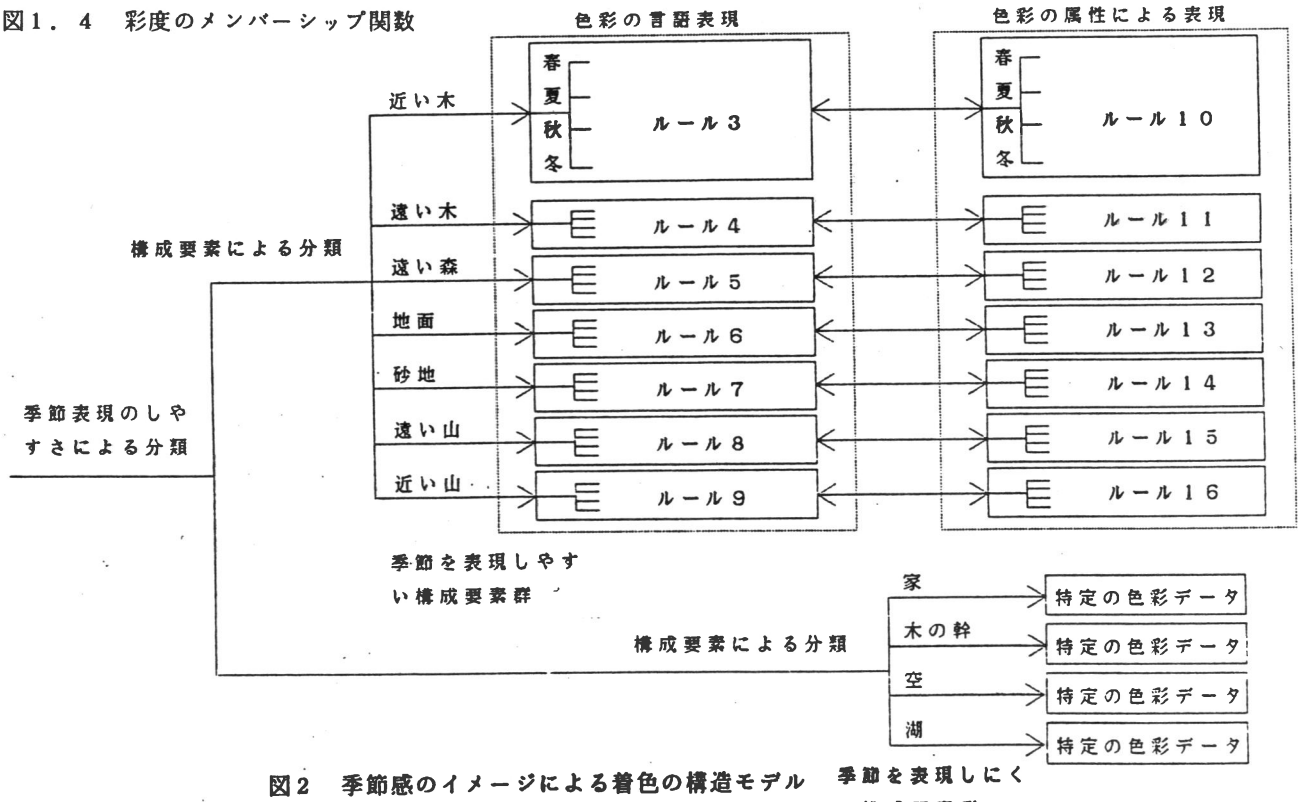


図2　季節感のイメージによる着色の構造モデル

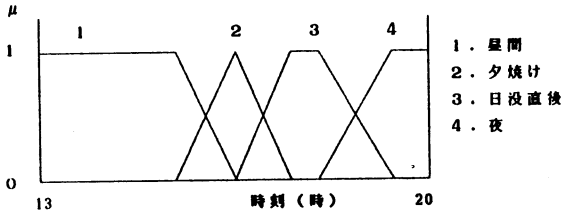


図6．1　時間帯のメンバーシップ関数

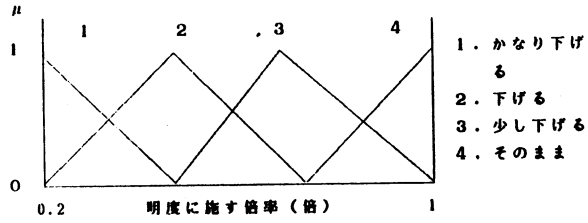


図6．2　明度調節のメンバーシップ関数

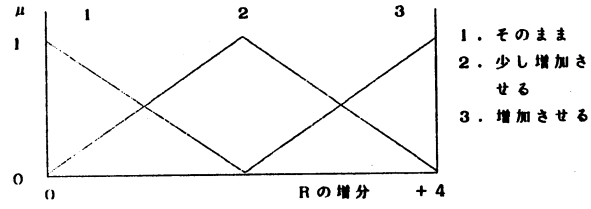


図6．3　Rの増分のメンバーシップ関数

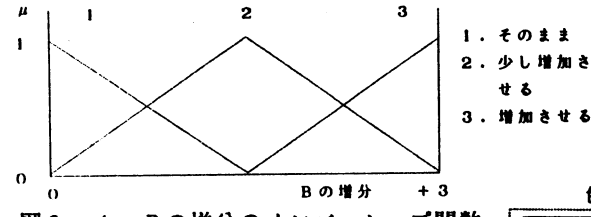


図6．4　Bの増分のメンバーシップ関数

表1　表現の置き換え

普通の表現	色彩についての表現
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
赤を強調する	Rのみを増加させる
赤を少し強調する	Rのみを少し増加させる
青紫を強調する	RとBを増加させる
青紫を少し強調する	RとBを少し増加させる
青を強調する	Bのみを増加させる
青を少し強調する	Bのみを少し増加させる

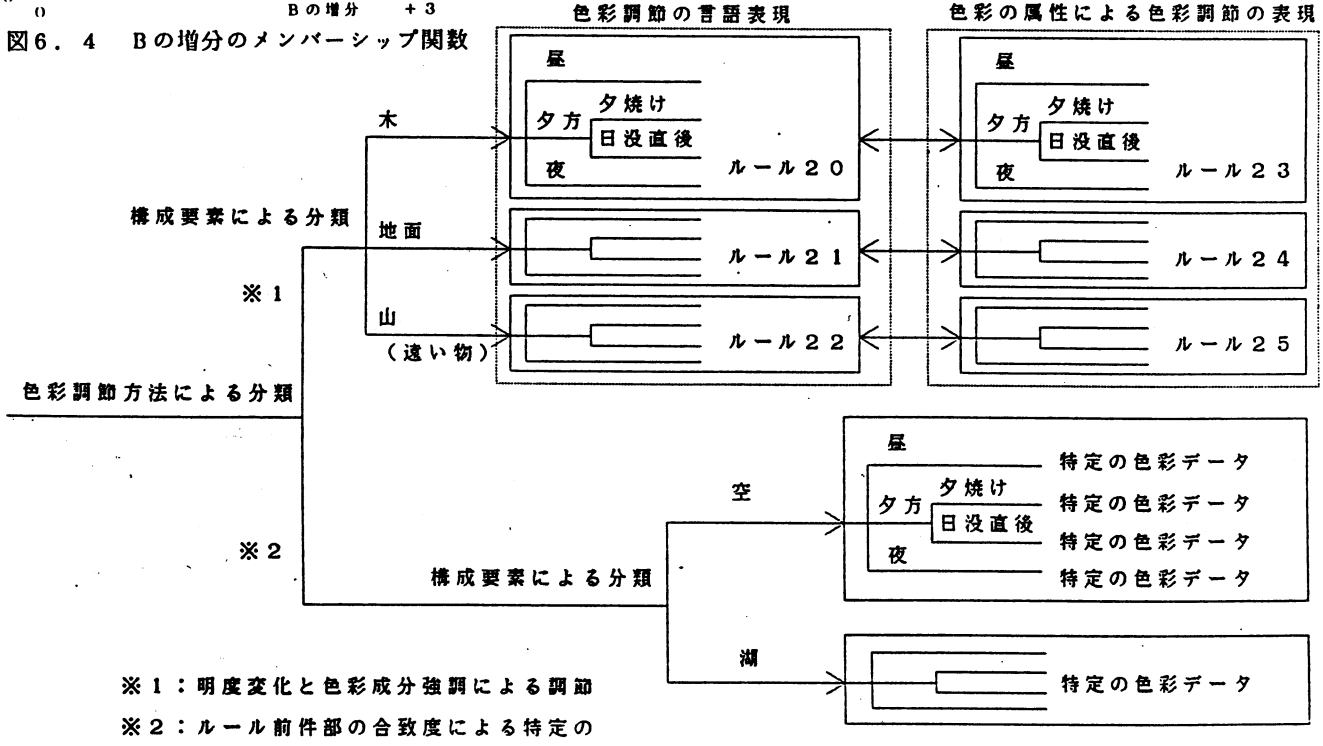


図7　時間帯のイメージを表現する色彩調節の構造モデル

T5－2（R7）

ファジィ論理を用いた画像の言語表現

－ シーンの理解 －

Linguistic Expression of Image by Using Fuzzy Logic

- Scene Understanding -

寺野寿郎　増井重弘　原　敬　杉浦寛幸　山内賢一
T. Terano　S. Masui　T. Hara　H. Sugiura　K. Yamauchi
法政大学 工学部
Fculity of Engineering, Hosei Univ.

Abstract : The purpose of this study is to realize image-understanding by computer. This paper is consist of two parts. In the first part, we analyze the human behavior of image understanding through eye-motion and also analyze how he express the image linguistically. In the second part, this information processing of human is simulated by a computer. This attempt is successful as to some simple pictures of scene.

1．目的

人間はある絵画を見て，「これはどこかの都会である」というように，その絵画の全体から受けるイメージを言葉にして表現することができる．このような物体の認識だけでは表現できない，画像全体の総合的な意味の理解を行うことが本研究の目的である．

本研究ではシーンの意味的表現を行うまでの過程を大きく二つの段階に分け研究を進めた．

第１段階では，人間が無意識的に行っている画像の理解を行う過程を様々な実験で調査し，この結果をもとに総合認識の処理の流れの構築と，メンバーシップ関数の定義を行った．

第２段階では上記の処理をコンピュータに行わせる．すなわち，輪郭線形状と色の情報を組み合わせて個々の対象物の認識を行い，さらに全体構成を理解して画像情報を自動的に言語表現することを試みた．

2．人間による画像情報の理解過程の分析

人間が行っているシーン理解の過程を種々の調査を基に明らかにする．アイカメラによる測定では線のみで構成されている風景画５種類を用いた．

2－1．アイカメラによる測定と結果

眼球運動は，ごく短時間眼球が停留して画像の１部分に焦点が合っている注視点と，注視と注視の間の眼球の素早い運動の飛越点の２つに分けられる．

［眼球運動調査①］

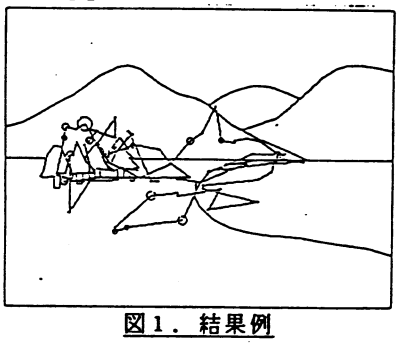


図１．結果例

被験者にアイカメラを装着して，課題なしに風景画を約２０秒間見せ，そのときの眼球運動を記録する．測定結果の例を図１に示す．図中の○は１秒以上の停留点で，大きいほど停留時間が長いことを意味する．

注視点は広く分布している．

［眼球運動調査②］

被験者に課題「左側に立っている３本の木の特徴を答えよ」を示し，①と同様に風景画を見せる．結果の１つを図２に示す．

これは明らかに課題に集中している．

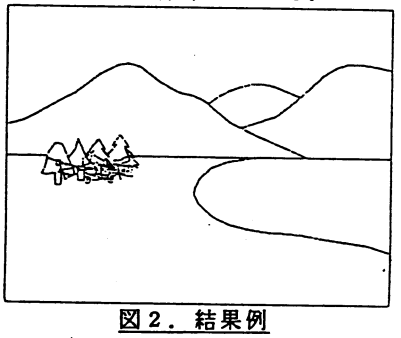


図２．結果例

2－2．画像の言語表現

［画像言語表現］

眼球運動調査①で用いた５種類の風景画を被験者に言語表現させた．図１を言語表現した結果例を表１に示す．

この実験により言語表現は画像構成要素の種類とその相対位置，全体イメージなどから成ることが分かる．

表１．図１の言語表現

被験者	言語表現
被験者1	画面右側に湖が広がっており，左奥に針葉樹が並んで生えている．その奥には山が３つ連なっているのが見える．湖畔の風景である．
被験者2	草原の中に湖が右側に広がっている．草原の左奥に木が４本固まって生えている．遠くには山が見える．草原の中の湖の風景である．

２－３．自然言語からの画像の再現

次に言語表現の文章の中で，どれが最も重要かを次の方法で調べた．

［画像再現実験①］

図３の原画をもとに，各要素の位置情報を(Ⅰ)，(Ⅱ)，(Ⅲ)のような条件のもとに変化させ，この言語表現を被験者に順次見せて画像の再現を行った．

(Ⅰ)位置情報を与えない

(Ⅱ)位置情報を画面の座標を基準に与える

(Ⅲ)位置情報を要素の座標を基準に与える

(Ⅱ)，(Ⅲ)による言語表現を表２に，(Ⅲ)の結果例を図４に示す．

表２．図３の原画の言語表現

(Ⅱ)の表現	湖が，画面中央部に広がっている． 家が１軒，画面左下部に生えている． 木が２本，画面右下部に生えている． 木が沢山，画面左中央部に生えている． 山が２つ，画面中央部にある
(Ⅲ)の表現	湖が，画面中央部に広がっている． 家が１軒，湖の左手前に建っている． 木が２本，湖の右手前に生えている． 木が沢山，湖の右奥に生えている． 山が２つ，湖の左奥にある．

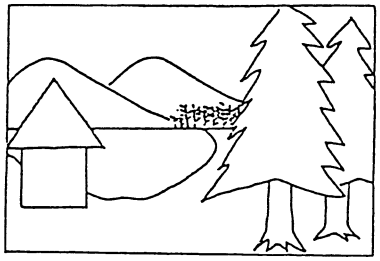


図３．原画

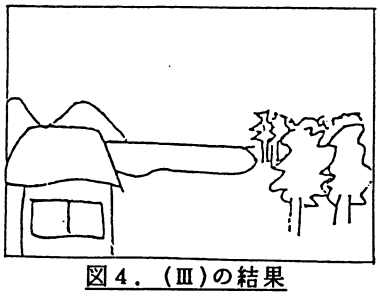


図４．(Ⅲ)の結果

(Ⅱ)の結果でも比較的原画に近い配置が行われていたが，人間が通常用いる言語表現とは異なっていて被験者に分かりにくく，(Ⅲ)の様に手前，奥，右，左という表現を用いる方がよいと考えられる．

［画像再現実験②］

目標を図５の原画として，位置情報は要素の座標を基準に与え，さらに要素の大きさや形に関する情報，画像の総合的な情報を(Ⅰ)，(Ⅱ)，(Ⅲ)の条件のもとに変化させ，画像再現の実験を行った．

(Ⅰ)位置情報のみを与える

(Ⅱ)位置情報，要素の大きさ，形に関する情報を与える

(Ⅲ)位置情報，要素の大きさ，形等に関する情報，画像の総合的な情報を与える

(Ⅲ)の言語表現を表３に，その結果例を図６に示す．

表３．図５の原画の言語表現

(Ⅲ)の表現	家が１軒，木が数本あり，遠くに山と森が広がっている風景である 針葉樹1が１本，画面左手前に生えている 小さな家が１軒，針葉樹1の右奥に建っている 針葉樹2が３本，右の少しいった所から，中央の少し奥に生えている 森が遠くに広がっている なだらかな山1が，森の奥にある 丸い山2が，山1の右奥にある

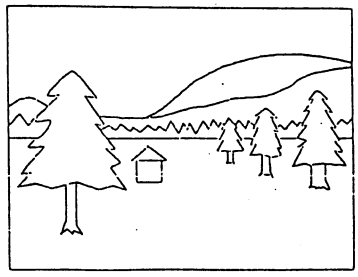


図５．原画

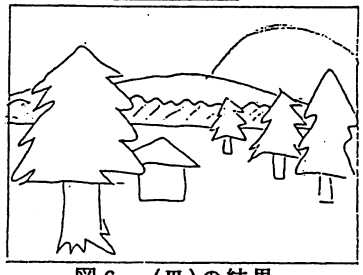


図６．(Ⅲ)の結果

(Ⅱ)，(Ⅲ)は再現結果にはほとんど差はみられなかったが，被験者に聞くと(Ⅲ)の方がどんなシーンを描くかが分かり描きやすかったという答が得られた．一方大きさや形の情報は，画像中のどこを基準に大小比較するのかが分からないことや，被験者の経験の違いなどにより必ずしも正確に伝達できなかった．しかし大まかなシーンのイメージを作る上では間接的に有効であるといえる．

２－４．人間の画像理解過程のまとめ

アイカメラを用いた実験から人間はあるシーンを見たとき，まず大まかにシーン全体をとらえ，その中から情報価値が高いものを選んで細かい認識が行われる．課題を与えてシーンを提示したときは，この細かい認識のみが行われていると考えられる．

画像の言語表現実験から人間は，シーンの総合的な表現，ある要素からの相対的な位置表現，シーンのどの辺りにあるかという絶対的な位置表現の３種類を組み合わせてシーンを言語表現している．言語表現からの画像の再現実験からも分かるように，画像の総合的な表現が与えられた方がシーンをイメージしやすいことが分かった．

３．コンピュータによる個々の要素の認識

シーンの構成要素の自動認識を次の手順で行った．

3－1．認識に必要な情報の抽出

要素の形状を認識するために，対象シーンに2値化，ラプラシアンフィルター等の処理を施し，輪郭線画像を取り出す．輪郭線化した要素に対して，その輪郭線の直線，曲線の割合と角の数を求め，形状認識を行う．形状の内部知識として四角形，三角形，円などの知識を与えておく．

次に色の情報を得る．各色の輝度分布を基にメンバーシップ関数を定義し判別する．メンバーシップ関数はＲＧＢそれぞれの輝度値の差によって定義し，入力は対象となる画像の輝度ヒストグラムの頂点とする．この方法で要素の色を判別する．

3－2．要素の認識

色判別と形状認識の結果を組み合わせて要素の認識をする．内部知識は人工物として家，道，自然物として木，山，湖の5種類を持っている．処理の流れは図7のようになる．

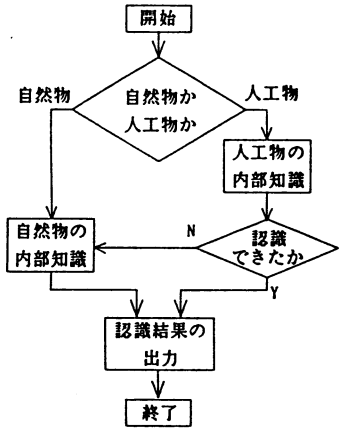


図7．要素認識流れ

①自然物と人工物の認識

計算機に人工物と自然物の判断知識をもたせ，構成要素を2つのカテゴリーに分類し，内部知識も自然物と人工物で別々にもたせる．入力と内部知識のファジィ集合とのマッチングには数値的真理値による逆真理値限定法を用いる．

②要素の認識

要素が人工物であれば人工物の内部知識と，自然物であれば自然物の内部知識とマッチングを行い，そのうち最大となったものが認識結果となる．各要素の内部知識は言語表現を用いて表現され，ファジィ集合で特徴づけられている．

画像入力時の環境条件が悪かったり，要素同士の色の差が小さい時に輪郭線がとれない場合があり，要素認識が出来ないことがあったが，それ以外はほぼ良好な結果を得ることが出来た．

4．コンピュータによるシーンの言語表現

ここでは要素の位置情報にもとづいたシーンの表現を行った．これをミクロ的な意味理解と呼ぶ．

位置表現には次の3種類がある．

① シーンのどこに何があるかを言語表現する．

② シーンの2つの要素に対し一方はもう一方に対しどういう位置関係にあるかを言語表現する．

③ ①と②を適切に組み合わせて言語表現を行う．

人間による位置表現は①と②を組み合わせて行っていて，その多くはシーンの中から目安とすべき要素を決定し，これを基準に近い要素の位置表現を行っていく．そこで基準物という考え方を用い，③による表現を行った．

4－1．基準物の決定

基準物は中央に近く，近くに多くの要素があり，手前に近い要素が選択される．この特徴抽出を行うために中央の度合，集中度，手前の度合を次のように定義する．

a）中央の度合：中央からのドット数

b）集中度　　：その要素の「かなり近い」か「近い」ところに要素が幾つあるか

c）手前の度合：画面手前からのメッシュ数

この特徴量を評価するためにメンバーシップ関数を定義し，重視度を決めて拡張原理によって評価を行う．

4－2．絶対的な位置の表現

要素の位置を「遠近」と「左右」の2つで表現する．

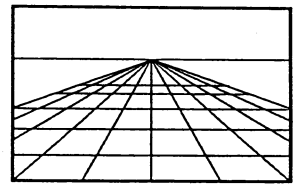


図8．地面のメッシュ分割

遠近としては「手前」「少しいったところ」「奥」の3種類を考える．シーンの地面の部分を図8に示すように遠近法にもとづいてメッシュに分割し，手前から対象となる要素までのメッシュ数で遠近を自然言語表現し，メンバーシップ関数で定義する．

左右の位置は「左」，「やや左」，「中央」，「やや右」，「右」の5種類を考える．左右の位置はディスプレイ上の横軸（X軸）のドット数から判別する．ただし，遠近によって定義が異なるので，遠近が(a)「手前」の場合，(b)「少しいった所」の場合，(c)「奥」の場合に分けてメンバーシップ関数を定義する．

4－3．相対的な位置の表現

2要素間の位置関係を「距離」と「方向」の2種類について考える．

距離については，「かなり近い」，「近い」，「どちらでもない」，「少し遠い」，「遠い」の5種類を考え，2要素間の距離をメッシュ数より言語表現し，これをもとにメンバーシップ関数を定義する．

方向としては右横，右奥，奥，左奥，左横，左手前，手前，右手前の8方向を考え，これをメンバーシップ関数で定義する．

4－4．シーンの言語表現

基準物が決定されると，それに対して「非常に近い」か「近い」ところにある要素の言語表現を行い，次にこの要素を基準にして，同様に要素の言語表現を行う．このように順次言語表現を行っていく．ただし，「非常に近い」か「近い」ところに要素がない場合は新たな要素に対し絶対的な位置表現を行う．

また，言語表現を簡略化し感覚的にも分かりやすいものにするために，複数の要素が同種で近い場合にはそれをまとめて新たな1つの要素と考える．例えば，木が3本集まっていたら，これを「木が3本」としてひとまとまりにして扱う．

この方法で図９のシーンを言語表現した結果例を示す．

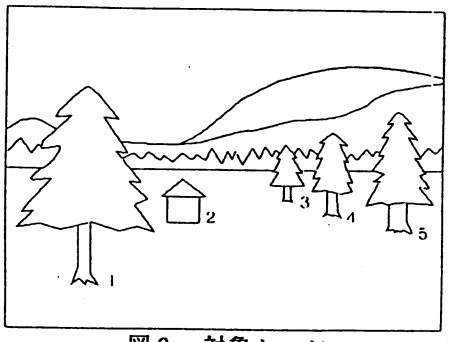


図９．対象シーン

木 が ３本 右 の少しいったところ に生えている
木 が 左 の手前 に１本生えている
家 が やや左 の少しいったところ に１軒建っている
それは，木 の 奥の近いところ に建っている

５．コンピュータによるシーンの総合的言語表現

ここではシーン全体を意味づける総合的な表現を行った．これをマクロ的な意味理解と呼ぶ．

シーンから「村」，「都会」，「山」，「林」，「水辺」という総合的な６表現をファジィ推論によって導き出す．シーンの構成要素（山，木，家，水）の見え方に応じた各総合表現の「らしさ」の度合をルールによって定義する．山の見え方に関するルールの一部を以下に示し，これに対する前件部，後件部のメンバーシップ関数をそれぞれ図１０，１１に示す．このルール①の前件部のメンバーシップ関数はシーンの中での山の部分が占める面積によって定義される．

ルール①：要素「山」に関してのルール

IF 山がかなり大きく見える THEN 村度=PVB &
平野度=NM & 都会度=NB & 山度=PVB & 林度=PB
IF 山が大きく見える THEN 村度=PB &
平野度=NM & 都会度=NB & 山度=PB & 林度=PB

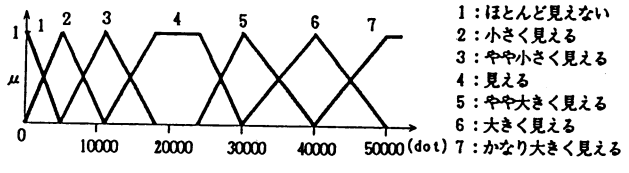


図１０．前件部メンバーシップ関数（ルール①）

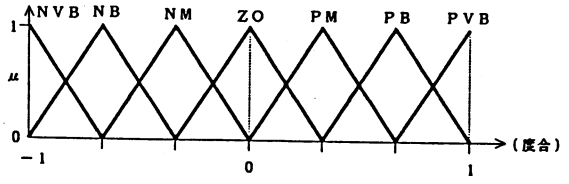


図１１．後件部メンバーシップ関数

なお，推論にはＭａｘ－Ｍｉｎ重心法を用いた．

各構成要素のルールから求められた総合的な６表現の評価値が求められる．これを各総合評価値ごとに和を求め，これらの最大値と最小値から0から1に正規化を行う．正規化の結果，評価値が0.5以上の場合には図１２に示すメンバーシップ関数にもとづき，その評価値に応じた言語表現を行う．

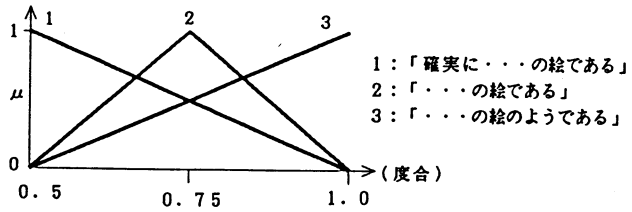


図１２．表現方法選択のためのメンバーシップ関数

これを用いて図９のシーンを総合的に言語表現した結果を以下に示す．

確実に数本の木と平野の絵である

６．結論

コンピュータによる画像の言語表現においては，比較的人間の言語表現に近い結果を得ることができ，内部知識化した各情報が妥当であることが分かった．また「基準物」という考え方を用いることで，人間の表現に用いられる「～のそばに～があり，さらにその奥に～がある」といった連続的な言語表現が行うことができた．

本研究の認識の過程では大きさ，形，色の情報は取り入れたが，言語表現ではこれらの情報は個人差が大きいために使用しなかった．しかし，これらの情報を扱うことで要素に関するイメージや，画像全体に対するイメージを扱うことが可能となるであろう．そのためには人間がこれらの情報をどのように扱っているのかという，より詳しい調査が必要であると思われる．

今回は比較的単純なシーンだけしか取り扱わなかったために，総合的な表現を行うことが必ずしも適当でない対象があった．要素認識のための内部知識の充実化や，濃淡画像からの認識などの改善によってより複雑なシーンを適切に表現することが可能となるであろう．

参考文献

山内：ファジィ論理を用いた画像の言語表現－全体画像の認識－，法政大学卒業論文/1991

杉浦：ファジィ論理を用いた画像の言語表現－個別要素の認識－，法政大学卒業論文/1991

K.T.ｽﾍﾟｰｱｰ，S.W.ﾚﾑｸｰﾙﾞ：視覚の情報処理 〈見ること〉のソフトウエア，サイエンス社

R.Nevatia：画像認識と画像理解－視覚的マシン知覚－，啓学出版/1986

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
☎ 0423-87-6249
増井重弘，原 敬

T 5 − 3 (R 7)

Knowledge Based Scene Understanding

Weijing ZHANG and Michio SUGENO

Department of Systems Science, Tokyo Institute of Technology
4259 Nagatsuta, Midori-ku, Yokohama 227, Japan

Abstract: In [1, 2], we defined scene understanding as a problem of creating a linguistic model of a scene and proposed a memory model to store knowledge we need to understand a scene. We suggested to use both Fuzzy Set Theory and Case Based Reasoning(CBR) to build an intelligent vision system. In this paper, we will show how to recognize an object using the proposed memory model and using CBR respectively. We will also give some discussions on the matching problem.

1 Introduction

Basically, understanding means responding reasonablly to information from ouside. For example, tell someone what you are looking at, or just stop your car when you see a policeman. Both cases show us what understanding means. In our research, we define scene understaning as giving a linguistic description, or linguistic model, to the scene[1].

Scene understanding is a very complex recognition process and deeply concerned with memory. We see things with our eyes, and understand them with our brain. When we see something white in something blue, we may say "cloud in sky" if we have some knowledge about that. We cannot understand what we see if we have no knowledge about them. By understanding, we mean establishing connections between what we want to know and what we have already known, or more simply, just linking a set of data with another set of data. In our vision system, the data are two dimensional data from an input image and the three dimensional description of the image.

Knowledge processing is necessary if one really want to build an intelligent vision system. An intelligent vision system has not only eyes but also brains to process the data obtained by the eyes.

We discussed the knowledge we need to understand a scene and proposed a memory model to store the knowledge[1]. In this paper, we will show how the memory model works in an object recognition process. Furthermore, we suggested to represent a scene as a case and use Case Based Reasoning(CBR) to understand a scene[1, 2].

We will give examples to show the structure of a case and show how CBR works to understand a scene, and also give some discussions on the matching problem.

We will use the support pair, necessary support and possible support, and use blackboard as well.

2 Image Processing

The input scene of our vision system is represented as a matrix, whose element denotes the light density at the point; if the input is a color image, three data is needed for each pixel to denote RGB components. Here RGB represents three principal colors red, green, and blue. We use color codes as shown in Table 1 instead of the real RGB values in current system. If the input is a natural scene, we have to transfer each pixel value into a color code through the process of extracting regions or other techniques.

Knowledge to be used to recognize an object is stored in the memory model and the case base. The process of object recognition will be discussed in the following sections.

2.1 Linguistic Variables

Usually, the information used in a cognitive process is incomplete and uncertain, so it is effective to use fuzzy set theory[5] to represent this kind of information. Linguistic variables[6] will be used to represent features of objects in a scene and relations among the objects when necessary.

Code	0	1	2	3	4	5	6	7
Color	black	blue	green	lblue	red	pink	yellow	white

Table 1: Color Codes

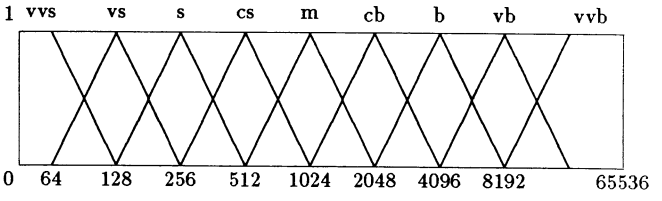


Figure 1: Membership Functions of Area Size(2D)

For example, feature size of an area may be a linguistic variable. Figure 1 shows the membership functions of area size when the input scene is represented as a 256 x 256 matrix.

Suppose the input object name is sky. If in the input scene, area A's size is much bigger than area B's, then the possibility of A is sky will be much bigger than that of B is sky.

Relation above is another example. The membership function of A above B(Figure 2) may be defined as

$$above(A,B) = \begin{cases} 0, & for\ y \le 0 \\ 1, & for\ y > 0, x = 0 \\ 1 - \dfrac{|x|}{2|y|}, & for\ |x| \le |y| \\ \dfrac{|y|}{2|x|}, & for\ |x| > |y| \end{cases}$$

$$(x = x_a - x_b, y = y_a - y_b)$$

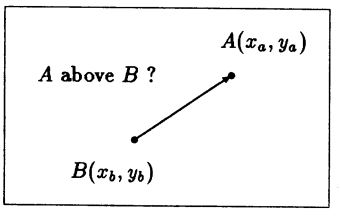
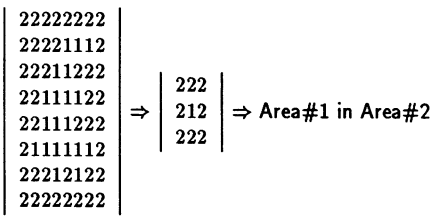


Figure 2: Relation above

2.2 Relation in

We developed an algorithm to check if an area is in another area. The process is simply shown in the following diagram:



Relation in gives the topological relation among areas. Topological invariants are very important in human visual perception. If we know A in B and color(A)=white, color(B)=blue, we may say that A is cloud and B is sky.

2.3 Feature Table

When a scene is read in, a feature table is set up to contain the features and relations of the areas in the scene. Here is an example of the features and relations of area No.18 got from a scene:

```
... ...
------ Area #18 ------
== Features ==
OutsideRectangle = (171,227) -- (178,237)
color = 3
size (area point) = 88
peri (edge point) = 34
peri / size = 0.386
area center = (174.5,232.0)
edge center = (174.5,232.0)
Shape :
  4-sided = 1.000
  circle  = 0.329
  tri     = 0.000
  rec     = 1.000
== Relations ==
connect : #17
in      : #17
above   : #13 #15 #16 #17 #19
... ...
```

The features and relations filled in the feature table will be used in the recognition processes in the following sections.

3 Object Recognition by Memories

Knowledge in our proposed memory model is organized experience, while knowledge in case base are just raw materials. Both are useful in an intelligent system. When we have a lot of similar cases, we may extract some general knowledge from the cases and store them into the memory model.

3.1 Memory Model and Supports

In [1], we proposed a memory model which consists of five levels : Individual-Memory (IDM), Category-Memory (CM), Scene-Memory (SNM), Situational-Memory (STM), and Intentional-Memory (IM).

IDM is used to store particular knowledge about an individual object; CM contains general features of a class of objects; SNM contains information about relations among objects in scenes; STM tells us how SNM and CM should be revised according to different situations; and IM plays the role of controling the whole process of scene understanding.

Object	Type	Weight	Item
sky	0	1.00	size
sky	0	1.00	color
sky	0	0.90	v-ps
sky	2	0.50	10001

Table 2: Some Records in IM

Object	Feature	Type	Value	SptID
sky	color	2	black	00111
sky	color	2	blue	00112
sky	color	2	white	00116
sky	color	2	grey	00117
sky	color	-1	green	-1

Table 3: Some Records in CM(Spt:Support)

- **Intentional Memory(IM)** IM gives the procedure to achieve a goal. Table 2 shows an example of IM-sky which contains the items to be checked and the weights assigned to them. An item can be a feature stored in CM, or a scene ID number in SNM.
- **Category Memory(CM)** Every record in CM is with a support ID number, by which we can get the supports of the record (Table 3).
- **Support Base** We have a support base to store support pairs, made by necessary support(NS) and possible support(PS), under different situations. Support logic, proposed by Baldwin[7], is used here because it can denote the difference between false=(0,0) and unknown=(0,1). Every record in support base has a STM ID number, by which we can get the corresponding situation. Table 4 shows some records in support base.
- **Situational Memory(STM)** A lot of information can be stored as situation items in STM. For example, weather, time, season, distance, angle, etc. Table 5 gives some examples of records about weather. If occluded states can be found in STM, it is possible to recognize occluded objects as well.
- **Scene Memory(SNM)** Using the ID number from IM, a relation among objects can be read from SNM(Table 6).

IDM is not discussed in this paper, because we do not consider particular object yet. We will give examples of other four types and also show the process to recognize an object using the memories.

3.2 Object Recognition

Now let us see the process of reading kowledge from Memory Model when searching an object. Suppose the object is sky.

- Read items from IM of sky. Suppose we get the record:

  [sky 0 1.00 color]

SptID	NS	PS	STM-ID
00117	0.40	1.00	00000
00117	0.40	1.00	00010
00117	0.00	0.10	00011
00117	0.50	1.00	00012
00117	0.60	1.00	00013
00117	0.60	0.90	00014

Table 4: Some Records in Support Base

STM-ID	Type	Situation	Value
00000	00	default	
00010	01	weather	uk
00011	01	weather	clear
00012	01	weather	cloudy
00013	01	weather	rainy
00014	01	weather	snowing

Table 5: Some Records in STM

SNM-ID	Type	SptID			
10001	01	50001	cloud	in	sky
10002	01	50002	cloud	above	sky
10101	01	50101	window	in	wall
10102	01	50102	roof	above	wall
10201	01	50201	car	above	road

Table 6: Some Records in SNM

- Read records in CM-sky whose feature name is color. Suppose we get

  [sky color 2 grey 00117]

- From Support No.00117 we read supports from support base:

  [00117 0.50 1.00 00012]

  where 00011 and 00012 are situation ID numbers.

- From STM, we get

  [00012 01 weather cloudy]

The knowledge we got from the memories can be concluded as

If weather=cloudy and color(area)=grey
then supports for area=sky are (0.50,1.00)

For an item in IM, we may get many rules of this type. When a support ID number corresponds to more than one STM item, we set up blackboards(to be mentioned below) to represent them. When a feature has a lot of values in CM, we compare the supports of the values and the matching degree between the feature values in the CM and the feature values of the areas in the input scene. The maximum value is taken as the supports of the item. We check every item in IM and write the supports into a blackboard. The weighted average of the supports give the supports of the area to be the object, i.e. the matching degree between the areas in a scene and the given object.

3.3 Blackboard

A blackborad gives an interpretation under a certain situation. A situation may have many STM items. When a new STM item read from STM is inconsistent with the existing situation, a new blackboard is set up to represent the new situation. We can have as many blackboards as we need. When an interpretation in a blackboard is thought to be impossible, the blackboard will be removed.

For example, if we have the following interpretation in Blackboard #001 :

Area#002 = sky : (0.7, 1.0)

and we get a new feature color as

color(Area#002) = green

Blackboard#001		supports :	(0.4,1.0)
Situation :	Weather	= clear	
	Distance	= far	
Interpretation:	Area 1	= unknown	(0.0,1.0)
	Area 2	= sky	(0.7,1.0)
	Area 3	= cloud	(0.6,1.0)
	Area 4	= unknown	(0.0,1.0)
	... ...		

Table 7: A Blackboard

then Blackboard #001 should be removed if the supports for color(sky)=green is (0,0) in the situation of Blackboard #001.

The final remaining blackboards give the possible interpretations of the scene. The supports of each blackboard are decided by the supports of the interpretations in the blackboard.

Table 7 shows an example of a blackboard.

3.4 Comments on the Matching Problem

The weighted average method has its limits when used to evaluate matching degree. Suppose we got three features of an area as follows:

```
v-ps=t, size=vvb, color=green
```

and our object is sky. The knowledge we have in the memories is

```
if v-ps =t      then area=sky : (0.8, 1.0)
if size =vvb    then area=sky : (0.7, 1.0)
if color=green then area=sky : (0.0, 0.0)
```

When we get only the first feature v-ps=t, we have

```
area=sky : (0.8, 1.0)
```

When we get the second feature size=vvb additionally, we get

```
area=sky : (0.7, 1.0)
```

When we get the third one color=green in addition to the first two, the result turns to be

```
area=sky : (0.5, 1.0)
```

Weighted average is used here. But the result is certainly wrong because the color of the sky cannot be green. Indeed, the recognition process is not an additive one. When the third feature color=green is known, the supports for

```
area=sky
```

trun to be (0.0, 0.0) no matter what values other features take. Instead, the supports may turn to be (0.9, 1.0) if what we got is color=blue.

A possible solution to deal with this problem is using fuzzy rules to represent an object (f_i is the ith feature of an area):

if $f_1 = v_{11} \ldots f_n = v_{1n}$ then $Area = Obj : (NS_1, PS_1)$
if $f_1 = v_{21} \ldots f_n = v_{2n}$ then $Area = Obj : (NS_2, PS_2)$
... ...
if $f_1 = v_{m1} \ldots f_n = v_{mn}$ then $Area = Obj : (NS_m, PS_m)$

For example, a model of sky may be written as

```
if   v-ps=t and size=vvb
then area=sky                              (0.5,1.0)
if   v-ps=t and size=vvb color=blue
then area=sky                              (0.9,1.0)
if                          color=green
then area=sky                              (0.0,0.0)
```

But even we have this kind of rules, how to use them remains a problem. We think meta-knowledge is necessary to control the matching process, and should be embedded into IM. But the detail is unclear yet.

0001	1	1	color	white
0001	1	2	color	blue
0001	2	in	1	2
0001	2	connect	1	2
0001	4	1	cloud	
0001	4	2	sky	
0002	1	1	color	green
0002	1	2	color	brown
0002	1	2	shape	stick
0002	1	2	dir	n
0002	2	above	1	2
0002	2	connect	1	2
0002	4	1	tcrown	
0002	4	2	ttrunk	
0003	1	1	shape	rectangle
0003	1	2	shape	rectangle
0003	2	in	1	2
0003	2	connect	1	2
0003	4	1	window	
0003	4	2	wall	

Table 8: Examples of Case

4 Object Recognition by CBR

Case Based Reasoning(CBR) is developed from Schank's dynamic memory[3, 4] to deal with the problem of knowledge aquisition. To build an expert system made by this kind of rules, we have to extract rules from experts first but this is found to be very difficult. Usually, knowledge in our memory is not easy to be represented as a rule with the formula if ... then ... . CBR is useful to use knowledge which cannot be easily represented as rules. In a vision system, a scene is regarded as a case. When we get a new scene, we try to find old cases similar to the new one, and use the interpretation in the old cases to interpret the new scene.

4.1 Knowledge in a Case

As we defined in [2], a scene is a view that we see, in which there are some objects and some relations among the objects. A case consists of two parts. The first part includes two dimensional(2D) data of a scene and the second part includes three demensional(3D) interpretations of the scene.

We suppose a scene can be divided into some areas, each area is characterized by some features and relations with other areas. 2D data means features and relations of the areas in a scene. We get 2D data of a scene by image processing as we mentioned in the first section.

An interpretation of a scene is the result of scene undertanding, i.e. a connection between areas and objects in the real world.

Table 8 shows some examples of case, in which the first column gives the case ID number and the second column gives the record type. The record types are given in Table 9. In which type 1,2,3 are 2D data types, and type 4,5,6 are 3D data types.

Remembering a case means storing all these six types of data together.

4.2 Object Recognition Using Cases

Again suppose our object is sky and let us see the object recognition process by CBR.

- Step 1: [Searching Cases By Index] Use sky as an index and looking for cases whose 3D data includes sky as an object.
- Step 2: [Matching 2D Data of Cases] Match 2D data of the input scene(new case) with those of each case got in Step 1.

Type	Record			
0	SceneClass			
1	S-ID	Feature	Value	
2	2-R	S-ID	S-ID	
3	3-R	S-ID	S-ID	S-ID
4	S-ID	Object		
5	2-R	Object	Object	
6	3-R	Object	Object	Object
7	Situation	Value		

Table 9: Data Types of Records in Case Base (S:Structure, R:Relation)

  - Step 2.1: [Matching Relations] Search for the areas in the scene which satisfy the 2D relations in the case.
  - Step 2.2: [Matching Features] Check the areas got in Step 2.1 to see if the 2D features in the case are satisfied.
  - Step 2.3: [Modifying Cases] If a feature of an area does not match with that of the case. Consult CM to see if the feature of the area is acceptable.
- Step 3: [Revising Results] If the matching suceeds, return the 3D data of the matched case as the recognition result. Or revise the 3D data according to the results of Step 2.3.

5 Conclusions

First we gave examples of linguistic variables used in the process of image processing. Then we gave the structures of our proposed momery model and showed how to use the memories to recognize an object in a scene. We also gave the structure of case and showed the process of object recognition by case based reasoning. Memories may be consulted even when CBR is used to modify the results in case base to fit the new scene. The relation between the momeries and the case base needs further study.

Support base is used for the first time to represent situation together with STM. We also gave an example to show the function of blackboard.

References

[1] M.Sugeno, W.Zhang : *An Approach to Scene Understanding Using Fuzzy Case Based Reasoning,* Proc. Sino-Japan Joint Meeting on Fuzzy Sets and Systems (1990).

[2] W.Zhang, M.Sugeno: *Dynamic Memory for Scene Understanding,* Proc. 6th Fuzzy System Symposium(1990).

[3] R.C.Schank : *Dynamic Memory,* Cambridge University Press (1982).

[4] C.K.Riesbeck, R.C.Schank : *Inside Case-based Reasoning,* Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Publishers (1989).

[5] L.A.Zadeh : *Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes,* IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, SMC-3, 28-44 (1973).

[6] L.A.Zadeh : *The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning,* I, II, III, Information Sciences, 8(1975), 199-249, 301-357, 9, 43-80 (1975).

[7] J.F.Baldwin : *Evidential Support Logic Programming,* Fuzzy Sets and Systems 24, 1-26, 1-26 (1987).

Address of authors:

Department of Systems Science, Tokyo Institute of Technology
4259 Nagatsuta, Midori-ku, Yokohama 227, Japan
Tel: 045-922-1111 ext. 2641, 2645
Fax: 045-921-1485
E-mail: zhang@sys.titech.ac.jp

T6－1（R7）

ファジィ推論を用いたトップダウン画像処理

Top-Down Image Processing using Fuzzy Reasoning

宮島　耕治　　中山　万希志　　糊田　寿夫
Koji MIYAJIMA,　Makishi NAKAYAMA　and　Toshio NORITA
技術研究組合　国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research(LIFE)

Abstract: Image Understanding system needs to have a function which is able to determine image processing parameters according to objects in order to extract image features of objects as expected results. But the parameters aren't determined uniquely,because image data is sensitive to lighting, reflection and shadow.

In this paper,we propose the outline of Top-Down image processing that is able to determine image processing parameters by fuzzy reasoning and show an approach applying to edge detection of face parts.

1．はじめに

一般の自然画像から所望の領域を抽出し、その領域が何であるか認識することは画像理解の重要な研究対象の一つである。画像認識における処理過程は、入力画像から線や領域などの画像特徴を抽出するセグメンテーションと、画像特徴と認識対象のモデルを照合するマッチングに大別できる。

セグメンテーションについての問題点は、認識対象が単一の画像特徴のモデルに基づいて設計されたアルゴリズムでは意味のある画像特徴を抽出することができず、意味のない画像特徴が抽出される場合が多い[1]。これは認識する対象物の解像度、光線など種々の条件が画像により一様でないためである。そこで、画像からの特徴抽出をボトム・アップ的に処理するだけでなく、所望の特徴を得るための知識を用い、トップ・ダウン的に処理をする必要があり、両者をうまく使い分けたフィードバック処理によって特徴を抽出することが有効である[2]。

本研究の位置付けは、(1)抽出される画像特徴が不安定であるという点でのあいまい性とそれを抽出するための知識の表現のあいまい性を扱うことと、(2)画像特徴のあいまいさを軽減するような効率的な画像特徴の抽出の実現とする。本報告では、一般風景中に人間が映っている自然画像を対象とし、上記で述べたフィードバック処理を用いた画像理解の枠組を述べ、その処理の一例としたエッジ抽出について報告する。

2．人間理解システムの構成

図1に人間理解システムの構成を示す。自然画像中に人間が存在するかの判定を行い、人間に相当する領域を画像から抽出し、さらにこの人間の空間的な状態を理解し、その理解結果として言語と画像によって出力するシステムを構築することを目的としている。対象とする画像は一般情景中の人間が映っているＲＧＢカラー画像とし、画像中に存在する人間の数、位置、顔の向き、画像中の人間に相当する領域を出力とすることを想定する。本システムは次の三つのレベルに分けられる。

(1)画像データをセグメント化する”画像処理レベル”
(2)(1)で得られた特徴量を基に人間の領域を切り出す
　”人間領域推論レベル”
(3)(2)で得られた情報から画像中に存在する人間を理解した結果の出力を言語表現する”言語変換レベル”

しかし、上記のレベル(1)からレベル(2)へと一方向に流れる処理では、所望の画像特徴を抽出することは困難である。そこで、画像特徴の抽出が不完全な場合、抽出失敗理由を考慮して再度、抽出を行うフィードバック機構が必要となる。そこで、認識対象物の知識を用いて、効率的かつ良好な特徴抽出を目的としたフィードバック処理による特徴抽出の枠組を設定した。

3．フィードバック処理による画像特徴抽出

図2にフィードバック処理を用いて画像処理パラメータを決定する手法を説明する。まず、要求する対象の大きさと抽出範囲の制約の中で要求する対象の抽出を命ずるタスクが入力される。このタスクが要求する抽出対象にあった対象物抽出ルールを選択する。画像処理パラメータの初期値は処理対象画像の状況を前件部、初期パラメータの決定方法を後件部に記述したルールを用いてフ

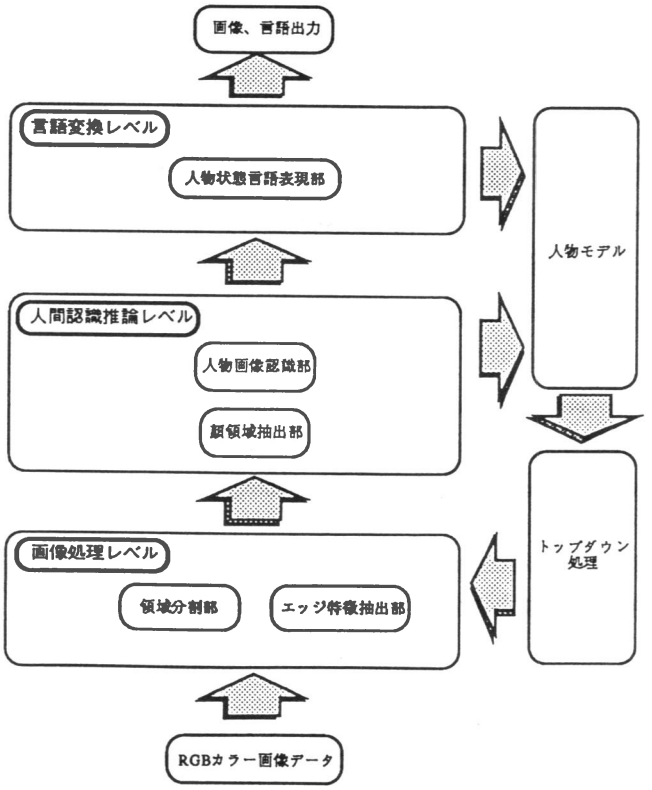


図１　人間理解システム構成図

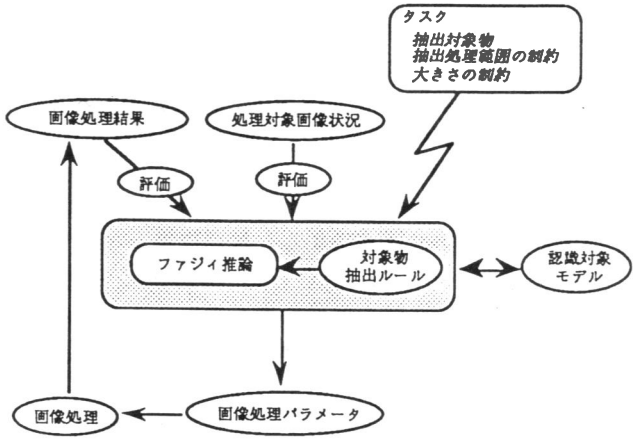


図２　フィードバック処理による画像処理パラメータ決定方法

ファジィ推論により決める。この初期値によって画像処理された結果を評価し、前件部にこの評価結果、後件部に画像処理パラメータの決定方法を記述した抽出対象固有のルールと前述のルールを用いて再度ファジィ推論により画像処理パラメータを求める。求められた画像処理パラメータを用いて再度画像処理を行い、所望の特徴が得られるまで繰り返す。このようなフィードバック処理により最適な処理パラメータをファジィ推論を用いて柔軟に求めることが可能となる。

本システムでは、人間を画像から抽出する最初の手がかりとして、まず顔を抽出することを考える。顔領域と考えられる画像領域の条件（特徴）として、領域の色が肌色であり、内部に目、鼻、口が確認され、髪の毛領域が上部に存在することなどがある。したがって、顔領域か否か判定する際に上記に述べた条件を満たすかどうか調べる必要があり、ボトムアップの流れの画像処理では上記の条件を抽出することは困難である。しかし、抽出領域を限定し、目、鼻、口などがどこに位置するか推定して必要とされる条件のみを抽出するトップダウン的な画像処理により特徴抽出の効率と処理結果の向上が期待される。

4. 画像処理ルールによるトップダウン処理の枠組

ここでは、ＲＧＢカラー入力画像を色相、彩度、明度画像に変換し[3]、変換された画像情報を初期領域分割して領域の色情報として肌色らしい領域を抽出する。顔内部の目、鼻、口領域の明度画像の変化量が大きいことから、その領域の明度画像を微分することにより得られるエッジ画像のエッジの密度の高い位置がなんらかの顔の部位であることが想定される。このようにして、大体の顔の部位が得られているとし、その位置に部位が存在するか調べるために詳細な画像特徴の抽出を行う。

図３に本システムにおけるトップダウン処理の構成を示す。まず、大局的認識部が前述したように顔の部位の位置を推定し、抽出したい部位とその位置と大きさの制約の情報が記述されたタスクを局所的認識部に渡す。局所的認識部では受け取ったタスクの中の抽出対象物により必要なモデルとモデル固有の画像処理ルールを選択し、ルールに従って画像処理パラメータをファジィ推論により決定する。次に求められたパラメータとタスク内に記述されている制約の中で、画像処理を行うように画像処理部に命令する。

画像処理ルールは、処理対象領域の画像の状態、対象部位固有の画像処理、画像処理結果の評価方法を記述した前件部と、画像処理パラメータの決定方法を記述した後件部で構成されており、次元の異なる複数の視点からパラメータを決定するルールによって構成されている。このような画像処理ルールは特徴抽出したい対象物毎に構築される。

これらの画像処理ルールを用いてファジィ推論により画像処理パラメータを求める。所望の画像特徴が抽出されるまで、処理結果をフィードバックして最適な画像処理パラメータを求めて画像処理を行う。このようなトップダウン処理の実現により、目的にあった画像処理と処理の効率化が可能となる。

次節で上記の画像処理ルールよる画像処理パラメータ決定方法の一例として、対象物を顔の部位にして画像特

徴の一つのエッジを抽出することを試みた。

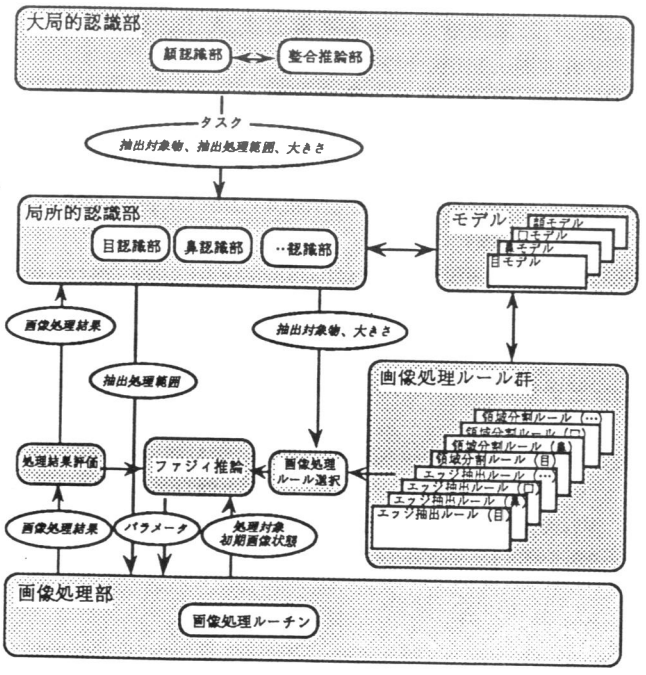


図３　トップダウン処理の構成

5.画像処理ルールによるエッジ抽出

エッジ抽出手法として、ゼロクロシング法[4]においてGaussian Filterで平滑した後にLaplacianをとることを二種類の標準偏差のGaussian Filterの差で近似するDOG(Difference of Gaussian)フィルター[5]を用いる。この手法の利点は人間の視覚に近いエッジを抽出できる点である。

上記の手法によって明度画像からエッジ画素を抽出し、そのエッジ画素の強度、方向を計算する[6]。図４に原画像（128×128画素：256階調）を図５にエッジ強度の最大値を256で正規化したエッジ強度画像を示す。図５に示すように、エッジ抽出結果は顔の部位以外のエッジなどもあり、多くのノイズのエッジも抽出される。そこで、顔の部位のエッジ情報だけを抽出する処理が不可欠である。

顔の部位のエッジ情報だけを抽出する処理の知識として、例えば、目のエッジの強度は比較的大きく、エッジの方向は水平方向で、微小の長さのエッジはノイズとして除去されることが考えられる。そこで、エッジ抽出を行った結果を基に試行錯誤的に必要なエッジのみを抽出することを考える。エッジ強度のしきい値による２値化処理と特定の長さのエッジを除去する処理の結果を評価して、再度、しきい値を変化させて処理を行い、必要とするエッジが得られた時点で処理を終らせる。これらのしきい値の決定方法をエッジ抽出処理ルールの後件部、

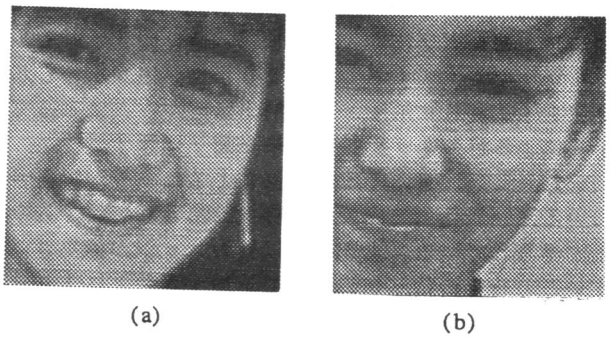


図４　原画像

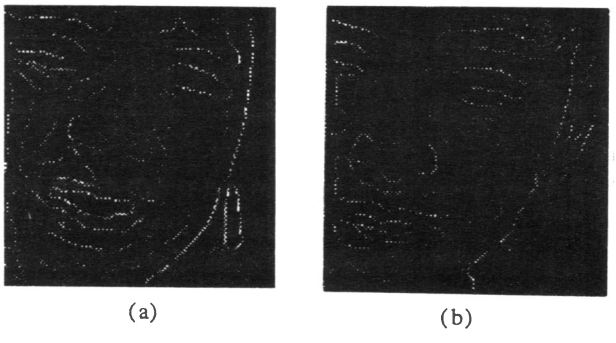


図５　エッジ画像

エッジ抽出ルール

原画状況によるルール
IF " 対象領域は 明るい" THEN " 微弱エッジ除去の初期しきい値 is big"
IF " 対象領域は 普通" THEN " 微弱エッジ除去の初期しきい値 is medium"
IF " 対象領域は 暗い" THEN " 微弱エッジ除去の初期しきい値 is small"

IF " 対象領域の明度分散 is big" THEN " 微小SIZEのエッジ除去の初期しきい値is big"
IF " 対象領域の明度分散 is medium" THEN " 微小SIZEのエッジ除去の初期しきい値 is medium"
IF " 対象領域の明度分散 is small" THEN " 微小SIZEのエッジ除去の初期しきい値 is small"

IF " 初期抽出エッジ成分の平均 is large" THEN " 微弱エッジ除去のしきい値 is high"
IF " 初期抽出エッジ成分の平均 is medium" THEN " 微弱エッジ除去のしきい値 is unmove"
IF " 初期抽出エッジ成分の平均 is small" THEN " 微弱エッジ除去のしきい値 is low"

処理結果によるルール
IF " 出力エッジ数 is very large" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is high"
IF " 出力エッジ数 is large" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is a little high"
IF " 出力エッジ数 is medium" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is unmove"
IF " 出力エッジ数 is small" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is a little low"
IF " 出力エッジ数 is very small" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is low"

IF " 出力とモデルのエッジ長の比 is very large" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is high"
IF " 出力とモデルのエッジ長の比 is large" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is a little high"
IF " 出力とモデルのエッジ長の比 is medium" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is unmove"
IF " 出力とモデルのエッジ長の比 is small" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is a little low"
IF " 出力とモデルのエッジ長の比 is very small" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is low"

IF " 出力エッジ数 is very large" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is high"
IF " 出力エッジ数 is large" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is a little high"
IF " 出力エッジ数 is medium" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is unmove"
IF " 出力エッジ数 is small" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is a little low"
IF " 出力エッジ数 is very small" THEN " 微弱エッジ除去しきい値 is low"

対象物によるルール
IF " モデルのエッジ長 is very large" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is high"
IF " モデルのエッジ長 is large" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is a little high"
IF " モデルのエッジ長 is medium" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is unmove"
IF " モデルのエッジ長 is small" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is a little low"
IF " モデルのエッジ長 is very small" THEN " 微小SIZEのエッジ除去しきい値 is low"

図６　エッジ抽出処理ルール例

処理対象画像の状態、処理結果の評価をルールの前件部に記述してMamdaniのmin-max重心合成に基づくファジィ推論によりしきい値を求める。本手法の利点は画像処

理結果と初期画像状態から、しきい値を変化させるルールを矛盾なく作成することによりしきい値が求められる点である。図6に示すエッジ抽出処理ルールによって本手法による目のエッジ抽出結果を図7に示す。

目以外に眉、目のくぼみの影によるエッジが抽出されているが、肌色領域内の目の特徴抽出としては十分な結果が得られている。上記の目以外のエッジが抽出されやすいことを目の抽出知識として追加することにより、目のエッジのみを抽出することが可能と考えられる。

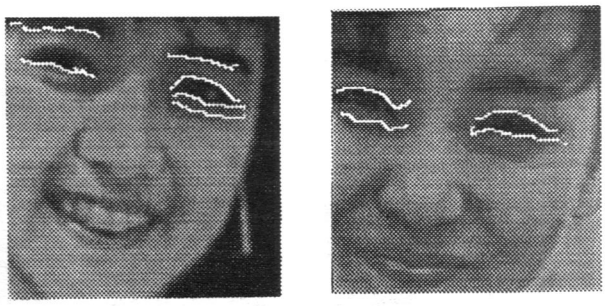


図7　エッジ抽出結果

6. おわりに

人間理解システムにおけるトップダウン処理による画像特徴抽出の枠組とその一例として画像処理ルールによる画像処理パラメータを決定する手法について述べ、顔を構成する部位の画像特徴抽出としてエッジ抽出を行い、その結果の有効性を確認した。

今後は、本システムを実用に耐え得るものとするために、認識過程の推論方法、画像処理ルールの洗練化、画像処理結果の評価方法について検討する。

謝辞

本稿をまとめるにあたり、有益な助言を頂いたLIFE高木次長、本研究の機会を与えて頂いたLIFE寺野所長に深く感謝致します。また、本研究を進めるにあたり、有益な助言を数多く頂いた大阪大学浅田稔助教授に深く感謝致します。

参考文献

[1]松山,画像理解における推論方式,人工知能学会誌, Vol.4,No.1,pp21-29(1989).

[2]谷内田,画像処理から画像理解へ,人工知能学会誌, Vol.4,No.1,pp5-12(1989).

[3]宮原,吉田,色データ(R,G,B)⇔(H,V,C)数学的変換方法,テレビジョン学会誌,Vol.43,No.10,pp.1129-1136(1989)

[4]D.C.Marr,and E.Hildreth.,Theory of edge detection., Proc.R.Soc.London.,B 207,187-217(1980)

[5]D.C.Marr,and T.Poggio.,The Smallest channel in early human vision.,J.Opt.Soc.Am.70,868-870 (1980)

[6]E.Hildreth.,The detection of intensity changes by computer and biological vision systems.,Computer Vision,Graphic and Image Processing,Vol.22,pp.1-27(1983)

連絡先
〒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

T6－2（R7）

ファジイ理論による筆者認識の検討

Study of Writer Recognition by means of Fuzzy Theory

尾崎正弘　　足達義則
Masahiro OZAKI　　Yoshinori ADACHI

岡崎女子短大　　中部大学
Okazaki Woman's Jr. College　Chubu University

Abstruct : Two types of similarity evaluation functions, one is ordinary summation of overlaped membership function(OSOM) and the other is summation of overlaped and subtraction of un-overlaped membership functions(SOSUM), are tested for the writer reconition problem. The four types of template for each writer are obtained from simple summations of OCR hand written characters which are normalized by three methods, i.e. affine transformation, line density equalization, and 4 parts divided affine transformation. After evaluating the recognition ratios, we propose the combination of SOSUM and 4 parts divided affine transformation.

1．はじめに

筆者識別の研究は、本人識別の必要性の増大にともなって、文字認識の延長問題として発展してきており、特徴量の抽出に大量の計算とデータ処理を必要としている。そこで本研究は、パーソナルコンピュータ上で簡単に筆者識別が可能となるように、ファジィメンバーシップ関数の概念を用いて特定筆者によるＯＣＲ形式手書き文字による筆者認識の可能性を検討した。また、前処理における重心合わせ、非線形変換などの正規化手法の違いや、識別関数の違いが個人性の識別判定にどのような影響を与えるかも併せて検討した。

2．正規化と個人辞書

正規化については、認識手法の数だけ種類があると言われているが、ここでは、比較的簡単な手法の中から、次の３手法を用いることにした。

(1) 重心合わせによるアファイン変換（ＧＡ）
　文字の重心を枠(64×64)の中心に移動し、枠一杯になるように拡大・縮小を行う。

(2) 線密度イコライゼーション（ＬＤＥ）[1]
　ストローク密度が一様になるように、ストローク間距離を非線形変換する。

(3) ４分割法（４Ｄ）
　文字を重心で４分割し、それぞれの部分で重心合わせによるアファイン変換を行う。

これらの方法によって得られた正規化文字のうち、例として「名」の文字を図１に示す。

正規化した文字から、４種類の辞書（テンプレート）を次のように作成する。

(a) (1)で作成した正規化文字を単純に重ね合わせる。
(b) (2)で作成した正規化文字を単純に重ね合わせる。
(c) (1)で作成した正規化文字の４方向についての累積を求め、文字についての平均値を求める。（４ＤＨ）
(d) (3)で作成した正規化文字を単純に重ね合わせる。

(c)を除いて、個人辞書は次の式で計算される。

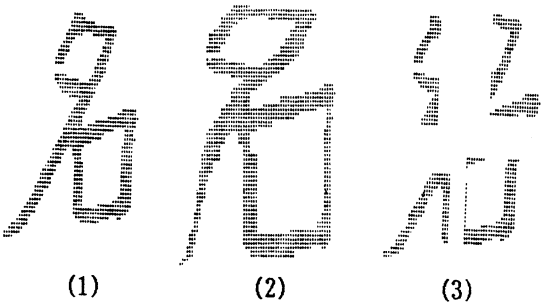
$$\mu_i(x,y)=\sum_k f_i(x,y) \quad (k=1,\cdots,16;\ i=1,\cdots,16;\ x,y=1,\cdots,64) \qquad (1)$$

ここで、ｆは２次元の文字平面におけるドットの有無を、μは２次元のメンバーシップ関数を表している。(c)については、累積度数の平均値で、

$$\mu_{ij}(x)=\sum_k g_{ij}(x)/16 \quad (k=1,\cdots,16;\ i=1,\cdots,16;\ x=1,\cdots,64;\ j=1,\cdots,4) \qquad (2)$$

ここで、ｇはｊ方向の累積度数値を表している。

こうして求めた(a)(b)(d)の辞書の例を図２に示す。



(1)　(2)　(3)

図１　正規化文字



(a)　(b)　(d)

図2　メンバーシップ関数による個人辞書

3．識別関数

類似度を調べる関数として、２種類の識別関数を用いる。１つは、通常のmin演算の面積を求める方法（ＯＳＯＭ）で、次式で表される。

$$I_1 = \sum_{x,y} f(x,y) \Delta \mu(x,y) \qquad (3)$$

２つ目の方法は、合わなさ具合いを評価に入れる方法（ＳＯＳＵＭ）で、次式で計算する。

$$I_2 = I_1 - \sum_{x,y,\ \mu>0.5} [1-f(x,y)]\mu(x,y) - \sum_{x,y,\ \mu=0} f(x,y)/2 \qquad (4)$$

この様子を図３に示す。

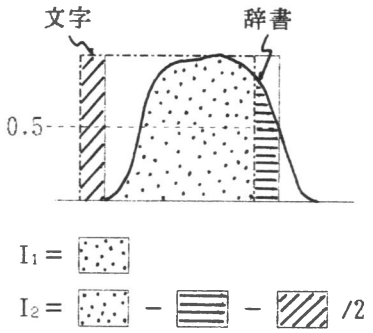


図３　識別関数の図的表現

4．実験と結果

実験に使用したデータは「名古屋市昭和区御器所町」の１１文字であり、成人男女１６名の筆者がそれぞれ各文字種毎に、日時を変えて１６回、10mm×10mm枠のＯＣＲ用紙に筆記した。筆記した結果は、画像入力装置のＣＣＤカメラからフロッピーディスクに入力した。それぞれの手法にしたがって、文字の正規化を行い、個人辞書を作成した。これと同時に、文字の太さによる影響を消すために、１ドットの重みが同じになるように面積合わせの正規化も併せて行った。

計２８１６文字の識別の結果を表１に示す。

表１　各手法による認識率(%)の比較

	GA	LDE	4DH	4D
I_1	59.4	59.2	57.8	64.7
I_2	85.8	81.1	77.3	87.9

表１からもわかるように、累積度数で評価する方法（４ＤＨ）では、２次元の位置情報が欠落するため認識率が最も悪い。また、線密度イコライゼーション法（ＬＤＥ）では、非線形の変換によって個人性が失われるものと思われる。結局、４分割による正規化に識別関数I_2を用いる方法（４Ｄ）が、最も良い結果を与えている。そこで、本研究では、この方法について更に検討を加える。

個人および文字種が、認識率にどの様に影響するかを図４と図５にそれぞれ示す。

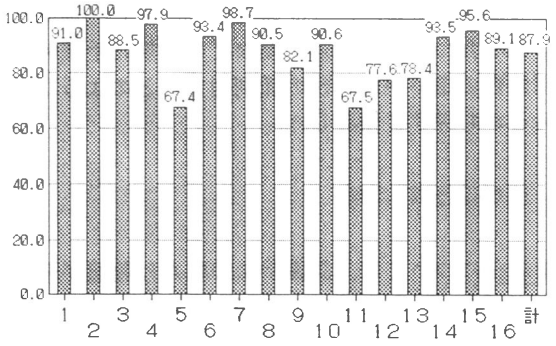


図４　個人別認識率

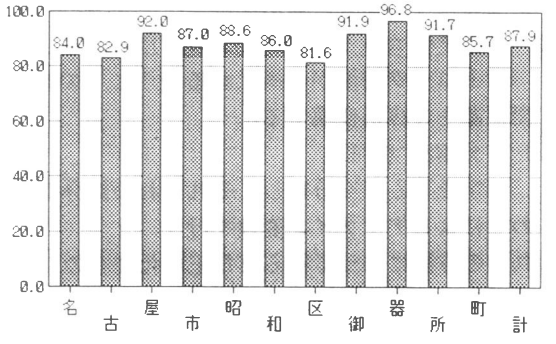
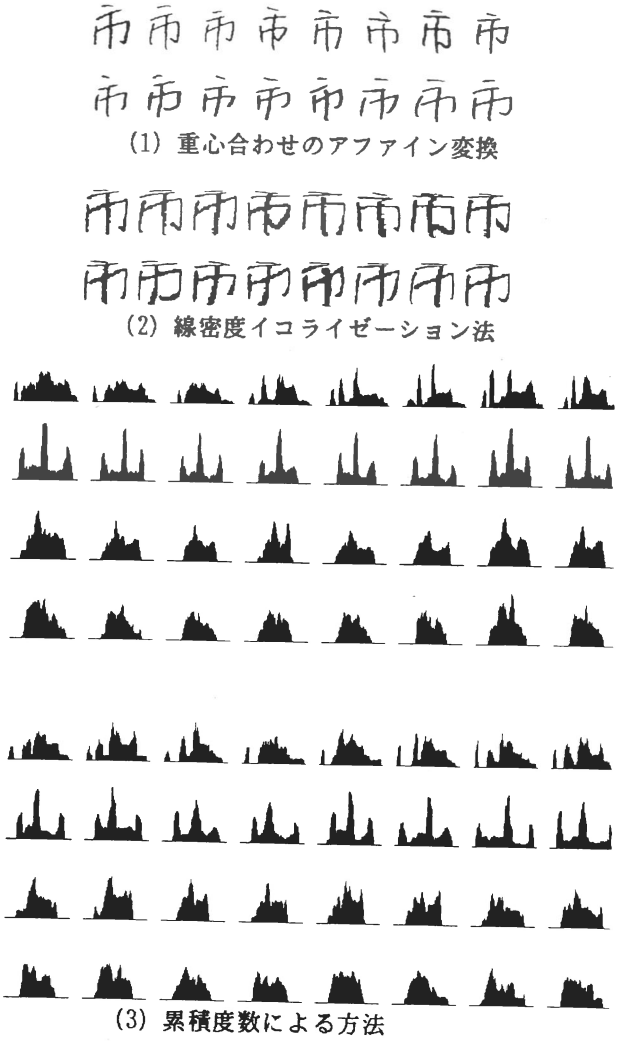


図５　文字種別認識率

認識率は個人毎に大きく異なり、識別し易い人とそうでない人とに分かれる。また、文字種によっても認識率に相違ができ、一般にストロークの多い文字の方が特徴が出易く、認識率が高くなるものと思われる。

つぎに、極端に認識率の低い人の文字にはどういう特徴があるかについて調べる。No.１３の「市」は、重心合わせのアファイン変換では１６文字中１文字の識別であったが、線密度イコライゼーション法では１３文字、累積度数による方法では１４文字、４分割法では１３文字の識別となった。この様子を図示すると図６のようになる。



(1) 重心合わせのアファイン変換

(2) 線密度イコライゼーション法

(3) 累積度数による方法

(4) ４分割法

図６　各手法による「市」の正規化変換

重心合わせの変換では、元々の文字の大きさと位置が変わっただけであり、原文字の様子がそのまま保存されている。図６(1)からわかるように、ハネが有ったり無かったりなど、同一人物とは思えないような文字が多いように思われる。しかし、非線形変換を加えることにより、個々の文字の特徴が薄れ、比較的形が似かよって来る様子が図６(2)からわかる。この様子は、図６(3)の累積度数のヒストグラムを比較すると、益々顕著となっている。原文字の特徴を生かしつつ、形の統一を計っている方法が、図６(4)の４分割法であり、比較的認識率が高かったことが理解できる。

５．おわりに

本研究の結果、重心合わせのアファイン変換法では、部分的に歪んだストロークの影響により、文字の大きさが一定しない。また、線密度イコライゼーション法では、非線形変換の影響でそれぞれの文字の特徴が薄れ、一部の例外を除いて認識率は高くないが、しかし、安定した結果を得ることはできる。累積度数ヒストグラム法では、２次元情報の欠落のため文字の特徴が失われ、認識率は高くなく、更に、非線形変換ほどの安定性もないことがわかった。４分割法では、重心合わせの方法が改善され最も良い認識結果を得ることができ、本方法を提案する。しかし、統計的な手法に比べ、認識率は低く（統計手法では９５％程度を実現している[2]）、このままで実用できるとは考えられない。従って、簡単な本手法と統計手法を組み合わせる方向で検討する必要があるものと考える。また、本研究で提案した識別関数は、これが必ずしも最適と言うわけではないので、更に良い識別関数の構築も必要と思われる。

６．参考文献

[1] 山田、斉藤、山本："線密度ｲｺﾗｲｾﾞｰｼｮﾝ -相関法のための非線形正規化法-"，信学論(D)，J76-D，11，1379-1383(1984)．

[2] 吉村、吉村："筆者認識技術の最近の動向"，信学誌，72，7，788-791(1989)．

T6－3（R7）

ファジイ推論を用いた動物細胞の高速認識・計測エキスパートシステム

Expert System on Accelerated Recognition and Mesurement of Animal Cells by Fuzzy Inference

福田敏男[*1]　○塩谷成敏[*1]　新井史人[*1]　浅間一[*2]　長棟輝行[*2]　遠藤勲[*2]
Toshio FUKUDA, Shigetoshi SHIOTANI, Fumihito ARAI, Hajime ASAMA, Teruyuki NAGAMUNE, Isao ENDO

[*1]名古屋大学 Nagoya University　[*2]理化学研究所 Riken

Abstract: This paper deals with the recognition of the animal cells by using image processing and fuzzy inference. These cells are cultured on microcarries, which are beads. Previously we studied on the recognition and counting of these cells by expert system with the segmentation method. However this method has some problems, such as that it takes much time for image processing and it is difficult to recognize cells with complicated shapes. Thus, this study proposes a new method with fuzzy inference and the tracking bead-contours. It is shown by these methods that it is possible to recognize these cells more speedily than before and to do them more accurately than before.

1．緒言

近年、バイオプロセスに関して多くの研究がなされている。本研究で用いる動物細胞”インターフェロン　型は抗ガン作用があり、その培養は重要である。そのためには、最適な培地の組成等を知る必要がある。従来、培地条件を変えて、培養日数による細胞数の変化から細胞の増殖速度を調べることから得ようとしてきた。しかし、多くの顕微鏡観察を必要とするため観察者の労力が多大であった。このため細胞の個数を自動的にカウントすることが望まれていた。一方、この細胞は球状をしたビーズの表面上に培養されている。　そして既に、我々は画像セグメント法とエキスパートシステムを組み合わせた細胞数を自動的にカウントする方法(1)を提案してきた。しかし、処理速度が遅い事と、ＩＦ推論による細胞認識のため複雑な形状をした細胞を認識できないという問題点があった。本研究では、この２つの問題点を解決するため、細胞認識にはファジイ推論、ビーズの認識に輪郭線追跡法(2)を用いた新しい方法を提案し、良好な結果が得られたので報告する。

2．画像処理

図１に示す原画像から、原画像と同じ環境のもとで撮った対象物（ビーズ）をのせなかった画像を差し引いて画像補正する。この画像を自動設定しきい値で二値化し、輪郭線を円滑化するために膨張処理をしてから、輪郭線処理を行う。次に、ビーズ位置の検出するために接線傾きをパラメータとして、輪郭線が途切れるか接線傾きが急変するまで輪郭線を追跡し、追跡された線分の中から代表点を３つ抽出し円の中心と半径を出す。一方、ビースは中央部では明るく周辺付近では暗いので２つの領域（中央付近と周辺付近）に分けて細胞の抽出を行う。ここで中央部とは、本処理では、ビーズ円を15％縮小した領域とする。この領域での細胞の抽出は補正画像を二値化して、面積の小さいものはノイズとみて除去する。そして認識に必要な形状パラメータ（面積・周囲長・複雑度・縦横比・幅の長さ）を計測する。一方周辺付近とは、本処理では、ビーズ円からビーズ円を50％縮小した領域を差し引いた領域とする。まず、原画像を微分処理した後、二値化し、面積の小さいものはノイズとみて除去する。残った画像に結合処理を行う。そして細胞内部に生じる穴の長さと幅の長さ・面積を計測する。

3．認識部

中央付近で抽出されたものは形が複雑であるためファジイ推論を用い、周辺付近で抽出されたものは比較的判断しやすい形をしているので各パラメータごとにしきい値を定め、これらを全ての条件を満たせば細胞と認識している。しかし、ビーズの中央部と周辺部との間で、認識した細胞の位置を記憶しているため、両領域で二重カウントされることはない。

3・1　認識パラメータ

本研究では、ビーズ内部で抽出された細胞の認識パラメータとして、①幅，②複雑度（周囲長*周囲長/面積），

③縦横比，④面積の４つを設定した。一方、ビーズ外部で抽出された細胞の認識パラメータとして、①幅，②穴の幅と長さの和，③長さ，④面積の４つを設定した。

３．２　メンバーシップ関数

図２に示すメンバーシップ関数を４つ設定した。これらは、認識用パラメータ（幅，複雑度，縦横比）と細胞の確率を示したメンバーシップ関数である。但し、面積はノイズ除去の段階で既に考慮されている。人間の認識判断に基ずいて、幅，複雑度に関しては３つの山、縦横比，細胞の確率では２つの山に分けた。ＡＺ，ＢＺは実験から求めた標準的な細胞の値域であり、ＡＮ，ＢＮは標準より小さい値域の山、ＡＰ，ＢＰは標準より大きい値域の山である。また、縦横比におけるメンバーシップ関数ではＣＰが標準，ＣＮは標準より小さい山を示している。細胞の確率を示す関数では、Ｄ（DUST）がゴミ，Ｃ（CELL）は細胞を表している。

３．３　３次元ルールマップ

認識用パラメータのメンバーシップに記された各山における１８個の複数の組み合わせに対して、ゴミか細胞のどちらであるかを記述したものが、図３に示したルールマップである。図中、Ｄがゴミ，Ｃが細胞を表している。

３．４　ファジイ推論

本処理では、max-min演算と重心をとる方法を用いた。幅，複雑度，縦横比をそれぞれＡ，Ｂ，Ｃとし、ｎ番目（$1 \leqq n \leqq 18$）のルールマップ内容に対応するメンバーシップ関数の適合度をμa，μb，μcとすると、細胞の確率を示したメンバーシップ関数の入力μnは、max-min演算で求められる。

$$\mu n = \min(\mu a, \mu b, \mu c) \qquad (1)$$

次に、（１）式で得られた適合度とルールマップに記された情報（ゴミあるいは細胞）により、図４に示す斜線を引いた四角形を形成して、その重心を計算する。ここで重心の位置が細胞である確率Ｐに対応している。

斜線部分の四角形の面積　Ｓｎ

重心位置　Ｐｇ

①　ｎ番目のルールマップにＤが記されていたとき

$$Sn = \int \mu(p)dp = 50(2-\mu)\mu \qquad (2)$$

$$Gn = \int p*\mu(p)dp = 5000/3*[-(1-\mu)^3+1] \qquad (3)$$

②　ｎ番目のルールマップにＣが記されていたとき

$$Sn = \int \mu(p)dp = 50(2-\mu)\mu \qquad (4)$$

$$Gn = \int p*\mu(p)dp = 10000*[-\mu^3/6+1/2] \qquad (5)$$

最終結果として得られる細胞の確率Ｐは、ルールマップに記された１８個の場合において同様の計算を行い、それらの平均と考えればよい。

$$P = [\sum_{n=1}^{18} Gn/Sn]/18 \qquad (6)$$

Ｐの値域は、[33.3%≦Ｐ≦66.6%]であり、Ｐ＝５０％が丁度、中心となる。このため本研究では、Ｐ＝５０％で非ファジイ化を行い、Ｐ≧５０のであれば細胞であると決めた。

４．実験方法及び結果

本処理では、200 倍に拡大した画像を用いて、ビーズ上に乗った細胞の数をカウントする。人間とコンピュータが認識した細胞の数を比較したものを図５に示す。平均認識誤差率は５％だった。また、実行時間に関しては、輪郭線追跡を用いたビーズの位置検出方法による処理速度高速化によって、ビーズ１個あたり２４秒であり、従来の処理の15倍となったので十分な成果を得られた。

５．まとめ

本研究では、バイオプロセスにおけるビーズ上の動物性細胞の繁殖の度合を自動的に画像計測することを目的とし、ファジイ推論認識法と輪郭線追跡によるビーズの認識法を用いて、①認識率向上，②処理時間の高速化に対し、本手法の有効性を示した。

今後の課題としてインライン化があげられる。最後に、本研究を遂行するにあたり御協力頂いた東レ（株）に深く感謝する。

文　献

［１］福田・長谷川，画像処理エキスパートシステムによるマイクロ・キャリア上動物細胞の視覚認識・計測法，機論，56-523(1990-3),174-181

［２］福田・塩谷・新井・浅間・長棟・遠藤，画像処理エキスパートシステムによるマイクロ・キャリア上動物細胞の視覚認識・計測法（第２法、ファジイ推論による認識精度向上と輪郭線追跡ビーズ認識による処理の高速化），機論，57-535(1991-3),826-832

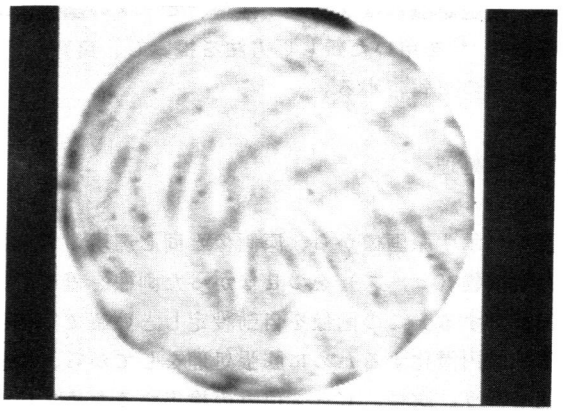
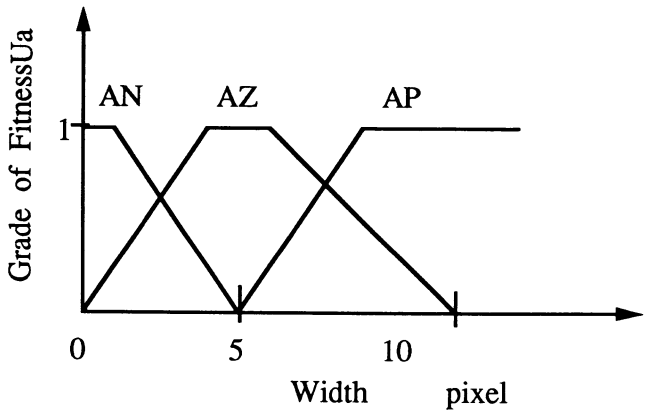
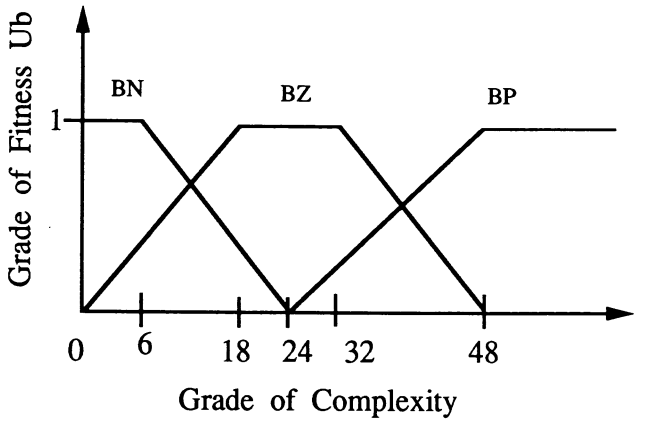
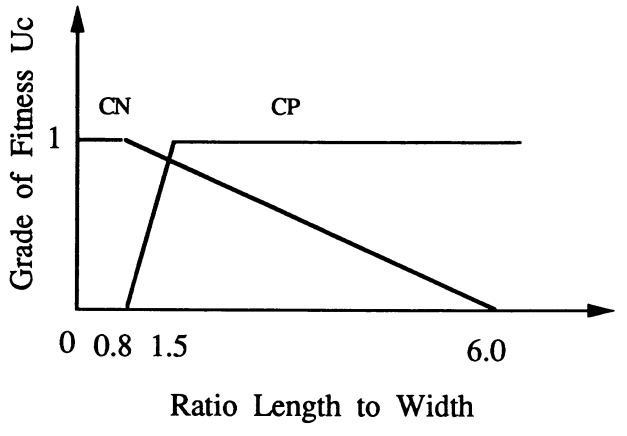


図１　原画像







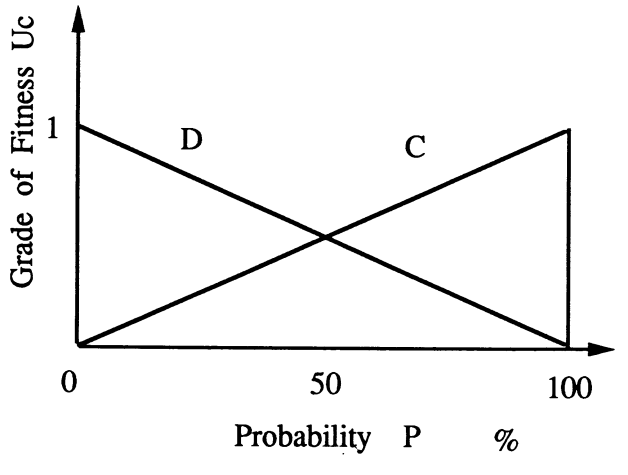
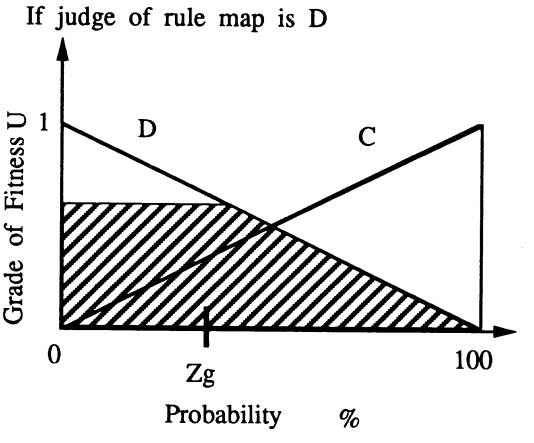


図2　メンバーシップ関数

	AN	AZ	AP
BN	CN D CP C	CN D CP C	CN D CP D
BZ	CN D CP C	CN C CP C	CN D CP D
BP	CN D CP D	CN D CP D	CN D CP D

図3　ルールマップ



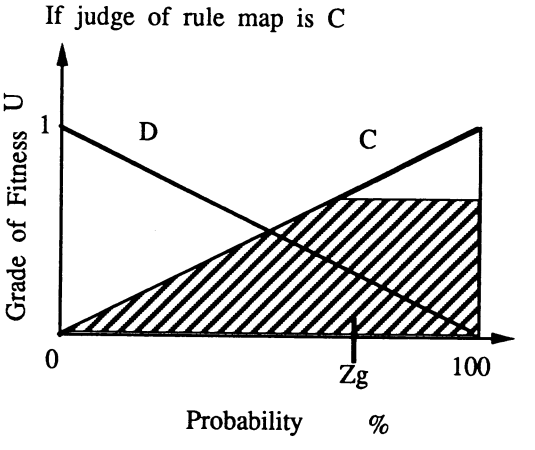


図4　重心の計算図

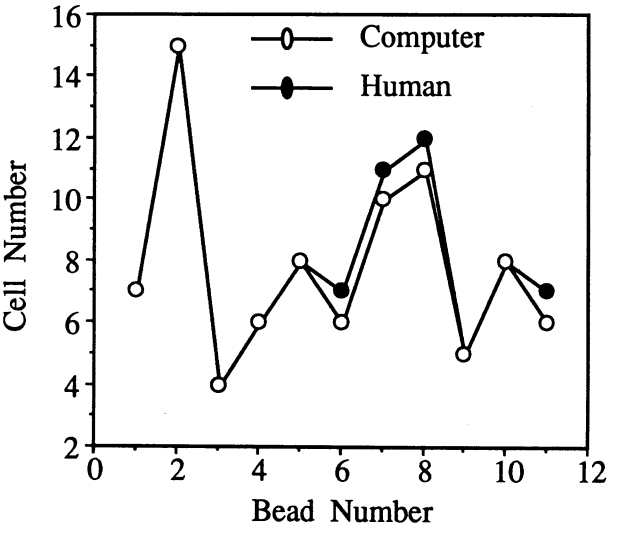


図5　動物細胞の認識結果

一般セッション論文

第3日

6月14日(金)

F1（RM）　ニューラルネットワーク（システム）
F2（RM）　ニューラルネットワーク（理論的応用）
F3（RM）　ニューラルネットワーク（学習アルゴリズム）
F4（RM）　ニューラルネットワーク（表現・評価）
F5（RM）　ニューラルネットワーク（方法論）

F1（R2）　同　定
F2（R2）　評　価
F3（R2）　演　算
F4（R2）　測度・写像
F5（R2）　集合・集合処理システム

F1（R3）　環　境
F2（R3）　言　語
F3（R3）　交　通
F4（R3）　統　計
F5（R3）　検定・推定

F1（R7）　学習制御1
F2（R7）　学習制御2
F3（R7）　エキスパートシステム1
F4（R7）　エキスパートシステム2
F5（R7）　パターン認識

F1－1（RM）

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

A Proposal of Examination method of Input-Output Data using CMAC-algorithm for Fuzzy Modeling

小澤 順 Jun OZAWA　林 勲 Isao HAYASHI　若見 昇 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.

In this paper, we propose a new tuning method of fuzzy inference rules by CMAC-algorithm. It is called CMAC-Fuzzy System. CMAC-Fuzzy System has two features, i.e., 1) the automatic determination of fuzzy inference rules rapidly, 2) the examination mechanism of input-output data. We formulate an algorithm of CMAC-Fuzzy System. Two applications are shown here for usefulness of CMAC-Fuzzy System algorithm.

1. はじめに

最近、与えらえた入出力データからファジィ推論ルールのメンバーシップ関数を調整する種々の研究が行われている。特に、降下法を用いる手法[1]や神経回路網モデルを用いる手法[2]は、神経回路網モデルの学習則[3]によりメンバーシップ関数を自動的に決定できる。しかし、これらの手法には次のような課題がある。

1)短時間でファジィ推論ルールを調整できない。

2)入出力データの良否判別ができない。

従来の手法では、デルタルール学習則[3]やバックプロパゲーションの学習則を用い、これらの学習則は複雑な演算を伴うので、調整に多くの時間を必要とする。また、入出力データに不適当なデータが含まれていると、不適当なデータにも適合するようにメンバーシップ関数の形状を調整するので、その形状を正しく構築できない場合がある。

一方、人間の小脳の機能を模倣した神経回路網モデルとしてCMAC(Cerebellar Model Arithmetic Computer)がある。CMACは、J.S.Albus[4]によって提案され、生体の情報処理機能を模倣するモデルとして構築された。複数個の顆粒細胞モデルを構成し、これらのモデルが並列的に値を出力し、出力値の和を求めることにより推論値を計算する。

本論文ではCMACを用いて、1)、2)の課題を解決する新たなファジィ推論ルールの調整手法を提案する。この手法をCMAC・ファジィシステムとよぶ。CMAC・ファジィシステムは、入出力データに対する推論誤差の大きさに応じて各顆粒細胞モデルの出力値を学習変化させ、ファジィ推論ルールの後件部のパラメータを同定する。また、複数個の顆粒細胞モデルにより入出力空間を表現するので、学習の汎化作用にも優れている。

ここではCMAC・ファジィシステムを定式化し、その有効性を示すため、非線形数式モデルから得られた入出力データによる同定問題と、コンピュータゲームによるシミュレーション実験に適用する。

2. CMACとは

CMACの基本構成について述べる。いま、n入力1出力の入出力データ$(\mathbf{x},y)=(x_1,x_2,\cdots,x_n,y)$が与えられたとする。ただし、$x_j,(j=1,2,\cdots,n)$はj番目の入力データ、yは出力データを示す。CMACはm層の階層構造からなり、各層では、1個のモデル$F^k,(k=1,2,\cdots,m)$が対応している。各モデルF^kでは、$x_j,(j=1,2,\cdots n)$軸での複数の区間を用いて、n次元空間を複数の部分空間に分割している。これらの部分空間を顆粒細胞とよぶ。また、各顆粒細胞に値を割り付け、この値を顆粒細胞値とよぶ。図1にn=2,m=4からなるCMACを示す。CMACは4層のモデルから構成され、モデルF^kは5×5の顆粒細胞により入力空間を分割している。4層のモデルを重ね合わせることにより、よりきめ細かな領域に分割された入力空間を表現することができる。

次に、CMACの逐次学習方法について述べる。

いま、モデルF^kにおいて、入力データ$\mathbf{x}$を含む顆粒細胞での顆粒細胞値w^kは、次のように表される。

$$w^k=F^k(\mathbf{x}) \tag{1}$$

ただし、$F^k(\mathbf{x})$はモデルF^kの入出力関係を表す。

CMACの逐次学習では、t回目の学習により得られた顆粒細胞値を$w_t{}^k$として、この$w_t{}^k$により推論値$y_t{}^*$を推論し、推論誤差を用いて(t+1)回目の$w_{t+1}{}^k$を求める。ここで、推論値$y_t{}^*$は次のように得られる。

$$y_t{}^*=\sum_{k=1}^{m} w_t{}^k \tag{2}$$

また、$w_{t+1}{}^k$は次のように計算される。

$$w_{t+1}^{k} = w_t^{k} + g \times \frac{y - y_t^{c}}{m} \qquad (3)$$

$(k=1,2,\cdots,m)$

$(0 < g \leq 1.0)$

ただし、gは学習係数である。

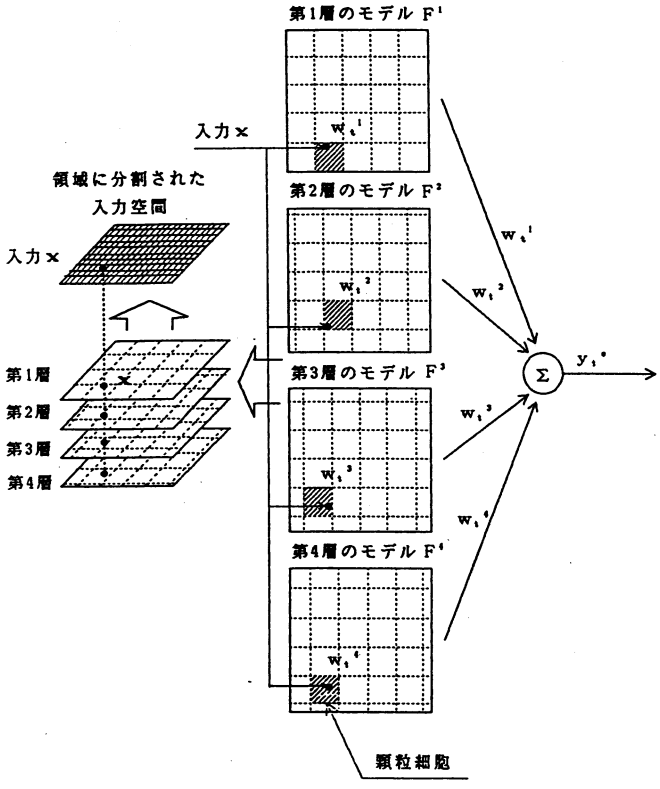


図1　CMACの構成図

CMACの逐次学習は、推論誤差と許容誤差εの関係が次式を満足するとき終了する。

$$|y - y_t^{c}| < \varepsilon \qquad (4)$$

一方、複数個の入出力データが存在する場合には、各入力データに対して1回の逐次学習を行い、複数個の入出力データを繰り返し用いて、逐次学習の操作を繰り返す。学習が終了した場合の顆粒細胞値を特に、w_{last}^{k}と記す。

CMACの学習則を数値例を用いて説明する。2入力1出力のデータ$(x_1, x_2, y)=(6,4,10)$に対して、t回目のw_t^{k},$(k=1,.,4)$を

$$w_t^{1}=1.0,\ w_t^{2}=3.0,\ w_t^{3}=3.0,\ w_t^{4}=1.0 \qquad (5)$$

とする。

モデルF^1のw_{t+1}^{1}は、式(2),(3)から次のように求められる。

$$y_t^{c} = \sum_{k=1}^{4} w_t^{k} = 8.0 \qquad (6)$$

$$w_{t+1}^{1} = 1.0 + 1.0 \times \frac{10-8.0}{4} = 1.5 \qquad (7)$$

ただし、g=1.0としている。同様にして$w_{t+1}^{2}=3.5$、$w_{t+1}^{3}=3.5$、$w_{t+1}^{4}=1.5$と計算できる。したがって、式(2)により、

$$y_{t+1}^{c} = \sum_{k=1}^{4} w_{t+1}^{k} = 10.0 \qquad (8)$$

となる。この結果から、(t+1)回目の推論誤差はt回目よりも小さくなることがわかる。

3. 1段型CMAC・ファジィシステム

CMAC・ファジィシステムでは簡略ファジィ推論[5]を用いて後件部の実数値を調整する。簡略ファジィ推論のファジィ推論ルールを次に示す。

$$R^{p}: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^{p}\ x_2 \text{ is } A_2^{p} \cdots x_n \text{ is } A_n^{p}$$
$$\text{Then } y \text{ is } y^{p}, \quad (p=1,2,\cdots r) \qquad (9)$$

ただし、R^pはp番目の推論ルール、A_j^p(j=1,2,…n)は入力変数x_j上のファジィ集合、y^pは実数値を示す。

いま、入出力データ$(\mathbf{x}_i, y_i)=(x_{i1}, x_{i2}, \cdots x_{in}, y_i)$,(i=1,2,…,s)が得られたとする。$\mathbf{x}_i$に対する推論値$y_i'$は次のように求める。

$$y_i' = \sum_{p=1}^{r} \left(\prod_{j=1}^{n} \mu_{A_j^p}(x_{ij}) \times y^{p} \right) \qquad (10)$$

ただし、ここではファジィ推論の計算を容易にするために、

$$\sum_{p=1}^{r} \prod_{j=1}^{n} \mu_{A_j^p}(x_{ij}) = 1.0 \qquad (11)$$

としている。

CMAC・ファジィシステムの構成図を図2に示す。このCMAC・ファジィシステムを1段型CMAC・ファジィシステムとよぶ。1段型CMAC・ファジィシステムは、モデリング対象のシステムから得られたs個の入出力データ$(\mathbf{x}_i, y_i)$を用いて、CMACが逐次学習を行い、学習後のCMACの推論値を用いてファジィ推論ルールの後件部の実数値を調整する。この手順を1回の操作としてファジィ推論の推論誤差が改善されなくなるまでこの操作を繰り返す。

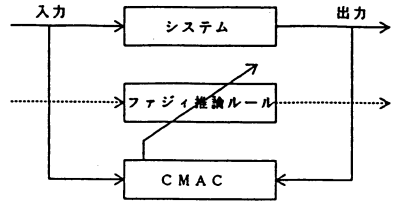


図2　1段型CMAC・ファジィシステムの構成図

1段型CMAC・ファジィシステムでの後件部の実数値の調整方法について述べる。CMACでの各顆粒細胞は各x_j軸の区間から構成されるので、CMACの入出力関係は階段関数となっている。一方、簡略ファジィ推論は、前件部のメンバーシップ関数を用いて、後件部の実数値間をなめらかに線形結合することができる。この簡略ファジィ推論の考え方を用いて、1段型CMAC・ファジィシステムでは前件部のメンバーシップ関数により、CMACの推論値をなめらかに線形結合する。

CMAC・ファジィシステムでの前件部のメンバーシップ関数と顆粒細胞との関係を図3に示す。図3では、n=1として7

個のルールの前件部のメンバーシップ関数A_j^p,(p=1,2,・・・,7)と3層のモデルとの関係を表現している。CMACの推論値をなめらかに線形結合させるため、前件部のメンバーシップ関数の中心u_j^p(j=1,2,・・・,n)に領域に分割されたCMACの入力空間を対応させ、CMACの推論値を後件部の実数値としている。すなわち、ファジィ推論ルールR^pの後件部の実数値y^pは次式により得られる。

$$y^p=\sum_{k=1}^{m} w_{last}{}^k=\sum_{k=1}^{m} F^k(u^p) \qquad (12)$$

ただし、u^pは前件部のメンバーシップ関数の中心であり、$u^p=(u_1^p, u_2^p, \cdots u_n^p)$である。

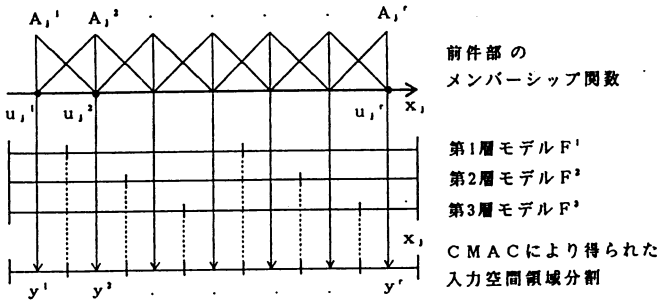


図3 前件部メンバーシップ関数と頴粒細胞

次に、1段型CMAC・ファジィシステムのファジィ推論ルールの調整アルゴリズムを述べる。

Step1:システムから得られるs個の入出力データ(x_i, y_i),(i=1,2,・・・,s)を観測する。

Step2:s個の入出力データを用いてCMACの学習を行う。学習終了時にはt=lastとなる。

Step3:式(12)によりファジィ推論ルールの後件部の実数値を決定する。

Step4:次式を満足する場合に、アルゴリズムは終了する。

$$Error^2=\sum_{i=1}^{s}(y_i{}^f-y_i)^2\leq\theta \qquad (13)$$

ただし、θはファジィ推論モデルの許容誤差である。

式(13)を満足しない場合はStep2に戻る。

1段型CMAC・ファジィシステムの有効性を数値例を用いて示す。次の非線形式[6]を用いてx_1, x_2, x_3を乱数で与え、100個の入出力データ(x_i, y_i),(i=1,2,・・・,100)を作成する。

$$y=(1.0+x_1^{0.5}+x_2^{-1.0}+x_3^{-1.5})^2 \qquad (14)$$

$$(\ 1.0<x_1, x_2, x_3<5.0\ )$$

簡略ファジィ推論のルール数を5×5×5=125個とし、学習係数を0.1と設定する。CMAC・ファジィシステムにより得られた結果を次に示す。

推論誤差:0.03262　学習時間:15秒

ただし推論誤差Cは次式により求める。

$$C=\frac{1}{100}\sum_{i=1}^{100}\frac{|y_i-y_i{}^f|}{y_i{}^f} \qquad (15)$$

この数値例から、1段型CMAC・ファジィシステムは短時間の学習で推論誤差を小さくできることがわかる。

4. 2段型CMAC・ファジィシステム

4. 1. データの良否判別アルゴリズムの提案

ここでは、不適当なデータが入出力データに含まれていた場合、その不適当なデータを除去するCMAC・ファジィシステムを提案する。

提案する2段型CMAC・ファジィシステムの構成図を図4に示す。提案するCMAC・ファジィシステムは、改良型CMACを用いて不適当な入出力データを取り除き、1段型CMAC・ファジィシステムによりファジィ推論ルールの後件部の実数値を調整する。ここでのCMAC・ファジィシステムを2段型CMAC・ファジィシステムとよぶ。

改良型CMACについて述べる。改良型CMACは従来のCMACと同様に、入力空間を複数の頴粒細胞によるモデルで表現している。ただし、各頴粒細胞値は推論値を表現するように構成する。従来のCMACは与えられた入出力データに対して頴粒細胞値の和が出力データにあうように学習させるため、データが含まれていない頴粒細胞値を自由に設定できる。したがって、入出力データに対する精度は非常に良くなる。しかし、入出力データに不適当な入出力データが含まれる場合には、推論値はその不適当なデータも精度よく表現するので、データを除去することができない。改良型CMACはこの短所を改善している。

改良型CMACでの推論値$y_t{}^{cj}$は次式により求める。

$$y_t{}^{cj}=\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m} w_t{}^k \qquad (16)$$

また、$w_{t+1}{}^k$は$w_t{}^k$を用いて、次のように求める。

$$w_{t+1}{}^k=w_t{}^k+h\times(y-w_t{}^k) \qquad (17)$$

$$(k=1,2,\cdots,m)$$

$$(0<h\leq 1.0)$$

ただし、hは学習係数である。

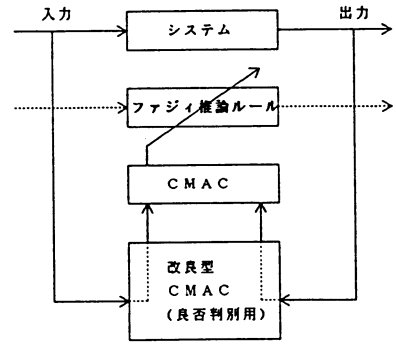


図4 2段型CMAC・ファジィシステムの構成図

改良型CMACの良否判別アルゴリズムについて説明する。

Step1:システムから得られるs個の入出力データ(x_i, y_i),(i=1,2,・・・,s)を観測する。

Step2:s個の入出力データに対してt=iとして、t=1から順に式(17)の$w_{t+1}{}^k$を求める。

Step3:次式の推論誤差$Error^2{}_c$がアルゴリズムの終了閾値

θ_cより小さくなる場合にアルゴリズムは終了する。

$$Error^2_c=\sum_{i=1}^{s}(y_{i,last}{}^{cj}-y_i)^2\leqq\theta_c \quad (18)$$

ただし、$y_{i,last}{}^{cj}$はt=sでの入力x_iに対する改良型ＣＭＡＣの推論値である。式(18)を満足しない場合はStep2にもどり、同様の操作を繰り返す。

２段型ＣＭＡＣ・ファジィシステムでは、この改良型ＣＭＡＣのアルゴリズムが終了した時点でｓ個の入出力データに対して、

$$E_i=|y_{i,last}{}^{cj}-y_i|\geqq\theta_{NG} \quad (19)$$

を計算し、式(19)を満足する入出力データ(x_i, y_i)を不適当なデータとみなして、入出力データから除去する。不適当なデータを除去した残りの入出力データに対して、１段型ＣＭＡＣ・ファジィシステムを用いてファジィ推論ルールの後件部の実数値を調整する。

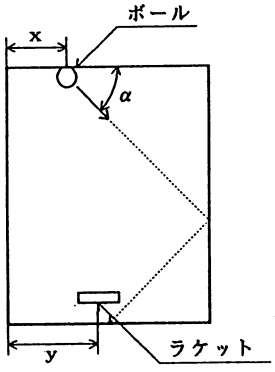


図5　ゲームの概要図

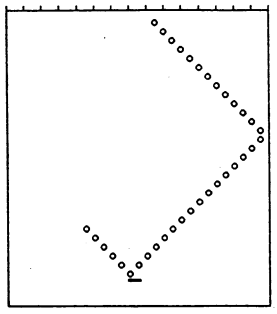


図6　ファジィ推論ルールによるシミュレーション結果

表1　改良型ＣＭＡＣの判定結果

	入力値	出力値	推論値	推論誤差	ﾗｹｯﾄの打返し
1	0	292	287	-5	○
2	20	276	271	-5	○
3	40	256	256	0	○
4	60	241	238	-3	○
5	80	222	220	-2	○
6	100	200	200	0	○
7	120	184	176	-8	○
8	140	160	153	-7	○
9	160	112	130	+18	×
10	180	122	114	-8	○
11	200	102	97	-5	○
12	220	81	79	-2	○
13	240	60	58	-2	○
14	260	39	39	0	○
15	280	17	24	+7	○
16	300	10	12	+2	○

4．2．応用例

２段型ＣＭＡＣ・ファジィシステムの有用性を示すため、ラケットによりボールを打ち返すコンピュータゲームを用いて、不適当なデータの抽出を行う。図5にゲームの概要を示す。ゲームでは被験者がマウスを用いて上から落ちてくるボールをラケットで拾う。この場合、次の入出力変数を考える。

入力　ｘ：左端からボールの初期位置までの距離(ドット)

出力　ｙ：左端からラケットまでの距離(ドット)

ただし、ボールの発射位置での発射角度αは一定とする。また、ファジィ推論ルールは16個、ＣＭＡＣと改良型ＣＭＡＣは頴粒細胞が６個からなる３層構造とする。さらに、ｇ＝ｈ＝0.1、閾値θ_{NG}をθ_{NG}=15とする。

実験では、入力ｘを0ドットから300ドットまで20ドットづつ変化させ16回のボールの発射を行い、そのときの被験者のラケットの位置を観測した。ただし、実験では故意に第9回目の操作でボールをとれないようにラケットを操作し、不適当なデータとした。

改良型ＣＭＡＣを用いて16個の入出力に対する推論値を計算した結果を表1に示す。表1では、9番目の推論値が他の推論値と比較して、その推論誤差がθ_{NG}=15より大きいことから、9番目のデータを不適当なデータと判定している。9番目のデータを除去した後に、ファジィ推論ルールの後件部を調整した。調整されたファジィ推論ルールに対して、9番目の入出力データｘ=160を入力した場合の結果を図6に示す。9番目の不適当なデータを取り除いたことにより、正しくボールを受け取っていることがわかる。

5．おわりに

本研究では、高精度で学習速度が速く、不適当な入出力データを除去できるファジィ推論ルール調整手法として、ＣＭＡＣ・ファジィシステムを提案した。今後、ＣＭＡＣ・ファジィシステムの実証システムでの有用性を確認するため、より実用面に即した問題に適用する必要がある。

参考文献

[1]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)

[2]林、野村、若見：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,Vol 2,No.4 133/145　(1990)

[3]中野(監):ニューロコンピュータ，技術評論社(1989)

[4]J.S.Albus：Brains,Behavior and Robotics,McGrawHills (1981)（(訳)小杉他：ロボティクス，啓学出版(1984)）

[5]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,Vol2,No.3 429/437(1990)

[6]菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社(1988)

[7]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講演論文集　531/534　(1990)

［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　小沢　順　Tel　(06)906-4849

Fax　(06)904-7252

F1－2（RM）

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

Application of neural network and fuzzy theory 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 Engineering Co., Ltd

It is said that taste of agricultural products and processed foods are determined by constituent components and microscopic distribution of components in the products.

This paper describes a method, that estimate taste from components by using fuzzy measure, fuzzy integral and neural network.

Fuzzy measure and fuzzy integral are applied to smooth of rice sensory test data, and neural network is applied to estimate taste of rice and coffee from their components.

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、成分で味がどの程度評価が可能かを試みた。

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。しかし、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] 米の味の場合、評価項目として「香り」、「外観」、「味」、「粘り」、「硬さ」、及び「食味（総合評価）」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つけられるのに対し、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、官能試験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を考える事にした。

３．ファジィ測度の決定方法

ここでは、確率変数Ｘの真の確率（密度）関数と仮定した確率（密度）関数との差を評価するK-L情報量[2]から導かれる統計量ＡＩＣ（赤池情報量基準）が、官能試験での総合評価に対する各項目の重視度に利用でき、規格化したＡＩＣがファジィ測度の定義を満たす事を示す。

(1)ＡＩＣ[2]

まず、データの真の構造を表現し得るモデルMODEL(K)のＡＩＣについて考える。このモデルでは、最大対数尤度$l(\hat{\theta}_K)$と期待対数尤度$l_n^*(K)$の間に

$$l_n^*(K)=E_x\{l(\hat{\theta}_K)\}-K \qquad (1)$$

なる関係が導かれる。この式は、最大対数尤度を期待平

均対数尤度の推定量とみたとき、自由パラメータ数に等しい偏りを持っていることを示している。そこで、ＡＩＣ(K)を、期待平均対数尤度$l_n^*(K)$の不偏推定量である$(l(\hat{\theta}_K)-K)$を(-2)倍したものとして、

$$AIC(K) = -2l(\hat{\theta}_K)+2K \quad (2)$$

と定義する。

次に、モデルに制約を加えた場合のＡＩＣについて考える。MODEL(K)を制約した

$$MODEL(k): f(\cdot|\theta),\ \theta\in\Theta k,\ 1\leqq k\leqq K \quad (3)$$

について考える。このモデルに対するＡＩＣ(k)は、ＡＩＣ(k)で得られた(2)式と同様に、

$$AIC(k) = -2l(\hat{\theta}_k) + 2k \quad (4)$$

となる。

(2)ＡＩＣ，重回帰モデルとファジィ測度

ＡＩＣは真の分布に対して、モデルによって規定される確率分布がどの程度近いのかの評価指標になるものと考えられるが、ＡＩＣそのものの値は意味がなく、ＡＩＣの値の差が重要な意味を持つ。また、ＡＩＣとエントロピーとの関係からＡＩＣの値の差が１～２程度以上ならＡＩＣの値の差は有意と考えられ、差が１よりはるかに小さいときのみ比較しているモデル間に差がないと判断される。[2]

次に、ＡＩＣを線形重回帰モデルに用いることを考える。今、目的変数yに対してm個の説明変数$x_1,\cdots,x_m$があるときの表現モデル

$$MODEL(x_1,\cdots,x_m): y = a_0 + a_1x_1 + \cdots + a_mx_m + \varepsilon \quad (5)$$

を重回帰モデルと呼ぶ。このとき、説明変数なしのモデルを含めて、いろいろな説明変数の組み合わせモデルが考えられる。この中でＡＩＣを最小とするモデルが最も良い説明変数の組み合わせとなる。

ところで、今４個の説明変数 x_1,x_2,x_3,x_4があり、ＡＩＣ最小のモデルの説明変数の組み合わせが x_1,x_2,x_3 であったとすると、ＡＩＣは説明変数なしの時に最大値V_{max}を持ち、説明変数 x_1,x_2,x_3 の組み合わせモデルの時に最小値V_{min}を持つ。また、この説明変数の組み合わせを集合 $X=\{x_1,x_2,x_3\}$とすると、Xのすべての部分集合の族2^xは次に示すとおりになる。

$$2^x=\{\phi,\{x_1\},\{x_2\},\{x_3\},\{x_1,x_2\},\{x_2,x_3\},\{x_1,x_3\},\{x_1,x_2,x_3\}\} \quad (6)$$

これら８個の部分集合を、$A_0,A_1,A_2,A_3,A_{12},A_{23},A_{13},A_{123}$と表すと、これらの部分集合の重回帰モデルが定まり、それぞれに対してＡＩＣ値が決定される。ＡＩＣ値がV_{min}とV_{max}の間で(6)に示した部分集合間では2^xの中の単調な６個の集合列

$$\begin{aligned}
&S_1:\ \phi\subset A_1\subset A_{12}\subset A_{123}\\
&S_2:\ \phi\subset A_1\subset A_{13}\subset A_{123}\\
&S_3:\ \phi\subset A_2\subset A_{12}\subset A_{123}\\
&S_4:\ \phi\subset A_2\subset A_{23}\subset A_{123}\\
&S_5:\ \phi\subset A_3\subset A_{13}\subset A_{123}\\
&S_6:\ \phi\subset A_3\subset A_{23}\subset A_{123}
\end{aligned} \quad (7)$$

に対して、それぞれのモデルのＡＩＣ値は

$$\begin{aligned}
&S_1:\ V_{max}=V_0\geqq V_1\geqq V_{12}\geqq V_{123}=V_{min}\\
&S_2:\ V_{max}=V_0\geqq V_1\geqq V_{13}\geqq V_{123}=V_{min}\\
&S_3:\ V_{max}=V_0\geqq V_2\geqq V_{12}\geqq V_{123}=V_{min}\\
&S_4:\ V_{max}=V_0\geqq V_2\geqq V_{23}\geqq V_{123}=V_{min}\\
&S_5:\ V_{max}=V_0\geqq V_3\geqq V_{13}\geqq V_{123}=V_{min}\\
&S_6:\ V_{max}=V_0\geqq V_3\geqq V_{23}\geqq V_{123}=V_{min}
\end{aligned} \quad (8)$$

となる。一方、ファジィ測度の定義は Xが有限集合の場合には、

条件(1): $g(\phi)=0,\ g(X)=1$ (9)

条件(2): $A\subset B$ならば $g(A)\leqq g(B)$ (10)

が満足されることである。[3]

(7),(8)式の関係より、(9),(10)式が満足されるためには、V_{max}を0に、V_{min}を1にする規格化を行えば良い事がわかり、ＡＩＣ値はファジィ測度になることが示された。また、このような規格化はＡＩＣ値の差だけを考えているので、前項で示したＡＩＣ値の意味はそのまま残され、規格化されたＡＩＣ値は真のモデルからのズレの程度とモデル間の優劣を示すことになる。

同時に、ＡＩＣを用いることにより、説明変数間で重複する情報、あるいは類似する情報を持つ説明変数の同定が可能になるという利点を合わせ持っている。

４．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

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。また、ＡＩＣの計算には、

$$AIC = n(\ln 2\pi+1)+n\cdot\ln(S_e(k)/n)+2(k+2) \quad (11)$$

を用いた。ただし、n:データ数、k:説明変数の数、$S_e(k)$:残差平方和である。

今回の計算結果を表１に示した。この結果、ＡＩＣは$\{x_1,x_3,x_4\}$の説明変数の組み合わせの時に最小値 13.11となり、２番目に小さな組み合わせ $\{x_1,x_2,x_3,x_4\}$での値13.76との差は 0.65であった。この値の差は１以下で

あるが１にかなり近い値であるため有意であると判断し、モデルには(x_1,x_3,x_4)の説明変数の組み合わせを採用した。この結果、官能検査の中の項目の「硬さ」はほとんど総合評価に影響を与えないこと、「外観」は他の項目と類似性を持っているか重複していることが判明した。

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[3]

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い総合評価の平滑化を行なった。この結果、官能検査データで得られた総合評価と平滑化総合評価との相関係数は、0.94となった。図１に総合評価の平滑化具合を示した。個別にデータの平滑化具合を検討すると、明らかに各項目と総合評価の関係がはっきりしないデータが大きく更新されていることがわかり、妥当な結果を与えていると考えられる。

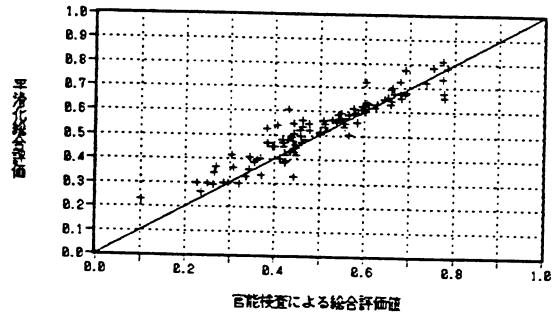


図１　ファジィ積分による米の官能検査データ（食味）の平滑化

５．線形多変量解析による化学成分と官能検査値の解析

従来から一般的に行なわれている多変量解析の各手法[4]を用いていくつかの解析を行なった。解析には、すべて標準化したデータを用いた。

(1) 相関行列[4]

各成分間、各官能検査間、成分と官能検査間の単回帰を行い、相関係数を求めることにより味覚に影響のある成分を検討することを目的とした。相関係数はそのデータ数によって信頼性がどれくらいあるのかが決ってくる。そこで、標本から求まる相関係数から無限母集団での相関係数を推定すれば信頼性の高い真の相関係数がわかる。今回は、比較値として真の相関係数も同時に示した。

米の相関行列を表２、コーヒーの相関行列を表３に示した。この結果から各成分と官能検査の相関係数をみると、米については相関係数が ±0.5の範囲内にあることが分かり弱い相関関係が成り立っていることが分かる。コーヒーについては相関係数が ±0.6の範囲内にあり米と比べると少し強い相関関係が成り立っていることが分かる。この結果、コーヒー成分が味覚に与える影響の方が若干大きいと推定できる。

表２　米の相関行列

	香り	外観	味	粘り	硬さ	食味
白度	0.357	0.388	0.295	0.290	-0.159	0.320
水分	0.077	0.150	0.139	0.152	-0.229	0.171
ｱﾐﾛｰｽ	0.000	-0.096	-0.309	-0.336	0.300	-0.234
脂肪酸度	-0.151	-0.098	0.024	0.089	-0.061	-0.009
ﾀﾝﾊﾟｸ質	-0.305	-0.460	-0.417	-0.532	0.446	-0.482

表３　コーヒーの相関行列

	味覚	香り	酸味	甘味	苦み	コク
ﾀﾝﾊﾟｸ質	-0.178	-0.351	-0.465	-0.077	0.384	-0.369
脂質	0.434	0.523	0.523	0.132	-0.124	0.389
ｸﾛﾛｹﾞﾝ酸	-0.642	-0.578	-0.449	-0.259	-0.154	-0.276
ｶﾌｪｲﾝ	-0.555	-0.544	-0.527	-0.277	0.001	-0.321
蔗糖	0.661	0.615	0.579	0.308	-0.001	0.408
水分	0.347	0.343	0.241	0.169	0.202	0.071

(2) 重回帰分析[4]

重回帰分析では説明変数間に相関がある場合、説明変数がそれぞれ単独で目的変数を説明していないことを示している。この状態を多重共線関係があるという。この問題は、互いに直交関係をなす主成分を説明変数とすれば解決できる。この方法を主成分回帰法という。[5] しかし、主成分回帰法では主成分が元の変数の１次結合であるから、それの意味について解釈することが困難である。このことを利用して総合味覚を推定することを目的とし、主成分重回帰分析を行った。

すべての変数は平均を引いた値とすると定数項は０となり、他は

$$\begin{aligned}
&s_{11}a_1+s_{12}a_2+s_{13}a_3+\cdots+s_{1p}a_p=s_{1y}\\
&s_{12}a_1+s_{22}a_2+s_{23}a_3+\cdots+s_{2p}a_p=s_{2y}\\
&s_{13}a_1+s_{23}a_2+s_{33}a_3+\cdots+s_{3p}a_p=s_{3y}\\
&\qquad\cdots\cdots\cdots\cdots\\
&\qquad\cdots\cdots\cdots\cdots\\
&s_{1p}a_1+s_{2p}a_2+s_{3p}a_3+\cdots+s_{pp}a_p=s_{py}
\end{aligned}\qquad(12)$$

とp個の連立方程式で与えられる。s_{11}はx_1の分散、s_{1j}はx_1とx_jの共分散、s_{1y}はx_1とyの共分散とする。この連立方程式より掃き出し法によって $a_1, a_2, a_3, \cdots, a_p$を求めれば、重回帰式は原データの変数（つまり、平均を引かない変数）で

$$y-\bar{y}=a_1(x_1-\bar{x}_1)+a_2(x_2-\bar{x}_2)+a_3(x_3-\bar{x}_3)+\cdots +a_p(x_p+\bar{x}_p) \quad (13)$$

と表される。

米の食味と推定値との相関グラフを図２に示す。なお相関係数は、0.61であった。

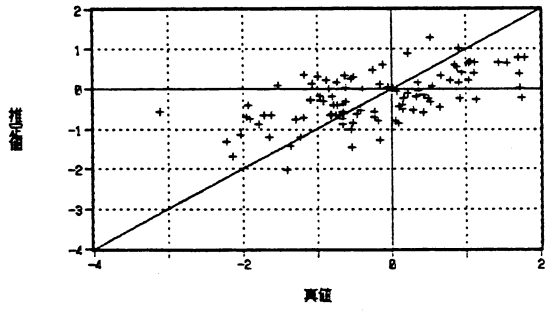


図２　線形重回帰分析による相関（米）

次にコーヒーの味覚値と推定値との相関グラフを図３に示す。なお相関係数は、0.74であった。

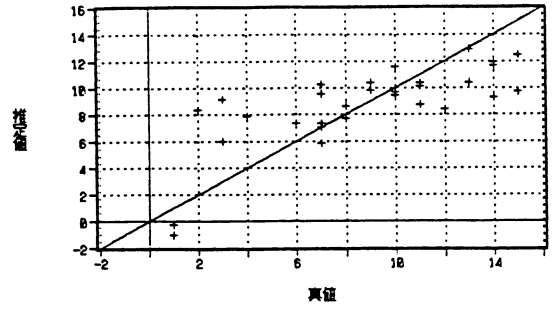


図３　線形重回帰分析による相関（コーヒー）

６．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、味覚推定のための学習と味覚推定を行なった。

(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機能は階層的ニューラルネットワークのフィードフォワード結合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) ニューラルネットワークと非線形主成分分析・重回帰分析の関係[6]

ニューラルネットワークと主成分分析・重回帰分析の関係をまとめると、図４のようになる。入力ユニット－中間ユニット間が非線形主成分分析に、中間ユニット－出力ユニット間が非線形重回帰分析にそれぞれ相当すると考えることができる。

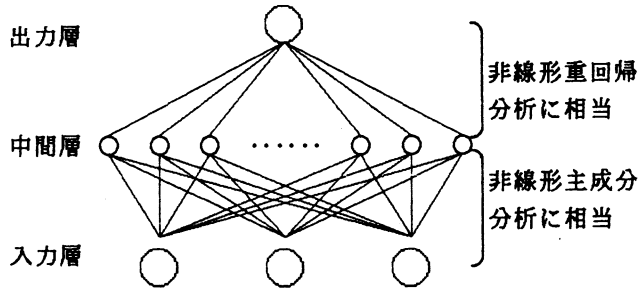


図４　ニューラルネットワークと非線形多変量解析

(3) ニューラルネットワークの設定条件

バックプロパゲーションは最急降下法に基づいているため、収束は最小値ではなく初期値近傍の極小値に収束する可能性がある。そこで、初期値をいかにうまく最小値近傍に設定するかが問題となる。その他、中間ユニット数の設定、学習時間など数多くの問題を抱えているが、今回の設定条件を以下に述べる。

(a)ユニット数

入力層：　５（米：白度、水分、アミロース、脂肪酸度、タンパク質）

６（コーヒー：タンパク質、脂質、クロロゲン酸、カフェイン、蔗糖、水分）

中間層：２０

出力層：　１（米：食味（総合評価）

コーヒー：味覚、香り、酸味、甘味、苦み、コク）

(b)初期値

ランダム数

(c)学習時間

教師信号との２乗誤差が最小になるまで。

(4) 化学成分による官能検査値の推定

ニューラルネットワークを用いて、米については食味、コーヒーについては各官能検査値の推定を行った。

食味、味覚と推定値との相関グラフを米については図５、コーヒーについては図６に示した。相関係数は米の

場合が0.66であり、コーヒーの場合は0.91となった。コーヒーについては官能検査項目ごとの相関係数を表４に示した。

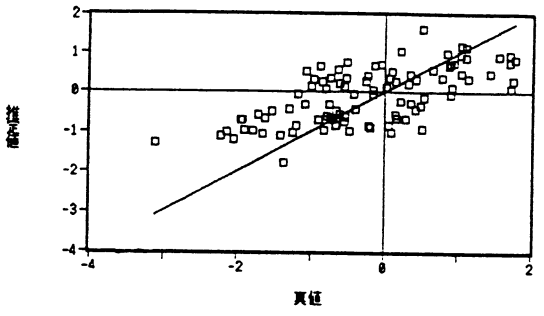


図５　ニューラルネットワークによる米の食味の推定

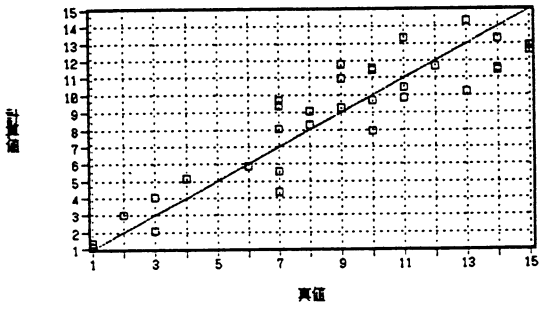


図６　ニューラルネットワークによるコーヒーの味覚の推定

表４　相関係数（コーヒー）

	相関係数	真の相関係数
味覚	0.91	0.90～0.97
香り	0.96	0.93～0.97
酸味	0.93	0.85～0.95
甘味	0.97	0.95～0.97
苦み	0.87	0.75～0.94
コク	0.71	0.42～0.85

この結果、米の食味の推定値は、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には、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。コーヒーの他の官能値の推定では、「香り」、「酸味」、「甘味」についても相関係数が 0.9以上の非常に強い相関を示しており、最も相関の良くない「コク」についても高い相関係数となった。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。

７．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として用いて、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、ファジィ理論、ニューラルネットワークを応用し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良された。

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[7]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］　菅野：あいまい理論［Ⅳ］、計測と制御、22、6,50-55(1983)

［４］　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)

［５］　早川：回帰分析の基礎、朝倉書店(1986)

［６］　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

［７］　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)

F1-3 (RM)

ファジィ特徴抽出と構造化ニューラルネットに基づく画像理解

Image Understanding System Using Fuzzy Clustering and Structured Neural Networks

椹木哲夫*, 柴田克信**, 片井修*, 岩井壮介*, 塚田紘也***

*京都大学工学部, **新日本製鉄（株）, ***地球科学総合研究所（株）

Tetsuo Sawaragi*, Katsunobu Shibata**, Osamu Katai*, Sosuke Iwai* and Koya Tsukada***

* Faculty of Engineering, Kyoto University

** Nippon Steel Corp.

*** JAPEX Geoscience Institute, Inc.

Abstract: This paper presents an architecture for an integrated image understanding system, in which the following two aspects of human uncertainty-handling in his visual information processing are modelled; feature extraction out of fuzzy input images and dynamic uncertainty-reduction in converging into a uniquely-reconized hypothesis. Both aspects are modelled using fuzzy clustering methods and structured neural networks, respectively, and are implemented for practical images from a geological domain.

1．まえがき

画像理解において人間の行なっている視覚情報処理は柔軟かつ創造的である．例え個々の視覚特徴が局所的には複数の異なる解釈を生みだすような多義性を持つ場合でも，このようなあいまいな視覚特徴の中からある仮説を想起し，その仮説の想起下で，再度諸特徴の見直しを計りながら最終的に全体として整合する一意的な解釈への絞り込みを実現している．ここで介在する人間の視覚情報処理プロセスは大きく以下の2つに分類される．一つは入力となる線画像を構成するセグメント群の中から，その直線性や平行性などの視知覚刺激に敏感に反応しながら意味ある一群のセグメントをグループ化して特徴として認識するプロセスであり，いま一つは画像対象の領域固有知識に基づいて，諸特徴の並存性に関する制約との整合性をとりながら仮説を想起し検証するプロセスである．前者においてはあいまいな入力画像の中から一群の意味ある諸特徴をどのように見いだすかを，また後者においては入力画像と領域固有な知識（モデル）との相互干渉を通して，初期入力画像中のあいまいさが徐々に軽減され最終的に一意的な解釈が確定される際の「あいまいさのダイナミクス」をモデル化しなければならない[1].

本研究では以上の所見に基づき，前者に対してはファジィクラスタリング手法の適用を，後者に対しては構造化ニューラルネットワークに基づく認知モデルを構築し，上述のあいまいさを統合的に扱っていくことのできる画像理解システムを構築する．

2．レンチテクトニクス

本システムで対象とする画像は，人工衛星によるリモートセンシング画像から地表面での断裂構造や色調（トーン）の変化する線状境界を抽出した「リニアメントマップ」と呼ばれる線画像である（図2(a)）．この入力画像に対して「レンチテクトニクス」と呼ばれる地質力学仮説の認識同定を行なう．レンチテクトニクスは，地殻運動によるプレート（基盤）の擦れ違いから生じる捩れによる断層（レンチ断層）とそれに伴う5種類の地質特徴を図1に示すような力学モデルに従って関係付けたもので，プレートの相対運動の方向により決まる応力場と運動の発達段階の違いから表1に記載するような8つのタイプに分類される．リニアメントマップからその対象地域がいずれの分類仮説に該当するかを認識することは，鉱物資源の有望地域を特定するための重要な情報となる．

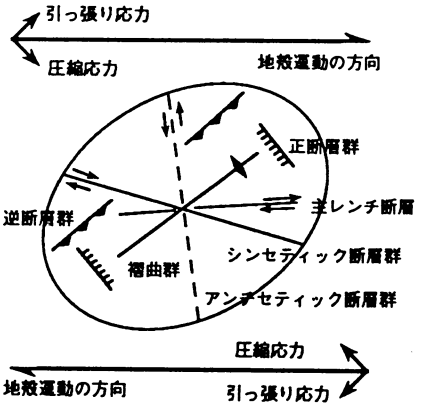


図1　平行型レンチテクトニクスの力学像

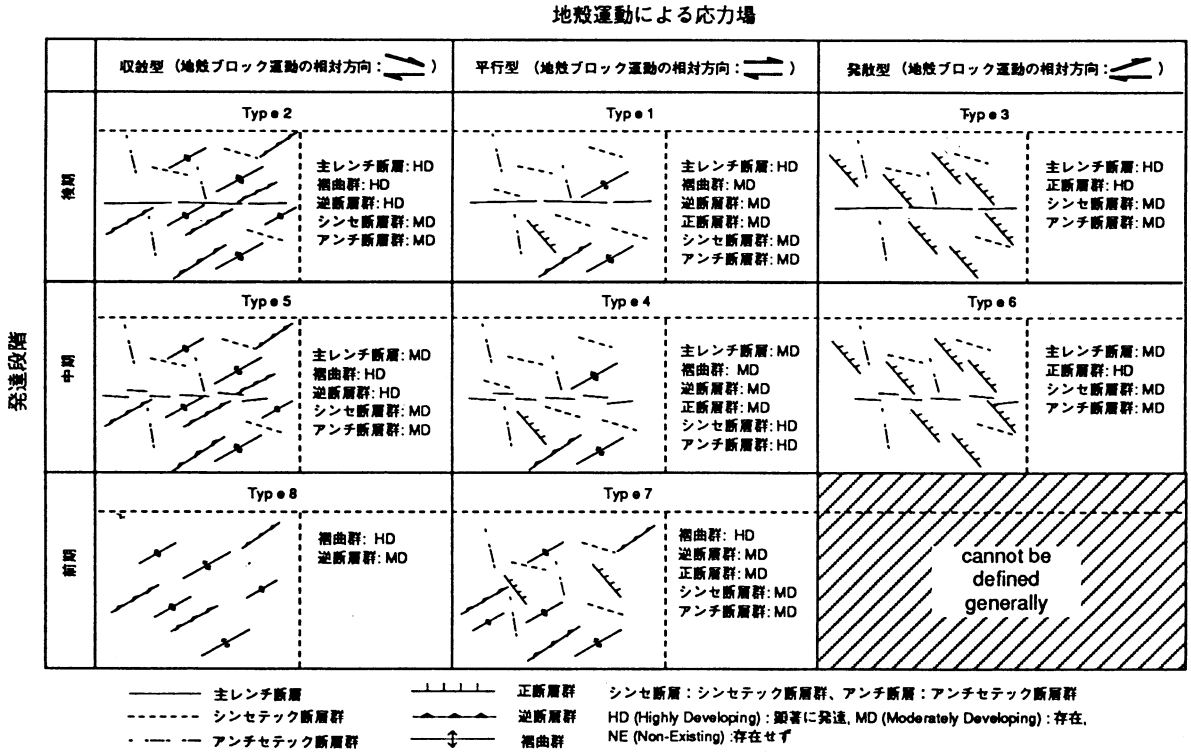


表1 レンチテクトニクス分類仮説と各要素の発達状況

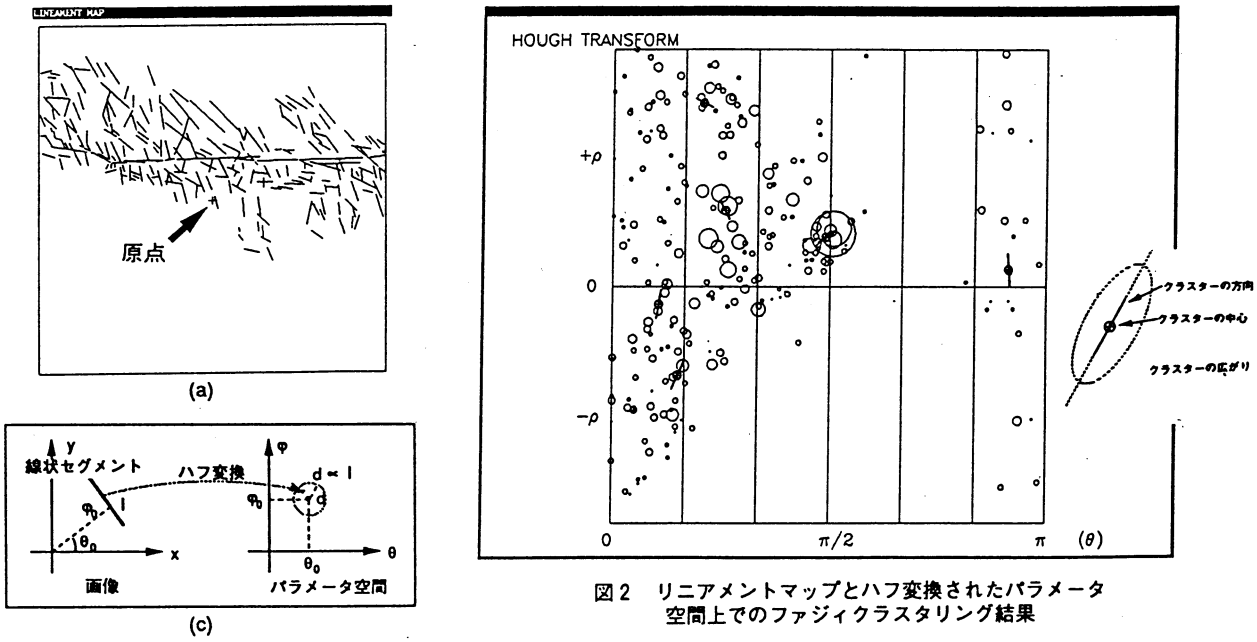


図2 リニアメントマップとハフ変換されたパラメータ空間上でのファジィクラスタリング結果

3．ファジィクラスタリングの逐次適用によるファジィ特徴抽出

リニアメントは地下深部での断層活動の影響が地表面まで伝播したものであることから，本来は直線的な配列や平行性などの規則性をもって表出するものではあるが，人工的な構造物を捉えた線画のように厳密な規則性を呈するものではない．そこで本研究では，与えられたリニアメントマップに対してまずハフ変換を施し，各リニアメントの原点（画像中心に設定）からの距離と角度の2つのパラメータから構成されるパラメータ空間上にマッピングする．そしてこの空間上でファジィクラスタリングを適用することによって，直線状・平行状に近接しながら意味をもって表出しているようなリニアメント群のグループ化（＝地質特徴）を行なう[8]．パラメータ空間中の一点は画像中の直線状リニアメントに，またφ軸に平行なスリット上に並ぶ点群は画像中の平行リニアメン

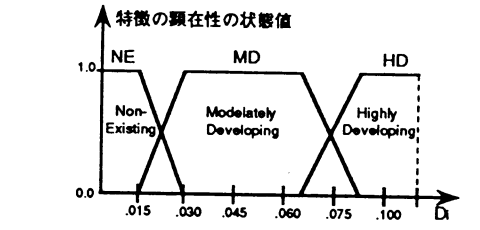
（注）図1の6つの地質特徴のうち「褶曲群」のみについては褶曲マップと呼ばれる別の地質画像を入力とし，リニアメントマップと同じ処理を行なって特徴抽出を行なう．

ト群に対応する．図2(b)は同図(a)のリニアメントマップをハフ変換したものである．ここでは同図(c)に示すように各円の中心がハフ変換されたパラメータ空間上の一点であり，対応するリニアメントの長さに比例した大きさをもたせて表示している．

ファジィクラスタリング手法としては従来さまざまな手法が提案されているが[2]，本研究ではこのうちAFC (Adaptive Fuzzy Clustering) およびFCE (Fuzzy c-Ellipto-type) [3]の両ファジィクラスタリング手法をハフ変換されたリニアメントマップに対して適用する．FCEは分類対象内に楕円形状のクラスタを求めるための手法であり，AFCはクラスタ形状についての知識を事前に持たない場合にクラスタリングの進行に併せて形状を自律的に見いだしながらクラスタを生成するための手法である．本システムでは以下の手順に従ってこれらのクラスタリング手法を逐次的に適用することにより，レンチテクトニクス仮説同定のためのキーフィーチャーの抽出，ならびに各地質特徴の発達度の定量化を行なう．

Step 1: ハフ変換されたリニアメントマップに対してAFCを適用し，生成されたクラスタの中でその形状があるパラメータ空間中の一点を中心に円形状に構成されるようなクラスタ（＝リニアメントマップ上では直線状に並ぶリニアメント群）を同定する．このクラスタはレンチテクトニクス仮説のキーフィーチャーである長大リニアメントゾーン（主レンチ断層群）に対応する．このように生成された6つのクラスタのクラスタ中心ならびにクラスタ方向ベクトル（クラスタ形状の楕円長軸方向）を図2(b)中に示す．

Step 2: 前ステップで同定されたゾーン領域の重心を原点，そしてその主レンチ断層方向とこれに直交する方向の2方向を2軸とする新たな座標上にリニアメントマップを変換する．



特徴要素iの発達度 $D_i = \sum_{r=1}^{3} F_m(U,I) n_r / \sum_{r=1}^{3} n_r$

$F_m(U,I) = \sum_{C_i \ni k} (u_{ik})^2 / n_r$

n_r :領域rにおけるリニアメント長さの総和 $(1 \le r \le 3)$

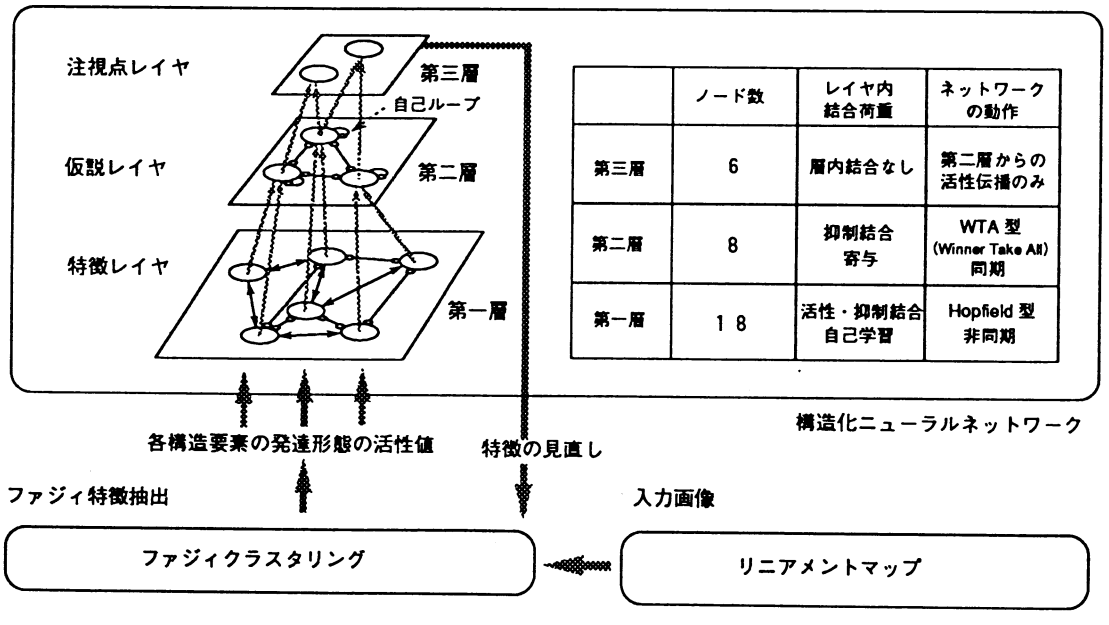
u_{ik}:リニアメントkの地質特徴クラスターIへの帰属度 $(1 \le k \le 6)$

C_i :地質特徴iとしての許容角度範囲内に存在するリニアメント集合

図3　地質特徴の顕在性評価のためのメンバーシップ関数

Step 3: キーフィーチャーを含む帯状領域，ならびにこれを挟む2つの領域の合計3つのサブ領域に分割し，各々の分割領域内でFCEを適用し，残る5つの地質特徴の同定を行なう．ただしここでは各クラスタのクラスタ中心が図1の力学モデルによって与えられる存在許容範囲内に収まるように制約を与えている．

Step 4: 各地質特徴の許容角度範囲内のリニアメントを選択し，これらのリニアメントが前ステップで生成されたクラスタのもとで有する帰属度から各地質特徴の発達度を算出する．そしてこの発達度から，特徴の顕在性を表す3つの分類量，HD（顕著に発達）・MD（普通に発達）・NE（存在が認められない）の各々が真である度合いを図3に示すメンバーシップ関数に従って決定する．図5(a)に



	ノード数	レイヤ内結合荷重	ネットワークの動作
第三層	6	層内結合なし	第二層からの活性伝播のみ
第二層	8	抑制結合寄与	WTA型 (Winner Take All) 同期
第一層	18	活性・抑制結合自己学習	Hopfield型非同期

図4　構造化ニューラルネットワークによる仮説の認識同定

以上のファジィ特徴抽出の結果得られた６つの地質特徴の顕在性を例示する．

４．構造化ニューラルネットワークによる仮説の同定

前節の手続きを経て算出された各地質特徴の顕在性は，入力データから純粋にボトムアップに求めたものであることから，それがそのまま表１に記載した分類仮説プロトタイプのいずれかと完全な照合をみるようなものではなく，未だ多義性を有する情報である．これに対し人間専門家の画像理解は領域に固有な知識（＝地質専門知識），すなわち地質特徴の並存性に関する制約知識を念頭におきつつ，その制約下で各個別特徴の評価・見直しを繰り返しながら，入力画像中の不確定要素を取り除き最終的に一意的な解釈に収束させている．本システムではこのようなプロセスを実現するべく，図４に示すような仮説の認識同定のための異なる抽象化レベルの機能を担う３つのレイヤから構成される構造化ニューラルネットワークモデルを構成する．

（１）特徴レイヤネットワーク

６つの地質特徴の各々に対してつけられた３つの顕在性評価ラベル（HD・MD・NE）をノード（総数18）としてこれらの間を対称型に相互結合したHopfield型のネットワークである．ここでの各結合には，一方のノード内容の存在がもう一方のノード内容の存在を示唆する場合に正値，もう一方の存在を否定する場合には負値の結合荷重が付けられる．一般にこのようなHopfield型のネットワークにおいては，各ノードの時刻tの活性値$a_i(t)$を，

$$a_i(t+1) = a_i(t) + \sum_j w_{ij}\, a_j(t) + s_i - \theta_i, \qquad (1)$$

（s_i：外部入力，θ_i：しきい（バイアス）値）

右辺＞1.0→$a_i(t+1)$=1.0，右辺＜0.0→$a_i(t+1)$=0.0

の状態更新規則に則って各ノードの活性値を更新していくと，ネットワークの有するエネルギーが単調に減少する，すなわちより多くの制約を満足する方向にネットワーク状態が遷移する，という性質を有する．従って，エネルギー曲面の極小点におけるネットワークの状態（＝ノードの活性値から構成されるベクトル，$A=(a_1, .., a_{18})$）が，表１に記載した８つのプロトタイプ仮説に対応するようにネットワークの荷重を学習させることができれば，不完全な入力に対してこれと最類似のプロトタイプ仮説を想起するような連想記憶を構成することが可能になる．本システムではこのようなプロトタイプ仮説をネットワークに近似的に学習させるための手法として，まず相互結合ネットワークを階層型の二層ネットワークに展開し，プロトタイプから変形された訓練例，ならびにそれに対する地質専門家の分類結果に対応する仮説の特徴値からなるベクトルを教師信号として繰り返し教示し，出力値の総誤差が最小になるように結合荷重を学習させる．図５(b)は，上記の学習されたネットワークに対し，前章で抽出された同図(a)のファジィ特徴を初期活性値として与え，(1)式に従って活性値を更新した際の収束結果である．この場合には表１のtype１のプロトタイプ仮説の認識が行なわれている．

（２）仮説レイヤネットワーク

理想的なエネルギー曲面の形状としては，プロトタイプ仮説周りの引込領域（訓練例による一般化領域）をな

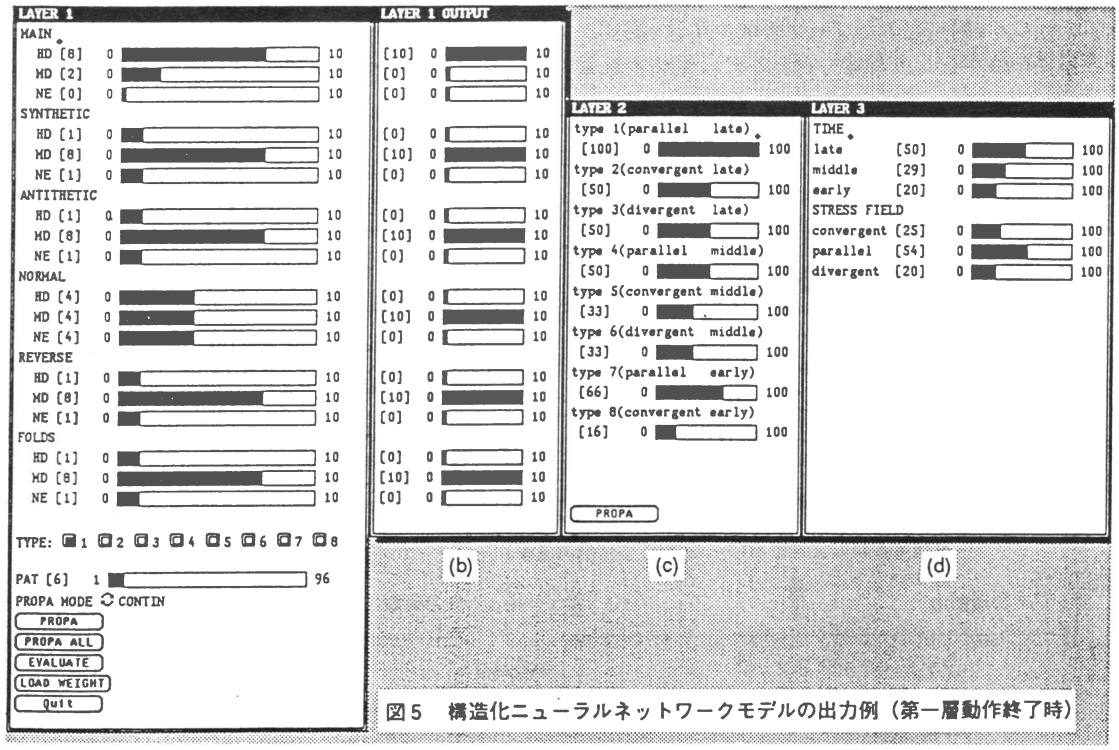


図５　構造化ニューラルネットワークモデルの出力例（第一層動作終了時）

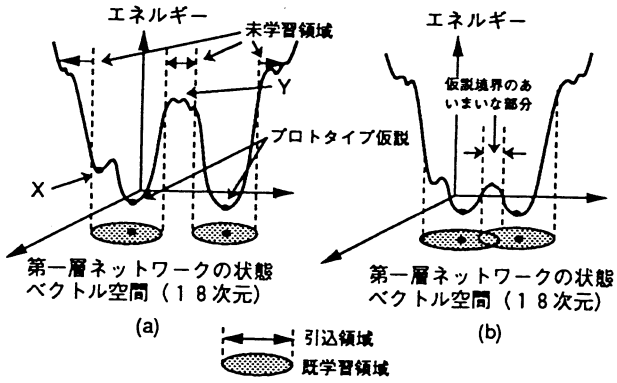


図６　第一層ネットワーク荷重の学習

るべく大きくすると同時に，誤った競合仮説に落ち込むような過剰な般化にならないように学習を進めなければならない．本システムではほぼこの条件を満足する学習が達成されていることが実験により検証されているが，それでも以下のような場合には正しい認識結果を出力することができない（図６参照）．

(i)　プロトタイプ仮説以外の極小点に落ち込んで動かなくなる場合で，プロトタイプ仮説へ収束途上にその近傍の極小点（既学習領域の極小点）で滞留する場合（図６(a)X）と，地質学的には全く意味を持たないような極小点（未学習領域の極小点）で滞留する場合（同図Y）が考えられる．前者の場合にはこれに最も近いプロトタイプ仮説を認識結果とするべきであるのに対し，後者の場合はレンチテクトニクスには該当しないという結論に相当する．

(ii)　２つのプロトタイプ仮説が互いに近接していて，学習されたエネルギー曲面上で対応する２つの極小点の間の境界があいまいにしか学習されない場合（図６(b)）に誤った認識結果を出力する．

本システムでは，以上のような第一層の学習の未熟さをカバーするとともに，そこでのネットワーク挙動をスーパーバイズして正しい分類仮説を決定するための機能を担うべく，WTA (Winner Take All) 構造のネットワーク[4]を第二層に構築する．本ネットワークは，表に挙げた８つの仮説を各ノードとしてレイヤ内で相互対称に抑制関係（荷重は表１記載中の各セル間の距離に対応）で結合したネットワークであり，第一層のノードの最終収束結果を初期入力として受け取るための単方向レイヤ間結合を有する．このようなWTA構造のネットワークを同期的に状態を更新させて動作させると，他の仮説に比べて非常に高い初期入力値をもつ仮説のみが活性状態として残り，すべての仮説への入力が総じて小さい場合にはすべてのノードが不活性の状態に留まることになる．従って，上記 (ii) の場合に対してはいずれかに断定してしまうことなく２つの可能性をそのまま残すことになるほか，(i) の場合の２つのケースを識別することも可能になる．

（３）注視点レイヤネットワーク

第二層までに認識が一つに確定しない場合，すなわちプロトタイプ仮説が互いに隣接しているために，最後までそのいずれかに断定できずに２つの可能性が残された場合には，前章での手続きに従って抽出されているファジィ特徴からでは分類が不可能と考えるべきである．本システムでは，このような場合に対し，再度，前章で述べた地質特徴の抽出プロセスに戻り，前回に比べより注視点を絞り込んだ特徴の見直しを行なう．このための注視点の決定を司るものとして，表１記載の６つの分類基準を各ノードに割り当てた第三層を付加する．すなわち，時間軸に関する前期・中期・後期，ならびに応力場軸に関する収斂型・平行型・発散型の６つである．各ノードはこれに該当する第二層の各仮説ノードからの単方向レイヤ間結合を有し，レイヤ内では結合を持たない．第二層で複数の分類結果を出力した場合には，レイヤ間結合を通してこの第三層に送られ，時間軸・応力場軸のうち２つの候補仮説によるコンセンサスの得られていない方を特定し，これを特徴見直し時の注視点として設定する．ここで決められた注視点により，ファジィクラスタリング実行時のクラスタ中心の存在許容範囲の調整（３章 Step 3）を行ない，再度構造化ニューラルネットに送られて再分類が試みられる．

５．まとめ

以上本研究では，人間の画像理解のプロセスが，入力画像中に含まれるあいまいさを受動的に扱うのみならず，それに対する外部の認識主体からの働き掛け，すなわち領域に固有な知識からの能動的な干渉によってあいまいさを恣意的に軽減させようとする作用が働いているという知見に基づき，前者に対してファジィクラスタリング手法の適用を，後者に対して構造化ニューラルネットの動的挙動の性質を活用した画像理解システムの提案を行なった．現在システムは，SUN-4 Sparc Station 上で稼働しており，代表的なレンチテクトニクス地域に対していずれも正しい認識結果を得ている．最後に，御助言を賜りました石油資源開発（株）国安稔氏に深謝致します．

【参考文献】

[1] Sawaragi, T., Yamashita, S., Katai, O., Iwai, S. and Tsukada, K.: Knowledge-Based Understanding of Geological Images Based on Connectionist Models, Proc. of Japan-USA Symp. on Flexible Automation, 1355-1359, 1990.

[2] Bezdec, J.C.: A Convergence Theorem for the Fuzzy ISODATA Clustering Algorithms, Trans. on PAMI, PAMI-2, 1-8, 1980.

[3] Dave, R.N.: An Adaptive Fuzzy c-Elliptotype Clustering Algorithm, Proc. of NAFIPS'90, 9-12, 1990.

[4] Feldman, J.A. and Ballard, D.H.: Connectionist Models and Their Properties, Cognitive Science, 6, 205-254, 1982.

F2－1（RM）

ニューラルネットを用いたファジィ回帰分析

Fuzzy Regression Analysis Using Neural Networks

石渕久生　　田中英夫
Hisao ISHIBUCHI　　Hideo TANAKA

大阪府立大学工学部経営工学科
University of Osaka Prefecture

When we attempt to model a complex system including human as an important component, it may be difficult to represent the system by a deterministic mathematical model. As a promising modelling method of such a system, the concept of fuzzy regression was proposed and various methods were developed. In this paper, we propose a fuzzy regression method using multilayer neural networks. Since multilayer neural networks have high capability as an approximate realization tool of nonlinear mappings, the proposed method has higher flexibility than fuzzy linear regression models based on the linear programming. First we propose learning algorithms to identify a nonlinear interval model which approximately includes all the given input-output data. Next we propose methods to derive a fuzzy model from the identified interval model. Last the proposed method is applied to a quality evaluation problem of injection moldings.

1．はじめに

人間を構成要素として含むようなシステムをモデル化する場合，システムの入出力データに人間の主観的判断のあいまいさが反映されているため，システム全体を明確な数式モデルとして表現することが困難なことも多い．このような観点から，ファジィ線形回帰分析という概念が田中ら[1-2]により提案され，線形計画問題としての定式化が行われている．ファジィ線形回帰分析では，ファジィ数パラメータを持つ線形回帰式が線形計画問題を解くことにより同定される．この問題は，坂和ら[3]により多目的最適化問題へと拡張され，入出力データがファジィ数の場合に対する考察も行われている[4]．また，田中ら[5]や石渕ら[6]では，ファジィ数パラメータを区間に簡略化した区間回帰分析の定式化が行われている．さらに，田中ら[7]および林ら[8]では，GMDHを用いてファジィ数パラメータを持つ非線形回帰式を求める方法も提案されている．このようなファジィ回帰分析の手法は，解析対象のシステム自体にあいまいさが存在すると考えている点で従来のモデル化手法と大きく異なるものである．

ファジィ回帰分析では，線形計画法を用いることにより，与えられたデータから線形あるいは非線形ファジィモデルが簡単に求められる．このとき，同定されるファジィモデルにはいくつかの制約が存在する．その代表的なものとして，1)ファジィ回帰式のあいまいさが入力変数の原点に関して対称となる，2)多項式を回帰式として用いた場合ではファジィ回帰式のあいまいさが入力変数の絶対値に関して単調増加である，という点が挙げられる．このような制約は，解析対象であるシステムの持つあいまいさの性質と一致している場合は何ら問題とはならない．しかし，上記(1),(2)の制約を満たさないようなシステムを対象にモデル化を行う場合では，従来のファジィ回帰分析の手法を用いることはできない．

そこで本研究では，このような制約を持たない柔軟性の高いファジィ回帰分析の手法として，ニューラルネットを用いた方法を提案する．提案手法では，ニューラルネットの持つ非線形関数の近似能力を用いることにより，あいまいさを含む複雑な非線形システムを簡単な学習によりモデル化することができる．ニューラルネットにより非線形関数を実現するという試みは，Rumelhartら[9-10]により階層型ニューラルネットの有効な学習アルゴリズムであるＢＰアルゴリズムが提案されて以来盛んに行われている．Funahashi[11]あるいはHornikら[12]などによる近似能力に関する研究やWhite[13]による学習能力に関する研究を考えれば，非線形システムのモデル化手法として，ニューラルネットは非常に優れたものとみなすことができる．

本研究では，まず，与えられた入出力データを包含するような非線形区間モデルをニューラルネットにより求める方法を提案する．提案手法では，区間モデルの上限と下限を表わす非線形関数が，ニューラルネットの学習により求められる．次に，区間モデルを用いてファジィ非線形モデルを構成する方法を提案する．最後に，提案手法を射出成形品質の目視評価値解析に適用し，その有効性を示す．

2．ニューラルネットによる区間モデルの同定

2．1　区間回帰分析

解析対象のシステムをｎ入力１出力システムとし，ｍ個の入出力データ(x_p, y_p), $p=1, 2, \cdots, m$ が与えられているとする．ここで，$x_p=(x_{p1}, x_{p2}, \cdots, x_{pn})$はｎ次元入力ベクトル，$y_p$は出力値である．このようなデータを取り扱うため，入力層にｎ個，出力層に１個のユニットを持つ３層階層型ニューラルネットを用いる．このとき，

中間層および出力層ユニットの入出力関数は，Rumeruhartら[9-10]と同様のシグモイド関数とし，中間層ユニット数は任意とする．

いま，ニューラルネットへn次元ベクトルxが入力されたときの出力値を，関数g(x)で表わすことにする．この関数g(x)を用いれば，通常のニューラルネットの学習は，次の評価関数が最小となる結合強度としきい値を求める問題と考えることができる．

$$E = \sum_{p=1}^{m} (y_p - g(\mathbf{x}_p))^2/2 \tag{1}$$

一方，本研究では，次の条件を満たすような入出力関数を持つ二つのニューラルネットNN*とNN*を求める方法を提案する．

$$g^*(\mathbf{x}_p) \geqq y_p, \quad p=1,2,\cdots,m \tag{2}$$

$$g_*(\mathbf{x}_p) \leqq y_p, \quad p=1,2,\cdots,m \tag{3}$$

式(2)と式(3)の条件は，区間回帰分析[5]で用いられている制約条件と同じものである．したがって，ここで提案する方法は，ニューラルネットにより非線形区間回帰分析を行う方法と考えることができ，$g^*(\mathbf{x})$ と$g_*(\mathbf{x})$ は非線形区間モデルの上限と下限を表わしている．なお，区間回帰分析とファジィ回帰分析は本質的には同じものである[14]ので，区間回帰分析の結果を用いてファジィ回帰分析を行うことは容易である．

2．2　非線形区間モデルの上限の学習

まず，式(2)を満たすような入出力関数$g^*(\mathbf{x})$を持つニューラルネットNN*の学習方法を提案する．p番目のデータ$(\mathbf{x}_p, y_p)$に対する評価関数として，正の小数ωにより次のように重み付けられた2乗誤差を用いる．

$$E_p^* = \begin{cases} (y_p - g^*(\mathbf{x}_p))^2/2, & \text{if } y_p > g^*(\mathbf{x}_p) \\ \omega\,(y_p - g^*(\mathbf{x}_p))^2/2, & \text{if } y_p \leqq g^*(\mathbf{x}_p) \end{cases} \tag{4}$$

すなわち，ニューラルネットからの出力値$g^*(\mathbf{x})$と教師信号y_pの大小関係に応じて重み付けされた2乗誤差を，ニューラルネットの学習において最小化されるべき評価関数として用いる．式(4)による重み付けの方法は，データ点ごとに事前に与えられるものではなく，ニューラルネットからの出力値と教師信号との大小関係に応じて一回の学習ごとに決定される．この点が，事前にデータ点ごとの重み付けを行う単純な重み付き学習と提案手法との大きな違いである．式(4)と同様の考え方は，石渕ら[15]により区間値メンバーシップ関数を同定するために用いられており，ここで提案する方法は，その方法を回帰分析に用いるために修正したものとみなすこともできる．また，石渕ら[16-17]では，単純な重み付き学習によりパターン認識を行った結果が示されている．

式(4)の評価関数より明らかなように，$\omega \ll 1$ であれば，ニューラルネットからの出力値$g^*(\mathbf{x}_p)$が教師信号y_pよりも大きい場合ではほとんど学習が行われない．これに対し，ニューラルネットからの出力値が教師信号よりも小さい場合では通常の学習が行われる．したがって，式(4)の評価関数に基づき十分に学習を行えば，ニューラルネットNN*からの出力値$g^*(\mathbf{x}_p)$が式(2)を近似的に満たすと考えられる．

2．3　非線形区間モデルの下限の学習

式(3)を満たすような入出力関数$g_*(\mathbf{x})$を持つニューラルネットNN*の学習を行う場合では，$g^*(\mathbf{x})$の学習の場合と全く逆の重み付けを行った次のような評価関数を用いればよい．

$$E_{p*} = \begin{cases} \omega\,(y_p - g_*(\mathbf{x}_p))^2/2, & \text{if } y_p \geqq g_*(\mathbf{x}_p) \\ (y_p - g_*(\mathbf{x}_p))^2/2, & \text{if } y_p < g_*(\mathbf{x}_p) \end{cases} \tag{5}$$

2．4　重みωの設定方法

ここでは，簡単な数値例を用いて重みωの設定方法に関する考察を行う．数値例として，次のように51個の入出力データを作成した．

$$x_p = 0.02\cdot(p-1), \quad p=1,2,\cdots,51 \tag{6}$$

$$y_p = 0.2\cdot\sin(2\pi x_p) + 0.2x_p^2 + 0.3 + (0.1x_p^2 + 0.05)\cdot \mathrm{rnd}[-1,\ 1], \quad p=1,2,\cdots,51 \tag{7}$$

ここで，rnd[-1, 1]は，閉区間[-1, 1]内の一様乱数から得られた実数値である．

式(6),(7)により得られたデータに対し，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，Rumeruhartら[10]と同様に慣性項を導入し，学習率ηを0.25，慣性項係数αを0.9として行った．また，閉区間[-1, 1]内の実数値により結合強度およびしきい値の初期値を与えた．

まず，$\omega = 0.2$および$\omega = 0.02$として，式(4)の評価関数を用いて$g^*(x)$を求めた結果を，図1に示す．図1は，各々のデータ点に対して10,000回の学習を行った結果である．図1より，ωの値を小さくすれば，ニューラルネットの出力値が与えられたデータの上限に近づくこと，すなわち式(2)に対する近似の精度が良くなることがわかる．また，図2（$\omega = 0.01$）に示すように，ωの値を小さくすればニューラルネットの学習は遅くなる．

重み付き2乗誤差を用いた学習を速くするための方法として，重みωを学習回数の関数とすることが考えられる[16]．ここでは，学習回数uの関数として，重みωを次のように与えた．

$$\omega(u) = \frac{1}{1 + (u/2000)^3} \tag{8}$$

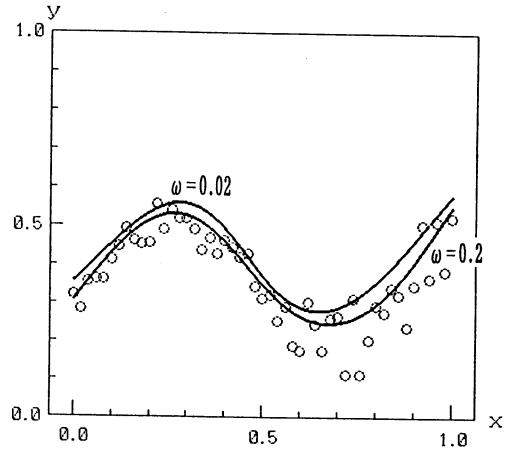


図1　区間の上限$g^*(x)$の学習結果（$\omega = 0.2,\ 0.02$）

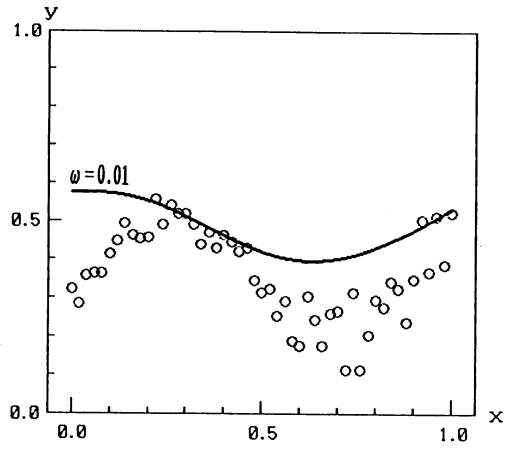


図2　区間の上限$g^*(x)$の学習結果（$\omega=0.01$）

この関数を重みとして用いた学習では，学習の初期の段階では重みが1に近い値であり，学習の進行と共に重みが小さくなる．これは，学習の初期の段階では学習を速く行うことを目的として比較的大きな$\omega(u)$を用い，学習の終わりでは式(2)や式(3)に対する近似の精度を良くするために非常に小さな$\omega(u)$を用いるためである．

式(9)により与えられる重み$\omega(u)$を用いて$g^*(x)$および$g_*(x)$を求めた結果を，図3に示す．図3より，与えられたデータを近似的に包含する区間値関数が，重み$\omega(u)$を用いた学習により得られていることがわかる．

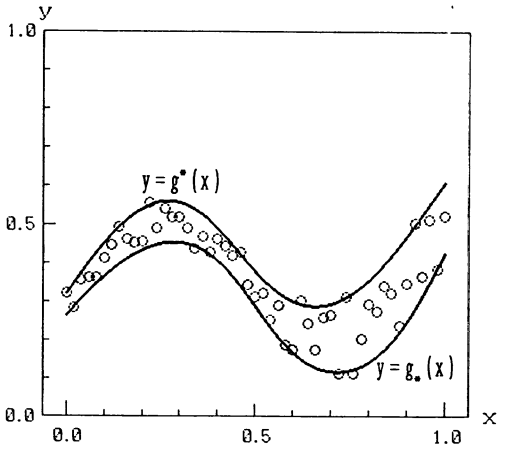


図3　$\omega(u)$を用いた学習結果

3．ファジィ非線形モデルの構成

ここでは，2.で提案した学習アルゴリズムにより得られた二つのニューラルネットからの出力値を用いて，ファジィ非線形モデルを構成する方法を示す．

2.で提案した方法により，ニューラルネットの入出力関数が近似的に次式を満たすような二つのニューラルネットNN$_*$とNN*が得られる．

$$g_*(x_p)\leqq y_p\leqq g^*(x_p),\quad p=1,2,\cdots,m \tag{9}$$

この二つの非線形関数に次の関係が成り立つことが望ましいが，一般には成立しない．

$$g_*(x)\leqq g^*(x)\quad \text{for all } x \tag{10}$$

すなわち，ニューラルネットの学習により得られた非線形区間モデルの上限$g^*(x)$と下限$g_*(x)$の逆転が起こる場合もある．このような逆転は，入力空間のなかに学習用データが存在しない領域があるような場合に起こることが多い．このような逆転が起こる場合を考慮し，新たに二つの非線形関数$k^*(x)$と$k_*(x)$を次のように定義する．

$$k^*(x)=\begin{cases} g^*(x), & \text{if } g_*(x)\leqq g^*(x) \\ (g_*(x)+g^*(x))/2, & \text{if } g_*(x)>g^*(x) \end{cases} \tag{11}$$

$$k_*(x)=\begin{cases} g_*(x), & \text{if } g_*(x)\leqq g^*(x) \\ (g_*(x)+g^*(x))/2, & \text{if } g_*(x)>g^*(x) \end{cases} \tag{12}$$

このとき，$k_*(x)\leqq k^*(x)$が全てのxに対して成り立つので，区間$[k_*(x),\ k^*(x)]$は入力ベクトルxに対する推定区間として常に意味を持つ．

このように定義された二つの関数を用いてファジィ非線形モデル$\tilde{Y}(x)$を構成する最も簡単な方法は，ファジィ非線形モデルのh-レベル集合(ただし$0<h\leqq 1$)と閉区間$[k_*(x),\ k^*(x)]$が一致するような$\tilde{Y}(x)$を求める方法である．すなわち，次式を満たすようなファジィ非線形モデルを構成する方法である．

$$[\tilde{Y}(x)]_h=[k_*(x),\ k^*(x)]\quad \text{for all } x \tag{13}$$

ファジィ非線形モデルによる推定ファジィ数として対称三角型ファジィ数を用いる場合では，式(13)よりファジィ非線形モデル$\tilde{Y}(x)$が開区間(0,1)内のhに対して一意的に得られる．また，対称台形型ファジィ数を推定ファジィ数として用いる場合では，式(13)を$h=1$で満足するファジィ非線形モデルを構成することができる．

4．射出成形品質の目視評価値解析への応用

本研究で提案した方法を，黒田ら[18]による射出成形品質の目視評価値解析へ応用する．ここでの解析の目的は，目視評価値という人間の主観的判断の結果と表面粗さ計により測定されたウェルドラインの段差量という物理量との関係をモデル化することである．このような問題は，入出力データに人間の主観的判断のあいまいさが含まれているため，通常のモデル化手法でシステムをモデル化することは難しい．黒田ら[18]では，通常の回帰分析手法を用いて専門家の目視評価のモデル化を行った結果が示されている．

提案手法により非線形区間モデルを求めた結果を図4に示す．また，専門家の目視評価値には0.5のあいまいさが含まれていると考え，対称台形型推定ファジィ数を持つファジィ非線形モデルの構成を行った結果を，図5に示す．図4および図5より，段差量が非常に小さい領域と非常に大きい領域では推定ファジィ数のあいまいさが小さく，中程度の領域ではあいまいさが大きいことがわかる．これは，専門家の主観的評価に含まれるあいまいさを反映したものである．

5．おわりに

本研究では，柔軟性の高いファジィ回帰分析の手法として，ニューラルネットを用いた方法を提案した．提案手法はニューラルネットの持つ高い非線形関数の近似能

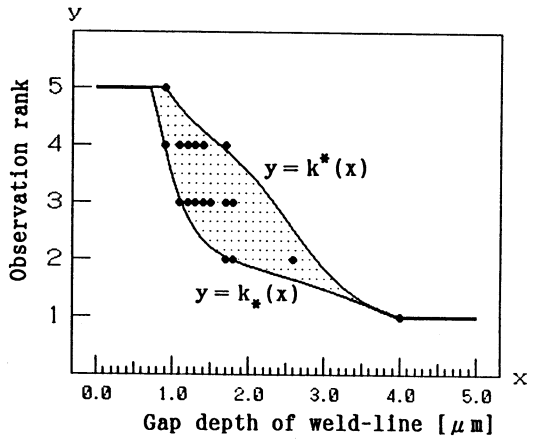


図4　学習により得られた非線形区間モデル

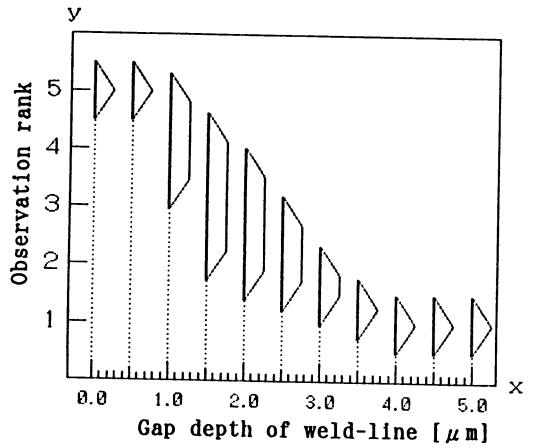


図5　非線形ファジィモデルによる推定ファジィ数

力を用いているため，ファジィ回帰式に基づく従来のファジィ回帰分析の方法に較べて，より複雑なシステムのモデル化を，より柔軟に行うことができる．また，射出成形品質の目視評価値解析への応用で示したように，提案手法は，人間の主観的判断のあいまいさを含んだシステムのモデル化に適した方法である．

一方，ニューラルネットの学習という観点から見た場合では，提案手法は従来の学習アルゴリズムの考え方と大きく異なるものである．すなわち，従来の学習アルゴリズムが与えられたデータとニューラルネットからの出力値との差の最小化を目的としたものであるのに対し，本研究で用いた方法は，与えられたデータを二つのニューラルネットからの出力値で包含することを目的としたものである．したがって，出力値の推定を点ではなく区間で行うことができ，予測モデル等の応用に適したものであると考えられる．

参考文献

(1) 田中，和多田，林：ファジィ線形回帰分析の三つの定式化，計測自動制御学会論文集，**22**-10，1051/1057 (1986)

(2) H.Tanaka, I.Hayashi & J.Watada: Possibilistic Linear Regression Analysis for Fuzzy Data, European Journal of Operational Research, **40**, 389/396 (1989)

(3) 坂和，矢野：多目的ファジー線形回帰分析とその応用，電子情報通信学会論文誌A，**J72A**-5，778/785 (1989)

(4) 坂和，矢野：ファジィ入出力データに対する多目的ファジィ線形回帰分析，日本ファジィ学会誌，**1**-1，107/115 (1989)

(5) 田中，林，長坂：可能性測度による区間回帰分析，行動計量学，**16**-1，1/7 (1988)

(6) 石渕，田中，長坂：改良型区間回帰モデルによる区間データの解析，計測自動制御学会論文集，**25**-11，1218/1224 (1989)

(7) 田中，林，浅居：ファジィGMDHの定式化，システムと制御，**30**-9，581/587 (1986)

(8) 林，田中，大野，高木：ファジィGMDHによるダム貯水池水温の解析と予測，計測自動制御学会論文誌，**23**-12，1304/1311 (1987)

(9) D.E.Rumelhart, G.E.Hinton and R.J.Williams: Learning Representations by Back-Propagating Errors, Nature **323**, 533/536 (1986)

(10) D.E.Rumelhart, J.L.McClelland and the PDP Research Group : Parallel Distributed Processing (Vol.1), MIT Press (1986)

(11) K.Funahashi: On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks, Neural Networks, **2**, 183/192 (1989)

(12) K.Hornik, M.Stinchcombe & H.white: Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators, Neural Networks, **2**, 359/366 (1989)

(13) H.White : Connectionist Nonparametric Regression: Multilayer Feedforward Networks Can Learn Arbitrary Mappings, Neural Networks, **3**, 535/549 (1990)

(14) 石渕，田中：区間回帰モデルによるファジー係数の同定，電子情報通信学会論文誌A，**J72A**-12，1958/1964 (1989)

(15) 石渕，田中，田村，藤岡：ニューラルネットによるメンバーシップ関数の同定，電子情報通信学会論文誌DII，**J73DII**-8，1227/1232 (1990)

(16) 石渕，田中：可能性と必然性の概念に基づくニューラルネットの学習アルゴリズム，システム制御情報学会論文誌，**4**-1，1/10 (1991)

(17) 石渕久生：ニューラルネットによる近似識別，数理科学1991年3月号，45/49 (1991)

(18) 黒田，下平：射出成形ウェルドラインの定量化と成形要因の定量評価，成形加工，**2**-2，159/165(1990)

F2－2（RM）

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

Analysing the Effect of Sales Promotions by Neural Networks and Fuzzy Inference

西尾 チヅル　　中西 祥八郎
Chizuru NISHIO　　Shohachiro NAKANISHI

東海大学 工学部
Faculty of Engineering, TOKAI University

Abstract : The authors propose a system which analyzes the effect of sales promotions by neural networks and fuzzy inference. The neural network is used as the modeling of consumer's purchase behavior, which learns the dynamics between promotional activities and sales quantities based on retail store level scanner data. We analyze the effect of sales promotions on sales quantities and sales profits, using the neural network after learning as the knowledge of consumer's purchase behavior. Moreover, the fuzzy inference is used to evaluate the effect of each promotion. We apply the system to the instant coffee market, and show some examples of the results which is analyzed the effect of sales promotions by the system.

1．はじめに

近年の小売業におけるＰＯＳ（point of sales）システムの普及は、値引き、ちらし、特別陳列等のセールスプロモーション（以下ＳＰ）効果のより正確な測定を可能にし、これまでにも様々な研究[1]が試みられている。しかしながらＳＰ効果を捉える場合、市場の競合状態や他ブランドのＳＰの影響、その他の環境変数等、多くの変数を考慮しなければならず、その関係は複雑でモデル化が困難であった。そこで本稿では、ニューラルネットワークがもつ対象のダイナミズムを自己組織化的に学習する機能に着目して、ＳＰと売上との関係をモデル化する。そして、ニューラルネットワークをＳＰに対する消費者行動の「知識」として用いることによって、各ＳＰ効果のシミュレーションを行う。さらに、各種ＳＰの評価をファジィ推論することにより、本システムのユーザーがプロモーション戦略を評価する時に必要な情報を出力できるようなシステムを提案する。最後に、本システムをインスタントコーヒー市場に適用した例を示す。

2．システムの概要

本システムの目的は、ＳＰと購買行動との間の複雑な因果関係をモデル化し、企業がＳＰ戦略を策定するときに必要なＳＰ効果についての情報を提供することである。ＳＰと購買行動との関係については、様々な変数が複雑に絡み合っていることから、従来の方法論ではモデル化が困難であった。しかし、ＳＰと購買行動に対する適切なデータが入手できれば、ニューラルネットワークを用いてモデル化が可能である。ニューラルネットワークは構造が複雑で捉えにくいような対象の因果関係を、その入出力パターンから自己組織化的に学習できるという特徴をもっているからである。

ＳＰ効果の捉え方については、その評価が専門家の主観的な判断に依存するため、あいまいな部分を多く含んでいる。そのため通常の推論ルールで表現することは困難であった。ファジィ推論は推論ルールに自然な形であいまいさを内包させることができるので、これを用いることによって専門家の知識を反映した評価システムの構築が可能である。

本稿ではニューラルネットワークとファジィ推論の特徴を活かして、図１のようなＳＰ効果分析システムを提案する。本システムはニューラルネットワークによるＳＰと購買行動のモデル化プロセスと、ファジィ推論によるＳＰ効果分析プロセスから構成されている。

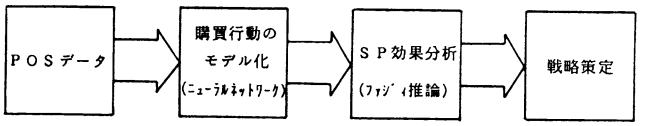


図１．システムの概略図

2.1.ニューラルネットワークによる購買行動のモデル化

ニューラルネットワークは大別すると、相互結合をもつ非階層的ネットワークと階層的ネットワークに分けられ、各々いくつかの学習アルゴリズムが提案されている。ここでは、Rumelhartら[2]によって提案された誤差逆伝播学習アルゴリズムによる階層的ネットワ

ークを用いる。誤差逆伝播学習アルゴリズムとは、入力パターンとそれに対する望ましいパターン（教師信号）をセットで与え、ネットワークが計算した出力値と正解（教師信号）との二乗誤差を最小にするような方法で各ユニットの結合を修正する方法である。すなわち、入出力間の因果関係が非線形かつ複雑で数式で表現することが困難な対象も、その入出力パターンを提示するだけでモデル化することが可能である。

ＳＰと売上との関係は概念的に把握することはできても、両者の間に複雑なダイナミズムが内包されていることから的確に捉えることが困難であった。そこで、ＳＰと売上に関する「適切なデータ」が入手できれば、ニューラルネットワークを用いて両者の関係を捉えることができる。「適切なデータ」としては、コンピュータの普及により入手し易くなったＰＯＳデータが利用できる。ＰＯＳデータはブランド／アイテム別に個々の販売が行われた時点で、レジから直接その詳細が中央のホスト・コンピュータへ入力されたものである。通常はブランド／アイテム別の販売数量の他、販売が行われた時点での価格や店舗内でのＳＰ状態、天候、気温等のコーザルデータも併せて入力されている。

近年、マーケティング分野では、このＰＯＳデータを用いて消費者行動をモデル化した研究が数多く試みられている[1, 3]。しかしながら、ＰＯＳデータは消費者の購買行動をそのまま反映したデータであり、消費者の購買動機やＳＰと売上との因果関係等の極めて多くの複雑な情報を内包している。そこで、従来の方法論では、データの使用に先立って何等かのデータ処理を行う等の工夫が必要となっている。しかし処理の仕方によっては、ＰＯＳデータ自身がもつ本来の意味を大部分喪失してしまい、ＰＯＳデータを通じて測定しようとしているＳＰと売上との関係を歪める結果になる。そこで本稿では、ＰＯＳデータの情報をそのままニューラルネットワークに提示し、ＳＰと売上との間の複雑な因果関係を学習させることによって、ＳＰと購買行動との関係をモデル化する。

ニューラルネットワークの学習に用いる入力データは値引きの程度や特別陳列の有無等のＳＰに関する情報から構成される。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内容だけでなく、競合（代替）ブランドのＳＰ内容や前回のＳＰ内容の影響を受ける[4]。そこで、当該ブランドのＳＰ内容、競合ブランドのＳＰ内容、前回のＳＰ内容に関する情報をＰＯＳデータより抽出し、ＳＰ内容が全く同じものを一つのＳＰパターンとしてニューラルネットワークの入力データとする。ニューラルネットワークの教師信号は各ＳＰパターンの時のブランド別売上数量とする。

2.2. ファジィ推論によるＳＰ効果分析

前節のニューラルネットワークはＳＰと売上との間の因果関係を学習している。そこで、このニューラルネットワークをＳＰと購買行動に関する「知識」として用いることによってＳＰ効果分析を行うことができる。しかしながら、ＳＰのどのような効果を重視し、それ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し、あいまいな部分を多く含んでいる。本システムのユーザーが実際にＳＰ戦略を評価する時に必要な情報を出力するためには、専門家が実際に各種ＳＰ効果を評価する時の知識をシステムの中に組み込む必要がある。そこで、本節では専門家のＳＰ効果に対する評価を推論ルールに反映させて、ニューラルネットワークの出力値をファジィ推論することにより、専門家の評価視点からＳＰ効果を分析する方法について説明する。

ＳＰの効果をどのような観点から分析するのかは企業の立場や目的によって異なり様々な見解[1]がある。ここでは、図２に示すように、まず、売上数量と収益性の２視点からＳＰ効果を分析する。

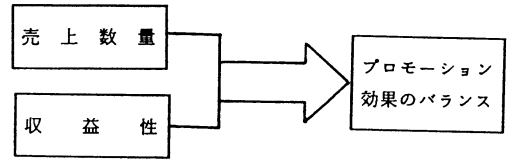


図２．ＳＰ効果の分析視点

売上数量に対するＳＰ効果は、各ブランドのＳＰ効果の特徴を把握し、それを活かした戦略を策定する場合に重要である。収益性に対するＳＰ効果は、ＳＰを実施することに要するコストやリスクの視点を盛り込んで効果を捉えようとするものである。各ＳＰの効率を考えたり、商品全体の利益を上げたい場合等の戦略策定に重視される視点である。この売上数量と収益性の２視点は各ＳＰの効果を検討する上で共に重要な視点である。しかしこれらの結果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。そこで、本システムでは、各ＳＰが売上数量と収益性のどちらにより効果的なプロモーションなのか、すなわち、「プロモーション効果のバランス（B.P.E）」をファジィ理論を用いて推論する。推論に用いるルールは以下のように表される。

$$\text{if } \Delta S_{ij} \text{ is } A_i \text{ and } \Delta P_{ij} \text{ is } B_i \quad \text{then B.P.E}_{ij} \text{ is } C_i \qquad (1)$$

ここで、前件部のΔS_{ij}はブランドｉのプロモーションｊ時の売上数量変化分、ΔP_{ij}はブランドｉのプロモーションｊ時の収益性変化分である。A_i, B_i, C_iはファジィ変数である。後件部のB.P.E_{ij}はプロモーション効果のバランスであり、Mamdani[5]の方法を用いて推論した結果から、「非常に収益重視型」「かなり収益重視型」「やや収益重視型」「ＳＰバランス良好」

「やや在庫削減型」「かなり在庫削減型」「非常に在庫削減型」のいずれかのラベルを出力する。

売上数量変化分 ΔS_{ij}はニューラルネットワークの出力値を基に以下のように計算する。

$$\Delta S_{ij} = S_{ij} - RS_i \quad (2)$$

ここで、S_{ij}はブランドiのプロモーションj時の売上数量、RS_iはブランドiの基準売上数量である。この基準売上数量は各ブランドが何もプロモーションを行っていないときの売上数量であり、そのブランドのブランド力を示すものである。

収益性変化分 ΔP_{ij}はニューラルネットワークの出力値を基に以下のように計算する。

$$\Delta P_{ij} = P_{ij} - RP_i \quad (3)$$

$$P_{ij} = G_{ij} - (K_i + \sum_j M_{ij}) \quad (4)$$

ここで、P_{ij}はブランドiのプロモーションj時の収益性、RP_iはブランドiの基準収益性である。また、G_{ij}はブランドiのプロモーションj時の総売上金額、K_iはブランドiの原価、M_{ij}はブランドiのプロモーションj時のマーケティングコストである。

本システムでは、以上のように売上数量と収益性の視点からＳＰ効果を分析し、その効果のバランスを専門家の視点から評価した結果を出力する。システムのユーザーは企業の立場や目的に応じてＳＰ効果を分析することによって、自社ブランドの特徴を活かした最も有効なＳＰ戦略を策定することが可能となる。

4．インスタントコーヒー市場への応用例

本稿では、インスタントコーヒー市場で競合している３ブランドについて、本システムを応用した例を以下に示す。

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データの中から、その店舗での売れ筋３ブランドの約 250日分の売上データ（データ収集期間は1990年４月～1991年１月、ニューラルネットワーク学習用データ 190日、評価用データ60日）を使用。

入力パターン：

・値引きの程度
・エンド特別陳列の有無
・前回のＳＰ内容
・曜日（ウィークデー、ウィークエンド）

教師信号：

各入力パターンにおける各ブランドの最小売上数量と最大売上数量

学習していないパターンに対する適合度をみるために、学習に使用していない約60日分のデータ（10パターン）に対するニューラルネットワークの出力値とＰＯＳデータの実測値を比較する。その結果の一部を図３に示す。図中の□と×印は、それぞれニューラルネットワークの出力値と実測値を示す。その結果、ニューラルネットワークは学習していないパターンのほとんどに対して正解を出力しており、ＳＰと売上との関係をかなりよく学習していることが示された。

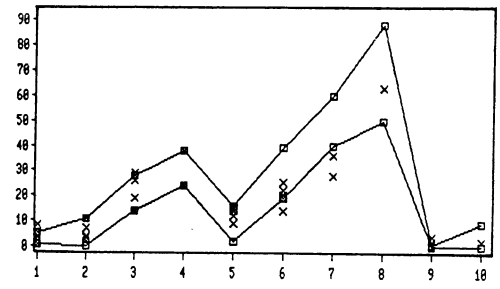


図３．評価用データによるチェック

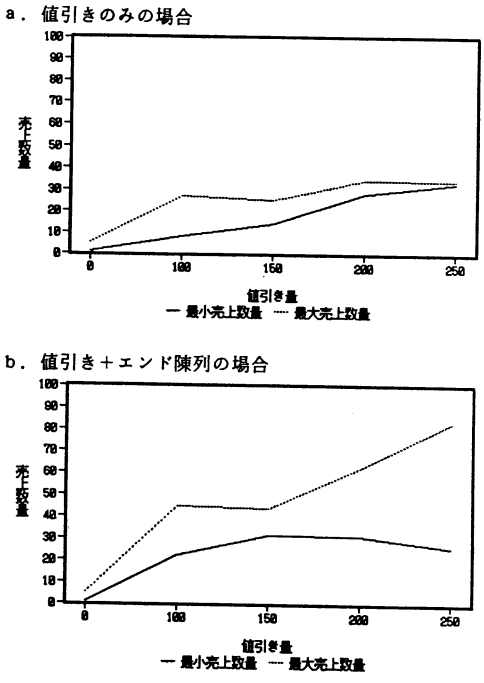
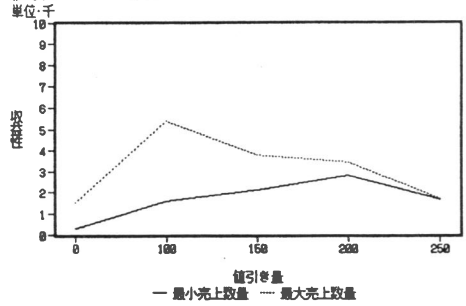


図４．売上数量に対するＳＰ効果
（ブランドＡの場合）

図４及び図５に、学習後のニューラルネットワークを消費者の購買行動の「知識」として用いて、売上数量と収益性に対するＳＰ効果をシミュレーションした結果の一部を示す。図４ａ及び図５ａは値引きのみの場合、図４ｂ及び図５ｂは値引きとエンド特別陳列を同時に行った場合の推定結果である。横軸は値引き量、縦軸は図４は売上数量、図５は金額（単位：千円）を示す。図中の実線は最小売上数量、点線は最大売上数量を示す。図４ａは、何もＳＰを行わない時は最小１個～最大５個であるが、値引きを 100円の時は最小８

a．値引きのみの場合



b．値引き＋エンド陳列の場合

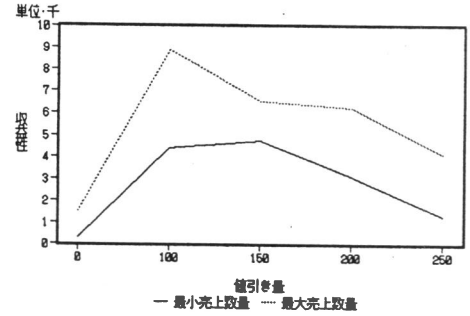


図５．収益性に対するＳＰ効果
（ブランドＡの場合）

ＣＡＳＥ１

CHIZUREL (Ver.1.1)

INPUT

bland name	Your Bland Bland A	Other Blands Bland B	Bland C
1. price reduction	100	NO	NO
2. special display	YES	NO	NO
3. last promotion	SAME	SAME	SAME
4. weekday	YES		

THE SYSTEM'S OUTPUT

bland name	Bland A	Bland B	Bland C
1. sales quantities	22-45	0-3	3-4
2. sales profits	4400-8900	0-900	900-1200
3. the balance of your promotion	Slightly Oriented Profits		

ＣＡＳＥ２

CHIZUREL (Ver.1.1)

INPUT

bland name	Your Bland Bland A	Other Blands Bland B	Bland C
1. price reduction	250	NO	NO
2. special display	YES	NO	NO
3. last promotion	SAME	SAME	SAME
4. weekday	YES		

THE SYSTEM'S OUTPUT

bland name	Bland A	Bland B	Bland C
1. sales quantities	26-83	4-5	2-2
2. sales profits	1300-4150	1200-1500	600-600
3. the balance of your promotion	Fairly Oriented Inventory Decrease		

図６．システムの出力例

個～最大27個の範囲で売れることを表している。この売上数量の視点でのシミュレーション結果から、ブランドＡの場合、値引き量が大きくなる程売上数量も多くなることがわかる。一方、収益性の視点でのシミュレーション結果（図５）から、値引き 100円の時が最も収益性が大きくなることがわかる。また、値引きのみのＳＰを行った場合よりも値引きとエンド特別陳列を同時に行った場合の方が売上数量、収益性共に伸びることが示された。このようなシミューレーションを競合ブランドに対しても行うことによって、ユーザーは自社ブランドだけでなく競合ブランドのＳＰ効果の特徴を把握することができる。

さらに、この売上数量と収益性に対するＳＰ効果のバランスを専門家の評価視点からファジィ推論した結果を図６に示す。ブランドＡのみがウィークデーに「エンド＋¥100割引」を行うと（CASE１）、ブランドＡの売上数量は22－45個、収益性は¥4400－¥8900、ブランドＢの売上数量は0－3個、収益性は¥0－¥900、ブランドＣの売上数量は3－4個、収益性は¥900-¥1200となる。このプロモーションは「やや収益重視型」であることがわかる。一方、ブランドＡが「エンド＋¥250割引」を行うと（CASE２）、このプロモーションは「かなり在庫削減型」プロモーションで、収益性より売上数量重視型であることがわかる。ユーザーはこれらの出力情報を基に各種ＳＰ戦略を評価することができる。

５．おわりに

ニューラルネットワークとファジィ推論を用いて、各種ＳＰ効果を分析するシステムの開発を行った。ＰＯＳデータからＳＰと売上との関係をニューラルネットワークに直接学習させることにより、ＳＰと購買行動との関係をモデル化することができた。学習済みのニューラルネットワークをＳＰと購買行動に関する「知識」として用いて、様々な観点からシミュレーションすることによって、自社および競合ブランドのＳＰ効果の特徴を捉えることが可能となった。また、これらのＳＰ効果をファジィ推論することによって、専門家の視点から各種ＳＰ戦略案の評価を行うことができた。これにより、ユーザーは各戦略案に対する本システムの出力情報を基にとり効果的なＳＰ戦略を策定することができる。さらに、本稿はＰＯＳデータの普及により客観的なデータ収集が可能になったものの、因果関係が複雑で捉えにくいマーケティング分野に対して、新しい方法論の適応可能性を示した。

付　記

ＰＯＳデータの使用にあたって（財）流通経済研究所のご援助を得た。感謝の意を表する次第である。

参　考　文　献

[1] 恩蔵直人：早稲田商学，第338，339合併号，pp.219-248，(1990).

[2] Rumelhart, D.E. et. al.: The MIT Press(1986).

[3] Blattberg, R.C. et. al.: Working Paper, University of Chicago(1987).

[4] Kumar, V.: J. Mark. Res., 25, May, pp. 178-185(1988)

[5] Mamdani, H.: IEEE, C-26, pp. 1182-1191, (1977).

F2－3（RM）

ニューラルネットワークとファジィ理論を用いた時系列モデリングと予測
Time Series Modeling and Prediction by Neural Networks and Fuzzy Set Theory

岡本 武文　　高木 敏幸　　中西 祥八郎
Takefumi OKAMOTO　　Toshiyuki TAKAGI and Shohachiro NAKANISHI

東海大学　工学部
Faculty of Engineering, Tokai University

Abstruct: The authers propose a method to predict the future values in highly non-linear time sequential data by neural networks and a fuzzy inference. This system is composed of two major parts such as (1) a part predicting the future values by the neural networks, (2) a part determining the correction value for the output(prediction value) of the neural networks by the fuzzy inference.

The authors apply the method to predict the future value of the stock price as an example. Finally, it is shown that we can obtain the prediction results with high accuracy by this method.

1．はじめに

近年、工学をはじめとする様々な分野において、その研究、開発の対象は大規模かつ複雑化の傾向にある。このような状況から、必然的に対象から発生し観測される時系列データの分析もまた、開発を行う上で重要な研究課題[1]となっている。

時系列分析の目的のひとつは、理論的な時系列過程を同様の特徴を持つ観測可能なモデルの形で表現し、時系列データの変動の予測を行うことである。現在、時系列の分析に関する様々な手法が数多く提案されているが、時系列データの多くは変動の規則性が不明瞭であるためそれらの手法を用いて時系列過程をモデル化することは困難な場合が多く、従って変動予測もその精度に疑問の残るものが多い。また、モデル化困難な時系列対象の分析にニューラルネットワークを用いる手法も提案されているが、満足な予測結果を得るまでには至っていないのが現状[2]である。

本稿では、時系列データに対して複数のニューラルネットワークを用いることにより、時系列データの持つ時間的な変動の特徴を短期的な変動から長期的な変動までを対象としてモデリングを行う手法を提案する。さらに時系列データを用いて学習を行った各ニューラルネットワークからの出力をもとにファジィ推論を用いて総合的な評価を行い、時系列データの期間的な変動の予測を行うシステムを構築する。

2．ニューラルネットワーク

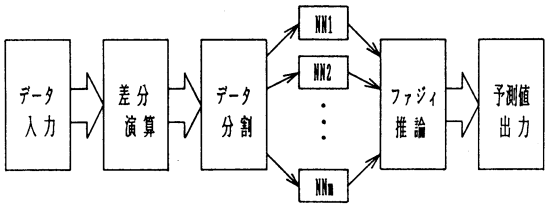
ニューラルネットワーク[3][4]（以下、NN）は、生体の脳や神経系が持つ機能や原理に学んだ工学的情報処理システムである。最近では、NNの特徴である並列処理機能や学習機能を利用して、画像処理やパターン認識[5]をはじめとした様々な分野において応用されている。

一般にNNは、結合の型によって相互結合的ネットワークと階層的ネットワークに分類される。本システムのニューラルネットワークモデルには階層的ネットワークを用いており、またその学習法として最も一般的な誤差逆伝播学習法（Error Back Propagation Learning）を用いている。誤差逆伝播学習法とは、入力信号とそれに対して望まれる出力信号の組（トレーニングセット）を用い、入力信号を入力したときの出力値と、望まれる出力信号との差を誤差情報として、出力層から入力層まで逆伝播させ、ユニット間の結合の重みを逐次修正する誤り訂正型の学習法である。

3．システムの内容

3－1．構成

複数のNNとファジィ推論部の2つの要素から成る本システムの構成を第1図に示す。第1図における入力データは、過去に観測された時系列データを用いる。本システムでは、時系列データのダイナミクスをより効果的に評価するために、入力された時系列データに対して一階の差分演算を行い、一階差分系列データを求める。さらに、時系列系の時間間隔的に異なるダイナミクスを幅広く学習させるために複数の異なる時間区間を用意し、それぞれの時間区間に対応するNNを複数個用いる。次に一階差分系列データを、先に用意した時間区間を用いてそれぞれの時間間隔に分割する。こうして時間間隔単位に分割されたデータを各時間区間に対応するNNの入力および教師信号の組（トレーニングセット）とする。



第１図　　システム概略図

各NNが、与えられたデータについて収束するまで学習を繰り返し、時系列データの持つ時間間隔的な変動のダイナミクスが特徴づけられた後に、現在時刻 tまでの時系列データを各NNに入力し、時刻(t+1)から時刻(t+s)までのデータ変動の予測を出力させる。最後に、各NNからの出力結果についてファジィ推論を行い、最終的な時系列データの変動の予測値を決定し出力する。

３－２．差分演算

１階差分とは、２つの隣接した観測値間の差と定義される。従って、一階差分系列は時刻tと時刻(t-1)における観測値の差を取ることによって求められ、(1)式のように表される。

$$y(t) = z(t)-z(t-1) \qquad (1)$$

z(t) ： 原データ

y(t) ： １階差分系列

さらに、１階差分系列の分散値を減少させるため (2)式に示すシグモイド関数を用いて、１階差分系列を区間[0,1]の値に正規化する。

$$x(t) = \frac{1}{1+\exp((y(t)+a))} \qquad (2)$$

a ： １階差分系列の最小値

本システムでは、(2)式によって得られた一階差分系列データx(t)を時刻 tにおける時系列データとして取り扱う。

３－３．内容

本システムは、過去に観測された時系列データを用いて、現在の時刻tより一時刻先の(t+1)から、s時刻先の(t+s)までの時系列データの変動の予測値の組[x(t+1),・・・,x(t+s)]をNNによって出力させるものである。本稿では複数のNNに時系列系の持つ時間的な変動の特徴をより効果的に学習させるため、以下に示す方法を用いる。

非線形的な変動の特性を示す時系列系において、その変動の規則性は多くの場合不明瞭であるが、なんらかの変動の特徴を有すると考えられる。しかし、長期的な変動の特徴と短期的な変動の特徴とを考慮する場合、両者の持つ特徴を同一のものとして取り扱うことのできる可能性は極めて低いと考えられる。

本システムでは、時系列データの持つ短期的な変動の特徴や長期的な変動の特徴を考慮し、その特徴をより効果的に評価するため、複数の異なる時間区間(i, j, ・・・, m)に分けて考える。さらに各時間区間に対応する同数のニューラルネットワークを複数個用いる。

まず、(3)式に示すように時系列データの存在する時間間隔[1, t]を,各時間区間を用いて分割する。

$$\begin{gathered}[1,u],[u+1,2u],\cdots,[nu+1,t] \\ [1,v],[v+1,2v],\cdots,[nv+1,t] \\ \vdots \\ [1,w],[w+1,2w],\cdots,[nw+1,t] \\ (u<v<\cdots<w)\end{gathered} \qquad (3)$$

ただし、tは現在の時刻であり、nはNNの入力として用いる時系列データの総数を各時間区間で除した整数値である。

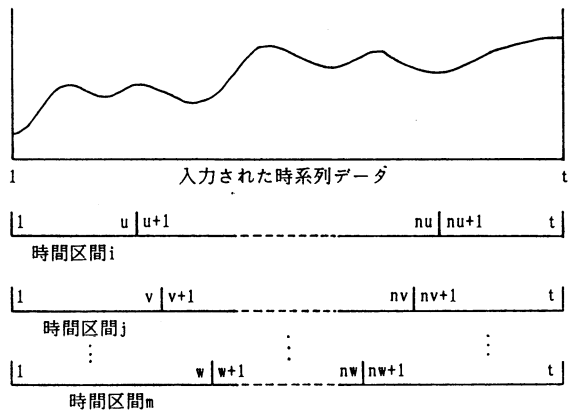
さらに、時系列データに対して (3)式の分割された各時間間隔を適用し、それに対応するデータの組を用いて(4)式に示すトレーニングセットを構成する。ここでは、時間区間iを用いて一例を示す。

$$\begin{gathered}[\{x(1),\cdots,x(u-s)\},\ \{x(u-s+1),\cdots,x(u)\}] \\ [\{x(u+1),\cdots,x(2u-s)\},\ \{x(2u-s+1),\cdots,x(2u)\}] \\ \vdots \\ [\{x(nu+1),\cdots,x(t-s)\},\ \{x(t-s+1),\cdots,x(t)\}]\end{gathered} \qquad (4)$$

上式において各大括弧は１つのトレーニングセットを表しており、初めの中括弧内の値と次の中括弧内の値はそれぞれ入力信号と教師信号を表している。

すなわち本システムで用いている時間区間 iに対応するNNiは、入力層のユニットの数が時間区間iによって分割された時間間隔[1,u],[u+1,2u],・・・,[nu+1,t]におけるトレーニングセットの入力データ数に対応し、出力層のユニットの数が s時刻先までの時系列データの組である教師信号数に対応している。

同様の方法で、時系列データに (j,・・・,m)の各時間区間を用いて分割を行い、おのおののNNに対応するトレーニングセットの組を構成する。以上に述べた時系列データの分割の概念図を第２図に示す。



第２図　時系列データ分割概念図

このように異なる時間間隔によって時系列データを分

割することにより、様々な期間的変動のダイナミクスを考慮したトレーニングセットを構成することができる。

3－4．トレーニングセットの提示方法

次に、本稿で提案するトレーニングセットのNNへの提示方法について述べる。一般にNNの学習法は、トレーニングセットを繰り返しNNに提示して学習させ、入力信号の特徴を抽出したNNを構成する。本システムでは、(4)式に示すトレーニングセットをそれぞれの時間区間に対応するNNに、収束をするまで学習させる方法を用いた。

時間区間iに対応するNNiに、時間間隔ごとに構成された n個のトレーニングセットより入力信号を順次入力する。これらの入力に対して、NNiから出力される値が各教師信号に収束するまで学習を繰り返す。同様の方法により、各時間区間に対応するそれぞれのNNについて学習を行う。

以上の方法を用いることによって、時系列データの持つ様々な時間的な変動のダイナミクスを、各時間区間ごとに学習した複数のNNを構成することができる。

3－5．予測値の出力

入力された時系列データに対して各NNの学習が終了したのち、次式に示す時系列データを分割された時間間隔に対応する各NNにそれぞれ入力する。

$$\begin{matrix}[x(t-u),\cdots,x(t)]\\ [x(t-v),\cdots,x(t)]\\ \vdots\\ [x(t-w),\cdots,x(t)]\end{matrix} \qquad (5)$$

ただし、入力される時系列データのx(t)は現在時刻 tにおける時系列データ値である。各NNは、入力された時系列データに対し、現在時刻tに続く時間間隔[t+1,・・・,t+s]における時系列データの変動を予測した値[x(t+1,・・・,x(t+s)]を出力する。

3－6．ファジィ推論

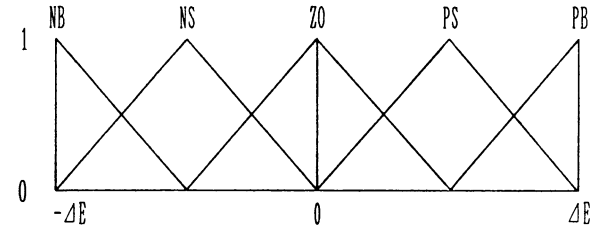
第1図に示すように、本システムはそれぞれの時間間隔における変動のダイナミクスを学習したNNが並列に並んでおり、各NNはそれぞれの時間間隔におけるダイナミクスを反映した予測値を出力する。従って各NNの出力値を総合的に評価し、最終的な予測結果を得ることが必要である。本稿では、各NNからの予測出力値を総合的に評価するためにファジィ推論[6]を用いる。

はじめに本稿では、各NNから出力される予測値に対して(6)式に示す関係式を考える。

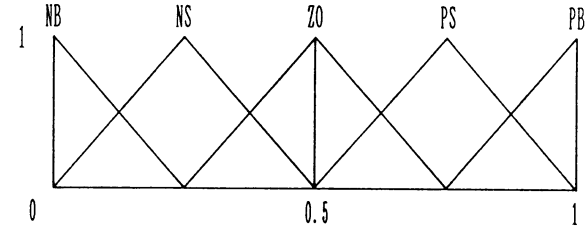
$$Y=W1X1+W2X2+,\cdots,+WnXn \qquad (6)$$
$$Y=\{y1,y2,\cdots,ys\}$$
$$Xm=\{x1,x2,\cdots,xs\}$$
$$\text{ただし、}\Sigma Wi=1$$

ここでYはシステムの予測出力値の組、またXmはNNmからの予測出力値の組を表す。(6)式から判るように、本システムでは各NNからの出力値に対して重みWiを設定し、すべてのNNによる出力結果を反映させてシステムが出力する予測値とする。本稿では重みWiの決定にファジィ推論を用いる。

本システムにおけるファジィ推論法は、Max-Min合成法を用いており、非ファジィ化の方法として重心法を採用している。本システムで用いるメンバーシップ関数を第3図に示す。



(a) 偏差のファジィ変数を特徴づけるメンバーシップ関数



(b) ファジィ推論用メンバーシップ関数

第3図　本システムで用いるメンバーシップ関数

まず、(7)式のように各NNからの出力値の組から現在時刻 tの時系列データx(t)に対する予測値の最大偏差Znを求める。

$$Zn=\max[Xn]-x(t) \qquad (7)$$
$$(n=i,j,\cdots,m)$$

ただし、max[Xn]はNNnから出力された予測値Xnにおける最大値を示す。この(7)式より求められたZn(n=i,j,・・・,m)がファジィ推論における前件部変数になる。そして推論の結果として求められる後件部変数Wが(6)式における重みWiに相当する。また、(a)図の前件部メンバーシップ関数の台集合の値⊿Eは、(7)式より求めた偏差[Zi,Zj,・・・Zm]の中から次式に示すように最大値max[Zi]と次に大きい値max'[Zi]の絶対値を用いて設定する。-⊿Eに関してはその和に負号を付したものとする。

$$\begin{matrix}\Delta E=a(\max[Zi]+\max'[Zi])\\ -\Delta E=-(\Delta E)\end{matrix} \qquad (8)$$
$$\text{ただし、aは定数}$$

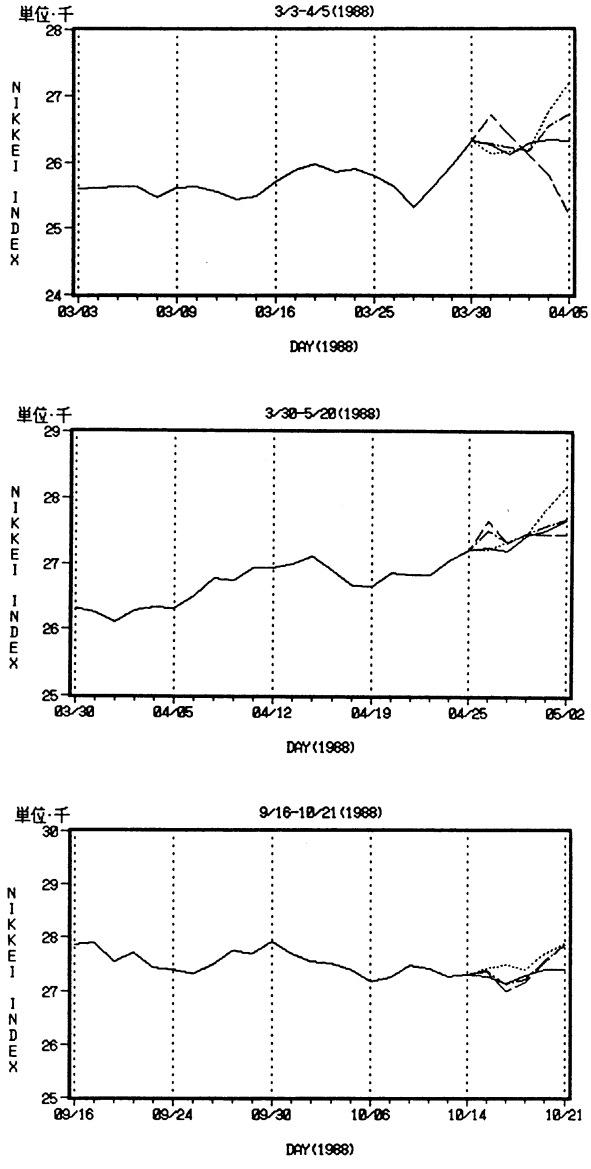
以上の方法を用いることにより、各NNより出力された予測値すべてに対して総合的な評価をすることができ、時系列過程の持つ様々な時間的ダイナミクスを考慮した予測結果を得ることができる。

4．結果

4－1．適用例

本システムを株式価格の変動予測に応用し、システムの有効性を示す。まず、本システムの学習のための入力データとして日経平均株式価格の１９８６年，１９８７年のデータから５２５日分を用いた。さらに時間間隔を分割するための時間区間として i=15, j=25の２つの時間区間を設定し、それぞれに対応する２つのNNを構成した。また、本システムの出力は、ある期間のデータ変動の予測であるが、応用例ではその期間を５日分（s=5)に設定した。すなわち、時間区間iに対応するNN1は入力層のユニット数が１０個、出力層のユニット数が５個という構成となっており、時間区間jに対応するNN2の入力、出力層の各ユニット数はそれぞれ２０個、５個となっている。

以上の条件において、各NNについて学習を行い、日経平均株式価格が持つ時間的な変動のダイナミクスを特徴づけた２つのNNを構成した。



— Real Price
····· Predicted Price by NN1
-- Predicted Price by NN2
--- Predicted Price by Fuzzy Inference based on NN1 and NN2

第４図　本システムによる日経平均株価の予測結果

4－2．予測結果

４－１．適用例に示した条件によって学習させた本システムのNNに対して、１９８８年の日経平均株式価格を入力し、株価の変動を予測させた結果を第４図に示す。第４図は２０日分の入力に対して、５日分の予測を行わせたグラフである。本システムの予測出力値と実際の株式価格を比較すると、多少の誤差は存在しているが、本システムの出力値は全般的に株式価格の変動の傾向を良く示している。

5．まとめ

本稿では、時系列データに対して複数のニューラルネットワークを用いることによって、時系列データの持つ時間的な変動の特徴を対象に、モデリングを行う手法を提案した。さらに、各ニューラルネットワークからの予測出力をもとにファジィ推論を行い、時系列データの期間的な変動の予測を行うシステムを構築した。

本システムを変動の規則性が不明瞭な時系列対象に応用した結果、本システムからの予測出力が時系列データの変動の傾向を良好に示した。

参考文献

[1] W. ヴァンデール，時系列入門－ボックス-ジェンキンスモデルの応用，多賀出版，(1988)

[2] E.Schönenburg, Stock Price Prediction using Neural Networks: A Project Report, Neurocomputing, Vol. 2, No. 1, Elsevier, 17/29(1990)

[3] R.P.Lippmann, An Introdiction to Computing with Neural Nets, IEEE ASSP MAGAZINE, 4/22 (1987)

[4] 麻生英樹，ニューラルネットワーク情報処理，産業図書，(1988)

[5] 高木、采原、中西，ニューラルネットワークとファジィ推論を用いたパターン認識，第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 385/388，(1990)

[6] 菅野道夫，ファジィ制御，日刊工業新聞社，(1988)

F3－1（RM）

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

LEARNING ALGORITHM FOR MULTIPLE LAYERED MAX-MIN NETWORK AND ITS APPLICATION TO SOLVE FUZZY RELATION EQUATIONS

斉藤 貴之　Takashi SAITO
向殿 政男　Masao MUKAIDONO

明治大学　理工学部
Department of Computer Science , Meiji University

Abstruct： Some common properties can be seen between max-min fuzzy relation equations and layered neural networks. In particular, max-min fuzzy relation equations can transform patterns by max-min composition, while neural networks can transform patterns by networks. So in this paper, we consider a neural network by max-min composition instead of usual neural network by sum-product operation. Here, we call it MAX-MIN NETWORK(MMN). We propose a learning algorithm for the MMN and solve fuzzy relation equations.

1．はじめに

ｍａｘ-ｍｉｎファジィ関係方程式の解法は，故障診断，医療診断，ファジィシステム同定などの応用に重要である．そして，これまでに様々な方法が提案されている[1]-[5]．しかし，そのほとんどが数式により解くものであり，その手順に多少の煩わしさを感じる．

我々は，ｍａｘ-ｍｉｎファジィ関係方程式と階層的なニューラルネットワークとの間に共通点が多いことに注目した．両者は共に行列形式で記述することができ，前者はmax-min合成，後者はsum-product演算を用いる．さらに，前者はmax-min合成，後者は相互想起型の連想記憶によりパターン対応（変換）を実現する．そこで我々は，通常のニューラルネットワークに対してＭＡＸ-ＭＩＮネットワーク（ＭＭＮ）を構成し，解法として試行錯誤的に学習しながら解く方法を提案する．

2．ｍａｘ-ｍｉｎファジィ関係方程式

$I=\{1,2,\cdots,s\}$, $J=\{1,2,\cdots,n\}$, そして$K=\{1,2,\cdots,m\}$を空でない有限集合とする．$A=[a_{ij}]$をs×nマトリクス，$b=[b_i]^T$をs次元列ベクトルとする．このとき，次のようなファジィ関係方程式を考える．

$$b=A\circ r \qquad (1)$$

ここで，“∘”は次のようなmax-min合成を表している．

$$b_i=\bigvee_{j\in J}(a_{ij}\wedge r_j) \quad \text{for all } i\in I \qquad (2)$$

式(1)を満たすファジィ関係$r=[r_j]^T$を解と言い，本論文では，解全体の集合を$R=\{r \mid b=A\circ r\}$と記述する．

本章では，Aとbが与えられているとき，式(1)を満たすrが存在するための必要十分条件を考える．また，以下に述べることは，bがs×mマトリクス，rがn×mマトリクスである場合にも，容易に適用できる．

2．1　基本的な定理

$A=[a_1, a_2, \cdots, a_s]^T$とする．　但し，$a_i=[a_{i1}, a_{i2}, \cdots, a_{in}]$, $\forall i\in I, \forall j\in J$である．式(2)は次のようになる．

$$b_i=a_i\circ r \qquad \text{for all } i\in I \qquad (3)$$

また，式(3)のi番目の式のみを満たす，解全体の集合を$R_i=\{r \mid b=a_i\circ r\}$と記述することにする．

次の集合を定義する．

$$Jg_i=\{j\in J \mid a_{ij}>b_i\}$$
$$Je_i=\{j\in J \mid a_{ij}=b_i\}$$
$$J_i=Jg_i\cup Je_i$$
$$\text{for any } i\in I.$$

このとき，次の定理が示されている[6]．

[定理1] $R_i\neq\phi \Leftrightarrow J_i\neq\phi$.

[定理2] $R\neq\phi \Rightarrow J_i\neq\phi\ (R_i\neq\phi) \quad \forall i\in I$.

（定理2の逆は成立しない）

[定理3] $R_i\neq\phi$ かつ $b_i=b \ \forall i\in I \Rightarrow R\neq\phi$.

定理3は，それぞれのi番目の式について解が存在し，かつ，すべてのb_iが一致するとき，すべてを満たす解は必ず存在することを示している．したがって，本論文では，bは大小関係“＞”により，次のように順序付けができていると仮定して議論していく．

$$1\geqq b_1>b_2>\cdots>b_s\geqq 0. \qquad (4)$$

2．2　解が存在するための必要十分条件

次の集合を定義する．

$$Ju_i=\bigcup_{k=i+1}^{s} Jg_k$$
$$Js_i=J_i-Ju_i$$
$$\text{for any } i\in I.$$

このとき，次の行に対する必要十分条件が得られる．

[定理4] $R\neq\phi \Leftrightarrow Js_i\neq\phi \quad \forall i\in I$.

また，次の集合と値を定義する．

$$Ig_j=\{i\in I \mid a_{ij}>b_i\}$$
$$Ie_j=\{i\in I \mid a_{ij}=b_i\}$$
$$I_j=Ig_j\cup Ie_j$$
$$\beta_j=\begin{cases}\min_{i\in Ig_j} b_i & \text{if } Ig_j\neq\phi\\ 1 & \text{if } Ig_j=\phi\end{cases}$$
$$Is_j=\{i\in I_j \mid b_i\leqq\beta_j\}$$
$$\text{for any } j\in J.$$

このとき，次の列に対する必要十分条件が得られる．

[定理5] $R\neq\phi \Leftrightarrow \bigcup_{j\in J} Is_j=I$.

3．MAX-MINネットワーク（MMN）

入力層と出力層の2層からなるMAX-MINネットワーク（MMN）を考える．MMNは，通常のニューラルネットワークと異なりmax-min合成を用いる．

入力層はn個，出力層はm個のユニットからなる．w_{jk}を入力層のユニット$u^1{}_j$から出力層のユニット$u^2{}_k$への結合の重みとし，それらをまとめてwと書くことにする．

$$w_{jk} \in [0,1],\quad w=[w_{jk}]$$

また，ユニット$u^1{}_j$とユニット$u^2{}_k$の出力値をそれぞれ$o^1{}_j$, $o^2{}_k$とし，連続値をとるものとする（図1）．

$$o^1{}_j,\ o^2{}_k \in [0,1]$$

さらに，入出力関数$f(x)=x$，しきい値$\theta=0$とする．

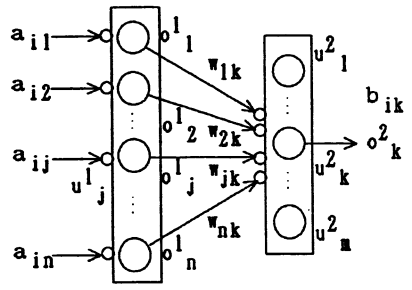


図1　2層MMNの構成図

MMNにパターンと正解のペア$\{(a_i, b_i)\}(i=1,2,\cdots,s)$が提示されているとする．但し，$a_i=[a_{i1}, a_{i2}, \cdots, a_{in}]$, $b_i=[b_{i1}, b_{i2}, \cdots, b_{im}]$, $a_{ij}, b_{ik} \in [0,1]$である．いま，出力層のユニット$u^2{}_k$について考える．MMNは次のように記述できる．

$$o^1{}_j = a_{ij} \tag{5}$$

$$o^2{}_k = \bigvee_j (o^1{}_j \wedge w_{jk}) \tag{6}$$

3．1　MMNの学習法則

定理4，5を考察した結果，次のような結合の重みの学習法則を提案する．

$$w_{jk}(e+1) = w_{jk}(e) - \varepsilon\, d_k(i,e)\, g^*(o^1{}_j(i)) \tag{7}$$

$$d_k(i,e) = (o^2{}_k(i,e) - b_{ik}) \tag{8}$$

$$g^*(x) = \begin{cases} g^+(x) & \text{if } d_k(i,e) > 0 \\ (\,0\,) & \text{if } d_k(i,e) = 0 \\ g^-(x) & \text{if } d_k(i,e) < 0 \end{cases} \tag{9}$$

$$g^+(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > b_{ik} \\ 0 & \text{if } x \leqq b_{ik} \end{cases} \tag{10}$$

$$g^-(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geqq b_{ik} \\ 0 & \text{if } x < b_{ik} \end{cases} \tag{11}$$

ここで，eは学習の回数を表し，定数εは変更の速さを調節する．

MMNの学習法則の説明

出力層の1つのユニット$u^2{}_k$についてのみ考えれば十分である．したがって，入出力ペア$\{(a_i, b_i)\}(i=1,2,\cdots,s)$が提示されているとする．すると，定理4，5が適用できることがわかる．したがって，式(6)は次のように3つの項の和として表現できる（但し，インデックスkは省略している）．

$$o^2 = \{\bigvee_{j\in Jg_i}(a_{ij}\wedge w_j)\} \vee \{\bigvee_{j\in Je_i}(a_{ij}\wedge w_j)\} \vee \{\bigvee_{j\notin J_i}(a_{ij}\wedge w_j)\} \tag{12}$$

学習法則は，あるパターンの提示によるネットワークの出力値と正解を比較し，その大小関係により以下のように3つの場合に分けられる．

(1) $b_i = o^2$の場合

結合の重みは変化しない．

(2) $b_i < o^2$の場合

o^2がb_iより大きくなるのは，式(12)の第1項目の値がb_iより大きいことによる．なぜなら，第2,第3項目の値は，決してb_iより大きくならないからである．したがって，$w_j\ \forall j \in Jg_i$をb_i以下にする必要がある．

(3) $b_i > o^2$の場合

逆にo^2がb_iより小さくなるのは，式(12)の第1,第2項目の値がb_iより小さいことによる．　したがって，$w_j\ j \in J_i$の少なくとも1つをb_iにする必要がある．

MMNの学習法則の収束の証明

次の集合を定義する．

$$J^p{}_i = \{j \mid a_{ij} \wedge w^p{}_j = b_i\}$$

$$Js^p{}_i = J^p{}_i - Ju_i$$

入出力ペア$\{(a_i, b_i)\}(i=1,2,\cdots,s)$は，式(4)のように大小関係“＞”で順序づけがされており，正解の最大値のペアを(a_1, b_1)とする．このとき，次の補題が示される．

［補題］（最大値の収束）有限回の学習サイクルqにより，$Js^q{}_1 \neq \phi$であるような，重み$w^q = [w^q{}_1, w^q{}_2, \cdots, w^q{}_n]$が得られる．

［証明］学習サイクルpにおいて，(a_1, b_1)の学習結果により，$Js^p{}_1 = \phi$であるとする．このとき，入出力ペア$\{(a_i, b_i)\}(i=2,3,\cdots,s)$の学習により，

$$w^p{}_j < b_1 \quad \forall j \in J^p{}_1$$

となるが，$w^p{}_j\ \forall j \in J_1 - Ju_1$は減少しない．

次の学習サイクルp+1では，(a_1, b_1)の学習結果により，

$$b_1 \geqq w^{p+1}{}_j > w^p{}_j \quad \forall j \in J_1$$

となる．したがって，最終的に，

$$w^q{}_j = b_1 \quad \exists j \in J_1 - Ju_1$$

となる学習サイクルqが存在することになり，$Js^q{}_1 \neq \phi$となる．　■

［収束の証明］

［証明］補題より，学習サイクルqにおいて，正解の最大値の入出力ペア(a_1, b_1)の学習により，$Js^q{}_1 \neq \phi$であるような，重み$w^q = [w^q{}_1, w^q{}_2, \cdots, w^q{}_n]$が得られたとする．このとき，入出力ペア$\{(a_i, b_i)\}(i=2,3,\cdots,s)$においては，

$$j \notin Jg_i \quad \forall j \in Js^q{}_1$$

である．しかも，$j \in Je_i$であるならば，

$$j \in J^q{}_i$$

である．したがって，$w^q{}_j\ \forall j \in Js^q{}_1$は，入出力ペア$\{(a_i, b_i)\}(i=2,3,\cdots,s)$の学習において変化しない．これは，以後の学習サイクルにおいて，常に$Js^{q+k}{}_1 \neq \phi$であることを示しており，学習の必要性がないことを表している．したがって，2番目に大きい正解の入出力ペアについても同様の議論ができ，最終的に収束する．■

［例題］3つのルールからなる簡単なシステムを考える（$I=\{1,2,3\}, J=\{1,2,3,4\}, K=\{1\}$）．

SYSTEM:

R_1: If $x_1=0.8, x_2=0.5, x_3=1.0, x_4=0.2$ then $y_1=0.8$.

R_2: If $x_1=0.2, x_2=0.1, x_3=0.9, x_4=1.0$
then $y_1=0.2$.
R_3: If $x_1=0.5, x_2=1.0, x_3=0.2, x_4=0.1$
then $y_1=0.5$.

このとき，次の入出力ペアを得る．

INPUT		OUTPUT
[0.8 0.5 1.0 0.2]	↔	[0.8]
[0.2 0.1 0.9 1.0]	↔	[0.2]
[0.5 1.0 0.2 0.1]	↔	[0.5]

そして，その入出力ペアの提示による学習過程を図2に示す．但し，結合の重みの初期値はランダムに与えられ，また，$\varepsilon=1$としている．これは2回の学習サイクルで収束し，得られた重みは確かに解となっている．

$$\begin{pmatrix}0.8 & 0.5 & 1.0 & 0.2\\ 0.2 & 0.1 & 0.9 & 1.0\\ 0.5 & 1.0 & 0.2 & 0.1\end{pmatrix}\circ\begin{pmatrix}0.8\\ 0.5\\ 0.2\\ 0.0\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}0.8\\ 0.2\\ 0.5\end{pmatrix}$$

```
$(setq FSA '((0.8 0.5 1 0.2)(0.2 0.1 0.9 1)(0.5 1 0.2 0.1)))
((0.8 0.5 1 0.2)(0.2 0.1 0.9 1)(0.5 1 0.2 0.1))
$(setq FSB '((0.8)(0.2)(0.5)))
((0.8)(0.2)(0.5))
$(run)
(0.1 0.4 0.8 0.1)   :                    ↑
(0.1 0.4 0.2 0)     :                 1st cycle
(0.2 0.5 0.2 0)     :                    ↓
(0.5 0.5 0.5 0)     :                    ↑
(0.8 0.5 0.8 0)     : conv. for m.p.  2nd cycle
(0.8 0.5 0.2 0)     :                    ↓

Initial weight: W = ((0.1 0.4 1 0.1))
FSA = ((0.8 0.5 1 0.2)(0.2 0.1 0.9 1)(0.5 1 0.2 0.1))
FSB = ((0.8)(0.2)(0.5))
Result: W = ((0.8 0.5 0.2 0))
OK
$
```

図2　MMNの学習シミュレーション（$\varepsilon=1$）

3．2　多層MMNへの拡張

2層MMNをt層からなる多層MMNに拡張するには，学習法則の一般形を導出しなければならない．多層MMNは，次のように表現される．

$$o^k{}_i = f(i^k{}_i) \tag{13}$$

$$i^k{}_j = \bigvee_i (w^{k-1}{}_{i}{}^{k}{}_{j} \wedge o^{k-1}{}_i) \tag{14}$$

ここでも同様に，$f(x)=x$，$\theta=0$とする．

評価関数Vを誤差の2乗にとると，あるパターンの組$(\boldsymbol{a}, \boldsymbol{b})$が与えられたとき，Vは次のようになる．

$$V=\sum_j \{o^t{}_j(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{a}) - b_j\}^2 \tag{15}$$

すると，学習法則は次のように表される．

$$\boldsymbol{w}(e+1) = \boldsymbol{w}(e) + \Delta \boldsymbol{w} \tag{16}$$

但し，$\Delta \boldsymbol{w} = -\frac{\varepsilon}{2}\frac{\partial V}{\partial \boldsymbol{w}}$

$$\frac{\partial V}{\partial w^{k-1}{}_{i}{}^{k}{}_{j}} = \frac{\partial V}{\partial i^k{}_j}\frac{\partial i^k{}_j}{\partial w^{k-1}{}_{i}{}^{k}{}_{j}}(a) \tag{17}$$

$k=t$のとき，

$$\frac{\partial V}{\partial i^t{}_j} = 2\{o^t{}_j(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{a}) - b_j\} \tag{18}$$

$k\neq t$のとき，

$$\frac{\partial V}{\partial i^k{}_j} = \sum_l \frac{\partial V}{\partial i^{k+1}{}_l}\frac{\partial i^{k+1}{}_l}{\partial o^k{}_j}\frac{\partial o^k{}_j}{\partial i^k{}_j} = \sum_l \frac{\partial V}{\partial i^{k+1}{}_l}\frac{\partial i^{k+1}{}_l}{\partial o^k{}_j}(b) \tag{19}$$

ここで問題となるのが，下線の式(a)，(b)である．そこで，次のように関数$f_1(\alpha, x)$，$f_2(\alpha, x)$を定義する．

$$f_1(\alpha, x) \equiv \max(\alpha, x) = \begin{cases}\alpha & \text{if } x<\alpha\\ x & \text{if } x\geq\alpha\end{cases} \tag{20}$$

$$f_2(\alpha, x) \equiv \min(\alpha, x) = \begin{cases}x & \text{if } x\leq\alpha\\ \alpha & \text{if } x>\alpha\end{cases} \tag{21}$$

関数$f_1(\alpha, x)$，$f_2(\alpha, x)$の偏微分は次のようになる．

$$f_1'(\alpha, x) = \frac{\partial}{\partial x} f_1(\alpha, x) = \begin{cases}0 & \text{if } x<\alpha\\ 1 & \text{if } x\geq\alpha\end{cases} \tag{22}$$

$$f_2'(\alpha, x) = \frac{\partial}{\partial x} f_2(\alpha, x) = \begin{cases}1 & \text{if } x\leq\alpha\\ 0 & \text{if } x>\alpha\end{cases} \tag{23}$$

式(a)，(b)は，式(22)，(23)を用いて表すと次のようになる．

$$\text{式(a)} = \frac{\partial}{\partial w^{k-1}{}_{i}{}^{k}{}_{j}}[\{\bigvee_{p\neq i}(w^{k-1}{}_{p}{}^{k}{}_{j} \wedge o^{k-1}{}_p)\} \vee (w^{k-1}{}_{i}{}^{k}{}_{j} \wedge o^{k-1}{}_i)]$$
$$= f_1'(\bigvee_{p\neq i}(w^{k-1}{}_{p}{}^{k}{}_{j} \wedge o^{k-1}{}_p), w^{k-1}{}_{i}{}^{k}{}_{j} \wedge o^{k-1}{}_i) \cdot f_2'(o^{k-1}{}_i, w^{k-1}{}_{i}{}^{k}{}_{j}) \tag{24}$$

$$\text{式(b)} = f_1'(\bigvee_{p\neq j}(w^k{}_p{}^{k+1}{}_1 \wedge o^k{}_p), w^k{}_j{}^{k+1}{}_1 \wedge o^k{}_j) \cdot f_2'(w^k{}_j{}^{k+1}{}_1, o^k{}_j) \tag{25}$$

3．3　多層MMNの学習法則の問題点

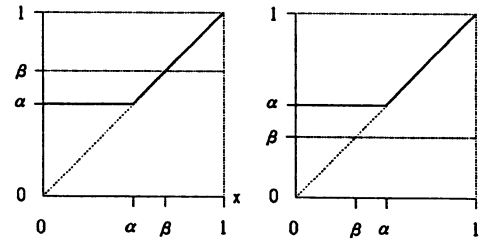
MMNが2層（t=2）であるとき，$w_{ij} \equiv w^1{}_i{}^2{}_j$とすると，式(16)の修正項は次のようになる．

$$\Delta w_{ij} = -\varepsilon\{o^2{}_j(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{a}) - b_j\} \cdot f_1'(\bigvee_{p\neq i}(w_{pj} \wedge o^1{}_p), w_{ij} \wedge o^1{}_i) \cdot f_2'(o^1{}_i, w_{ij}) \tag{26}$$

ネットワークの結合の重みを修正するのは，$\Delta w_{ij} \neq 0$のときに限られる．つまり，$f_1'(\alpha, x) = f_2'(\alpha, x) = 1$のときである．もちろん，ネットワークの出力と正解が一致していないことが条件である．次に，その動作について詳しく調べてみる．

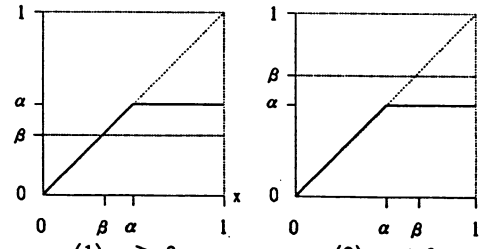
修正項Δw_{ij}の考察

目標値をβとするとき，関数$f_1(\alpha, x)$，$f_2(\alpha, x)$のグラフを図3，4に示す．このとき，関数$f_1(\alpha, x)$（$f_2(\alpha, x)$）とβの関係を調べる．



(1) $\alpha \leq \beta$　(2) $\alpha > \beta$

図3　関数$f_1(\alpha, x)$のグラフ



(1) $\alpha \geq \beta$　(2) $\alpha < \beta$

図4　関数$f_2(\alpha, x)$のグラフ

(1) $\alpha \leqq (\geqq) \beta$ の場合

関数$f_1(\alpha,x)$ ($f_2(\alpha,x)$) のグラフとβの線は交点をもつ．つまり，xがβに近づけば$f_1(\alpha,x)$ ($f_2(\alpha,x)$) $=\beta$となる．したがって，$x<(>)\ \alpha$のときでも結合の重みを修正する必要がある．しかし，$f_1'(\alpha,x)(f_2'(\alpha,x))=0$であるため修正は行われない．

(2) $\alpha>(<)\ \beta$ の場合

関数$f_1(\alpha,x)$ ($f_2(\alpha,x)$) のグラフとβの線は交点をもたない．すなわち，xがどのような値になっても関数$f_1(\alpha,x)$ ($f_2(\alpha,x)$) $=\beta$にはならない．しかし，αが変動可能であることを考えると，(1)の場合と同様のことが言える．

上述のように，修正を行わなければならないときに行われない，と言う不都合が生じてしまう．

多層MMNの学習法則の修正

例えば，関数$f_2(\alpha,x)$を次の３点を通る関数$g_2(\alpha,x)$で近似する（図5）．

(1) $x=0$のとき$g_2(\alpha,x)=0$

(2) $x=\frac{\alpha}{\gamma}$のとき$g_2(\alpha,x)=\frac{\alpha}{\gamma}$

(3) $x=1$のとき$g_2(\alpha,x)=\alpha$

但し，$0<\alpha<1$，$1<\gamma$．

$$g_2(\alpha,x)=\left(\frac{x-B(\alpha,\gamma)}{A(\alpha,\gamma)}\right)^{1/2}+C(\alpha,\gamma) \quad (27)$$

（$\alpha=0$ or 1のとき，$g_2(\alpha,x)=x$とする）

関数$g_2(\alpha,x)$の偏微分は次のようになる．

$$g_2'(\alpha,x)=\frac{1}{2A(\alpha,\gamma)}\left(\frac{x-B(\alpha,\gamma)}{A(\alpha,\gamma)}\right)^{-1/2} \quad (28)$$

但し，A(x,y)，B(x,y)，C(x,y)は次のような関数である．

$$A(x,y)=\frac{y(1-x)}{x^2(y-1)} \quad (29)$$

$$B(x,y)=-\frac{(1-xy)^2}{4y(y-1)(1-x)} \quad (30)$$

$$C(x,y)=\frac{x(1-xy)}{2y(1-x)} \quad (31)$$

関数$f_1(\alpha,x)$も同様に，次の３点を通る関数$g_1(\alpha,x)$で近似する．

(1) $x=0$のとき$g_1(\alpha,x)=\alpha$

(2) $x=\frac{\alpha}{\gamma}$のとき$g_1(\alpha,x)=\frac{\alpha}{\gamma}$

(3) $x=1$のとき$g_1(\alpha,x)=1$

但し，$0<\alpha<1$，$\alpha<\gamma<1$．

$$g_1(\alpha,x)=-\left(\frac{-x+1-B(\alpha',\gamma')}{A(\alpha',\gamma')}\right)^{1/2}-C(\alpha',\gamma')+1 \quad (32)$$

（$\alpha=0$ or 1のとき，$g_1(\alpha,x)=x$とする）

$$g_1'(\alpha,x)=\frac{1}{2A(\alpha',\gamma')}\left(\frac{-x+1-B(\alpha',\gamma')}{A(\alpha',\gamma')}\right)^{-1/2} \quad (33)$$

但し，α'，γ'は次のような値である．

$$\alpha'=(1-\alpha) \quad (34)$$

$$\gamma'=\frac{\gamma(1-\alpha)}{\gamma-\alpha} \quad (35)$$

$\gamma=2$（g_1の場合は$\gamma'=2$）とすることにより，式(29)～(31)は簡単になる．

この$g_1(\alpha,x)$，$g_2(\alpha,x)$を用いることにより，前述のような不都合は生じなくなる．

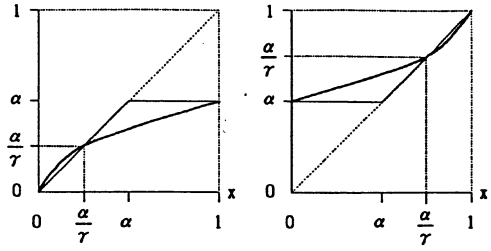


図5　関数$g_2(\alpha,x)$，$g_1(\alpha,x)$のグラフ

4．おわりに

本論文では，通常のニューラルネットワークと異なり，max-min合成を用いたMMNを提案した．そして，ｍａｘ-ｍｉｎファジィ関係方程式の解が存在するための必要十分条件とバックプロパゲーションを用いた２つの学習法則を示した．前者は，max,min演算の偏微分を1とし，さらに，ユニットの入力値により，変更する重みに制限を加えた特別な場合となっている．

この学習法則とMMNを用いて，試行錯誤的に学習しながら解を求めることができる．つまり，MMNの重みを取り出すと，ｍａｘ-ｍｉｎファジィ関係方程式の解となる．但し，解が存在しない場合，MMNは収束しない．

今後の課題として，解が存在しない場合（$\bigcap_{i\in I} R_i=\phi$）でも，それぞれの解集合の間で，最も誤差の少ない解に収束するような学習法則の研究をすることである．

参考文献

[1] E. Sanchez: "Resolution of composite fuzzy relation equations", *Inform. and Control* 30 (1976), pp. 38-48.

[2] M. Higashi and G. J. Klir: "Resolution of finite fuzzy relation equations", *Fuzzy Sets and Systems* 13 (1984), pp. 65-82.

[3] M. Miyakoshi and M. shimbo: "Lower solutions of systems of fuzzy equations", *Fuzzy Sets and Systems* 19 (1986), pp. 37-46.

[4] 塚本，田代："Fuzzy逆問題の解法"，計測自動制御学会論文集，第15巻，第1号，(1977)，pp. 21-25.

[5] 廣田，生駒："ニューラルネットワークを用いたFuzzy逆問題の近似解法及び精度の改良"，法政大学工学部研究集報，第26号，(1990).

[6] A. Di Nola, et al.: FUZZY RELATION EQUATIONS AND THEIR APPLICATIONS TO KNOWLEDGE ENGINEERING, KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, (1989).

連絡先：〒214　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
斉藤貴之
TEL　044-934-7442

F３－２（RM）

区間値入力ベクトルに対するＢＰアルゴリズムの一般化

Generalization of the Back-Propagation Algorithm to Interval-Valued Input Vectors

藤岡亮介+　石渕久生+　田中英夫+　大前瑞穂++
Ryosuke FUJIOKA　Hisao ISHIBUCHI　Hideo TANAKA　Mizuho OMAE

+大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

++松下電器産業
Matsusita Electric Industrial Co.,LTD.

Abstract : In this work, we apply the back-propagation algorithm to the case where input vectors to neural networks are interval-valued vectors. First we show an architecture of neural networks which can deal with interval-valued vectors as input vectors. Next we define a general formulation of the cost function and derive a general learning algorithm of the neural network for interval-valued data. The geneneralized cost function is defined as the weighted sum of the maximum and minimum squared errors between an interval-valued output and a target output. Last we show some numerical examples.

１．はじめに

本研究では，ニューラルネットの入出力関数の持つ非線形性に着目し，ニューラルネットにより区間値データの非線形判別を行うことを試みる．具体的には，まず，ＢＰアルゴリズム[1]を入力ベクトルが区間値ベクトルである場合に一般化するために，入力ベクトルとして区間値ベクトルを取り扱うことのできるニューラルネットの構造を示す．次に，実数値である教師信号と区間値であるニューラルネットからの出力値を用いてコスト関数を定義する．コスト関数の定義は，区間出力値と教師信号との間の最大誤差や最小誤差を含むように一般的に行い，このコスト関数を用いて学習アルゴリズムを導出する．最後に，数値計算例により，コスト関数の与え方と学習アルゴリズムの性能との関係を考察する．なお，本研究で導出する学習アルゴリズムは，区間出力値と教師信号との間の最大誤差をコスト関数として導出された学習アルゴリズム[2]をより一般化したものである．

２．区間値データのための学習アルゴリズム

２．１　区間値データ

通常のデータ解析の問題においては，各々のサンプルの属性値は多次元属性空間上の点として与えられるが，実際の問題では，属性値が一定ではなく変動している場合や，属性値にあいまいさが含まれているような場合も多い．そのような場合には，データとして区間値を用いるのが適当であると思われる．区間値データは，多数回の観測による最大値と最小値から得られる場合や，専門家のばく然とした知識を区間表現することにより得られる場合がある．いま，二群判別の例として，第１群(G1)と第２群(G2)とに分けられたｍ個のパターンが与えられているとし，それぞれｎ個の属性を持つとする．このとき，第ｐパターンの第ｉ属性値を区間X_{pi}で表すことにする．したがって，ｐ番目のパターンは，ｎ次元区間ベクトル$X_p=(X_{p1},\cdots,X_{pn})$により表現される．つまり，ここでの問題は，二群に分けられたｍ個の区間値ベクトル X_1，…，X_m を用いて，ニューラルネットの学習を行うことである．

本研究では，区間は，その下限値と上限値を用いて，次のように表示する．

$$X=[x^L,x^U]$$

２．２　ニューラルネットの構造

区間値データの２群判別を行うため，出力層に１個のユニットを持つ３層構造のニューラルネットを用いる．ただし，各パターンの属性値が区間値として与えられているので，ニューラルネットへの入力ベクトルは区間値ベクトルとなり，その結果，出力層からの出力は区間値となる．したがって，ここで用いるニューラルネットは，区間値ベクトルを区間に変換するシステムとみなすことができる．

各ユニットにおける入出力関係は，次のようになる．

入力層：$O_{pi}=X_{pi}$　　$i=1,2,\cdots,n$　(1)

中間層：$O_{pj}=[o_{pj}^L,\ o_{pj}^U]$　$j=1,2,\cdots,n'$

$$=f(Net_{pj})\qquad(2)$$

$$net_{pj}^L=\sum_{\substack{i=1\\w_{ji}\geqq 0}}^{n} w_{ji}o_{pi}^L+\sum_{\substack{i=1\\w_{ji}<0}}^{n} w_{ji}o_{pi}^U+\theta_j\qquad(3)$$

$$net_{pj}^U=\sum_{\substack{i=1\\w_{ji}\geqq 0}}^{n} w_{ji}o_{pi}^U+\sum_{\substack{i=1\\w_{ji}<0}}^{n} w_{ji}o_{pi}^L+\theta_j\qquad(4)$$

出力層：$O_p=[o_p^L,\ o_p^U]$

$$=f(Net_p)\qquad(5)$$

$$net_p^L=\sum_{\substack{j=1\\w_j\geqq 0}}^{n'} w_jo_{pj}^L+\sum_{\substack{j=1\\w_j<0}}^{n'} w_jo_{pj}^U+\theta\qquad(6)$$

$$net_p^U=\sum_{\substack{j=1\\w_j\geqq 0}}^{n'} w_jo_{pj}^U+\sum_{\substack{j=1\\w_j<0}}^{n'} w_jo_{pj}^L+\theta\qquad(7)$$

ただし，中間層および出力層での入出力関数ｆは，シグモイド関数であり，次に示すような区間入出力関数となる（図１参照）．

$$f(Net)=[f(net^L),\ f(net^U)]\qquad(8)$$

$$f(net)=1/\{1+\exp(-net)\}\qquad(9)$$

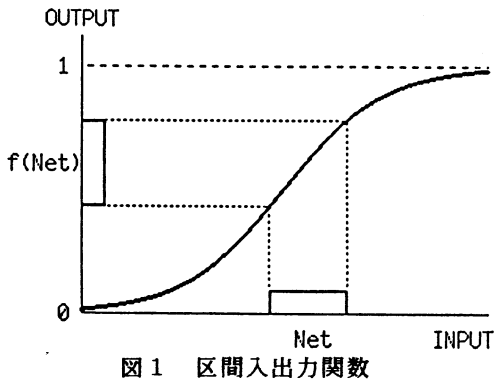


図１　区間入出力関数

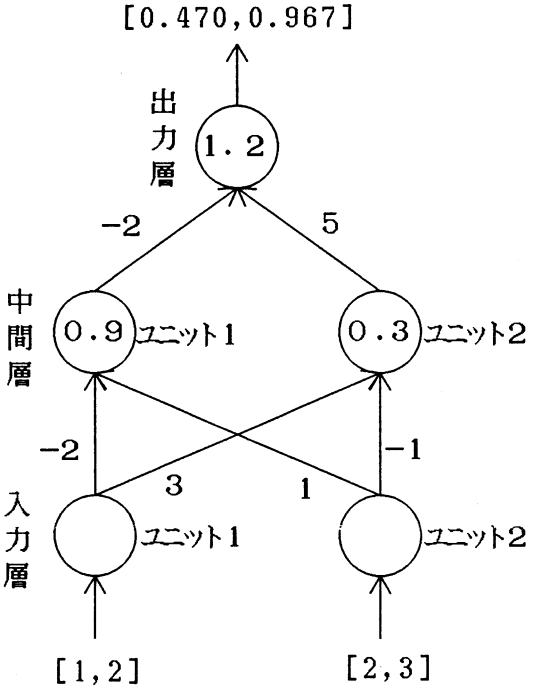


図２　ニューラルネットの例

簡単な例で，ニューラルネットの区間入出力関係を説明することにする．いま，図２に示すような，中間層に２個のユニットを持つ３層構造のニューラルネットワークを考える．ユニットの中の値はしきい値，結線の横の値は結合強度を表している．区間値ベクトルが入力されたときの，個々のユニットの入出力関係は，区間演算を用いて，次のように計算される．

入力層１への入力:　[1, 2]
入力層２への入力:　[2, 3]
中間層１への入力:　$-2\cdot[1,2]+[2,3]-0.9$
$=[-2.9, 0.1]$
中間層１からの出力: $[f(-2.9), f(0.1)]$
$=[0.052, 0.525]$
中間層２への入力:　$3\cdot[1,2]-[2,3]-0.3$
$=[-0.3, 2.7]$
中間層２からの出力: $[f(-0.3), f(2.7)]$
$=[0.426, 0.937]$
出力層への入力:　$-2\cdot[0.052, 0.525]$
$+5\cdot[0.426, 0.937]-1.2$
$=[0.120, 3.381]$
出力層からの出力:　$[f(-0.120), f(3.381)]$
$=[0.470, 0.967]$

２．３　学習アルゴリズムの導出

入力パターン$X_p=(X_{p1},\cdots,X_{pn})$に対応した教師信号を次のように定める．

$$t_p=\begin{cases}1, & X_pが第１群のとき\\ 0, & X_pが第２群のとき\end{cases}\qquad(10)$$

ニューラルネットからの出力値O_p（区間値）を用いて，パターンｐに関するコスト関数を次のように定める．

$$e_p=\beta\max\{(t_p-o_p)^2/2:\ o_p\in O_p\}+(1-\beta)\min\{(t_p-o_p)^2/2:\ o_p\in O_p\}$$
$$=\begin{cases}\beta(t_p-o_p^L)^2/2+(1-\beta)(t_p-o_p^U)^2/2, & \text{if } t_p=1\\ \beta(t_p-o_p^U)^2/2+(1-\beta)(t_p-o_p^L)^2/2, & \text{if } t_p=0\end{cases}\qquad(11)$$

ここで，βは$0\leqq\beta\leqq1$を満たす定数である．βが１のとき，e_pはニューラルネットからの区間出力値と教師信号との最大２乗誤差であり，βが０のときは，最小２乗誤差である．ニューラルネットの学習は，式(11)のコスト関数が最小になるように行われる．具体的な結合強度の修正量は以下のようになる．

$$\triangle_p w_j=\eta(-\partial e_p/\partial w_j)\qquad(12)$$
$$\triangle_p w_{ji}=\eta(-\partial e_p/\partial w_{ji})\qquad(13)$$

ただし，$\partial e_p/\partial w_j$，$\partial e_p/\partial w_{ji}$は次のように場合分けして導出する．

(1) $\partial e_p/\partial w_j$

①If $t_p=1$ and $w_j\geqq0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=\beta\frac{\partial}{\partial w_j}\{(t_p-o_p^L)^2/2\}+(1-\beta)\frac{\partial}{\partial w_j}\{(t_p-o_p^U)^2/2\}$$
$$=\beta\frac{\partial}{\partial o_p^L}\{(t_p-o_p^L)^2/2\}\frac{\partial o_p^L}{\partial net_p^L}\frac{\partial net_p^L}{\partial w_j}+(1-\beta)\frac{\partial}{\partial o_p^U}\{(t_p-o_p^U)^2/2\}\frac{\partial o_p^U}{\partial net_p^U}\frac{\partial net_p^U}{\partial w_j}$$
$$=-\beta(t_p-o_p^L)o_p^L(1-o_p^L)o_{pj}^L-(1-\beta)(t_p-o_p^U)o_p^U(1-o_p^U)o_{pj}^U\qquad(14)$$

②If $t_p=1$ and $w_j<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=-\beta(t_p-o_p^L)o_p^L(1-o_p^L)o_{pj}^U-(1-\beta)(t_p-o_p^U)o_p^U(1-o_p^U)o_{pj}^L\qquad(15)$$

③If $t_p=0$ and $w_j\geqq0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=-\beta(t_p-o_p^U)o_p^U(1-o_p^U)o_{pj}^U-(1-\beta)(t_p-o_p^L)o_p^L(1-o_p^L)o_{pj}^L\qquad(16)$$

④If $t_p=0$ and $w_j<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=-\beta(t_p-o_p^U)o_p^U(1-o_p^U)o_{pj}^L-(1-\beta)(t_p-o_p^L)o_p^L(1-o_p^L)o_{pj}^U.\qquad(17)$$

(2) $\partial e_p/\partial w_{ji}$

①If $t_p=1$, $w_j\geqq0$ and $w_{ji}\geqq0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=\beta\frac{\partial}{\partial w_{ji}}\{(t_p-o_p^L)^2/2\}+(1-\beta)\frac{\partial}{\partial w_{ji}}\{(t_p-o_p^U)^2/2\}$$
$$=\beta\frac{\partial}{\partial o_p^L}\{(t_p-o_p^L)^2/2\}\frac{\partial o_p^L}{\partial net_p^L}\frac{\partial net_p^L}{\partial o_{pj}^L}\frac{\partial o_{pj}^L}{\partial net_{pj}^L}\frac{\partial net_{pj}^L}{\partial w_{ji}}$$

$$+(1-\beta)\frac{\partial}{\partial o_{pi}^{U}}\{(t_p-o_{pi}^{U})^2/2\}\frac{\partial o_{pi}^{U}}{\partial net_{pi}^{U}}\frac{\partial net_{pi}^{U}}{\partial o_{pj}^{U}}\frac{\partial o_{pj}^{U}}{\partial net_{pj}^{U}}\frac{\partial net_{pj}^{U}}{\partial w_{ji}}$$

$$=-\beta(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U} \quad (18)$$

②If $t_p=1$, $w_j\geqq 0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\beta(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{U}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L} \quad (19)$$

③If $t_p=1$, $w_j<0$ and $w_{ji}\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\beta(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L} \quad (20)$$

④If $t_p=1$, $w_j<0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\beta(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{U} \quad (21)$$

⑤If $t_p=0$, $w_j\geqq 0$ and $w_{ji}\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\beta(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L} \quad (22)$$

⑥If $t_p=0$, $w_j\geqq 0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\beta(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{U} \quad (23)$$

⑦If $t_p=0$, $w_j<0$ and $w_{ji}\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\beta(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U} \quad (24)$$

⑧If $t_p=0$, $w_j<0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\beta(t_p-o_{pi}^{U})o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{U}$$
$$-(1-\beta)(t_p-o_{pi}^{L})o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L} \quad (25)$$

式(11)のコスト関数は，最大２乗誤差と最小２乗誤差を重み付けしたものである．これに対し，最大誤差と最小誤差に重み付けしたものの和を２乗した，次のようなコスト関数を用いることもできる．

$$e_p=\{\beta\max\{(t_p-o_p): o_p\in O_p\}+(1-\beta)\min\{(t_p-o_p): o_p\in O_p\}\}^2/2$$
$$=\begin{cases}\{t_p-\beta o_{pi}^{L}-(1-\beta)o_{pi}^{U}\}^2/2, & \text{if } t_p=1\\ \{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{L}-\beta o_{pi}^{U}\}^2/2, & \text{if } t_p=0\end{cases} \quad (26)$$

結合強度の修正量は式(12),(13) と同様である．ただし，$\partial e_p/\partial w_j$，$\partial e_p/\partial w_{ji}$ は以下のように場合分けして導出する．

(1) $\partial e_p/\partial w_j$

①If $t_p=1$ and $w_j\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{U}-\beta o_{pi}^{L}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})o_{pj}^{U}+\beta o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})o_{pj}^{L}\} \quad (27)$$

②If $t_p=1$ and $w_j<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{U}-\beta o_{pi}^{L}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})o_{pj}^{L}+\beta o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})o_{pj}^{U}\} \quad (28)$$

③If $t_p=0$ and $w_j\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{L}-\beta o_{pi}^{U}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})o_{pj}^{L}+\beta o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})o_{pj}^{U}\} \quad (29)$$

④If $t_p=0$ and $w_j<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_j}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{L}-\beta o_{pi}^{U}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})o_{pj}^{U}+\beta o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})o_{pj}^{L}\} \quad (30)$$

(2) $\partial e_p/\partial w_{ji}$

①If $t_p=1$, $w_j\geqq 0$ and $w_{ji}\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{U}-\beta o_{pi}^{L}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}+\beta o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L}\} \quad (31)$$

②If $t_p=1$, $w_j\geqq 0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{U}-\beta o_{pi}^{L}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L}+\beta o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}\} \quad (32)$$

③If $t_p=1$, $w_j<0$ and $w_{ji}\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{U}-\beta o_{pi}^{L}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L}+\beta o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}\} \quad (33)$$

④If $t_p=1$, $w_j<0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{U}-\beta o_{pi}^{L}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{U}+\beta o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L}\} \quad (34)$$

⑤If $t_p=0$, $w_j\geqq 0$ and $w_{ji}\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{L}-\beta o_{pi}^{U}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L}+\beta o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}\} \quad (35)$$

⑥If $t_p=0$, $w_j\geqq 0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{L}-\beta o_{pi}^{U}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}+\beta o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L}\} \quad (36)$$

⑦If $t_p=0$, $w_j<0$ and $w_{ji}\geqq 0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{L}-\beta o_{pi}^{U}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{U}+\beta o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{L}\} \quad (37)$$

⑧If $t_p=0$, $w_j<0$ and $w_{ji}<0$, then

$$\frac{\partial e_p}{\partial w_{ji}}=-\{t_p-(1-\beta)o_{pi}^{L}-\beta o_{pi}^{U}\}\{(1-\beta)o_{pi}^{L}(1-o_{pi}^{L})w_j o_{pj}^{U}(1-o_{pj}^{U})o_{pi}^{L}+\beta o_{pi}^{U}(1-o_{pi}^{U})w_j o_{pj}^{L}(1-o_{pj}^{L})o_{pi}^{U}\} \quad (38)$$

3. 数値計算例

3．１　計算例１

２群に分けられた６個のサンプルの属性値が，２次元区間値ベクトルとして，表１のように与えられているとする．

表１　区間値データ１

No.	X_1	X_2	群
1	[1, 5]	[8, 14]	G1
2	[4, 10]	[1, 5]	G1
3	[6, 12]	[9, 11]	G1
4	[8, 14]	[16, 20]	G2
5	[13, 19]	[1, 3]	G2
6	[14, 18]	[5, 15]	G2

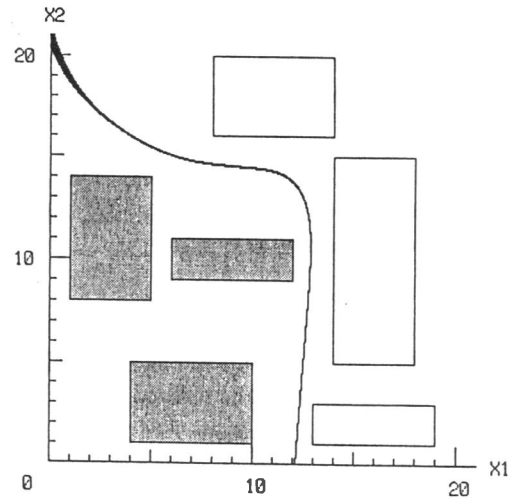


図３　学習結果１

２節で示したアルゴリズムで，表１のように与えられた区間値データの２群判別を行うことを試みる．コスト関数は式(11)において$\beta=1.00$とおいたものを用い，中間層に５個のユニットを持つニューラルネットの学習を行った．なお，ニューラルネットの学習における結合強度およびしきい値の修正には慣性項を導入し，学習率は0.5,慣性項係数は0.9とした．2,000回の学習後のニューラルネットからの出力値が0.45～0.55である点を結べば，図３のようになる．また，各区間入力ベクトルに対応したニューラルネットからの実際の区間出力値を表２に示す．図３および表２より，ニューラルネットが区間値データを正しく識別していることがわかる．

表２　ニューラルネットからの区間出力値

No.	群	教師信号	区間出力値
1	G1	1	[0.99, 1.00]
2	G1	1	[1.00, 1.00]
3	G1	1	[0.96, 1.00]
4	G2	0	[0.00, 0.02]
5	G2	0	[0.00, 0.02]
6	G2	0	[0.00, 0.02]

３．２　計算例２

次に，G1とG2とに属する区間値データに重なりのあるような場合の２群判別を試みる．このようなデータを表３に示す．

表３　区間値データ２

No.	X_1	X_2	群
1	[4, 8]	[12, 20]	G1
2	[2, 4]	[2, 8]	G1
3	[6, 10]	[4, 8]	G1
4	[12, 18]	[2, 4]	G1
5	[8, 12]	[6, 10]	G2
6	[16, 20]	[8, 10]	G2
7	[18, 20]	[12, 20]	G2
8	[12, 16]	[16, 20]	G2

与えられたデータを，計算例１と同様に，中間層に５個のユニットを持つニューラルネットを用い，学習率を0.5,慣性項係数を0.9 として，２群判別を行うことを試みる．式(11)のコスト関数において$\beta=1.0$，0.5，0.0とした場合の２群の判別曲線を図４に示す．$\beta=0.5$ の場合には良好な結果が得られたといえる．

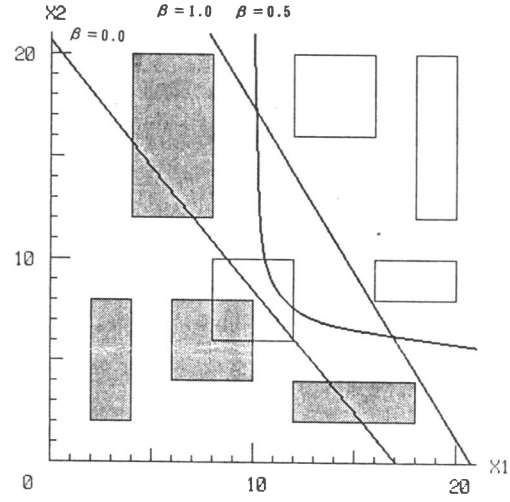


図４　学習結果２

４．おわりに

本研究では，ＢＰアルゴリズムを，入力ベクトルが区間値ベクトルである場合に一般化し，入力ベクトルとして区間値ベクトルを取り扱うことのできるニューラルネットの構造を示した．その際，コスト関数の定義は一般的に行い，数値計算例により，コスト関数の与え方と学習アルゴリズムの性能との関係を考察した．

参考文献

1) D.E.Rumelhart, J.L.McClelland and the PDP Research Group (Eds.): Parallel Distributed Processing, Vol.1, 318/364, MIT Press, (1986)
2) 藤岡，石渕，田中：ニューラルネットによる区間値データの解析，SICE関西支部シンポジウム，「第２回知的システム構築の実践と将来」，43-48 (1990)
3) G.Alefeld and J.Herzberger : Introduction to Interval Computations, 20/23, Academic Press (1983)

F3－3（RM）

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

Learning of Neural Networks with Input Vectors of Fuzzy Numbers

藤岡亮介+　石渕久生+　田中英夫+　大前瑞穂++
Ryosuke FUJIOKA　Hisao ISHIBUCHI　Hideo TANAKA　Mizuho OMAE

+大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

++松下電器産業
Matsusita Electric Industrial Co.,LTD.

Abstract : In this work, we propose a learning method of neural networks using input vectors of fuzzy numbers. First we show an architecture of neural networks which maps a fuzzy vector to a fuzzy number. Next we propose a learning algorithm of neural networks by defining a cost function where the input vectors of neural networks are fuzzy vectors. Last we show some numerical examples.

1．はじめに

通常のデータ解析の問題においては，各々のサンプルの属性値は多次元属性空間上の点として与えられるが，実際の問題では属性値が一定ではなく変動している場合や，属性値にあいまいさが含まれているような場合も多い．そのような場合には，区間値データやファジィデータを用いるのが適当であると思われる．区間値データやファジィデータに対するパターン認識の方法としては，石渕らによる線形判別関数を用いた方法がある[1,2]．

本研究では，ニューラルネットの入出力関数の持つ非線形性に着目し，与えられたパターンの属性値が区間やファジィ数として与えられている場合でのパターン認識の問題を取り上げ，まず，区間値データが与えられた場合でのニューラルネットの学習方法を提案し，次に，それをファジィデータの場合に拡張する．この方法はＢＰアルゴリズム[3]を，入力ベクトルとして区間値ベクトルやファジィベクトルを取り扱うことのできるアルゴリズムに一般化したものと考えることができる．

2．区間値データを用いた学習

2．1　区間値データ

第１群(G1)と第２群(G2)とに分けられたｍ個のパターンが与えられているとし，それぞれｎ個の属性を持つとする．このとき，第ｐパターンのｉ番目の属性値を区間 X_{pi} で表すことにする．したがって，ｐ番目のパターンは，ｎ次元の区間値ベクトル $X_p=(X_{p1},\cdots,X_{pn})$ により表現される．

つまり，ここでの問題は，２群に分けられたｍ個の区間値ベクトル X_1，…，X_m を用いて，ニューラルネットの学習を行うことである．

2．2　ニューラルネットの構造

区間値データの２群判別を行うため，出力層に１個のユニットを持つ３層構造のニューラルネットを用いる．ただし，各パターンの属性値が区間値として与えられているので，ニューラルネットへの入力ベクトルは区間値ベクトルとなり，その結果，出力層からの出力は区間値となる．したがって，ここで用いるニューラルネットは，区間値ベクトルを区間に変換するシステムとみなすことができる．

各ユニットにおける入出力関係は，次のようになる．

入力層：$O_{pi}=X_{pi}$,　　$i=1,2,\cdots,n$　　(1)

中間層：$O_{pj}=f(Net_{pj})$,　$j=1,2,\cdots,n'$　　(2)

$$Net_{pj}=\sum_{i=1}^{n} w_{ji}O_{pi}+\theta_j \qquad (3)$$

出力層：$O_p=f(Net_p)$　　(4)

$$Net_p=\sum_{j=1}^{n'} w_jO_{pj}+\theta \qquad (5)$$

ただし，中間層および出力層での入出力関数ｆはシグモイド関数であり，次のようになる．

$$f(Net)=\{f(net):net\in Net\} \qquad (6)$$

$$f(net)=1/\{1+\exp(-net)\} \qquad (7)$$

2．3　区間値データを用いた学習

入力パターン $X_p=(X_{p1},\cdots,X_{pn})$ に対応した教師信号を次のように定める．

$$t_p=\begin{cases}1, & X_pが第１群のとき\\ 0, & X_pが第２群のとき\end{cases} \qquad (8)$$

ニューラルネットからの出力値O_p（区間値）を用いて，パターンｐに関するコスト関数を次のように定める．

$$E_p=\max\{(t_p-o_p)^2/2:\ o_p\in O_p\} \qquad (9)$$

ニューラルネットの学習は，このコスト関数が最小になるように行われる[4]．(9) 式は，コスト関数を区間出力値と教師信号との間の最大誤差によって定義しているが，最大誤差と最小誤差を含むように一般的に定義する方法も考えられる[5]．

3．ファジィデータを用いた学習

3．1　ファジィデータ

次に，各パターンの属性値がファジィ数として与えられている場合を考える．このとき，第ｐパターンのｉ番目

の属性値をファジィ数$\tilde{x}_{pi}$で表すことにする．したがって，p番目のパターンは，n次元ファジィベクトル$\tilde{x}_p=(\tilde{x}_{p1},\cdots,\tilde{x}_{pn})$により表現される．

つまり，ここでの問題は，2群に分けられたm個のファジィベクトル$\tilde{x}_1,\cdots,\tilde{x}_m$を用いて，ニューラルネットの学習を行うことである．

3．2　ファジィ数の演算

本研究で扱うファジィ数の演算を，拡張原理[6]を用いて，次のように定義する．

・ファジィ数$\tilde{A}$を関数gで写像する場合

$$\tilde{z}=g(\tilde{A})$$

$$\mu_{\tilde{z}}(z)=\sup\{\mu_{\tilde{a}}(x)\mid z=g(x)\} \qquad (10)$$

・ファジィベクトル$(\tilde{A}_1,\cdots,\tilde{A}_n)$を関数gで写像する場合

$$\tilde{z}=g(\tilde{A}_1,\cdots,\tilde{A}_n)$$

$$\mu_{\tilde{z}}(z)=\sup\{\mu_{\tilde{a}1}(x_1)\wedge\cdots\wedge\mu_{\tilde{a}n}(x_n)\mid z=g(x_1,\cdots,x_n)\} \qquad (11)$$

なお，三角型ファジィ数Aを，中心a_cと幅a_wを用いて$\tilde{A}=(a_c,\ a_w)_L$と表記し，次のメンバーシップ関数で定義する．

$$\mu_{\tilde{a}}(x)=\max\{0,\ 1-|x-a_c|/a_w\}$$

三角型ファジィ数$\tilde{A}=(a_c,\ a_w)_L$と$\tilde{B}=(b_c,\ b_w)_L$の演算は以下のようになる．

$$\tilde{A}+\tilde{B}=(a_c,\ a_w)_L+(b_c,\ b_w)_L=(a_c+b_c,\ a_w+b_w)_L \qquad (12)$$

$$m\cdot\tilde{A}=m\cdot(a_c,\ a_w)_L=(m\cdot a_c,\ |m|\cdot a_w)_L \qquad (13)$$

3．3　ニューラルネットの構造

ファジィデータの2群判別を行うため，出力層に1個のユニットを持つ3層構造のニューラルネットを用いる．ただし，各パターンの属性値がファジィ数として与えられているので，ニューラルネットへの入力ベクトルはファジィ数ベクトルとなり，その結果，出力層からの出力はファジィ数となる．したがって，ここで用いるニューラルネットは，ファジィベクトルをファジィ数に変換するシステムとみなすことができる．

各ユニットにおける入出力関係は，次のようになる．

入力層：$\tilde{o}_{pi}=\tilde{x}_{pi},\qquad i=1,2,\cdots,n \qquad (14)$

中間層：$\tilde{o}_{pj}=f(\widetilde{Net}_{pj}),\qquad j=1,2,\cdots,n' \qquad (15)$

$$\widetilde{Net}_{pj}=\sum_{i=1}^{n} w_{ji}\tilde{o}_{pi}+\theta_j \qquad (16)$$

出力層：$\tilde{o}_p=f(\widetilde{Net}_p) \qquad (17)$

$$\widetilde{Net}_p=\sum_{j=1}^{n'} w_j\tilde{o}_{pj}+\theta \qquad (18)$$

ただし，中間層および出力層での入出力関数fは，シグモイド関数であり，次に示すようなファジィ入出力関数となる（図1参照）．

$$\tilde{z}=f(\widetilde{Net})$$

$$\mu_{\tilde{z}}(z)=\sup\{\mu_{\widetilde{Net}}(net)\mid z=f(net)\} \qquad (19)$$

$$f(net)=1/\{1+\exp(-net)\} \qquad (20)$$

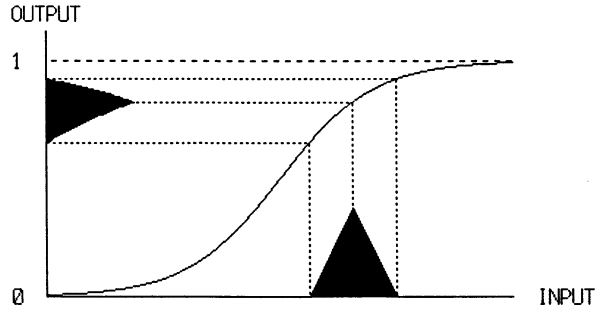


図1　ファジィ入出力関数

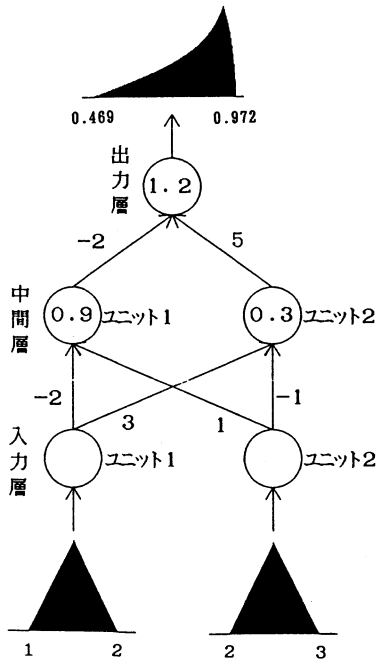


図2　ニューラルネットの例

簡単な例で，ニューラルネットのファジィ入出力関係を説明することにする．いま，図2に示すような，中間層に2個のユニットを持つ3層構造のニューラルネットワークを考える．ユニットの中の値はしきい値，結線の横の値は結合強度を表している．入力層に三角型のファジィ数で構成されるファジィベクトルが入力されたとき，個々のユニットの入出力関係は，ファジィ入出力関数fを用いて，次のように計算される．

入力層1への入力：　$(1.5,\ 0.5)_L$

入力層2への入力：　$(2.5,\ 0.5)_L$

中間層1への入力：　$-2\cdot(1.5,\ 0.5)_L+(2.5,\ 0.5)_L-0.9=(-1.4,\ 1.5)_L=\widetilde{Net}_{p1}$

中間層1からの出力：　$f(\widetilde{Net}_{p1})=\tilde{O}_{p1}$

中間層２：　$3\cdot(1.5,\ 0.5)_L-(2.5,\ 0.5)_L-0.3$

への入力　　$=(1.7,\ 2)_L=\widetilde{Net}_{p2}$

中間層２からの出力：　　$f(\widetilde{Net}_{p2})=\widetilde{O}_{p2}$

出力層への入力：$-2\cdot\widetilde{O}_{p1}+5\cdot\widetilde{O}_{p2}-1.2=\widetilde{Net}_p$

出力層からの出力：$f(\widetilde{Net}_p)=\widetilde{O}_p$

ここで，$\widetilde{Net}_{p1}$，$\widetilde{Net}_{p2}$は三角型ファジィ数であり，$\widetilde{O}_{p1}$，$\widetilde{O}_{p2}$，$\widetilde{O}_p$ はファジィ数をf(x)で写像したファジィ数である．

３．４　ファジィデータを用いた学習

ファジィデータのレベル集合を考えれば，区間値データの場合と同様の学習が可能となる．すなわち，h-レベル集合の学習には，次のようなコスト関数を用いることができる．

$$E_p=\max\{(t_p-o_p)^2/2:\ o_p\in[\tilde{o}_p]_h\} \qquad (21)$$

このコスト関数を最小にするように，様々なｈの値を用いて，２．３節と同様の学習を行う．理論的にはｈを閉区間[0,1] の間で連続的に変化させていけば良いのであるが，実際には閉区間[0,1] 内のいくつかの実数値を用いて学習を行うことになる．なお，本研究の数値例ではではh＝0.2，0.4，0.6，0.8，1.0に対して学習を行った．

式(21)のコスト関数は，ファジィ出力値のh-レベル集合が完全に教師信号と一致することを目的としたものである．これに対し，ファジィ出力値のh-レベル集合と教師信号との差を (1-h)以内にすることを目的とした，次のようなコスト関数を用いることもできる．

①$t_p=1$のとき

$$E_p=\begin{cases}(h-[\tilde{o}_p]_h{}^L)^2/2, & h>[\tilde{o}_p]_h{}^L\\ 0 & h\leqq[\tilde{o}_p]_h{}^L\end{cases} \qquad (22)$$

②$t_p=0$のとき

$$E_p=\begin{cases}(1-h-[\tilde{o}_p]_h{}^U)^2/2, & 1-h<[\tilde{o}_p]_h{}^U\\ 0 & 1-h\geqq[\tilde{o}_p]_h{}^U\end{cases} \qquad (23)$$

ここで，$[\tilde{o}_p]_h{}^L$と$[\tilde{o}_p]_h{}^U$は，それぞれ$[\tilde{o}_p]_h$の下限値と上限値である．

４．数値計算例

４．１　計算例１

２群に分けられた６個のサンプルの属性値が，２次元ファジィベクトルとして，中心と幅を用いて表１のように与えられているとする．

表１　ファジィデータ

No.	$\tilde{x}_1$	$\tilde{x}_2$	群
1	$(3,\ 2)_L$	$(11,\ 3)_L$	G1
2	$(7,\ 3)_L$	$(3,\ 2)_L$	G1
3	$(9,\ 3)_L$	$(10,\ 1)_L$	G1
4	$(11,\ 3)_L$	$(18,\ 2)_L$	G2
5	$(16,\ 3)_L$	$(2,\ 1)_L$	G2
6	$(16,\ 2)_L$	$(10,\ 5)_L$	G2

ファジィデータの２群判別の例として，式(21)のコスト関数を用いて学習を行った結果を図３に示す．また，式(22),(23) のコスト関数を用いて学習を行った結果を図４に示す．どちらの場合も，h＝0.2，0.4，0.6，0.8，1.0 の値を用い，図中の判別曲線は，ニューラルネットからの出力が，上から0.1，0.5，0.9 の値をとる点をプロットしたものである．

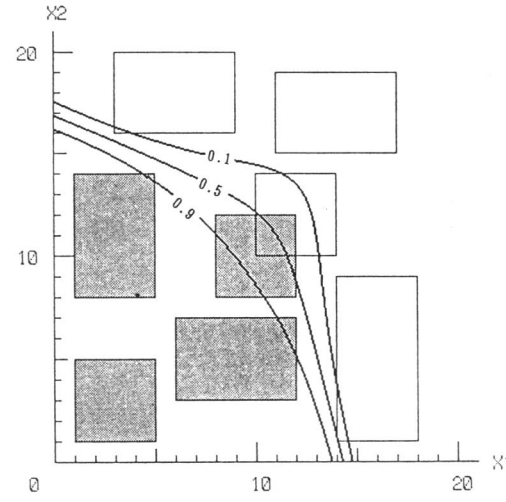


図３　ファジィデータを用いた学習結果１

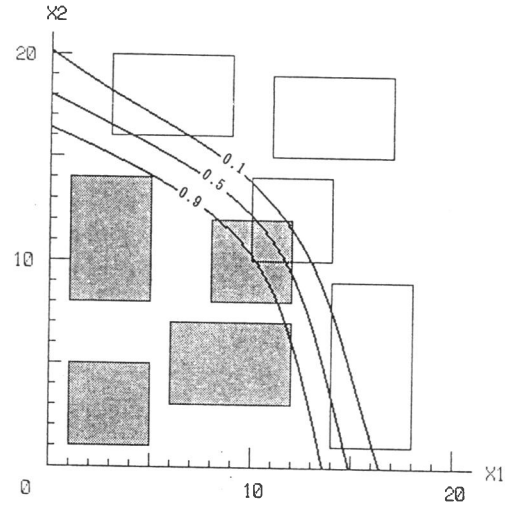


図４　ファジィデータを用いた学習結果２

４．２　計算例２

次に，データの一部がエキスパートの知識によって与えられている場合の２群判別の例を考える．エキスパートの知識は以下のような言語値を用いたif-then ルールで与えられているものとする．

If x_{p1} is small and x_{p2} is small
then x_p belongs to G1　　(24)

If x_{p1} is very large or x_{p2} is very large
then x_p belongs to G2　　(25)

他のデータは表２のような実数値で与えられているものとする．

表２　実数値データ

No.	x_1	x_2	群
1	4	11	G1
2	8	11	G1
3	11	3	G1
4	13	4	G1
5	13	10	G1
6	2	13	G2
7	6	14	G2
8	13	2	G2
9	14	3	G2
10	14	14	G2

ここで，式(24),(25) のルールを，次のようなメンバーシップ関数を用いて，表すことにする（図５参照）．

$$\mu_S(x) = -0.1x + 1 \qquad (26)$$

$$\mu_{VL}(x) = 0.2x - 3 \qquad (27)$$

ただし，S＝"small"，VL＝"very large"である．

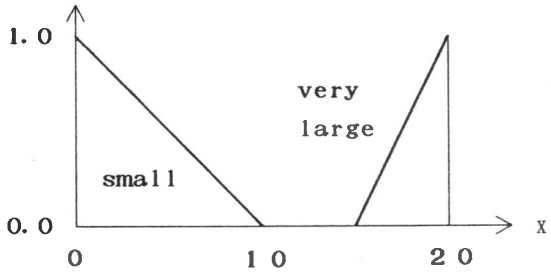


図５　言語値のメンバーシップ関数

まず，表２に示す実数値データだけを用いたニューラルネットの学習により，２群判別を試みた結果を図６に示す．図中の判別曲線は，ニューラルネットからの出力が，上から0.1，0.5，0.9 の値をとる点をプロットしたものである．

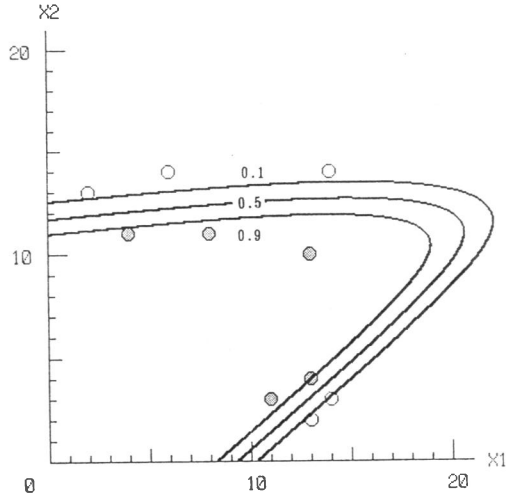


図６　実数値データの学習結果

次に，式(21)のコスト関数を用いて導出された学習アルゴリズムにより，エキスパートの知識と実数値データを用いてニューラルネットの学習を行った．学習後のニューラルネットにより２群判別を行った結果を図７に示す．

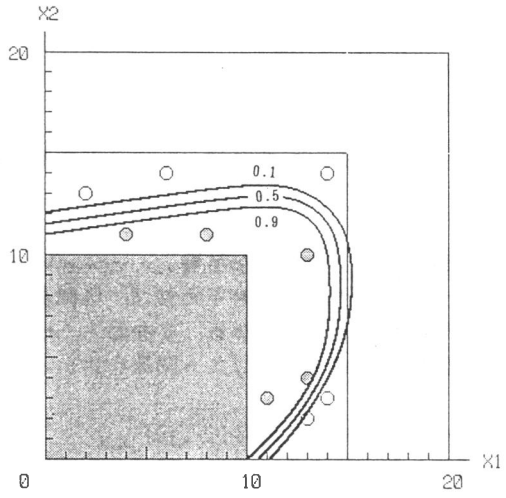


図７　実数値データとエキスパートの知識を用いた学習結果

図６，図７より，明らかに図７の方が我々の直観に合致していると思われる．

５．おわりに

本研究では，ＢＰアルゴリズムを入力ベクトルがファジィベクトルである場合に一般化するため，入力ベクトルとしてファジィベクトルを取り扱うことのできるニューラルネットの構造を示し，学習アルゴリズムを導出した．数値計算例として，データがエキスパートの知識によって与えられている場合の２群判別の問題を取り上げ，提案手法の有効性を示した．

参考文献

(1) 石渕，田中，岩本：多次元区間データの判別分析と匂いセンサへの応用，計測自動制御学会論文集，Vol.25，No.6，630-637 (1989)

(2) 石渕，田中，岩本：ファジィデータの判別分析とガスセンサシステムへの応用，日本ファジィ学会誌，Vol.1，No.1，117-131 (1989)

(3) D.E.Rumelhart，J.L.McClelland and the PDP Research Group (Eds.)：Parallel Distributed Processing，Vol.1，318/364，MIT Press，(1986)

(4) 藤岡，石渕，田中：ニューラルネットによる区間値データの解析，SICE関西支部シンポジウム，「第２回知的システム構築の実践と将来」，43-48 (1990)

(5) 藤岡，石渕，田中，大前：区間値入力ベクトルに対するＢＰアルゴリズムの一般化，第７回「ファジィシステムシンポジウム」講演論文集　(1991)

(6) 田中英夫：ファジィモデリングとその応用，朝倉書店，24-27 (1990)

F4－1（RM）

ファジィモデルとニューロモデルの性能評価に関する考察

Aspects of Perfomance Evaluation of Fuzzy Model and Neural Model

梶谷　雄治　Yuji KAJITANI
鍬田　海平　Kaihei KUWATA
片山　立　Ryu KATAYAMA
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.

Abstract : There are various points of evaluation to be considered in the design of products using Fuzzy logic and Neural Network. Memory capacity, numbers of calculation performed and accuracy are some of the evaluation points. In this paper, we describe the results from the comparison of the evaluation points of Fuzzy and Neural Network models, Furthermore we discuss how to determine the most preferable model for products using a microcomputer.

1．はじめに

最近、ファジィ推論やニューラルネットの実用化が進んでいる。ファジィ推論は専門家の持つ定性的な知識を表現することができ、ニューラルネットは学習能力が特徴であると言われている。このようなファジィあるいはニューラルネット応用製品の設計においては記憶容量、計算量、学習データに対する近似精度など様々な評価項目を考慮する必要がある。本論文では、これらの評価項目について、勾配法を用いた自動ファジィモデリング手法によるファジィモデルとバック・プロパゲーション学習法によるニューロモデルの学習時および学習済みモデルを用いた実行時の性能比較を行い、マイクロコンピュータ組み込み型応用製品に有効なモデル決定手法について述べる。

2．ファジィモデル

2．1．モデリング手法

ファジィモデル（ファジィルールやメンバーシップ関数などのファジィ知識）は、前もって収集されているシステム（モデリング対象）の入出力データから、ファジィモデリングによって同定される。ファジィモデリングの手法としては以下のものが提案されている。

①シンプレックス法[1]
②ニューラルネット[2]
③勾配法（最急降下法）[3]

これらの手法のうち我々は計算効率の面から③の勾配法を用いたモデリング手法に注目し実験を行っている。ファジィ推論方法としては後件部を実数値に簡略化したファジィ推論を用い、ルール前件部のメンバーシップ関数形状は図1に示すように二等辺三角形で、隣接するメンバーシップ関数とグレード値0.5で交差するよう設定している。

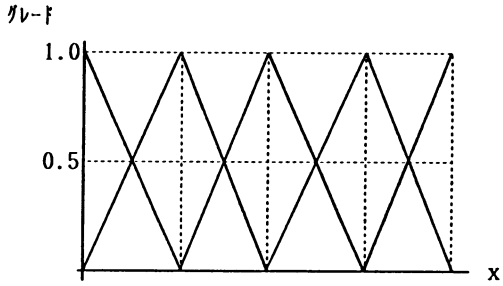


図1．メンバーシップ関数形状（ファジィ分割数5）

学習則はn番目の入出力データを($x_1^n, x_2^n, \cdots, x_N^n, y^n$)とすると(1)式のようになる。

$$w_m(t+1) = w_m(t) + \alpha \cdot (y^n - y) \cdot \frac{\mu_m}{\sum_{i=1}^{K} \mu_i} \quad (1)$$

$$(m = 1, \cdots, K)$$

ここで、w_mはm番目のファジィルールの後件部実数値、yはt回目のファジィ推論による出力結果、μ_mはm番目のファジィルールの成立度、$\sum_{i=1}^{K} \mu_i$はファジィルール成立度の総和（総ファジィルール数はK個）、αは学習パラメータである。(1)式は、t回目のファジィ推論結果からt＋1回目のファジィ推論を行う前に後件部実数値をチューニングする学習則である。実験に用いた入出力データの一部を表1に示す。表1のデータは(2)式の関数で求めたもので、x_1～x_5に入力値として1.0～5.0の値を与えている。データの総数は7776個になる。

$$y = (1 + x_1^{0.8} + x_2^{0.4} + x_3^{0.2} + x_4^{-0.5} + x_5^{-1.0})^2 \quad (2)$$

評価関数としては(3)式の誤差2乗和を用いている。

$$\frac{1}{2} \sum_{n=1}^{D} (\overline{y}^n - y^n)^2 \quad (3)$$

ここで、Dはデータ数、y_nはn番目の出力データ値、$\overline{y}_n$はn番目の入力データを用いたファジィ推論結果である。

表１．実験データ

番号	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	36.000	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
2	30.864	1.0	1.0	1.0	1.0	1.8
3	28.994	1.0	1.0	1.0	1.0	2.6
4	28.028	1.0	1.0	1.0	1.0	3.4
5	27.438	1.0	1.0	1.0	1.0	4.2
6	27.040	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0
7	33.009	1.0	1.0	1.0	1.8	1.0
：	：	：	：	：	：	：
7769	74.534	5.0	5.0	5.0	4.2	4.2
7770	73.878	5.0	5.0	5.0	4.2	5.0
7771	87.507	5.0	5.0	5.0	5.0	1.0
7772	79.389	5.0	5.0	5.0	5.0	1.8
7773	76.372	5.0	5.0	5.0	5.0	2.6
7774	74.799	5.0	5.0	5.0	5.0	3.4
7775	73.833	5.0	5.0	5.0	5.0	4.2
7776	73.179	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0

２．２．ファジィモデルの実験結果

表２にすべての入力変数についてファジィ分割数を２から５とした場合の１０回学習終了時の実験結果を示す。このときの学習曲線は図２のようになる。誤差２乗和は(3)式で求めた値をデータ数（7776個）で割っている。記憶容量は今回実験に用いたプログラム（Ｃ言語）

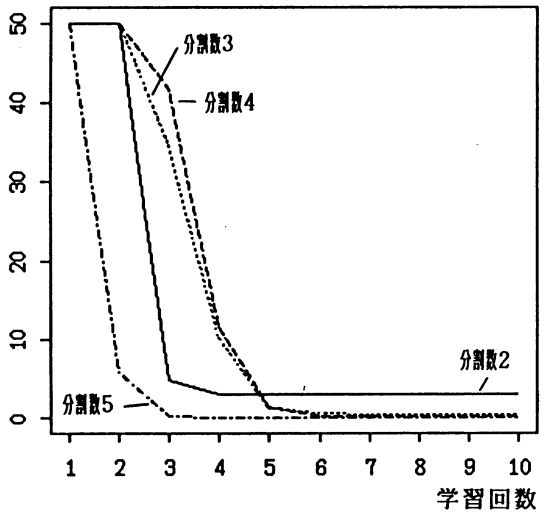


図２．誤差２乗和の変化（ファジィ分割数２～５）

の構造体から算出している。ルール数の算出は入力数をS、i番目の入力のファジィ分割数をR_iとした場合、$\prod_{i=1}^{S} R_i$で計算できる。実行時および学習時の演算回数はプログラムの加算、乗算、除算回数を計測し、成立したルールの最も多い場合の回数を示している。図１に示すように各入力に対応するルール前件部のメンバーシップ関数はグレード値０．５で交わる２等辺三角形で定義されているので、１入力当り成立する最多メンバーシップ関数は２個となり成立する最多ファジィルール数は2^S（ただし、Sは入力数）になる。今回の場合、最大$2^5=32$個までのファジィルールが成立する。表２よりファジィ分割数が増えるにつれて誤差２乗和の値は減少しているが記憶容量および演算回数は増加してきている。

２．３．ファジィモデルにおけるＡＩＣ

表２の各ファジィ分割数の中から、最適なファジィ分割数を選択するのに情報量基準ＡＩＣ（Akaike's Information Criterion）[4]を用いて計算を行った。ＡＩＣは、(4)式であらわされる。

$$AIC = N\log\left((1/N)\sum_{i=1}^{N}\varepsilon_i^2\right) + 2(\text{パラメータ数}) \qquad (4)$$

Nはモデリングに用いたデータ数、ε_i^2は推論値と出力データ値との２乗誤差である。(4)式の第１項は誤差２乗和からモデル自身の悪さを表しており、第２項ではパラメータ数の影響を加えている。モデルの近似性能がほぼ同じ場合には、第２項のパラメータ数が作用して少数のパラメータを持つモデルが選択されることになる。表３に各ファジィ分割数におけるパラメータ数、１０回学習後のＡＩＣと誤差２乗和の結果を示す。表３から、ＡＩＣが良いのはファジィ分割数３の場合であるが、誤差に関してはファジィ分割数が増えるほど良い結果となっている。これは、分割数が増えることによってファジィモデルの関数近似精度が高くなるが、パラメータ数の増加が(4)式の第２項に影響を与えＡＩＣの値を悪化させている。今回の実験では前件部ファジィ集合（入力変数）の分割数を一律に増やしたためパラメータ数が飛躍的に増大したが、一般には前件部ファジィ集合ごとに分割数を変化させＡＩＣを計算する必要があると考えられる。

表２．実験結果（ファジィ分割数２～５）

ファジィ分割数	学習回数	誤差２乗和*1	記憶容量	演算回数(1データ学習時)*2	演算回数(1データ実行時)*2
2	１０回	2.955421	0.84Kbyte (ルール数:32)	加算:138 乗算:298 除算:12	加算:74 乗算:202 除算:11
3	１０回	0.486538	5.82Kbyte (ルール数:243)	加算:143 乗算:303 除算:17	加算:79 乗算:207 除算:16
4	１０回	0.125279	24.17Kbyte(ルール数:1024)	加算:148 乗算:308 除算:22	加算:84 乗算:212 除算:21
5	１０回	0.001389	73.45Kbyte(ルール数:3125)	加算:153 乗算:313 除算:27	加算:89 乗算:217 除算:26

＊１：(3)式の値をデータ数（７７７６）で割っている　＊２：演算回数が最も多い場合の回数

表３．ＡＩＣ（ファジィ分割数：２～５）

分割数	2	3	4	5
パラメータ数	424	2976	12368	37600
誤差２乗和	2.955421	0.486538	0.125279	0.001389
ＡＩＣ	4083	543	5353	15381

３．ニューロモデル

３．１．バック・プロパゲーションモデル

ニューロモデルは多数のユニットが結合することによって構成されている。この結合の仕方によって種々のモデルが提唱されているが、ここでは、一般的によく知られている階層構造のバック・プロパゲーションモデルのうち、３層モデル（入力層：５ユニット、中間層：２～５ユニット、出力層：１ユニット）で実験した結果について述べる。

バック・プロパゲーションモデルでは、最急降下法にもとづいて誤差を減少させる方向で(5)式にしたがってネットワークの荷重を変更する。

$$\Delta\omega_{ij}^{k}(t+1)=-\varepsilon\left(\frac{\partial E}{\partial\omega_{ij}^{k}}\right)+\alpha\Delta\omega_{ij}^{k}(t) \qquad (5)$$

ここで、ω_{ij}^{k}はｋ層の第ｉユニットからｋ＋１層の第ｊユニットへの荷重、Ｅは(3)式の評価関数、ε、αは学習パラメータである。(5)式はｔ＋１回目の、荷重増加分を表しており、ｔ＋１回目の荷重はｔ回目の学習時の荷重荷重に、$\Delta\omega_{ij}^{k}(t+1)$を加えたものに等しい。

３．２．ニューロモデルの実験結果

表４にファジィモデルの実験と同じ入出力データ（表１）を用いて、中間層のユニット数を２から５まで変更したモデルで２００回学習した場合の実験結果を示す。このときの学習曲線は図３のようになる。中間層のユニット数が増加するにつれて演算回数は増加しているが、誤差２乗和の値は中間層ユニット数が４のときが最小となった。ここでもファジィモデルと同様に、最適な中間層のユニット数を決定するのに(4)式のＡＩＣを用いた。表５に各モデルのパラメータ数、ＡＩＣ、誤差２乗和の値を示す。表５からＡＩＣ、誤差２乗和とも中間層のユニット数が４の場合が最小値を示しており、ＡＩＣの観点からはこのモデルを最適なモデルとみなすことができる。

表５．ＡＩＣ（中間層ユニット数：２～５）

中間層ユニット数	2	3	4	5
パラメータ数	15	22	29	36
誤差２乗和	2.150122	1.720061	1.044180	2.54343
ＡＩＣ	2615	1876	204	3225

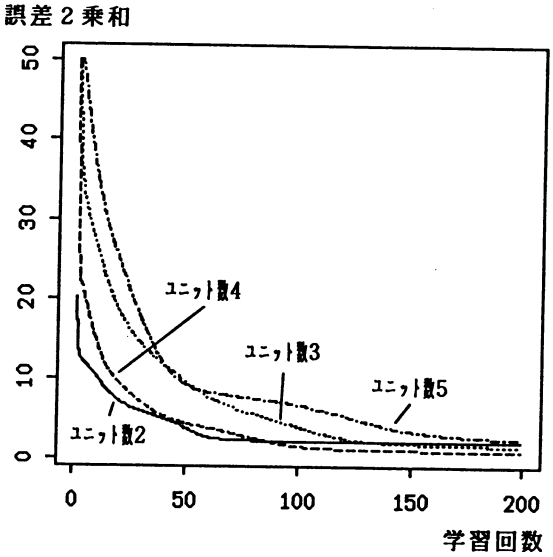


図３．誤差２乗和の変化（中間層ユニット数２～５）

４．ファジィモデルとニューロモデルの比較

図４と図５に学習時と実行時におけるファジィモデルとニューロモデルの記憶容量と演算速度のグラフを示す。演算速度は表２と表４に示した演算回数からMC68020の加算（2CLOCK）乗算（43CLOCK）除算（56CLOCK）に必要なクロック数から計算した（ただし、学習時の演算回数は学習回数（ファジィでは１０回、ニューロでは２００回）とデータ数（７７７６個）を掛けている）。今回の実験では記憶容量に関してはニューロモデルが優れている結果となっている。演算速度に関しては、実行時にはニューロモデルが、学習時にはファジィモデルが有利となっている。学習機能といえばニューラルネットが注目されているが学習速度に注目すればファジィモデリングのほうが有利な結果が得られている。図６に記憶容量と誤差２乗和のグラフを示す。ファジィ分割数２のファジィモデルの記憶容量と各ニューロモデルの記憶容量はほぼ同じであるが、中間層のユニット数が４の

表４．実験結果（中間層ユニット２～５）

中間層ユニット数	学習回数	誤差２乗和	記憶容量	演算回数（1データ学習時）	演算回数（1データ実行時）
2	２００回	2.150122	0.78Kbyte	加算: 63 乗算: 74	加算:15 乗算:15
3	２００回	1.720061	0.910byte	加算: 92 乗算:108	加算:21 乗算:21
4	２００回	1.044180	1.04Kbyte	加算:121 乗算:142	加算:27 乗算:27
5	２００回	2.543434	1.17Kbyte	加算:150 乗算:176	加算:33 乗算:33

ニューロモデルと比較するとニューロモデルの誤差２乗和が分割数２のファジィモデルの約１／３となっている。記憶容量を増やした場合には、ファジィモデルのほうは誤差２乗和が減少しているが、ニューロモデルの場合には増加している。これは、学習回数を２００回と制限したために誤差２乗和の値が充分収束しなかったと考えられる。

図７にＡＩＣと実行速度のグラフを示す。ＡＩＣは誤差２乗和（近似精度）とパラメータ数より最適モデルを提示しようとするもので、近似精度と記憶容量を総合的に評価できる指標と考えられる。図７ではニューロモデルがファジィモデルよりも良い結果となっている。しかし、先ほど述べた学習速度に関してはファジィのほうが良い結果となっている。マイクロコンピュータ組み込み型応用製品へのファジィあるいはニューロモデルの決定には複数の評価基準や制約条件を考慮する必要がある。この問題に対し、多目的計画問題の観点から、非劣解集合を設計者に提示し、対話的な選好最適モデルの決定を支援するような設計ツールの開発を目指している。

５．おわりに

今回、ファジィモデルとニューロモデルについて記憶容量、計算量、ＡＩＣ、学習データに対する近似精度などの評価項目について比較を行った。今回用いた実験データでは学習速度に関してはファジィが、実行速度や１kbyte前後の少ない記憶容量ではニューラルネットの近似精度が優れている結果を得た。今後は様々なデータを用いた評価を行うとともにファジィモデリングやニューラルネットの最適モデル構造決定支援環境や高速学習アルゴリズムの研究など進めていく予定である。

６．参考文献

[1]吉野，ファジィ制御，日刊工業新聞社，(1988)

[2]未松，ファジィ制御，システムと制御チュートリアル講座'89，P179-190，(1989)

[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講演論文集，P423-426，(1990)

[4]赤池，情報量基準ＡＩＣとは何かその意味と将来への展望，数理科学153，P5-P11(1976)

[5]梶谷他，ファジィ知識設計エキスパートシステムにおける自動ファジィモデリング機能の検討，情報処理学会全国大会第42回（平成3年前記）全国大会論文集II，P281-282，(1991)

［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

ＡＩ・システム技術研究室

梶谷，鍬田

TEL:0720-41-7854

FAX:0720-41-1413

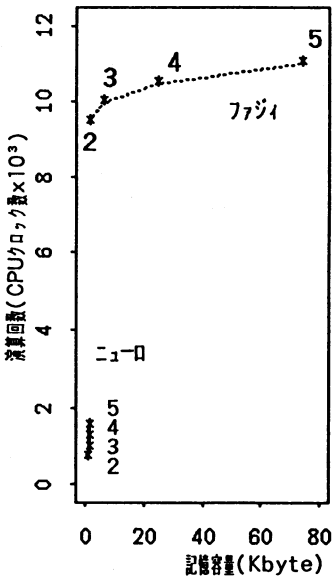


図４．記憶容量と演算速度（実行時）

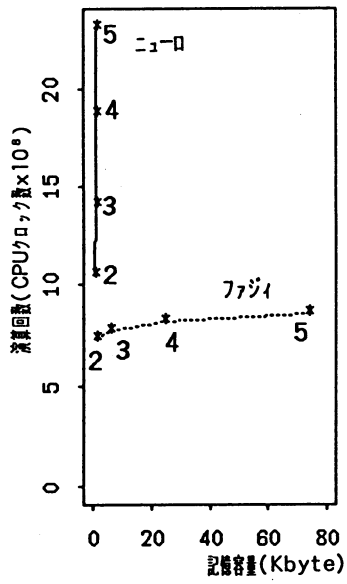


図５．記憶容量と演算速度（学習時）

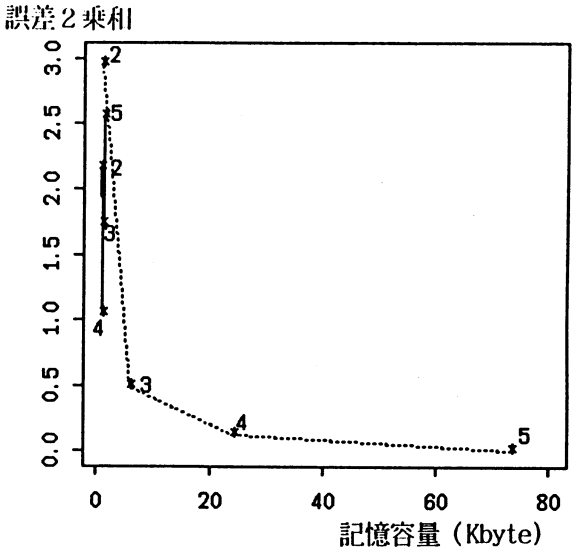


図６．記憶容量と誤差２乗和

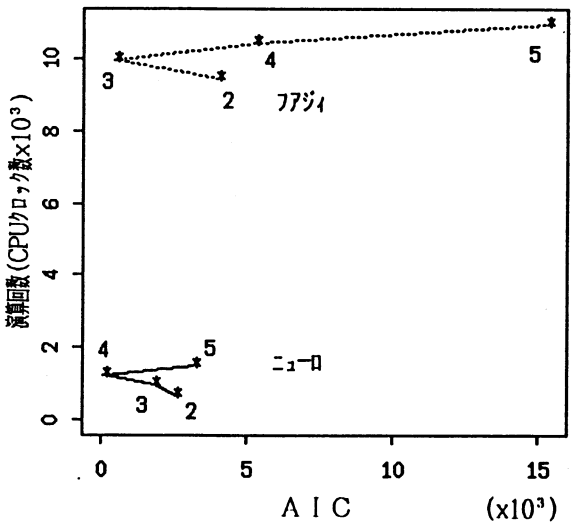


図７．ＡＩＣと演算速度（実行時）

F 4－2 (RM)

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

On Identification of Human Measure for Evaluating Facial Expressions Using a Fuzzy Neural Network

橋山 智訓 Tomonori HASHIYAMA
古橋 武 Takeshi FURUHASHI
内川 嘉樹 Yoshiki UCHIKAWA

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

Abstract : The face graph method with varying eyes, mouth, eyebrows is used for expressing multiple dimensional data. Since human beings are sensitive to human faces, the method is excellent in man-machine interface. The main difficulty of the face graph method is the complex relations between the parameters of eyes, mouth, eyebrows and total facial impressions. This paper describes experimental results on identification of human measure for evaluating facial expressions using a fuzzy neural network (FNN). This FNN clusters the input spaces into fuzzy sub-spaces in the premise. In the consequences, the network approximates the input-output relations in each sub-spaces using a weighted linear equation. Using the identified human measure by FNN, face graphs corresponding to conditions of an electrical circuit are made.

1.はじめに

顔グラフ表示法は、顔に対する人間の優れた識別能力を利用して多変量データを人間の顔の表情で表現する方法である[1,2]。顔グラフの問題点は顔の構成要素である目・口・眉などのパラメータと顔全体から受ける印象との関係が複雑で、把握が難しいことである。泉谷らは、ファジィ積分により表情評価モデルの同定を検討しているが[3]、ファジィ測度がパラメータ値に依存しないため十分な精度がでていないようである。また、ニューラルネットワーク[4]により表情評価モデルを同定することは容易に考えられるが、学習結果からどのような評価モデルが得られたのかを解析することは難しい。

筆者らは、これまでにニューラルネットワークの構成法を見直して各結合荷重に役割を持たせることにより、学習結果からファジィモデルを容易に把握できるファジィニューラルネットワーク(Fuzzy neural network : FNN)を提案した[5,6]。本稿では、文献[6]のＴｙｐｅIIのＦＮＮにより顔グラフの表情評価モデルの同定実験を行ったのでその結果について報告する。本ＦＮＮは、顔グラフの個々の構成要素である目・口・眉に対する快不快の評価(部分評価)値を入力とし、顔全体に対する評価 (総合評価)値を出力とする。そして、本ＦＮＮは部分評価値の空間をファジィクラスタリングし、その分割された各領域において各部分評価値の重視度を同定する。本ＦＮＮは精度の良い表情評価モデルを同定できる。

最後に、本ＦＮＮにより得られたモデルを利用して、簡単な電気回路を例にとりその故障状態の変化を顔の表情で表現することを検討する。

2.ＦＮＮの構成法

人間の判定した評価値は、ファジィ集合である。そこで、複数の属性を持つ対象の評価モデルを同定するには属性の評価値の空間をファジィクラスタリングし、分割された各領域ごとに簡単な線形式により同定する方法が適していると考えられる。各部分領域ごとに同定されたモデルの意味の把握が容易であるとともに全体の評価モデルの精度も良いものが得られる。このモデルは、２入力１出力の場合次のように定式化される。

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2}$$
$$\text{then } y_i = a_1 x_1 + a_2 x_2 \ (i=1,2,\cdots,n) \qquad (1)$$
$$y^* = \sum_{i=1}^{n} \mu_i y_i \ , \ \mu_i = A_{i1}(x_1) A_{i1}(x_1) \qquad (2)$$

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、y_iはR^iの推論値、a_1,a_2は入力x_1, x_2に対する重み、nはルール数、y^*は推論値、μ_iはR^iの前件部適合度である。(1)式の後件部は各ファジィ部分領域における線形モデルであり、重みのa_1,a_2が入力である属性x_1, x_2に対する重視度を意味する。

図1は(1),(2)式のファジィモデルを実現するＦＮＮの構成例を示す。図1は２入力１出力３前件部メンバシップ関数の場合のものである。図中の○印はユニット、ユニット間の記号 ws,wc,wg,wa_1,wa_2及び 1, -1は結合荷重を表す。 ws,wc,wg,wa_1,wa_2は学習によって変化する。また、Σ , Π の記号を持つユニットはそれぞれ入力の線形和、線形積を出力する。f の記号を持つ (D) 層のユニットにおいては、その入力に対する出力$f(x)$が次式のシグ

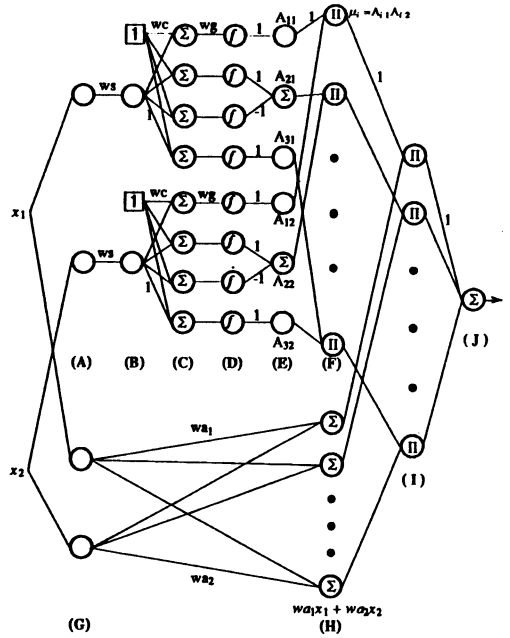


図1　ＦＮＮの構成例

モイド関数で定義される。

$$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (3)$$

記号のないユニットは単に入力を出力に分配している。

図1において、(A)から(F)層がファジィルールの前件部に対応し、(G),(H)層が後件部に対応する。まず、(A)層に加えられた入力x_j(j=1,2)は、結合荷重wsによって規格化される。この規格化された入力に対して、(C)層においてバイアスである結合荷重wcが加えられ、それにwgをかけたものが(D)層のシグモイド関数の入力となる。すなわち、結合荷重wc,wgはそれぞれ規格化された台集合上におけるシグモイド関数の中心の位置および傾きを定めるものである。ws,wc,wgの値を適当な値に設定することにより(E)層の出力は、図2に示すような前件部メンバシップ関数A_{ij}(i=1,2,3)となる。(F)層においては、異なる入力に対する前件部メンバシップ関数同士のグレードの積が求められる。これがクラスタリングされた各入力領域における前件部適合度となる。また、後件部の線形式を表現するためには各ユニットは線形ユニットでよく、ユニット間の結合荷重wa_j(j=1,2)が(1)式の後件部の重みa_jに相当し人間の評価尺度を表現すると期待される。そして、(I)層の出力はファジィクラスタリングされた各領域における推論値$\mu_i y_i$となり、それらの和で表される全体の推論値y^*が(J)層より出力される。

なお、本ＦＮＮの学習はバックプロパゲーションアルゴリズム[5,6]により各結合荷重ws,wc,wg,wa_jを同時に更新できるようにしている。

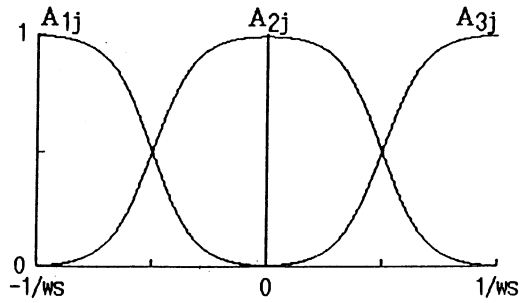


図2　　前件部メンバシップ関数

3.人間の表情評価モデルの同定実験

3.1顔グラフの表情評価実験

今回使用した顔グラフは表1に示すような７つのパラメータから構成される。今回、鼻は固定した。各パラメータは、区間［０，１］を連続的に変化させることができる。図3に顔グラフの例を示す。図4は目・口・眉のうちどれか一つだけを表示した顔グラフである。

評価実験は、顔グラフを被験者に提示し、快-不快軸上での評価を依頼した。顔グラフに対する評価値は区間［０，１］を１１段階に等分割し、離散的な数値として取り扱った。つまり、顔グラフの表情で最も快とするものを１、最も不快とするものを０として扱う。次の２種の評価実験を行った。

(1)顔全体の表情に対する評価

図3に示すような顔グラフ８８枚に、被験者の評価の安定度を測るための重複分１２枚を加えた１００枚に対しての評価実験。

(2)顔の構成要素に対する評価

図4に示すような目・口・眉のみの顔グラフ、目６４枚、口３６枚、眉３６枚のそれぞれに対しての評価実験。

被験者は学生２０名である。これらの被験者のうち、

表1　顔の構成要素

Parameters		0.0 ⟷ 1.0
口	形	
	開き	
目	形	
	開き	
	傾き	
眉	形	
	傾き	



図3　顔グラフの例　（全体）



図4　顔グラフの例　（部分）

重複させた同じ顔グラフに対しての評価ランクが２段階以上はなれているものが３５％以上であった被験者１０名を不安定な被験者として除外した。残りの安定な被験者１０名が、同一の顔グラフに対して与えた評価値の標準偏差が０.２以下のもの６２例を安定な顔グラフとしてモデルの同定に用いた。

3.2ＦＮＮによる表情評価モデルの同定

実験結果を用い本ＦＮＮの学習を行った。ＦＮＮの教師信号にはの顔全体の評価値を用い、ＦＮＮの入力にはその顔を構成する目・口・眉に対するそれぞれの評価値を用いた。また、前件部メンバシップ関数は目・口・眉それぞれにつき２つずつとした。この入力-教師パターンの組を一通り学習させて１回の学習とし、１５００回学習後の同定誤差を図5に示す。図5は横軸に実際の評価値、縦軸にＦＮＮの出力値をプロットしたものである。つまり図中の直線y=x上にプロットがのるほどＦＮＮは精度よいモデルを同定したことになる。また、表2にファジィクラスタリングされた各領域において同定された重みを示す。各領域においてそれぞれの重みが複雑に

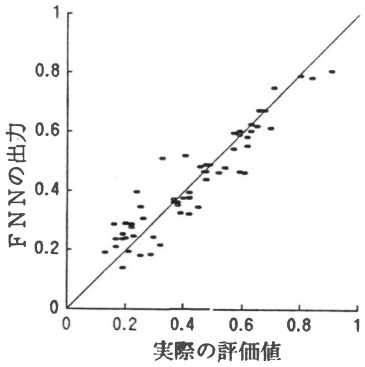
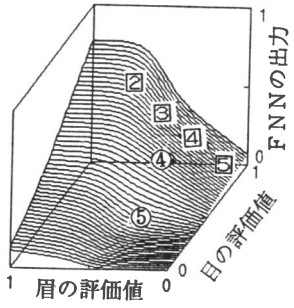


図5　同定誤差

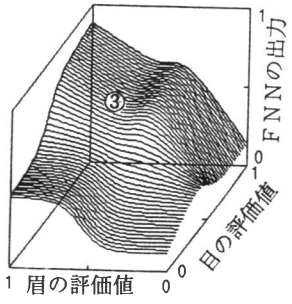
表2　同定された重視度

			重　視　度		
目の評価が	眉の評価が	口の評価が	目	眉	口
悪い	悪い	悪い	0.01	0.00	0.57
悪い	悪い	良い	0.65	0.00	0.11
悪い	良い	悪い	0.49	0.11	0.56
悪い	良い	良い	0.00	0.00	0.85
良い	悪い	悪い	0.06	0.72	0.01
良い	悪い	良い	0.00	1.65	0.28
良い	良い	悪い	0.77	0.00	0.49
良い	良い	良い	0.00	0.89	0.12

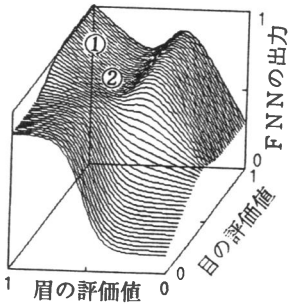
変化していることが分かる。図6に入出力の関係を図示する。図6は、口の評価値を固定してx, y軸に目と眉の評価値をとり垂直軸はＦＮＮの出力としている。図6(a)は、口の評価値が０.０と低い時であるが、目の評価値が良く、眉の評価値が悪い領域では目の評価値が変化しても全体の評価値にはほとんど影響しないが、眉の評価値の変化が全体の評価値に大きく影響している様子が分かる。これは、表2において、目の評価値が良く、眉、口の評価値が悪い領域において眉の重みだけが０.７２と大きく、他の重みはほとんどゼロに近く全体の評価値はほとんど眉の変化に依存していることと対応している。



(a)　口の評価値＝0.0



(b) 口の評価値＝0.6



(c) 口の評価値＝1.0

図6　ＦＮＮの入出力の関係

4.システムの状態の顔グラフによる表現

本ＦＮＮにより得られたモデルを用い、図7に示す簡単な電気回路を例にとり、コンデンサＣの容量抜け状態を顔の表情として表すことを試みた。回路が健全であれば快適な表情を対応させ、Ｃの容量抜けの程度に応じて不快な表情を対応させた。Ｃの容量抜けの判断は、スイッチＳＷをオン直後３ミリ秒間の過渡電流ｉを測定し、その波形の基本波の成分により判定するものとする。また、Ｃの容量が元の容量の８０％程度までは許容するとし、８０％以下になると急速に回路の状態が悪化し、５０％になったときに完全に故障していると判定するものとする。図6から以上の判定法に対応する曲面を選択し、回路の状態と顔グラフとを対応させた。図8,図9に２種の曲面例を示す。図8はＣの容量と顔全体の評価値の変化とを対応づけた例で、図6の○印に対応している。図9は表2において目の評価値が良く、眉・口の評価値が悪い領域において眉だけが注目されることに着目して、目と口を固定して眉だけを変化させたものであり、図6(a)の□印に対応している。ただし、図9においては健全な状態を表す顔は図6の①を使用した。図8および図9から容量抜けの状態が自然な顔の表情として表されていることが分かる。

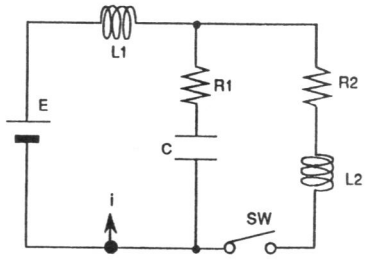
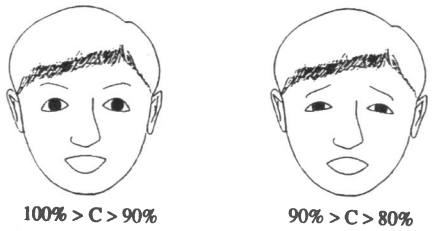


図7　診断回路図


100%＞C＞90%
（図6 ①）

90%＞C＞80%
（図6② ）


80%＞C＞70%
（図6③）


70%＞C＞60%
（図6④ ）


60%＞C＞50%
（図6⑤ ）

図8　表情とＣの容量の関係（顔全体）


100%＞C＞90%
（ 図6① ）


90%＞C＞80%
（ 図6② ）


80%＞C＞70%
（ 図6③ ）


70%＞C＞60%
（ 図6④ ）


60%＞C＞50%
（ 図6⑤ ）

図9　表情とＣの容量との関係（眉が変化）

5.まとめ

表情評価モデルをファジィニューラルネットワークにより同定する実験を行った。本ＦＮＮは顔の構成要素である目・口・眉などの評価値を入力とし、その入力空間をファジィクラスタリングて、分割させた部分空間ごとに各評価値の重視度を同定する。本ＦＮＮにより得られたモデルは意味の把握が容易であり、複雑なシステムの状態を自然な顔の表情として表現する有力なツールとなり得る。

6.参考文献

[1]原、他：プラントの運転監視への顔グラフの応用のための基礎的研究、計測自動制御学会論文集、Vol.15、No.1、pp53/60、1979

[2]本多、合田：フェース法における顔図形の心理的特性の抽出とその応用、計測自動制御学会論文集、Vol.16、No.6、pp872/879、1980

[3]泉谷、他：Fuzzy積分を用いた顔グラフの表情評価モデル、システムと制御、Vol.28、No.10、pp590/596、1984

[4]D.E.Rumelhart, et al ：Pararell Distributed Processing, MIT Press, 1986

[5]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、pp208/215、1991

[6]堀川、他：ファジィニューラルネットワークの構成法とその性能評価、第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp57/61、1990

F 4－3 (RM)

ニューラルネットワークによるファジィ関係知識ベースの自動生成

Automated Generation of Fuzzy Relation Knowledge-base by Neural Networks

林 陽一　　井村 敦
Yoichi Hayashi　Atsushi Imura

茨城大学 工学部情報工学科
Ibaraki University, Dept. of Computer and Information Sciences

Abstract

In general, it is difficult to automatically generate a knowledge-base which is represented by a fuzzy relation matrix . The knowledge-base has been subjectively provided by domain experts. In backward fuzzy reasoning by solving the inverse problem of fuzzy correspondence, elements of the fuzzy relation matrix (*fuzzy relation knowledge-base*) are given in the form of linguistic truth values or interval valued sets on [0, 1]. This paper first proposes a fuzzy neural network which is composed of *fuzzy neurons* based on the max-min composition. Second the present paper proposes two methods for automated generation of the fuzzy relation knowledge-base by using the fuzzy neural network.

1. はじめに

ファジィ対応の逆問題 [9]を解くことによるファジィ後向き推論は，故障診断[1] [10] [11]，医療診断[8] [12]等に用いられている。そこでは，ファジィ関係行列や症状の程度（確からしさ）は[0,1]上のファジィ集合で定義された言語的真理値で表現される場合が多い。塚本ら [9]は同問題に対する解法を提案しているが，この解法は原因数や症状数が多くなると十分な推論時間を必要とする。そこで，林らは同問題に対する高速解法を提案している[3] [4]。

一方，ファジィ対応の逆問題を扱うとき最も困難な作業はファジィ関係行列で表現された知識ベース(ファジィ関係知識ベース)の作成であり，それを自動的に生成する方法はまだ十分検討されていない。従来，ファジィ関係行列は対象領域の専門家による試行錯誤的な実験で決定されていた。

近年，ニューラルネットワークの学習能力が注目されており，学習済みのニューラルネットワークからファジィIF-THENルールを自動抽出する方法が林ら[2] [5]にによって提案されている。

入力層と出力層の２層で構成されるニューラルネットワークの学習後の重み行列は，ファジィ関係行列と密接な関係をもつ。丸山ら[7]は，含意では表現しきれない断片的な表現である「例外」の論理式を導き，診断系に組み込み，その推論法を提案している。さらに，その診断系で用いられる含意の確からしさを表す言語的真理値の決定法にニューラルネットワークの学習規則であるδルールの変種を適用している。

本論文では，ニューラルネットワークを用いてファジィ関係知識ベースの自動生成法を提案する。まず，セルの値を max-min合成によって計算するファジィ・ニューラルネットワーク及びその学習法を提案する。さらに，その学習法を用いて各要素が区間値集合であるファジィ関係行列を自動生成する方法を２つ（ファジィ関係知識ベース生成法I及びII)提案する．生成法Iで用いられる学習法では，学習データとして区間値集合が与えられる。一方，生成法IIで用いられる学習法では，区間値集合を実数値に変換して，学習データとしてその実数値が与えられている。

提案したファジィ関係知識ベース生成法IおよびIIにより得られたファジィ関係行列はファジィ対応の逆問題を解く際に、知識ベースとして利用することができる。しかし，ファジィ対応の逆問題を解く際、”解なし”となる場合がしばしば起きる。本論文では，”解なし”現象をできるだけ少なくするため，ファジィ関係行列や症状の程度を表す言語的真理値は，αカットを取ることにより上限値が1あるいは下限値が0である区間値集合に変換できると仮定する。このような言語的真理値は実際に故障診断等にしばしば用いられており，上記の制約は実質的に問題にならないことが多い。

2. 学習後のニューラルネットの重み行列とファジィ関係行列の類似性

ファジィ対応の逆問題を解く際，言語的真理値はαカットをとることにより区間値集合に変換される。このファジィ関係行列は，入力（原因項目）と出力（症状項目）の関係の確からしさを、言語的真理値（区間値集合）で表現した重み行列と解釈することができる．入力層と出力層の２層で構成されるニューラルネットワークでは，入出力関係が各要素が実数値あるいは整数値である重み行列で表現される。

そこで，ニューラルネットワークに適用される学習アルゴリズムを用いて，ファジィ関係行列の自動生成が可能となると考えられる．

3. ニューラルネットを用いたファジィ関係行列の自動生成

ニューラルネットワークにおける学習とは，学習データ（入出力データの組）を繰り返しネットワークに提示することによって，ニューラルネットワークのコネクションの重みを調整し，入出力の対応付けを自動的に行うことである。

ファジィ対応の逆問題では，ファジィ関係行列や原因，症状の程度を表すために言語的真理値が用いられている．ここで，言語的真理値はαカットを取ることによって[0,1]内の区間値集合となる．逆に，分解定理によりαカットによって得られた区間値集合からファジィ集合が作られる。各要素が区間値集合であるファジィ関係行列を生成する方法として，ファジィ関係知識ベース生成法I及びIIを提案する．ファジィ関係知識ベース生成法Iは，区間値集合をそのままニューラルネットワーク上で扱ってファジィ関係行列を生成する方法であり，ファジィ関係知識ベース生成法IIは，区間値集合から変換された実数値をニューラルネットワーク上で扱ってファジィ関係行列を生成する方法である．

3.1 ファジィ関係行列生成法I

まず，セルの活性値を max-min合成によって計算するファジィ･ニューラルネットワークを提案する．その構成を図1に示す。ここで、ニューラルネットワークはセルとそれらを結合するコネクションで構成され，入力層(原因に対応するセル$\bar{a}_i(i=1,...,m)$)と出力層(症状に対応するセル$\bar{b}_j(j=1,...n)$)からなる。各出力セルの値$b_j(j=1,...n)$はmax-min合成によって求められ，[0,1]内の区間値集合をとる．すなわち，

$$\bar{b}_j^* = \bigvee_i (\bar{r}_{ij} \wedge \bar{a}_i) \qquad j=1,...,n \qquad (1)$$

ただし，$\bar{a}_i \in [0,1]^m$, $\bar{b}_j \in [0,1]^n$, $\bar{r}_{ij} \in [0,1]^{m\times n}$

$$[p_1, p_2] \wedge [q_1, q_2] = [p_1 \wedge q_2,\ p_1 \wedge q_2]$$
$$[p_1, p_2] \vee [q_1, q_2] = [p_1 \vee q_2,\ p_1 \vee q_2]$$
$$p_1, p_2, q_1, q_2 \in [0,1]$$

このニューラルネットワークにおける学習は，(2)式を用いて区間値集合で表現された重みを修正することによって行われる。

$$\bar{r}_{ij}(k+1) = \bar{r}_{ij}(k) \oplus \gamma \cdot (\bar{b}_j(k) - \bar{b}_j^*(k)) \odot \bar{a}_i(k)$$
$$i = 1,\cdots,m, \quad j = 1,\cdots,n \qquad (2)$$

ただし，kはk回目の反復，⊕は限界和，γは教示とは独立な係数、⊙は上限値，下限値同士の積[7]，$\bar{b}_j^*$は$\bar{a}$が与えられたときの現在の重み行列から得られるニューラルネットワークの出力である。

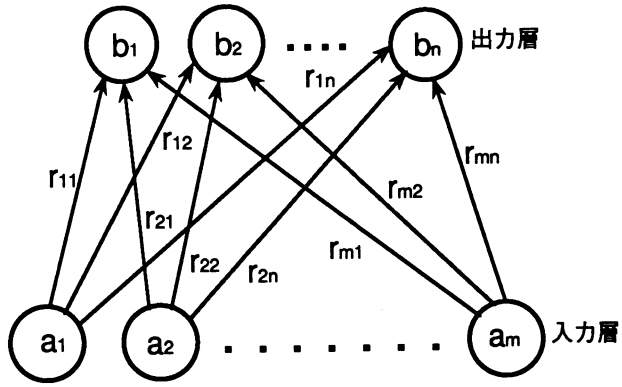


図1 二層のニューラルネットワーク

上記の学習法を用いて，各要素が区間値集合であるファジィ関係行列(知識ベース)を生成する方法（生成法I）を提案する．ただし，学習データの数をNとする。

［ステップ1］

小さい正の実数ε，学習回数Lを設定する。また，$k=0$とする。

［ステップ2］

$k=k+1$として，ランダムに学習データ$(\bar{a}(k), \bar{b}(k))$を選択する．

［ステップ3］

(1)式にしたがって，ニューラルネットワークの出力を計算する。すなわち、

$$\bar{b}_j^*(k) = \bigvee_i (\bar{r}_{ij}(k) \wedge \bar{a}_i(k)) \qquad j = 1,...,n \qquad (3)$$

［ステップ4］

(2)式にしたがって，コネクションの重みを以下のように修正する。

$$\bar{r}_{ij}(k+1) = \bar{r}_{ij}(k) \oplus \gamma \cdot (\bar{b}_j(k) - \bar{b}_j^*(k)) \odot \bar{a}_i(k)$$
$$i = 1,\cdots,m, \quad j = 1,\cdots,n$$

［ステップ5］

二乗誤差Eを以下のように計算する。

$$E=\frac{1}{N}\sum_{p=1}^{N}\left\{\sum_{j=1}^{n}(\bar{b}_{j(\ell)}{}^{p}-\bar{b}^{*}_{j(\ell)}{}^{p})^2+\sum_{j=1}^{n}(\bar{b}_{j(u)}{}^{p}-\bar{b}^{*}_{j(u)}{}^{p})^2\right\}$$

ただし，$\bar{b}_j{}^{p}=[\bar{b}_{j(\ell)}{}^{p},\bar{b}_{j(u)}{}^{p}]$は，第$p$番目の学習データの出力ベクトルの第$j$番目の要素を表す．ここで，$E>\varepsilon$ならば［ステップ2］に戻り，$E\leqq\varepsilon$あるいは$k>L$ならばアルゴリズムを終了して，最終的に得られた重み行列$\bar{R}=\{\bar{r}_{ij}\}$をファジィ関係行列とする．

3.2 ファジィ関係行列生成法II

本節では，区間値集合データをそのまま用いずに，実数値に変換し，その実数値データを学習データとしてニューラルネットワークを学習し、ファジィ関係行列(知識ベース)を生成する方法(生成法II) を提案する。学習時に与える学習データの提示の順番を変更することによって，複数個の重み行列を生成できる。そこで，重み行列の各要素に対応する実数値の最大値，最小値を区間値集合の上限値，下限値とすることによって，各要素が区間値集合であるファジィ関係知識ベースを求める．

ニューラルネットワークの構成は生成法Iで示したものと同一である。各出力セルは、max-min合成によって求められ、[0,1]内の一つの実数値をとる。すなわち、

$$b_j^{*}=\bigvee_i(r_{ij}\wedge a_i) \qquad (4)$$

但し、$b_j,\ r_{ij},\ a_i\in[0,1]$

このニューラルネットワークにおける学習は(5)式を用いて実数値で表現された重みを修正することによって行われるとする。

$$r_{ij}(k+1)=r_{ij}(k)\oplus\gamma\cdot(b_j(k)-b_j^{*}(k))\odot a_i(k) \qquad (5)$$
$$i=1,\cdots,m,\quad j=1,\cdots,n$$

［ステップ1］
学習データ（区間値集合ベクトル）を適当な精度(間隔)で実数値に離散化して、実数値ベクトルの全組み合わせに変換し，それらを新たに学習データとする。ここで、生成すべき重み行列の数Pを設定する。

［ステップ2］
小さい正の実数ε，学習回数Lを設定する．また，$k=0,\ p=1$とする。

［ステップ2.1］$k=k+1$として，ランダムに学習データ$(a(k),\ b(k))$を選択する．

［ステップ2.2］(4)式にしたがって，ニューラルネットワークの出力を計算する。すなわち、

$$b_j^{*}(k)=\bigvee_i(r_{ij}(k)\wedge a_i(k)) \qquad j=1,\ldots,n \qquad (6)$$

［ステップ2.3］(5)式にしたがって，コネクションの重みを以下のように修正する．

$$r_{ij}(k+1)=r_{ij}(k)\oplus\gamma\cdot(b_j(k)-b_j^{*}(k))\odot a_i(k)$$
$$i=1,\cdots,m,\quad j=1,\cdots,n \qquad (7)$$

［ステップ2.4］二乗誤差Eを計算する．

$$E=\frac{1}{N}\sum_{p=1}^{N}\left\{\sum_{j=1}^{n}(b_j{}^{p}-b_j^{*p})^2\right\} \qquad (8)$$

ただし，$b_j{}^{p}$は，第p番目の学習データの出力ベクトルの第j番目の要素を表す．ここで，$E>\varepsilon$ならば［ステップ2.1］に戻り，$E\leqq\varepsilon$あるいは$k>L$ならば生成された重み行列をR^{p}として，［ステップ2.5］に行く。

［ステップ2.5］$p=p+1$とする．このとき，$p\leqq P$ならば学習データの提示順序を変更し，$k=0$として［ステップ2.1］に行き，$p>P$ならば［ステップ3］に行く。

［ステップ3］
P個の重み行列R^{p} $(p=1,\cdots,P)$から，各要素が区間値集合である重み行列$\bar{R}=\{\bar{r}_{ij}\}$を生成し，それをファジィ関係行列とする．

3.3 区間値変換法

3.1，3.2で示したファジィ関係行列生成法により得られたファジィ関係行列の各要素は、1章で述べた言語的真理値に関する仮定を満たしていない場合が多い。ここでは，生成されたファジィ関係行列の要素である区間値集合が仮定を満たすように，区間値集合を変換する方法を以下に提案する。

各要素に対して，

(1) 区間値集合の下限値が0.5以上ならば，対応する区間値集合を[下限値, 1.000]とする．

(2) 区間値集合の上限値が0.5より小さいならば，対応する区間値集合を[0.000, 上限値]とする．

(3) (1)及び(2)以外のとき，上限値と下限値の平均値を計算し，その値が0.5以上ならば区間値集合を[平均値, 1.000]，0.5より小さいならば区間値集合を[0.000, 平均値]とする。

提案した方法によって生成されたファジィ関係行列に上記の区間値変換法を適用することによって，”解なし”というファジィ対応の逆問題の解が少なくなることが期待できる。これはファジィ対応の逆問題の解法[9]において、(1)$\bar{U}$行列の要素が空集合になる場合および(2)解ベクトル$\bar{a}$の要素が空集合になる場合、を減らすことができるためである。

4. ファジィ関係知識ベースの効果的な生成法

ファジィ対応の逆問題を解くことによる後向き推論

を推論エンジンとする診断型エキスパートシステムを構築する際には以下のような点が問題となっている。
(1) ファジィ対応の逆問題を解いても，必ず解が存在するとは限らない.
(2) 原因と症状との間の因果関係を表すファジィ関係行列の生成が、対象領域の専門家にとっても困難なことがある。

文献[6]では，問題点(1)に関して，与えられたファジィ関係行列からファジィ対応の逆問題の解をもつ症状空間を求める方法を提案している。これにより，ファジィ対応の逆問題を実際に解かなくても，観測された症状データがファジィ対応の逆問題の解をもつかどうかを確認することができる。そのため，ファジィ関係行列の生成の手間が削減できると考えられる。

本論文では，問題点(2)に関して，ニューラルネットワークを用いて原因－症状データの組だけからファジィ関係行列を自動的に生成する方法を提案した。これにより，ファジィ関係行列の生成の手間がかなり削減されると考えられる。知識ベースとして、できるだけ良質のファジィ関係行列を生成するためには，文献[6]と本論文で提案した方法を併用すること効果的である。そこで，次のような方法が考えられる.

［ステップ1］
本論文で提案した方法を用いて，原因-症状に関する学習データからファジィ関係行列を自動的に生成する。

［ステップ2］
文献[6]で提案した方法を用いて、［ステップ1］で生成されたファジィ関係行列からファジィ対応の逆問題の解をもつ症状空間を求める.

［ステップ3］
［ステップ2］で求められた症状空間を対象領域の専門家が検討して（例えば，前回に求められた症状空間と比較する)、さらに原因に対する症状に関するデータを追加する等の作業を行い，［ステップ1］に戻る.

このような方法を用いれば，かなり良質で効果的なファジィ関係知識ベースを効率良く生成できると考えられる。(紙数の都合で詳細については、別途発表する。)

5. 分散ニューラルネットワーク（分散型単一層パーセプトロン）への拡張

3章では，入力層と出力層からなる2層ニューラルネットワークを用いて，ファジィ関係行列(知識ベース)を自動生成する方法を提案した．本節では，入力層，中間層，出力層の3層からなる分散ニューラルネットワーク（分散型単一層パーセプトロン、[2] 図1参照）を用いて，ファジィ関係行列を自動生成する方法について考察する。ここでは，ファジィ関係行列の生成を目的とするため，分散ニューラルネットワークのセルの値及びコネクションの重みを、max-min合成により計算された[0,1]内の区間値集合とする。実数値の場合も同様に議論できる。中間セルH_j，出力セルO_k の値は，max-min合成により以下のように求められる。

$$\bar{H}_j = \bigvee_i (\bar{w}_{ji} \wedge \bar{I}_i) \qquad j = 1,..., q \tag{9}$$

$$\bar{O}_k = (\bigvee_i (\bar{u}_{ki} \wedge \bar{I}_i)) \vee (\bigvee_j (\bar{v}_{kj} \wedge \bar{H}_j)) \quad k = 1,..., r \tag{10}$$

ただし，$\bar{I}_i \in [0,1]^p$, $\bar{H}_j \in [0,1]^q$, $\bar{O}_k \in [0,1]^r$, $\bar{w}_{ji} \in [0,1]^{p\times q}$, $\bar{u}_{ki} \in [0,1]^{p\times r}$, $\bar{v}_{kj} \in [0,1]^{q\times r}$である。ここで，中間層に具体的な項目を割り当てた場合，$\bar{W} = \{w_{ij}\}$には対象領域の専門家によって決定されたファジィ関係行列（各要素が言語的真理値または[0,1]内の区間値集合）が与えられる．また，中間層に項目を割り当てない場合，$W = \{w_{ji}\}$にはランダムに言語的真理値または[0,1]の区間値集合が与えられるとする．このとき，中間層のセルの値は入力層のセルの値（入力データ）の分散表現となる.

以下に，分散ニューラルネットワークに対するファジィ関係行列(知識ベース)の生成法を示す。
まず，ニューラルネットワークの入力層と中間層に提示される入力ベクトルを$\bar{a} = (I_0, I_1, ..., I_p, H_1, H_2, ..., H_q)$とおく．ただし，中間層のセルの値$(H_1, H_2, ..., Hq)$は(9)式により計算できる。また，出力層に提示される教師信号を$\bar{b} = (O_1, O_2, ..., O_r)$とおく．また，$t$は反復回数を表わす。

［ステップ1］
小さい正の実数ε，学習回数Lを設定する．また，$t = 0$とする.

［ステップ2］
$t = t + 1$として，ランダムに学習データ$(\bar{a}(t), \bar{b}(t))$を選択する.

［ステップ3］
(10)式にしたがって，ニューラルネットワークの出力を計算する。

$$\bar{O}_k^*(t) = (\bigvee_i (\bar{u}_{ki}(t) \wedge \bar{I}_i(t)) \vee (\bigvee_j (\bar{v}_{kj}(t) \wedge \bar{H}_j(t)))$$
$$k = 1,..., r$$

［ステップ4］
(2)式と同様な方法を用いて，コネクションの重みを以下のように修正する。

$$\bar{u}_{ki}(t+1) = \bar{u}_{ki}(t) \oplus \gamma \cdot (\bar{O}_k^*(t) - \bar{O}_k(t)) \odot \bar{I}_i(t)$$
$$i = 1,..., p, j = 1,..., q$$
$$\bar{v}_{kj}(t+1) = \bar{v}_{kj}(t) \oplus \gamma \cdot (\bar{O}_k^*(t) - \bar{O}_k(t)) \odot \bar{H}_j(t)$$
$$j = 1,..., q, k = 1,..., r$$

［ステップ5］

二乗誤差Eを計算する。$E=$

$$\frac{1}{N}\sum_{p=1}^{N}\left\{\sum_{j=1}^{r}(\overline{O}_{k(\ell)}{}^{p}-\overline{O}^{*}_{k(\ell)}{}^{p})^2+\sum_{k=1}^{r}(\overline{O}_{k(u)}{}^{p}-\overline{O}^{*}_{k(u)}{}^{p})^2\right\}$$

ただし、$\overline{O}_k^p=[\overline{O}_{k(\ell)}{}^{p},\overline{O}_{k(u)}{}^{p}]$は，第$p$番目の学習データの出力ベクトルの第$k$番目の要素を表わす。ここで，$E>\varepsilon$ならば［ステップ2］に戻り，$E\leqq\varepsilon$あるいは$t>L$ならばアルゴリズムを終了して，最終的に得られた重み行列をファジィ関係行列とする。

参考文献

[1] Asse, A., Mangin, P. and Willaeys, D. : Assisted Diagnosis Using Fuzzy Information: Method of Inverting Equations of Fuzzy Relations with ΦFuzzy Sets, Analysis of Fuzzy Information, Vol.2, CRC Press, pp.153-162 (1987)

[2] 林 陽一, 中井 正人 : 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, 電気学会論文誌C, Vol.110-C, No.3, pp.198-206 (1990)

[3] 林 陽一, 井村 敦 : ファジィ対応の逆問題の超高速解法, 第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.183-188 (1990)

[4] Hayashi,Y. and Imura, A: Novel and High-Speed Algorithm for Solving the Inverse Problem of Fuzzy Correspondence, Proc. of the First Int. Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis (ISUMA'90), Maryland, Dec. 3-5, pp.308-311 (1990)

[5] Hayashi,Y.: A Neural Expert System with Automated Extraction of Fuzzy If-Then Rules and Its Application to Medical Diagnosis, Advances in Neural Information Processing, Vol.3, D.S. Touretzky and R. Lippman (Eds.), San Mateo, CA: Morgan Kaufmann (1991) (in press)

[6] 林 陽一, 井村 敦 : ファジィ対応の逆問題の解の存在領域の決定法, 第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (1991)

[7] 丸山 能生, 高橋 亮一 : 異常診断におけるあいまい関係の作成に関する一考察, 日本原子力学会誌, Vol.32, No.5, pp.487-497 (1990)

[8] Tazaki, E., Hayashi,Y., Yoshida, K. and Koiwa, A.: Development of Automated Health Testing and Services System via Fuzzy Reasoning, Proc. of the IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, Atlanta, pp.342-346 (1986)

[9] 塚本 弥八郎, 田代 勤 : Fuzzy逆問題の解法, 計測自動制御学会論文集, Vol.15, No.1, pp.21-25 (1979)

[10] Tsukamoto,Y.: Fuzzy Logic Based on Lukasiewicz Logic and Its Applications to Diagnosis and Control, 東京工業大学博士論文 (1979)

[11] Willaeys,D., Moreau,A. and Asse, A.: Processing Subjective Information for Diagnostic Assistance, Fuzzy Sets and Systems, Vol.28, pp.375-385 (1988)

[12] 吉田 勝美, 田崎 栄一郎, 林 陽一, 大坪 豊, 島田 直樹 : Evolutionary法を持つファジィ逆問題による診断支援システム, 第9回医療情報学連合大会論文集, pp.61-64 (1990)

連絡先: 〒316 日立市中成沢町4-12-1
茨城大学 工学部情報工学科
林 陽一
TEL : 0294-35-6101 内線392
FAX: 0294-34-3254
e-mail: hayashi@ibaraki.ac.jp

F5－1（RM）

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
A Learning Method of Fuzzy Inference Rules with a Neural Network

山岡　正人　　向殿　政男
Masato YAMAOKA　Masao MUKAIDONO

明治大学　理工学部
School of Science and Technology　Meiji University

Abstruct : We propose a learning method of fuzzy inference rules with a neural network. Usually in fuzzy modeling, inference rules have to be determined by trial-and-error. Therefore acquiring desirable rules efficiently is a very important problem to identify the fuzzy model. First, we give the acquired input - output data to a neural network to make it learn with the error back propagation algorithm. In the built network,we reduce the unnecessary input variables by calculating the importance degree of each input variable with the connection weights between the input - hidden layer. Selecting the input variable, further we idetify the antecedent part and the consequent part in some neural networks. In this paper, we show the new method by which we can get the most desirable inference rules by taking advantage of properties of the neural network. And we also provide an example with this method to confirm its effectiveness.

1．はじめに

ファジィモデリングとは，あるプラントをif- thenルールの形式で記述することであるが，具体的には与えられた入出力データから，各ルールに於ける諸変数を同定することなのである．そして，一般的にこれは前件部及び後件部の構造同定とパラメータ同定を意味している．ファジィモデルの代表的なものに，菅野等[1]が提案したモデルがある．これは，後件部を線形方程式で表現した推論法で，現在のファジィモデリングの分野に大きく貢献している．

ファジィモデリングの問題として，計算アルゴリズムが統計的手法や発見的手法に基づいているため，非常に複雑で，諸変数の決定にかなりの手間がかかることなどが挙げられる．

本論文では，与えられた入出力データからニューラルネットワークを使って推論規則に於ける前件部と後件部を同定していく手法を述べる．特に後件部の同定に際し，ニューラルネットワークの学習を通じて得た重み(シナプス結合係数)により，直接構築するモデルに関与しない入力変数を削除し，最終的に最適なファジィルールを獲得していく．そして，具体的な例を挙げ，本手法の有効性を確かめる．

2．バックプロパゲーション法

本手法では代表的なニューラルネットワークの学習法であるバックプロパゲーション法を用いる．そこで，以下にバックプロパゲーション法の概要を述べる．

バックプロパゲーション法とは，Rumelhartにより提案された学習方法で，3層の階層型ネットワークを用いてこの学習法を説明する．いま，x_k，y_j，z_i，d_iを

x_k:入力層の第k番目ニューロンの出力値
y_j:中間層の第j番目ニューロンの出力値
z_i:出力層の第i番目ニューロンの出力値
d_i:出力層の第i番目ニューロンに対する要求出力値

のように定義するとz_iとd_iとの誤差が0になる状態が望ましいのである．従って以下の式が0になればよいわけである．

$$I = \sum_{i=1} (z_i - d_i)^2 \qquad (1)$$

この誤差信号Iを極小化するために，中間-出力層間の結合係数w_{ij}と入力-中間層間の結合係数w_{jk}を以下のように変化させることが出来る．

$$\delta w_{ij} = -a \cdot (z_i - d_i) \cdot f'\Big(\sum_{i} \sum_{i \neq j} w_{ij} \cdot y_j - p_i\Big) \cdot y_j \qquad (2)$$

$$\delta w_{jk} = -a \cdot (z_i - d_i) \cdot f'\Big(\sum_{i} \sum_{i \neq j} w_{ij} \cdot y_j - p_i\Big) \cdot f'\Big(\sum_{j} \sum_{j \neq k} w_{jk} \cdot x_k - q_j\Big) \cdot x_k \qquad (3)$$

ここで，a，p_i，q_jは

a:学習係数
p_i:出力層の第i番目ニューロンの閾値
q_j:中間層の第j番目ニューロンの閾値

である．

関数fはシグモイド関数で次式で表せる．

$$f(x) = 1/(1+\exp(-x)) \qquad (4)$$

また，f'はfの微分型である．式(2)と(3)から誤差の修正量が出力層から中間層へと計算されるばかりではなく中間層から入力層へまでも計算されていることが分かる．それ故にこの学習アルゴリズムはバックプロパゲーション法(誤差逆伝播法)と呼ばれている．

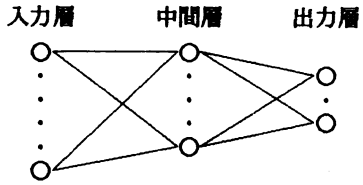


図1 3層階層型ネットワーク

3．ニューラルネットワークを用いた入力変数選択

与えられている入出力データより，出力に関連のある入力変数を選択する事がまず初期の段階として必要になってくる．つまり，外乱となる入力変数を取り除き，出力と相互関係の大きい入力変数を選択する事に相当する．従来は，変数減少法により変数の選択を行った．これは，すべての入力変数の組から一つを取り除き，評価指標が減少すればその入力変数の重要度は低いと考えられるので，その入力変数を捨てていく方法である．しかし，変数減少法を用いる場合もし入力変数の数が多いと，一つ一つの入力変数を調べていくのにはかなりの手間がかかるといった問題が起こる．

そこで，与えられている入出力データをニューラルネットワークに与え，学習後の構築されたネットワークに於ける入力－中間層間のシナプス結合係数を調べることで，入力変数の重要度を判断し，最終的に重要度が極めて低いものを除去していく．以下に，変数減少法の代わりとなる入力変数選択法を提案する．

いま，入力層第j番目ニューロンから中間層第i番目ニューロンのシナプス結合係数をw_{ij}とするとき，P_jを次式のように定義する．

$$P_j = \sum_{i=1}^{n} |w_{ij}| \quad (i=1...n, j=1...m) \qquad (5)$$

ここで，P_jは学習後のネットワークに於ける入力層第j番目ニューロンから中間層ニューロンへの結合係数の絶対値の和を表している．結合係数w_{ij}が前層からの影響度を表していることは式(2)，(3)より分かる．ここでαを以下のように定義する．

$$\alpha_j = \frac{P_j}{MP_j} \qquad (6)$$

但し $MP_j = \max_{1 \leq j \leq m} P_j$

αは入力変数の相対的重要度を表しているといえる．そこで相対的重要度が極めて低くなっている入力変数を削除することが出来る．

4．ニューラルネットワークによる前件部の同定

前件部の同定を行う前に，与えられている入出力データ(x_i, y_i)をニューラルネットワークの学習用データ(k個)と評価用データ(1個)とに分類する．そして，学習用データを更にクラスタリング手法を用いてr分割する．ここで推論規則はr個となるわけで，いまs番目の推論規則をL^s(s=1...r)とすると，L^sの学習データは(x_i^s, y_i^s)(i=1...k^s)で表すことが出来る．

但し，k^sは各推論規則での学習用データ数を表している．

前件部の構造同定を行う．その際，3．で述べた手法を用いて既に入力変数の選択を行ったものとする．そして，今後その取り除くべき入力変数は，後件部を同定する為のニューラルネットワークにも用いないとする．x_iを入力層のニューロンに与え，出力層のニューロンには以下の数値を割り付ける．

$$w_i^s = \begin{cases} 1 & (x_i, y_i) \in L^s \\ 0 & (x_i, y_i) \notin L^s \end{cases} \qquad (7)$$

for i=1...k, s=1...r

そしてバックプロパゲーション法により入出力用データ(x_i, y_i)の各推論規則L^sに対する度合い$\overline{w_i^s}$を推定していく．いま，各推論規則L^sの前件部のファジィ集合をA^sとする．$\overline{w_i^s}$は，各推論規則L^sに於ける前件部の適合度となる．$\overline{w_i^s}$は以下のようにも表現できる．

$$\mu_{As}(x_i) = \overline{w_i^s} \quad (i=1...k) \qquad (8)$$

ここで更に，構築されたネットワークに評価用データを与え同様に前件部の適合度を求める．[2]

$$\mu_{As}(x_i) = \overline{w_i^s} \quad (i=1...l) \qquad (9)$$

5．ニューラルネットワークによる後件部の同定

菅野等は以下の式で表されるファジィモデルの同定を行った．

L^s : if x_1 is A_1^s, x_2 is A_2^s, ···, x_m is A_m^s

then $y^s = a_0^s + a_1^s x_1 + \cdots + a_m^s x_m$ (10)

上式では後件部は線形方程式で表されているが，本論文では線形方程式を使用せず，ニューラルネットワークの入出力関係式(11)を用いてy^sを推定する．

$$y^s = N^s(x_1, x_2, \cdots, x_m) \quad (s=1...r) \qquad (11)$$

後件部の同定に関しても入力変数の選択を行わなくてはならない．そこで，3．で提案した手法をここでも使用する．また，入出力データの取り扱いについては，4．のはじめに述べた方法で行うとする．以上のことより，後件部の入力変数は前件部の入力変数とは必ずしも一致するとは限らないことが分かる．以上述べた方法で推論規則の前件部及び後件部を同定した後，最終的な推定値y^*を以下の式から求める．

$$y^{*}_{1} = \frac{\sum_{s=1}^{r} \overline{w_1^{s}} y_1^{s}}{\sum_{s=1}^{r} \overline{w_1^{s}}} \qquad (12)$$

6．具体例

本手法の有効性を確かめるために，以下に例を示す．例として(13)式で示されるような非線形システムを用いた．

$$y = (1 + x_1^{0.5} + x_2^{-1} + x_3^{-1.5})^2 \qquad (13)$$

表1は(13)式によって得られた40個の入出力データを表している．表1のデータのうち左側20個を学習用データ，右側20個を評価用データとしてそれぞれ使用した．

① まず初期段階として出力に対し関係のある入力変数の選択を３．で述べた手法により求める． 表1の入力変数x_4は実際式(13)には関与しておらず，ダミー変数と分かるが，これを構築されたニューラルネットワークにより確かめる．ネットワークの形は3層の階層型を用いる．また，入力層，中間層，出力層のニューロン数をそれぞれ4，5，1とした．表2に式(4)，(5)を使って求められる入力変数の相対的重要度αを示す．表2より，入力変数x_4を削除してよいことが分かる．従って，以後入力変数x_4は用いないことにする．

入力	α
x_1	0.78
x_2	0.60
x_3	1.00
x_4	0.27

表2 入力変数の相対的重要度

② 20個の学習用データをクラスタリング手法を使って分割する．分割されたデータを表3に示す．

推論規則	学習用データ番号
L^1	1,2,3,4,5,11,12,13,14,15
L^2	6,7,8,9,10,16,17,18,19,20

表3 分割された学習用データ

③ 学習用データ(x_1, y_1) (i=1...20)の推論規則に於ける前件部の適合度を求めるために4層の階層型ネットワークを用いる．学習方法は４．で述べた通りとする．また，入力層，中間層1，中間層2，出力層のニューロン数はそれぞれ3，4，4，2とした．学習後の学習用データ及び評価用データの推論規則に於ける前件部の適合度を表4に示す．

④ 推論規則に於ける後件部を同定する為に，4層の階層型ネットワークを2つ用いる．入力層，中間層1，中間層2，出力層のニューロン数は共にそれぞれ3,8,8,1とした．学習データを用いて学習した後，入力変数の選択をそれぞれのネットワークで行う．各々のネットワークに於ける入力変数の相対的重要度をそれぞれ表5，表6に示す．結果的に2つのネットワークに於いて，共に入力変数x_1を削除できることが分かる．

入力	α
x_1	0.05
x_2	0.89
x_3	1.00

表5 L^1に於ける入力変数の相対的重要度

入力	α
x_1	0.18
x_2	0.91
x_3	1.00

表6 L^2に於ける入力変数の相対的重要度

⑤ 以下に同定された推論規則を示す．

L^1 : if $x = (x_1, x_2, x_3)$ is A^1
then $y^1 = N^1(x_2, x_3)$

L^2 : if $x = (x_1, x_2, x_3)$ is A^2
then $y^2 = N^2(x_2, x_3)$

⑥ ⑤の推論規則より(12)式を使って推定値y^{*}_{1}を求めそれを表7に示す．

⑦ 本手法を評価するため以下の式を使ってGMDH及び菅野等が提案したファジィモデルと比較を行う．その結果を表8に示す．

$$E = \frac{1}{20} \sum_{i=1}^{20} \frac{| y_1 - y^{*}_{1} |}{y_1} * 100 \ (\%) \qquad (14)$$

	学習用ﾃﾞｰﾀ	評価用ﾃﾞｰﾀ
GMDH	4.7	5.7
菅野ﾓﾃﾞﾙ1	1.5	2.1
菅野ﾓﾃﾞﾙ2	1.1	3.6
本手法	3.1	6.4

表8 本手法の性能評価

7．考察

表8より本手法による学習用データに対する評価値はGMDHの4.7より小さいけれども菅野等のモデルに比べると大きい値となっているのでまだ改善の余地がある．一方，評価用データに対する評価値であるが，学習用データに対する評価値に比べてそれ程のひらきがないのでまずまずの結果ではないかと思う．何れにしてもニューラルネットワークの構築方法に主だったものがない為に，ネットワークの精度に多少のばらつきが生ずるのは致し方ない．従って体型立ったネットワークの構築方法の確立，更に前件部及び後件部に関するより細かなパラメータの調整なども今後の課題としたい．

８．まとめ

本論文ではニューラルネットワークを用いて，推論規則に於ける前件部及び後件部を同定する手法を述べた．特にその中で，変数減少法に代わって入力変数を選択する方法を提案した．今後，より複雑なシステムにも対応できるように更に精度の高いファジィモデルの構築に向けて努力していきたい．

９．参考文献

[1]菅野：「ファジィ制御」，日刊工業新聞社　(1988)

[2]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講演論文集,pp.55-60,(1988)

１０．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

山岡　正人

TEL　044-934-7442

学習用データ						評価用データ					
No.	x_1	x_2	x_3	x_4	y_1	No.	x_1	x_2	x_3	x_4	y_1
1	1	3	1	1	11.110	21	1	1	5	1	9.545
2	1	5	2	1	6.521	22	1	3	4	1	6.043
3	1	1	3	5	10.190	23	1	5	3	5	5.724
4	1	3	4	5	6.043	24	1	1	2	5	11.250
5	1	5	5	1	5.242	25	1	3	1	1	11.110
6	5	1	4	1	19.020	26	5	5	2	1	14.360
7	5	3	3	5	14.150	27	5	1	3	5	19.610
8	5	5	2	5	14.360	28	5	3	4	5	13.650
9	5	1	1	1	27.420	29	5	5	5	1	12.430
10	5	3	2	1	15.390	30	5	1	4	1	19.020
11	1	5	3	5	5.724	31	1	3	3	5	6.380
12	1	1	4	5	9.766	32	1	5	2	5	6.521
13	1	3	5	1	5.870	33	1	1	1	1	16.000
14	1	5	4	1	5.406	34	1	3	2	1	7.219
15	1	1	3	5	10.190	35	1	5	3	5	5.724
16	5	3	2	5	15.390	36	5	1	4	5	19.020
17	5	5	1	1	19.680	37	5	3	5	1	13.390
18	5	1	2	1	21.060	38	5	5	4	1	12.680
19	5	3	3	5	14.150	39	5	1	3	5	19.610
20	5	5	4	5	12.680	40	5	3	2	5	15.390

表1 入出力データ

学習用データ					評価用データ				
No.	x_1	x_2	x_3	$\overline{w_1^1}$	$\overline{w_1^2}$	No.	x_1	x_2	x_3	$\overline{w_1^1}$	$\overline{w_1^2}$
1	1	3	1	0.984944	0.015060	21	1	1	5	0.993258	0.006746
2	1	5	2	0.991265	0.008739	22	1	3	4	0.993057	0.006948
3	1	1	3	0.989787	0.010218	23	1	5	3	0.992836	0.007168
4	1	3	4	0.993057	0.006948	24	1	1	2	0.985969	0.014035
5	1	5	5	0.994484	0.005520	25	1	3	1	0.984944	0.015060
6	5	1	4	0.013920	0.986076	26	5	5	2	0.013537	0.986459
7	5	3	3	0.013719	0.986276	27	5	1	3	0.013025	0.986970
8	5	5	2	0.013537	0.986459	28	5	3	4	0.015019	0.984976
9	5	1	1	0.012042	0.987953	29	5	5	5	0.020064	0.979932
10	5	3	2	0.012896	0.987099	30	5	1	4	0.013920	0.986076
11	1	5	3	0.992836	0.007168	31	1	3	3	0.991623	0.008382
12	1	1	4	0.991946	0.008059	32	1	5	2	0.991265	0.008739
13	1	3	5	0.993971	0.006034	33	1	1	1	0.978597	0.021405
14	1	5	4	0.993827	0.006177	34	1	3	2	0.989234	0.010771
15	1	1	3	0.989787	0.010218	35	1	5	3	0.992836	0.007168
16	5	3	2	0.012896	0.987099	36	5	1	4	0.013920	0.986076
17	5	5	1	0.012777	0.987218	37	5	3	5	0.017173	0.982823
18	5	1	2	0.012439	0.987556	38	5	5	4	0.016675	0.983321
19	5	3	3	0.013719	0.986276	39	5	1	3	0.013025	0.986970
20	5	5	4	0.016675	0.983321	40	5	3	2	0.012896	0.987099

表4 学習用データ及び評価用データの推論規則に於ける前件部適合度

学習用データ			学習用データ		
No.	y_1	y^*_1	No.	y_1	y^*_1
1	11.110	10.965	21	9.545	7.550
2	6.521	6.627	22	6.043	6.545
3	10.190	10.744	23	5.724	5.953
4	6.043	6.545	24	11.250	12.408
5	5.242	5.458	25	11.110	10.965
6	19.020	18.537	26	14.360	14.213
7	14.150	13.786	27	19.610	19.081
8	14.360	14.213	28	13.650	13.692
9	27.420	26.019	29	12.430	12.581
10	15.390	15.309	30	19.020	18.537
11	5.724	5.953	31	6.380	7.624
12	9.766	9.034	32	6.521	6.625
13	5.870	5.921	33	16.000	13.895
14	5.406	5.618	34	7.219	9.158
15	10.190	10.744	35	5.724	5.953
16	15.390	15.309	36	19.020	18.537
17	19.680	19.392	37	13.390	13.930
18	21.060	21.552	38	12.680	12.561
19	14.150	13.783	39	19.610	19.081
20	12.680	12.561	40	15.390	15.309

表7 同定された推論規則による推定値

F 5 − 2 (RM)

ファジィニューラルネットワークの構成法 (III)

Composition Methods of Fuzzy Neural Networks (III)

堀川 慎一 Shin-ichi HORIKAWA
古橋 武 Takeshi FURUHASHI
内川 嘉樹 Yoshiki UCHIKAWA

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

Abstract : A fuzzy neural network (FNN) is a system for fuzzy reasoning using a neural network. We have proposed three types of FNNs which can identify fuzzy rules and tune membership functions automatically. The fuzzy rules identified by the FNNs are, however, inaccurate in some cases and settings of learning rates for connection weights are complex.

This paper presents new composition methods of FNNs and a method for making the settings of the learning rates simple. The new FNNs can identify accurate fuzzy rules using the center of gravity method.

1 はじめに

ファジィニューラルネットワーク[1] (FNN : Fuzzy Neural Network) は、ファジィ推論[2]とニューラルネットワーク[3](NN : Neural Network) を融合したものである。筆者らはこれまでに、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行うことのできる、3種類の異なる推論法に基づくFNNの構成法を提案した[4]-[6]。これらのFNNは、制御等で用いられる入出力値が確定値で表されるファジィ推論をバックプロパゲーション (BP : Back-Propagation) モデルで実現している。しかし、応用する際の問題点として、(1) 簡単化したファジィ推論を用いているために同定されたファジィルールが不正確になる場合があることや、(2) メンバーシップ関数の形状に注意して学習を行わなければならないためにそのパラメータに対応する結合荷重の学習率の設定が煩雑であること等が挙げられる。下川は、文献[4] のFNNにおいて推論値を重心法で求めるための除算ユニットを導入した[7]。文献[7] では、FNNの汎化能力の向上に着目しているが、シミュレーション条件等に疑問がある。重心演算は、問題点 (1) の改善にこそ有効である。

本稿では、文献[4]~[6] で提案した3つのタイプのFNNに共通する前件部において重心演算を実現した新しいFNNの構成法を提案する。また、学習時の学習率の設定に対し、その煩雑さを低減する手法について検討したので報告する。

2 構成法

提案するFNNは、ファジィ推論の計算過程をNNの構造によって表現し、ファジィ推論において同定または調整すべきパラメータをNNの結合荷重に対応づけ、これらをBP法[3]により更新するものである。一般にファジィ推論による推論値計算は、与えられた入力値から (i) 前件部メンバーシップ関数値、(ii) 各ファジィルールの前件部適合度、(iii) 後件部出力推定値を順次求め、(ii) および (iii) の結果を統合することにより行われる。本FNNでは、この過程を、ファジィルールとの対応から (i) と (ii) を計算する前件部と (iii) を計算し結果を統合する後件部との二つに分けて実現する。これらは計算過程に従い直列に結合され、全体として一つのネットワークを構成する。

以下、前件部、後件部の順にその構成法を説明するが、前件部は本稿で提案する3種類のFNNすべてに共通となっている。

2.1 前件部

図1は、入力 x_1, x_2 に対する前件部メンバーシップ関数の種類数がそれぞれ3種類である場合における本FNNの前件部の構成例を示す。図中の丸印はユニットを表し、ユニット間の記号 w_c, w_g および 1, −1 は結合荷重を意味する。また、(A) 層の1の記号を持つ四角は常に一定値1を出力するバイアスユニットであり、Σ, f の記号を持つユニットはその入出力関係がそれぞれ次のように表される。

$$i_j^{(n)} = \sum_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \tag{1}$$

$$\Sigma \ : \ o_j^{(n)} = i_j^{(n)} \tag{2}$$

$$f \ : \ o_j^{(n)} = f(i_j^{(n)}) \tag{3}$$

ここで、$i_j^{(n)}$, $o_j^{(n)}$ はそれぞれ第 n 層第 j ユニットの入力および出力、$w_{jk}^{(n,n-1)}$ は第 $n-1$ 層第 k ユニットから第 n 層第 j ユニットへの結合荷重であり、(3) 式の $f(\cdot)$ は次式のシグモイド関数である。

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)} \tag{4}$$

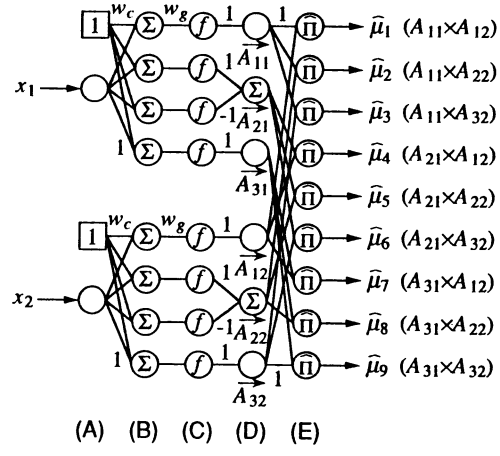


図1 前件部の構成例

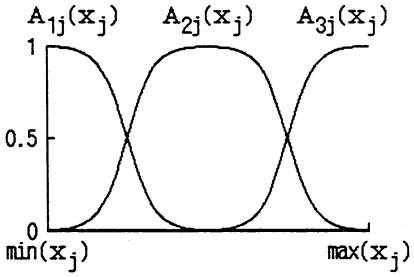


図2　前件部メンバーシップ関数

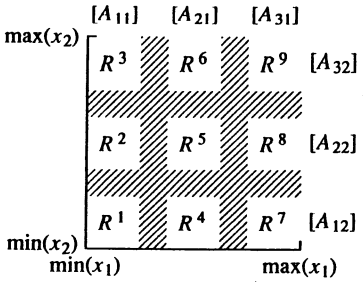


図3　入力空間のファジィ分割

なお、記号のないユニットは単に入力を出力に分配している。

図1の構成により、(C)層の出力は次のようになる。

$$o_j^{(C)} = \frac{1}{1+\exp\{w_g(x_j+w_c)\}} \tag{5}$$

すなわち、結合荷重 w_c, w_gはシグモイド関数の中心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[4]。本FNNでは、前件部メンバーシップ関数の調整を、そのパラメータである w_c, w_gを学習により変化させることによって行う。

筆者らがこれまでに提案してきたFNN(以下、"旧FNN"と略記)では、入力部に規格化のための結合荷重を設けていたが、これは前件部メンバーシップ関数の台集合が $[0,1]$ または $[-1,1]$ であるという前提に基づくものであった。しかし、一般には必ずしも台集合が $[0,1]$ または $[-1,1]$ に設定されるとは限らないため、規格化用結合荷重はむしろ旧FNNの制約条件となっていた。本FNNではそのような問題がなく、また学習率を設定すべき結合荷重が一つ少なくなったことから学習時における労力の軽減も実現している。

図1の例では、図3のように入力空間が $3\times3=9$ のあいまいな部分領域にファジィ分割される。各領域に対する前件部適合度の計算はt-norm[2]で行われるが、本FNNではBP法により学習するためその連続性からmin演算ではなく代数積を用いている。

本FNNの特長は、NNの学習機能により自動的にファジィルールの同定およびメンバーシップ関数の調整を実行できることである。しかし、旧FNNでは、同定されたファジィルールが場合によって不正確になるという問題があった。これは、推論値を前件部適合度と後件部出力推定値との単なる積和で求めていたことによるものである。ファジィルールの不正確さは、通常のファジィ推論と同様に推論値の計算に重心法を用いることにより解消される。そこで本稿では、筆者らの提案している3種類のFNNに共通な前件部構成において重心演算を実現する方法を提案する。

前件部適合度の計算は(E)層にて行われる。(E)層の$\hat{\Pi}$の記号を持つユニットは、その入出力関係が次式で表される。

$$\begin{cases} i_j^{(n)} = \prod\limits_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \\ o_j^{(n)} = \dfrac{i_j^{(n)}}{\sum\limits_k i_k^{(n)}} \end{cases} \tag{6}$$

ここで、(D)層の出力が前件部メンバーシップ関数値であり、(E)層では異なる入力に対するもの同士が結合されていることから、(E)層の入力は前件部適合度となる。この入力を前件部適合度の総和により規格化した値が(E)層から出力される。すなわち、(E)層では、一般に次のような計算が行われる。

$$\text{入力}: \mu_i = \prod_j A_{ij}(x_j) \qquad \text{出力}: \hat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum\limits_k \mu_k} \tag{7}$$

上式のμ_iはi番目のファジィルールの前件部適合度であり、$\hat{\mu}_i$はその総和が1となるように規格化された前件部適合度である。本FNNでは、後述の後件部の計算式に見られるように、(7)式により重心法が実現されている。

2.2　後件部

本稿では、以上のような前件部構成を用いて重心法を実現した新しいFNNを提案する。本FNNは、後件部の形式によって分類される。以下、後件部が定数で表されるType I、一次式で表されるType II、ファジィ変数で表されるType IIIについて順に説明する。

2.2.1　Type I (後件部：定数)

Type I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[8]に基づいている。この推論法は、2入力1出力の場合次のように表される。

$$R^i\text{:If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y = f_i \qquad (i=1,2,\cdots,n) \tag{8}$$

$$y^* = \frac{\sum\limits_{i=1}^n \mu_i f_i}{\sum\limits_{i=1}^n \mu_i} = \sum_{i=1}^n \hat{\mu}_i f_i \tag{9}$$

ここで、R^iはi番目のファジィルール、A_{i1}, A_{i2}は前件部ファジィ変数、f_iは定数、nはルール数、y^*は推論値である。

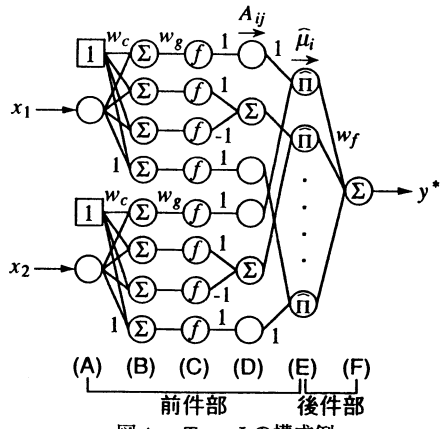


図4　Type Iの構成例

図4は、前件部が図1と同一の構成で1出力の場合におけるType Iの構成例を示す。(E)~(F)層が後件部に対応し、図中のw_fは後件部定数f_iを意味する結合荷重である。(E)層のユニットの出力は前述のごとく規格化された前件部適合度$\hat{\mu}_i$であり、(F)層において$\hat{\mu}_i$とw_fの積和が出力されるが、これは(9)式からわかるように重心法による簡略化ファジィ推論の推論値となる。以上により、(8), (9)式に基づくファジィ推論が実現される。

Type Iでは、結合荷重w_fをすべて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、w_fを変化させることによりその同定を行う。

2.2.2 Type II (後件部：一次式)

Type IIで用いる推論法においては、ファジィルールの後件部が入力変数の一次式で表される。この方法は、2入力1出力の場合次のように表される。

$$R^i\text{:If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y = f_i(x_1, x_2) \quad (i = 1, 2, \cdots, n) \tag{10}$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i f_i(x_1, x_2)}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} = \sum_{i=1}^{n} \hat{\mu}_i f_i(x_1, x_2) \tag{11}$$

ここで、

$$f_i(x_1, x_2) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2, \qquad a_j (j = 0, 1, 2) : \text{定数} \tag{12}$$

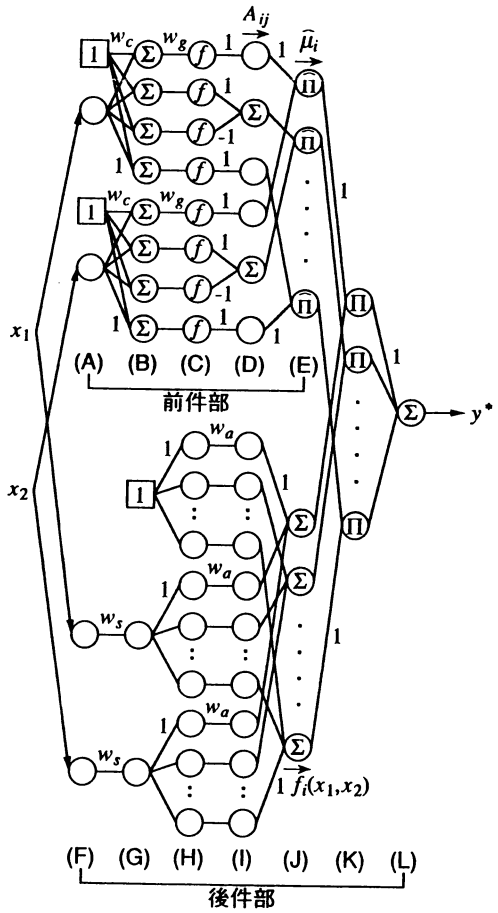


図5　Type IIの構成例

である。Type Iにおける簡略化ファジィ推論は、(10)式の後件部の一次式を定数項のみにしたものと考えることができる。従って、Type IIは基本的にType Iよりも優れた記述能力を持つ。

図5は、2入力1出力の場合において前件部と後件部の入力が共通であるときのType IIの構成例を示す。(F)~(L)層が後件部である。図中の結合荷重w_sは後件部入力変数の規格化定数を意味し、w_aは(12)式の係数a_{ij}に対応する。ただし、定数項以外のa_{ij}は、w_sとw_aの積に一致する。また、w_sは、文献[6]と同様に、後件部入力変数の値によってw_aに対する学習率の設定が煩雑となることを解消するためのものである。これらの結合荷重により、(J)層の出力として後件部出力推定値$f_i(x_1, x_2)$が求められる。(K)層のΠの記号を持つユニットは、その入出力関係が

$$i_j^{(n)} = o_j^{(n)} = \prod_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \tag{13}$$

のように表される。従って、(K)~(L)層の構成によって各ファジィルールの前件部適合度と後件部出力推定値が(11)式のように統合され、重心法によるファジィ推論が実現できる。

結合荷重w_sの初期値は、後件部入力変数の規格化定数であることから、その初期値を学習データにおける入力値の絶対値最大値の逆数に設定する。また、w_aの初期値をすべて0にしてw_aのみを学習で変化させることによりファジィルールの同定を行う。

2.2.3 Type III (後件部：ファジィ変数)

Type IIIでは、Type IやType IIとは異なり、間接法によるファジィ推論を用いる。この推論法のファジィルールは、次のように後件部がファジィ変数で表され言語的真理値によって特徴づけられる。

$$R_k^i\text{:(If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y \text{ is } B_k) \text{ is } \tau_{R_k^i} \quad (i = 1, 2, \cdots, n; k = 1, 2) \tag{14}$$

ここで、B_kは後件部ファジィ変数であり、前件部で定義される入力空間の一つの部分領域に対して図6のような互いに補集合に近い関係にある二つのファジィ変数$B_1(y)$, $B_2(y)$が対応する。従って、Type IIIのルール数は、実質的にType IやType IIのそれの2倍となる。また、$\tau_{R_k^i}$は区間$[0, 1]$の確定値で表されるR_k^iの言語的真理値であり、$\tau_{R_k^i} = 0$のとき「完全に偽」、$\tau_{R_k^i} = 1$のとき「完全に真」を意味する。Type IIIにおいては、この$\tau_{R_k^i}$によりファジィルールの同定を行うが、本FNNの中では最も言語的なファジィルールが同定されることとなる。

図7は、2入力1出力の場合のType IIIの構成例を示す。(E)~(J)層において後件部の計算が行われ、w_rは$\tau_{R_k^i}$を、w_c', w_g'はそれぞれ後件部メンバーシップ関数のグレードが0となる点および傾きを意味する結合荷重である。Type IIIの推論法では、次のようにして推

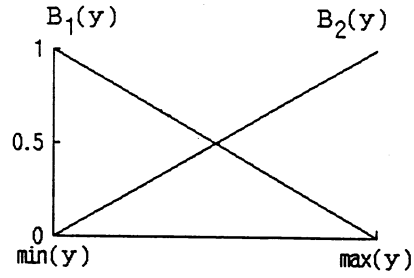


図6　後件部メンバーシップ関数

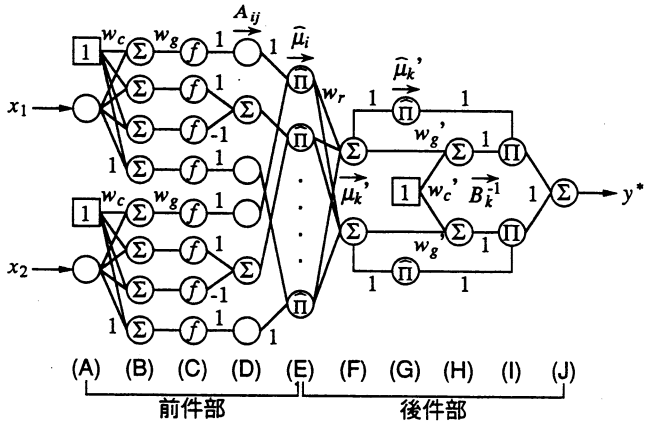


図7　Type III の構成例

論値が求められる。

$$\mu'_k = \sum_{i=1}^{n} \hat{\mu}_i \tau_{R_k^i} \tag{15}$$

$$y^* = \frac{\sum_{k=1}^{2} \mu'_k B_k^{-1}(\mu'_k)}{\sum_{k=1}^{2} \mu'_k} = \sum_{k=1}^{2} \hat{\mu}'_k B_k^{-1}(\mu'_k) \tag{16}$$

ここで、μ'_kはB_kを出力すべき度合を表す後件部適合度、$B_k^{-1}(\mu'_k)$は$B_k(y)$の逆関数値であり、それぞれ(F)層、(H)層の出力である。(15)式でμ_iではなく$\hat{\mu}_i$を用いているのは、後件部メンバーシップ関数が、

$$B_k^{-1}(\mu'_k) = y = w'_g \mu'_k + w'_c \tag{17}$$

$$B_k(y) = \mu'_k = \frac{y - w'_c}{w'_g} \tag{18}$$

と表されるのに対し、$\tau_{R_k^i} \in [0,1]$, $\sum \hat{\mu}_i = 1$であることから$\mu'_k \in [0,1]$となり、単なる直線をメンバーシップ関数とみなすことができるためである。(G)層においては、前件部(E)層と同じく規格化された後件部適合度$\hat{\mu}'_k$が求められ、(I)~(J)層により(16)式のように$\hat{\mu}'_k$と$B_k^{-1}(\mu'_k)$の積和によって推論値が計算される。

Type III では、前件部と同様に結合荷重w'_c, w'_gを学習で変化させることによって後件部メンバーシップ関数の調整を行う。また、wrの初期値は(G)層の内部関数の分母が0とならないようすべて0.5とし、等価的にファジィルールを持たない状態から学習を始める。

3　学習法

前章で述べたように、本FNNでは、特定の意味を持つ結合荷重をBP法を用いた学習で変化させることによってファジィルールの同定およびメンバーシップ関数の調整を行う。今回、学習に関しては、特に各結合荷重に対する学習率設定の簡単化について検討したのでその点のみを報告し、BP法の詳細は紙面の都合により省略する。

BP法による結合荷重の更新は、次のように行われる。

$$w_{ji}^{(n,n-1)}(m+1) = w_{ji}^{(n,n-1)}(m) + \eta \delta_j^{(n)} o_i^{(n-1)} \tag{19}$$

ここで、mは更新回数を表し、ηは学習率、$\delta_j^{(n)}$は第n層第jユニットにおける誤差である。本FNNでは、結合荷重が意味を持つためにその値および$\delta_j^{(n)}$が大きく異なることが多く、学習率を結合荷重の種類ごとに設定する必要がある。特にメンバーシップ関数を定める結合荷重についてはこの学習率の設定が重要であり、学習後のメンバーシップ関数が学習前に比べて過剰に変化することのないようにしなければならない。しかし、例えば前件部メンバーシップ関数を定めるw_cとw_gとでは、前件部構造によってその初期値の比が10^4を超えることがあり、最適な学習率も同程度に異なるためにその探索はかなり煩雑なものとなる。そこで、学習率ηに対し、

$$\eta = \eta' \kappa \tag{20}$$

のように更新量の基準となる定数κを考える。このκは、学習率η'が構造に依存しないようにするためのパラメータであり、前件部に関しては、w_cの場合メンバーシップ関数の間隔とw_gの初期値の逆数の積、w_gの場合その初期値とする。これは、$\delta_j^{(C)}$に対してそれぞれの更新量を許容される値に比例させるものである。同様に、Type IIIの後件部に関しては、$\delta_j^{(H)}$に対してw'_cの場合メンバーシップ関数の間隔、w'_gの場合その初期値、w_rの場合w'_gの初期値の逆数とする。また、前件部のw_gについては、$o_i^{(B)}$の影響を低減するため次式で更新を行う。

$$w_{ji}^{(n,n-1)}(m+1) = w_{ji}^{(n,n-1)}(m) + \eta \delta_j^{(n)} |w_{ji}^{(n,n-1)}(m)| o_i^{(n-1)} \tag{21}$$

上式の$|w_{ji}^{(n,n-1)}(m)| o_i^{(n-1)}$は(C)層のシグモイド関数の入力である。$w_g$が更新されるのは(C)層のシグモイド関数の微分値が無視できない値を持つときであるから、このときの(C)層の入力はほぼ一定の範囲内にあると考えられる。従って、(21)式によればw_gの更新量に対する$o_i^{(B)}$の影響を小さくすることが可能である。以上のような手法により、w_cとw_g等の学習率は同程度の値となり、学習率設定の煩雑さが低減される。

4　まとめ

本稿では、重心法を用いることにより正確なファジィルールを同定できる新しいFNNの構成法を提案し、また、学習時の学習率の設定に対する煩雑さを低減可能な手法について説明した。

今後は、本FNNのファジィモデリングへの応用[9]について検討を進めていく予定である。

参考文献

[1] 寺野, 他：実用ファジィ制御技術, 電子情報通信学会, 1991

[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, 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, pp.208–215, 1991

[5] 堀川, 他：ファジィニューラルネットワークの構成法とその性能評価, 第6回ファジィシステムシンポジウム, pp.57–62, 1990

[6] 堀川, 他：ファジィニューラルネットワークの構成法 (II), 第8回日本ロボット学会学術講演会, pp.521–523, 1990

[7] 下川：ファジィニューラルネットワークの一手法, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.90, No.483, pp.83–88, 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, pp.97–102, 1988

[9] 堀川, 他：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, 1991

F5－3（RM）

有限要素神経回路網と学習アルゴリズム
Finite Element Neural Networks and Its Learning Algorithm

村瀬治比古
Haruhiko MURASE

大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

Abstract:Neural networks can be constracted by making use of finite elements. The finite element model of neural networks is considered in the Euclidean space. The finite element neural networks may be defined by a differential equation. A suitable differential equation must be chosen from many kind of differential equations that the finite element techniques can handle. In this study, the Poisson equation was employed. Information propagates or diffuses from stimulated cells to other cells over the entire finite element neural networks. Each neuronal cell coresponds to a finite element node. Some of cells of the neural network must be designated as input cells (input nodes). The remaining cells are output cells (output nodes). Some of output cells may be considered as hidden cells (hidden nodes) if necessary. Each of finite elements used to define the neural network has its own stimulus conductivities in three directions (x,y,z directions). The finite element neural networks can be trained by adjusting these conductivities using teacher's signals. In this study the Kalman filter was used as a learning algorithm.

1.はじめに

神経回路網を意識した情報処理方式の研究が近年急速に進んでいる．パーセプトロンからリカレントネットワークへニューロモデルも高度なものが提唱され，画期的なバックプロパゲーションによる学習アルゴリズムの開発以来様々な応用分野でニューロコンピューティングの研究が勢力的に進められている．

応用面では，階層型ニューラルネットワークが最もよく利用されているようであるが，最近ではユニット間を非対象で相互に結合するより一般的なリカレントネットワークも連立バックプロパゲーション学習法などの適用で，いくつかのか問題点はあるもののより現実的なものとなってきた[1]．しかし，ここで注意すべきことは，これまで提唱されてきたニューラルネットワークは何れもユニット間の結合が数学的にのみ行われている点である．もし，ユニットがユークリッド空間において物理的に結合している場合を想定することができれば新たな興味を抱かせる．即ち，神経回路網を物理的な空間にシミュレートすることである．当然，生物の神経回路網がその機能・構造などにおいて明確に解明されていない現在，神経回路網を物理的な空間にシミュレートする試みは，単に現在研究されている無次元的なニューロモデルを物理的な空間に展開しようとするもので，生物の物理的な脳あるいは神経回路網を意識するものではない．この様な考えは，計算力学の分野で日常的に利用されている有限要素解析の概念を導入することにより比較的容易にアルゴリズムとして顕在化できる．有限要素解析については，極めて多くの研究成果の蓄積があり，多くの工学分野で実用化が浸透している安定した解析手法であることがよく知られている．

有限要素はユニット間を物理的に結合し，ユニット間の信号を伝達する物理的な媒体となる．各有限要素自体を一つの神経細胞と考えることも可能であろうが各要素節点を一個の神経細胞と考えた方が扱いが簡単であろう．したがって，要素節点を一個の神経細胞と考え仮に２次元的に示すと図１のような全ユニットが相互に全て結合されたニューラルネットワークに近いものと考えられる．しかし，従来の線結合のネットワークのように１対１に他の細胞と独立して結合することはないところが大きな差異である．

有限要素神経回路網では，従来のニューラルネットワークでよく用いられるシグモイド関数の代わりに適当な偏微分方程式を基礎とする．有限要素解析で用いられる様々な基礎方程式が利用可能である．有限要素解析では，非定常問題も頻繁に取り扱われそのアルゴリズムも充実していることから，当然，有限要素神経回路網では非定常状態としてのダイナミックスを扱うことも可能である．

以上，有限要素神経回路網がもつ可能性について述べたが，本研究では，その初歩的一例としてボアソン型の

場の方程式を殻とする定常２次元の有限要素神経回路網とその学習アルゴリズムについて報告する．

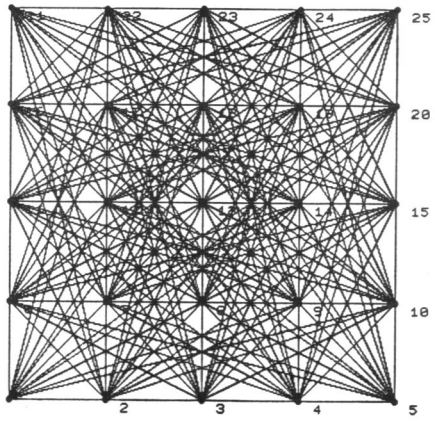


図１　２次元空間ニューラルネットワーク

２．有限要素神経回路網

（１）式は，浸透流解析などで用いられる２次元のポアソン程式である．浸透流解析では透水係数に相当するＸ方向およびＹ方向の物質係数k_x，k_yを刺激伝達係数とする．有限要素神経回路網ではその回路網を構成する全ての要素がそれぞれ異なった刺激伝達係数をもっていると考える．

$$K_x\frac{\partial^2\phi}{\partial x^2}+K_y\frac{\partial^2\phi}{\partial y^2}=q \qquad (1)$$

ここでは，問題を単純化して，縦横ｎ個づつ正方形に配置されたｓ個の細胞からなる神経細胞群を想定する．図１をｓ個（s=nxn）の細胞からなる２次元の神経回路網としたとき，その神経回路網を2x(n-1)x(n-1)個の線形三角形要素で神経細胞を結合して構成したものが図２に示す有限要素神経回路網である．この有限要素神経回路網では有限要素節点が神経細胞に対応している．また，神経細胞間の結合は，従来のニューロモデルでいうシナップス結合の荷重とは異なり，細胞間に存在する要素の刺激伝達係数の平衡分布によって与えられる．図２に示す有限要素神経回路網ではk_{1x}，k_{1y}からk_{sx}，k_{sy}まで，2×s個の刺激伝達係数が個々に与えられたときにその神経回路網の特性が決定される．

以上，ここで例示した有限要素神経回路網はポアソンの方程式を殻にしているので，その解法はポテンシャル問題の有限要素解析に帰着する．

図２において，細胞番号１～ｍまでを刺激を受ける感覚細胞とし，ｍ＋１～ｓまでを感覚細胞に入力された刺激を受け興奮する一般の神経細胞とする．したがって，ｍ個の感覚細胞は，従来のネットワークにおける入力層のｍ個のユニットに相当する．また，残りの（s-■）個の神経細胞は，出力層のユニットと中間層のユニット（隠れユニット）に対応し，任意の割合でその位置と役割を指定することが可能である．この様に，有限要素神経回路網の細胞の機能は，ボルツマン・マシンのユニットに類似している．ここで，細胞番号１～ｍまでの感覚細胞の各々にf_1，f_2，f_3，……，f_mという異なったレベルの刺激を与えとき残りの神経細胞がϕ_{m+1}，ϕ_{m+2}，……，ϕ_sのレベルの興奮が起きた場合の刺激と興奮の関係を有限要素式で表すと(２)式となる．(２)式［Ｋ］は，全体伝達係数マトリックスで各三角形要素の位置とその刺激伝達係数から求めた要素伝達係数マトリックスを全要素について加え合わせて得られる．

$$[K]\begin{Bmatrix}\phi_1\\ \phi_2\\ \vdots\\ \phi_{m-1}\\ \phi_m\\ \phi_{m+1}\\ \phi_{m+2}\\ \vdots\\ \phi_{s-1}\\ \phi_s\end{Bmatrix}=\begin{Bmatrix}f_1\\ f_2\\ \vdots\\ f_{m-1}\\ f_m\\ 0\\ 0\\ \vdots\\ 0\\ 0\end{Bmatrix} \qquad (2)$$

（２）式から明らかなように，ここで示した有限要素神経回路網のアルゴリズムにおいては，感覚細胞への刺激は要素の節点力として与え，一般神経細胞の興奮レベルは要素節点のポテンシャル値として表される．従って，特性が明かな，即ち，刺激伝達係数の分布が明かな有限要素神経回路網については，(２)式について入力である刺激値ベクトル｛ｆ｝を与えてその連立方程式を解き，出力である興奮値ベクトル｛φ｝を求めればよい．数値計算上は全細胞のうち少なくとも１つについてはそのポテンシャル値を境界条件として与える必要がある．

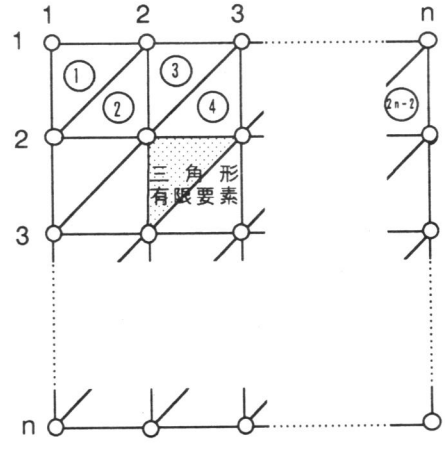


図２　神経回路網の有限要素モデル

３．学習アルゴリズム

有限要素神経回路網の学習原理は，教師信号を基に刺激伝達係数の分布調整で，目的とする刺激値と興奮値の平衡分布を得るものであり，この点においてもボルツマ

ン・マシンと類似する．この学習アルゴリズムとしては最急降下法や共役勾配法が適用できるが，ここでは，収束性の優れたカルマンフィルタを学習アルゴリズムとして適用する[2]．

（2）式は，［K］の逆行列［K］$^{-1}$を用いて（3）式で表される．また，刺激値ベクトル｛f｝は常に既知であり，結局，興奮値ベクトル｛φ｝は（4）式に示すように刺激伝達係数の非線形ベクトル関数である．

$$\{\phi\} = [K]^{-1}\{f\} \tag{3}$$

$$\{\phi\}=\{K(k_{1x},k_{1y},k_{2x},k_{2y},\cdots,k_{sx},k_{sx})\} = \{K(k)\} \tag{4}$$

推定パラメータについての非線形関数K(k) を初期値あるいは反復計算過程で１ステップ前の計算で得られた推定パラメータを成分にもつベクトル｛k'｝のまわりにテーラー展開して線形項以外を無視すると（5）式が得られる．

$$\{K(k)\}=\{K(k')\}+[H(k')](\{k\}-\{k'\}) \tag{5}$$

ここで，

$$[h(k')] = \left[\frac{\partial \phi_v}{\partial k_w}\right] \tag{6}$$

$$\frac{\partial \phi_v}{\partial k_w} = \frac{\partial [K]^{-1}}{\partial k_w}\{f\} + [K]^{-1}\frac{\partial \{f\}}{\partial k_w} \tag{7}$$

ϕ_v：１ステップ前の反復計算で得られた各刺激伝達係数を用いて計算したｖ番目の細胞の興奮値．

k_w：１ステップ前の反復計算で得られたｗ番目の刺激伝達係数．

カルマンフィルタの適用にあたっては推定パラメータである刺激伝達係数を状態量とみなす．これら刺激伝達係数は定数であることから，単位行列をシステム行列とする（8）式を状態方程式とする．（8）式においてｔは本来時間軸であるが，この場合には，反復計算の反復回数を表す軸である．

$$\{k\}_{t+1} = [I]\{k\}_t \tag{8}$$

（4）式を非線形観測方程式とみなせば，拡張カルマンフィルタの適用が可能となり，（5）式を（9），（１０）式のように考えることによりパラメータ推定が通常のカルマンフィルタアルゴリズムを用いて実行できることがわかる．（１０）式の｛Φ｝は教師値として与えられる興奮値ベクトルである．

$$\{\eta\}_t = [H]_t\{k\}_t \tag{9}$$

$$\{\eta\}_t = \{\Phi\}-\{K(k')\}_t+[H]_t\{k'\}_t \tag{10}$$

４．数値実験

4.1パターン認識

図３は，パターン認識の実験に用いた有限要素神経回路網で，●印で示した細胞が感覚細胞で，◎印が出力用の細胞，残りの○印が隠れユニットに相当する細胞である．認識させるパターンはここで有限要素として用いた三角形と同様な形状とした．教師信号は表１に示す６セットとした．三角形の３頂点を感覚細胞３個に対応させ，それらに刺激レベル１を与えた．その際に，出力用の３細胞の内，中央の１０番に興奮レベル１を与え，他の５および１５番にはレベル０を与えた．細胞番号１および１１には数値計算上の境界条件を与えた．これら教師信号を用いて学習した後，感覚細胞に様々な刺激を与え，その出力パターンからこの有限要素神経回路網のパターン認識特性を調べた．

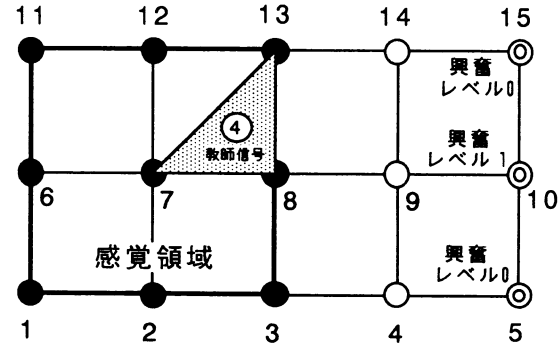


図３　パターン認識用有限要素神経回路網

表１　パターン認識用教師信号

教師信号	刺激細胞番号	出力細胞興奮レベル		
		5	10	15
①	2 6 7	0	1	0
②	6 7 12	0	1	0
③	3 7 8	0	1	0
④	7 8 13	0	1	0
⑤	2 7 8	0	1	0
⑥	7 8 12	0	1	0

4.2　巡回セールスマン問題[3]

有限要素神経回路網で簡単な巡回セールスマン問題（TSP）を解く数値実験を行う．図４は，A,B,CおよびDの４都市の配置を示している．都市間の評価値を距離とし最短距離でこれらの４都市を巡回する道順を推定する．

ここでは，都市の数と同数の教師信号を与えることとして基準となる都市を感覚細胞とし，レベル１の刺激を

与え，残りの都市を一般神経細胞に割り当てて，都市間の評価値をそれらに興奮レベルとして与えた．図５は，一例で，出力ユニットに相当する神経細胞を15,10,7,12番とし，それぞれ，A,B,C,D都市に割り当た場合を示す．また，図５に示す神経回路網上の都市の位置と実際の都市の位置とは無関係である．表２に教師信号のデータ構造を示す．例えば，教師信号②では，Ａ都市を表す神経細胞15番に22，Ｃ都市を表す神経細胞７番に20，Ｄ都市を表す神経細胞12番に51，そして，Ｂ都市を表す神経細胞10番には刺激１を入力する．この様に，次々と刺激細胞を変えて，各々の刺激に対する神経細胞の興奮値を各都市に付いて入力し，学習を開始する．

学習を完了した後，各都市に相当する細胞に同時に刺激レベル１を与え，刺激による４都市の細胞の興奮レベルを計算しその反応状態を調べる．

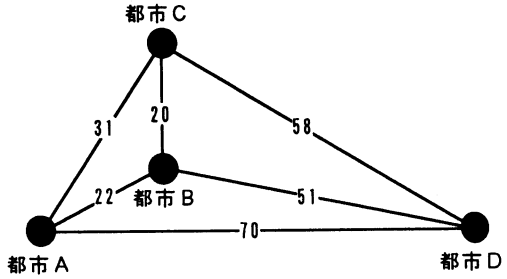


図４　都市の配置と都市間距離

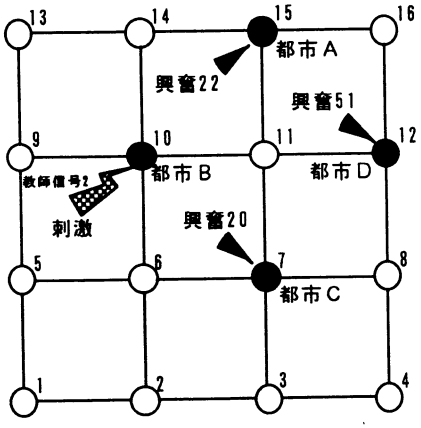


図５　ＴＳＰを解く有限要素神経回路網

表１　教師信号のデータ構造

教師信号	神経細胞の教師値				刺激細胞番号			
	15(A)	10(B)	7(C)	12(D)	15	10	7	12
①	－	22	31	70	＊	－	－	－
②	22	－	20	51	－	＊	－	－
③	25	22	－	58	－	－	＊	－
④	70	51	58	－	－	－	－	＊

＊刺激レベル１を与えた細胞

５．結果および考察

パターン認識の例題については，学習回数が１００回（カルマンフィルタの反復回数）で出力の平均２乗誤差が2.45×10^{-2}となった段階で学習を打ち切った．感覚領域の細胞2,3,6,7,8,12,13 に対して，まず，教師信号で用いた６組の刺激を与えたところ，３出力細胞5,10,15の内の10にピークが出力され100%の認識が得られた．また，供試した三角形パターンを与える信号は教師信号の他に(8,12,13)，(7,12,13)，(2,3,7)，(2,3,8)がある．これらについても出力細胞10にピークが生じ，パターンを認識したと考えられる．その他，全感覚細胞の内から３個の細胞を選ぶ全ての組み合わせに付いても実験を行った．(3,12,13)，(3,6,12)，(3,6,13)などでは，ピークが出力細胞の10番以外に発生し，また，ピークレベルにも供試三角形の場合のそれと差がみられるなどパターンの違いを信号として取り出すことができた．しかし，(3,8,13)，(6,7,8)などについてはピーク細胞番号やピークレベルでは識別することが不可能であった．その他，１点から７点までの全ての組み合わせをテストした結果，全体の認識率は８４％であった．

次に，ＴＳＰは，４都市の巡回であり，その順路は３通りである．この例題では，ABDCAの順が最短でACBDAの順が最長となる．

本実験では，４１回の学習回数で各出力の平均２乗誤差が6.91×10^{-2}となったところで学習を打ち切った．この学習の完了した有限要素神経回路網の細胞ABCDに同時に刺激レベル１を与えたところ，各細胞の興奮レベルは全て異なった値を示し，それらを興奮レベルの高い順あるいは低い順に並べると，その順序が最短距離を示すABDCAの順となることがわかった．しかし，この結果に対する理論的な検討は行っておらず今後の課題である．

６．おわりに

本研究により有限要素で一種の神経回路網を構成することが可能であることが明かとなった．しかし，その拡張性や制約などについての検討は行っていない．具体的な例題についてもいくつかの検討課題は残されている．また，今回は，パソコンレベルで問題を処理したため計算時間の面などから有限要素数や教師信号数などにかなりの制限を加えた．今後は，有限要素分割に対する配慮，三次元空間，非定常問題への拡張なども加えさらに検討していきたい．

７．参考文献

［１］鋼谷賢治，リカレントネットワークの学習アルゴリズム，計測と制御，Vol.30，No.4 ，pp.296-301（1991）

［２］村瀬・小山・石田，パソコンによる計算力学，順・逆解析入門，森北出版，（1990）

［３］中野・飯沼・桐谷，入門と実習，ニューロコンピュータ，技術評論社，（1989）

F1-1 (R2)

正規可能性分布とその応用

Normal Possibility Distribution and Its Application

田中英夫　　石渕久生
Hideo TANAKA　Hisao Ishibuchi

大阪府立大学工学部
Univ. of Osaka Prefecture

Abstract : Normal possibility distributions are defined by exponential functions, which are similar to normal probability distributions. The method for obtaining normal possibility distributions from the given data is described and the arithmetic of normal possibility distributions is shown. As an application of normal possibility distributions, fuzzy if-then rules defined by normal possibility distributions are discussed.

1. まえがき

筆者らは2次形式の可能性分布の同定問題とその判別関数への応用[1]を考察したが，この可能性分布の台は有界集合になる．文献[1]に示されているように2次形式の可能性分布からif-thenルールを構成すると，if-thenルールの前件部が全空間をおおうことができない．したがって本論文では，正規確率分布に対応した正規可能性分布を指数関数によって定義する．これによって可能性分布が全空間をおおうことができる．このことは可能性の観点からもより受容できると考えられる．

まず正規可能性分布の同定問題は文献[1]と同じ観点で取り扱うことができることを示す．次に，正規可能性結合分布から可能性周辺分布，条件付分布などを定義し，これらがまた正規可能性分布になることを示し，これらの定義が整合的であることを述べる．また，正規可能性分布による線形システムを定義し，その性質を述べる．最後に，正規可能性分布の応用として，ファジィif-thenルールの前件部を正規可能性分布で表現し，判別問題に対するファジィif-thenルールの構成について考察する．

正規可能性分布を考察する理由は(i)正規確率分布が重要であることに対応していること，(ii)ファジィif-thenルールの前件部を正規可能性分布で表すとき，全空間をより少ないファジィif-thenルールでおおうことができること，(iii)可能性分布の演算がより容易に行うことができることなどによる．

2. 正規可能性分布の同定

まず多次元上の正規可能性分布$\pi_A(\mathbf{x})$を次のように定義する．

$$\pi_A(\mathbf{x})=\exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a})^t D_A(\mathbf{x}-\mathbf{a})\} \tag{2.1}$$

ただし，A はファジィ概念を表し，$\mathbf{a}$ は中心ベクトルであり，D_Aは対称な半正定値行列である．この正規可能性分布$\pi_A(\mathbf{x})$のパラメータ表示を

$$\pi_A(\mathbf{x})=(\mathbf{a},D_A)_e \tag{2.2}$$

とする．いま，ある $\mathbf{x}_i$ が A に少なくとも度合 $h_i(h_i<1)$ 以上で属しているというデータが与えられるとする．すなわち，データを

$$(\mathbf{x}_i,h_i),\ i=1,\ldots,N \tag{2.3}$$

と表示し，$\mathbf{x}_i=(x_{i1},\ldots,x_{in})^t$であり，$N$ はデータ数である．N は次元 n より十分大きく，したがって $\{\mathbf{x}_1,\ldots,\mathbf{x}_N\}$ の中に n 個の独立なベクトルが存在すると仮定する．この独立なベクトルの集合を $\{\mathbf{x}_1,\ldots,\mathbf{x}_n\}$とし，$n$ 個の独立なベクトルの添字の集合を

$$I=\{1,\ldots,n\} \tag{2.4}$$

と表す．

ここでの問題は(2.3)式のデータが与えられたとき，(2.1)式の正規可能性分布を求めることである．文献[1]と同じように中心 $\mathbf{a}$ は $\mathbf{x}_i$ の h_i による重み付平均

$$\mathbf{a}=\sum_{i=1}^{N}(h_i\mathbf{x}_i \,/\, \sum_{i=1}^{N}h_i) \tag{2.5}$$

として求める．また，線形変換

$$\mathbf{y}_i=\mathbf{x}_i-\mathbf{a} \tag{2.6}$$

によって(2.1)式は

$$\pi_A(\mathbf{y})=\exp\{-\mathbf{y}^t D_A\mathbf{y}\} \tag{2.7}$$

となる．したがって D_A を求める最適化問題は次のようになる．

$$\min_{D_A} \exp(-\Sigma\, \mathbf{y}_i^t D_A \mathbf{y}_i) \tag{2.8}$$

$$\begin{aligned}\text{subject to } & \mathbf{y}_i^t D_A\mathbf{y}_i \le -\log h_i \ ;\ i=1,\ldots N\\ & \mathbf{y}_i^t D_A\mathbf{y}_i \ge 0 \quad ;\ i=1,\ldots,N\\ & \mathbf{y}_i^t D_A\mathbf{y}_j = 0 \quad ;\ i\ne j,\ i,j\in I\end{aligned} \tag{2.9}$$

この最適化問題は次のように変形できる．

$$\max \sum \mathbf{y}_i{}^t D_A \mathbf{y}_i \qquad (2.10)$$

subject to (2.9)

最適化問題(2.10)式の意味は文献[1]の場合と同じであるので，ここでは説明を省略する．また文献[1]で述べられている定理も同様に証明することができる．

次の変換

$$\mathbf{x}=F\mathbf{y}+\mathbf{a} \qquad (2.11)$$

を考えると，中心が $\mathbf{a}$ である可能性分布は次のようになる．

$$\pi_A(\mathbf{x})=\exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a})^t(F^{-1})^t D_A F^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{a})\} \qquad (2.12)$$

ただし，F は正則な行列である．このときのパラメータ表示は

$$\pi_A(\mathbf{x})=(\mathbf{a},(F^{-1})^t D_A F^{-1})_e \qquad (2.13)$$

となる．F を単位行列にすれば，(2.1)式の可能性分布が得られる．

3．周辺可能性分布と条件付可能性分布

2．に示したように，可能性分布を同定することができるので，ここでは周辺分布と条件付分布とを定義し，これらが整合的であることを示す．まず，n+m 次元上の正規可能性結合分布を次式とする．

$$\pi_A(\mathbf{x},\mathbf{y})=\exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1,\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)^t \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{12}{}^t & D_{22} \end{bmatrix} (\mathbf{x}-\mathbf{a}_1,\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)\} \qquad (3.1)$$

ただし，$\mathbf{x},\mathbf{y}$ はそれぞれ n次元，m 次元ベクトル，$\mathbf{a}_1$，$\mathbf{a}_2$ はそれぞれ n次元，m次元空間 X,Y 上の中心であり，正定値行列 D_A が(3.1)式のように n，m次元で分割されているとする．

［定義３．１］ X 上の周辺可能性分布 $\pi_A(\mathbf{x})$ を次式によって定義する．

$$\pi_A(\mathbf{x})=\max_{\mathbf{y}} \pi_A(\mathbf{x},\mathbf{y}) \qquad (3.2)$$

［定理３．１］ (3.1)式で表される，結合分布の X 上の周辺可能性分布は正規であり，次式のように表すことができる．

$$\pi_A(\mathbf{x})=\exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)^t(D_{11}-D_{12}D_{22}{}^{-1}D_{12}{}^t)(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)\}$$
$$=(\mathbf{a}_1,D_{11}-D_{12}D_{22}{}^{-1}D_{12}{}^t)_e \qquad (3.3)$$

（証明） X 上の周辺可能性分布の定義から，(3.2)式の最大化問題は次の最小化問題になる．

$$\min=(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)^t D_{11}(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)+2(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)^t D_{12}{}^t(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)$$
$$+(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)^t D_{22}{}^t(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2) \qquad (3.4)$$

この最小化問題の最適解 $\mathbf{y}^*$ は

$$\mathbf{y}^*=-D_{22}{}^{-1}D_{12}{}^t(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)+\mathbf{a}_2 \qquad (3.5)$$

となり．これを(3.1)式に代入すると(3.3)式が得られる．これは正規型であり，$(D_{11}-D_{12}D_{22}{}^{-1}D_{12}{}^t)$ は正定値行列である．なぜならば，$\forall \mathbf{x}\neq 0$，$\forall \mathbf{y}\neq 0$ に対して $(\mathbf{x},\mathbf{y})^t D_A(\mathbf{x},\mathbf{y})>0$ であるからである． ■

3 次元の例で定理３．１を説明する．いま中心 $\mathbf{0}$ の正規可能性分布を

$$\pi_{X(3)}(\mathbf{x})=\exp\{-\mathbf{x}^t D\mathbf{x}\} \qquad (3.6)$$

とする．ただし，$\mathbf{x}=(x_1,x_2,x_3)^t$ であり

$$D=\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} \\ d_{12} & d_{22} & d_{23} \\ d_{13} & d_{23} & d_{33} \end{bmatrix} \qquad (3.7)$$

とする．このとき，$X_2\times X_3$ 上の周辺可能性分布 $\pi_{X(2)}(\mathbf{x})$ は

$$\pi_{X(2)}(\mathbf{x})=\exp\{-\mathbf{x}^t D'\mathbf{x}\} \qquad (3.8)$$

となる．ただし，

$$D'=\begin{bmatrix} d_{22}-d_{12}{}^2/d_{11} & d_{23}-d_{12}d_{13}/d_{11} \\ d_{23}-d_{12}d_{13}/d_{11} & d_{33}-d_{13}{}^2/d_{11} \end{bmatrix} \qquad (3.9)$$

であり，$\mathbf{x}=(x_2,x_3)^t$ である．

次に条件付可能性分布を定義する．いま結合分布が(3.1)式で与えられているとすると，$\mathbf{y}$ が与えられたときの条件付可能性分布を

$$\pi_A(\mathbf{x}\mid\mathbf{y})=k\exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1,\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)^t \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{12}{}^t & D_{22} \end{bmatrix} (\mathbf{x}-\mathbf{a}_1,\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)\} \qquad (3.10)$$

と定義する．ただし，k は

$$\max_{\mathbf{x}} \pi_A(\mathbf{x}\mid\mathbf{y})=1 \qquad (3.11)$$

と正規化するための定数である．

［定理３．２］ $\mathbf{y}$ が与えられたときの条件付可能性分布は正規であり，次式のように表すことができる．

$$\pi_A(\mathbf{x}\mid\mathbf{y})=\exp\{-(\mathbf{x}+D_{11}{}^{-1}D_{12}(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)-\mathbf{a}_1)^t$$
$$D_{11}(\mathbf{x}+D_{11}{}^{-1}D_{12}(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)-\mathbf{a}_1)\}$$
$$=(\mathbf{a}_1-D_{11}{}^{-1}D_{12}(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2),D_{11})_e \qquad (3.12)$$

（証明） まず正規化のための定数 k を求める問題を考える．(3.11)式の左辺の最大化問題は次の最小化問題になる．

$$\min_{\mathbf{x}} (\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)^t D_{11}(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1)+2(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)^t D_{12}{}^t(\mathbf{x}-\mathbf{a}_1) \qquad (3.13)$$

この問題の最適解は

$$\mathbf{x}^*=-D_{11}{}^{-1}D_{12}(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)+\mathbf{a}_1 \qquad (3.14)$$

となる．これを(3.10)式に代入し，$\pi_A(\mathbf{x}^*\mid\mathbf{y})=1$ とすると，

$$k=\exp\{(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)^t(D_{22}-D_{12}{}^tD_{11}{}^{-1}D_{12})(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)\} \qquad (3.15)$$

となる．これを(3.10)式に代入して整理すると(3.12)式が得られる．D_{11} は正定値行列であるので，条件付可能性分布も正規型になる． ■

次に，結合分布から構成された周辺分布 $\pi_A(\mathbf{y})$ と条件付分布 $\pi_A(\mathbf{x}\mid\mathbf{y})$ とが整合的であることを以下に示す．

［定理３．３］ (3.3),(3.12)式を用いて，X×Y上の結合分布 $\pi_A(\mathbf{x},\mathbf{y})$ から周辺分布 $\pi_A(\mathbf{y})$ と条件付分布 $\pi_A(\mathbf{x}\mid\mathbf{y})$ とが得られたとする．このとき，次の関係が成り立つ．

$$\pi_A(\mathbf{x}\mid\mathbf{y})\,\pi_A(\mathbf{y})=\pi_A(\mathbf{x},\mathbf{y}) \qquad (3.16)$$

（証明） (3.3)式に対応する $\pi_A(\mathbf{y})$ は定理３．１から

$$\pi_A(\mathbf{y})=\exp\{-(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)^t(D_{22}-D_{12}{}^tD_{11}{}^{-1}D_{12})(\mathbf{y}-\mathbf{a}_2)\} \qquad (3.17)$$

となる．(3.12)式と(3.17)式とを(3.16)式に代入すれば，(3.16)式の左辺が結合分布(3.1)式になる．■

X×Y上の可能性分布が(3.1)式によって与えられているとする．このとき，**x** と **y** とが独立であるとは D_{12} が零行列であることと定義する．**x** と **y** とが独立なとき，周辺分布 $\pi_A(\mathbf{x}), \pi_A(\mathbf{y})$ から

$$\pi_A(\mathbf{x}) \cdot \pi_A(\mathbf{y}) = \pi_A(\mathbf{x},\mathbf{y}) \qquad (3.18)$$

が成り立つ．

以上のように正規可能性分布のときには，max と積演算を用いると結合分布，周辺分布，条件付分布とが整合的になることが示された．

次に，可能性分布 $\pi_A(\mathbf{x})=(\mathbf{a},D_A)_e$ とファジィ事象 $\mu_B(\mathbf{x})=(\mathbf{b},D_B)_e$ とが与えられたとき，ファジィ事象 **B** の可能性測度を次のように定義する．

$$\pi_A(\mathbf{B}) = \max_{\mathbf{x}} \ \pi_A(\mathbf{x}) \cdot \mu_B(\mathbf{x}) \qquad (3.19)$$

［定理３．４］ $\pi_A(\mathbf{B})$ は次のようになる．

$$\pi_A(\mathbf{B}) = \exp\{-(\mathbf{x}^*-\mathbf{a})^t D_A(\mathbf{x}^*-\mathbf{a}) - (\mathbf{x}^*-\mathbf{b})^t D_B(\mathbf{x}^*-\mathbf{b})\} \qquad (3.20)$$

ただし，

$$\mathbf{x}^* = (D_A+D_B)^{-1}(D_A\mathbf{a}+D_B\mathbf{b}) \qquad (3.21)$$

(3.19)式の最大化問題を解けば，(3.21)式が得られるので，この証明は省略する．定理３．４から正規型で取り扱うと可能性測度が容易に計算できることがわかる．

４．正規可能性分布による線形システム

拡張原理によって可能性線形システムを定義する．正規型を考慮しているので，拡張原理を次のように定義する．

［定義４．１］ いま通常の関数 **Z=f(x,y)** と X,Y上の正規可能性分布 $\pi_A(\mathbf{x}), \pi_B(\mathbf{y})$ が与えられているとする．このとき Z 上の可能性分布 $\pi_{f(A,B)}(\mathbf{z})$ を

$$\pi_{f(A,B)}(\mathbf{z}) = \max_{\{\mathbf{x},\mathbf{y} \mid \mathbf{z}=\mathbf{f}(\mathbf{x},\mathbf{y})\}} \ \pi_A(\mathbf{x}) \cdot \pi_B(\mathbf{y}) \qquad (4.1)$$

と定義する．

通常の拡張原理は min で定義されているが，ここでは積で定義している．また π_A, π_B は(2.1)式によって定義され，その正定値行列をそれぞれ D_A, D_B とする．いま，通常の線形システムを

$$\mathbf{Y}=T\mathbf{x} \qquad (4.2)$$

とする．ただし， n>m とし， T は m×n 行列で，rank[T]=m とする．X 上の正規可能性分布 $\pi_A(\mathbf{x})$ が与えられたとすると，Y 上の可能性分布は拡張原理から

$$\pi_{TA}(\mathbf{y}) = \max_{\{\mathbf{x} \mid \mathbf{y}=T\mathbf{x}\}} \exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a})^t D_A(\mathbf{x}-\mathbf{a})\} \qquad (4.3)$$

と書くことができる．通常のベクトル **x** の代わりにファジィベクトル **A** が入力されたときのファジィ出力ベクトル **Y** を

$$\mathbf{Y}=T\mathbf{A} \qquad (4.4)$$

と表現すると，**Y** の可能性分布が(4.3)式であると解釈できる．

［定理４．１］ 拡張原理から $\pi_{TA}(\mathbf{y})$ は正規型であり，次のように表わされる．

$$\pi_{TA}(\mathbf{y}) = \exp\{-(\mathbf{y}-T\mathbf{a})^t (TD_A^{-1}T^t)^{-1}(\mathbf{y}-T\mathbf{a})\} = (T\mathbf{a}, (TD_A^{-1}T^t)^{-1})_e \qquad (4.5)$$

（証明） (4.3)式の最適化問題は次のラグランジェ関数 L(**x**,**k**) の最小化である．

$$L(\mathbf{x},\mathbf{k}) = (\mathbf{x}-\mathbf{a})^t D_A(\mathbf{x}-\mathbf{a}) + \mathbf{k}^t(\mathbf{y}-T\mathbf{x}) \qquad (4.6)$$

ただし，**k** はラグランジェ係数ベクトルである．(4.6)式の最小解は

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{a} - D_A^{-1}T^t(TD_A^{-1}T^t)^{-1}(T\mathbf{a}-\mathbf{y}) \qquad (4.7)$$

となり，これを(4.3)式に代入すれば(4.5)式が得られる．行列 $(TD_A^{-1}T^t)^{-1}$ は正定値行列であるので，$\pi_{TA}(\mathbf{y})$ は正規型である．■

定理４．１は n次元空間の可能性分布を次元の低い m次元空間に射影したときの可能性分布を示していると解釈できる．

次に，

$$\mathbf{z}=\mathbf{x}+\mathbf{y} \qquad (4.8)$$

とし，X,Y 上にそれぞれ $\pi_A(\mathbf{x}), \pi_B(\mathbf{y})$ が与えられたとする．すなわちファジィベクトル **A**,**B** の和を考える．**A+B** の可能性分布は拡張原理から

$$\pi_{A+B}(\mathbf{z}) = \max_{\{\mathbf{x},\mathbf{y} \mid \mathbf{z}=\mathbf{x}+\mathbf{y}\}} \exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a})^t D_A(\mathbf{x}-\mathbf{a}) - (\mathbf{y}-\mathbf{b})^t D_B(\mathbf{y}-\mathbf{b})\} \qquad (4.9)$$

となる．ただし，$\pi_A(\mathbf{x})=(\mathbf{a},D_A)_e$, $\pi_B(\mathbf{y})=(\mathbf{b},D_B)_e$ としている．

［定理４．２］ $\pi_{A+B}(\mathbf{z})$ は正規型になり，次のように表すことができる．

$$\pi_{A+B}(\mathbf{z}) = \exp\{-(\mathbf{z}-\mathbf{a}-\mathbf{b})^t (D_A^{-1}+D_B^{-1})^{-1}(\mathbf{z}-\mathbf{a}-\mathbf{b})\} = (\mathbf{a}+\mathbf{b}, (D_A^{-1}+D_B^{-1})^{-1})_e \qquad (4.10)$$

（証明） (4.9)式の最適化問題は次のラグランジェ関数の最小化である．

$$L(\mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{k}) = (\mathbf{x}-\mathbf{a})^t D_A(\mathbf{x}-\mathbf{a}) + (\mathbf{y}-\mathbf{b})^t D_B(\mathbf{y}-\mathbf{b}) + \mathbf{k}^t(\mathbf{z}-\mathbf{x}-\mathbf{y}) \qquad (4.11)$$

いま，**z** が与えられたとき，(4.11)式を最小にする $\mathbf{x}^*$, $\mathbf{y}^*$ は

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{a} - D_A^{-1}(D_A^{-1}+D_B^{-1})^{-1}(\mathbf{a}+\mathbf{b}-\mathbf{z}) \qquad (4.12)$$

$$\mathbf{y}^* = \mathbf{b} - D_B^{-1}(D_A^{-1}+D_B^{-1})^{-1}(\mathbf{a}+\mathbf{b}-\mathbf{z}) \qquad (4.13)$$

となり，これを(4.9)式に代入すれば(4.10)式が得られる．また $(D_A^{-1}+D_B^{-1})^{-1}$ は正定値行列であるので，$\pi_{A+B}(\mathbf{z})$ は正規型である．■

定理４．２から，正規可能性分布の和はまた正規可能性分布になることがわかる．これは正規確率分布の場合と同じである．

いま，

$$\mathbf{Y}=T_1\mathbf{x}_1 + \ldots + T_m\mathbf{x}_m \qquad (4.14)$$

が与えられ，$\mathbf{x}_i$ の代わりにファジィベクトル $\mathbf{A}_i$ が与えられたとする．ただし，T_i は m×n 行列で，$\mathrm{rank}[T_i]=m$ である．このファジィベクトルの可能性分布を $\pi_{Ai}(\mathbf{x})=(\mathbf{a}_i,D_{Ai})_e$ とすると，(4.4)式と同様な表

現を用いて，(4.14)式は

$$\mathbf{Y}=T_1\mathbf{A}_1+\ldots+T_m\mathbf{A}_m \quad (4.15)$$

と書くことができる．

［定理４．３］(4.15)式の Y の可能性分布$\pi_Y(y)$は正規型であり，次のように表すことができる．

$$\pi_Y(\mathbf{y})=\left(\sum_{i=1}^{m}T_i\mathbf{a}_i,\left(\sum_{i=1}^{m}T_iD_{Ai}^{-1}T_i^t\right)^{-1}\right)_e \quad (4.16)$$

定理４．１，定理４．２を繰り返し用いると(4.16)式が容易に得られるので，証明は省略する．特殊な例としてスカラー倍$\lambda\mathbf{A}$は

$$\pi_{\lambda A}(\mathbf{x})=(\lambda\mathbf{a},\lambda^{-2}D_A)_e \quad (4.17)$$

となる．ただし，λは実数である．

いまファジィベクトルを $\mathbf{A}=(\mathbf{a},D_A)_e$, $\mathbf{B}=(\mathbf{b},D_B)_e$, $\mathbf{C}=(\mathbf{c},D_C)_e$ とし

$$\mathbf{A}+\mathbf{B}=\mathbf{C} \quad (4.18)$$

が成り立っているとする．A と C とが与えられ B が未知であるとする．このとき B は定理４．２から

$$\mathbf{b}=\mathbf{c}-\mathbf{a},\ D_B=(D_C^{-1}-D_A^{-1})^{-1} \quad (4.19)$$

となる．すなわち，通常の差演算によって未知なファジィベクトル B が得られる．

5．ファジィ if-then ルールの構成

ここでは，判別問題に対するファジィ if-then ルールの構成について述べる．エキスパートからの知識として次のデータが与えられたとする

$$\begin{array}{l}\text{if } v_1=x_{11}\wedge\ldots\wedge v_n=x_{1n},\ \text{then } c_1\\ \quad\vdots\qquad\qquad\qquad\quad\vdots\\ \text{if } v_1=x_{k1}\wedge\ldots\wedge v_n=x_{kn},\ \text{then } c_1\\ \quad\vdots\qquad\qquad\qquad\quad\vdots\\ \text{if } v_1=x_{r1}\wedge\ldots\wedge v_n=x_{rn},\ \text{then } c_m\\ \quad\vdots\qquad\qquad\qquad\quad\vdots\\ \text{if } v_1=x_{N1}\wedge\ldots\wedge v_n=x_{Nn},\ \text{then } c_m\end{array} \quad (5.1)$$

ただし，$v_1,\ldots,v_n$ は属性を，x_{ij} は i 番目のデータの j 属性値を示し，$c_1,\ldots,c_m$ はエキスパートの判別結果であり，データ数は N個である．

N個の if-then ルールから，ある c_j と判別された前件部のデータを用いて，２．で述べた正規可能性分布$\pi(\mathbf{x}\mid c_j)$を求めることができる．ゆえに，N個の if-then ルールから m個のファジィ if-then ルールを次のように構成できる．

$$\begin{array}{l}\text{if } \mathbf{x} \text{ is } \pi(\mathbf{x}\mid c_1),\ \text{then } c_1\\ \quad\vdots\\ \text{if } \mathbf{x} \text{ is } \pi(\mathbf{x}\mid c_m),\ \text{then } c_m\end{array} \quad (5.2)$$

ただし，

$$\pi(\mathbf{x}\mid c_j)=\exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{a}_j)^tD_j(\mathbf{x}-\mathbf{a}_j)\} \quad (5.3)$$

であり，$\mathbf{a}_j=(a_{j1},\ldots,a_{jn})^t$ は中心であり，D_j は半正定値行列である．

いま，X上のファジィ入力 B が正定値行列 D_B による正規型で与えられたとする．すなわち，

$$\mu_B(\mathbf{x})=\exp\{-(\mathbf{x}-\mathbf{b})^tD_B(\mathbf{x}-\mathbf{b})\} \quad (5.4)$$

このとき，ファジィ入力 B と，ファジィ if-then ルールの前件部との適合度を可能性測度とすると，(3.20)式から c_j を推論する可能性の度合$\pi(\mathbf{B}\mid c_j)$は

$$\begin{aligned}\pi(\mathbf{B}\mid c_j)&=\max_{\mathbf{x}}\ \pi(\mathbf{x}\mid c_j)\cdot\mu_B(\mathbf{x})\\ &=\exp\{-(\mathbf{x}^*-\mathbf{a}_j)^tD_j(\mathbf{x}^*-\mathbf{a}_j)-(\mathbf{x}^*-\mathbf{b})D_B(\mathbf{x}^*-\mathbf{b})\}\end{aligned} \quad (5.5)$$

となる．ただし，

$$\mathbf{x}^*=(D_j+D_B)^{-1}(D_j\mathbf{a}+D_B\mathbf{b}) \quad (5.6)$$

であり，D_j+D_B は正定値行列であるので正則行列である．　クリスプな推論規則として，

$$\text{if } \pi(\mathbf{B}\mid c_j)=\pi(\mathbf{B}\mid c_1)\vee\ldots\vee\pi(\mathbf{B}\mid c_m),\ \text{then B is } c_j \quad (5.7)$$

が考えられる．すなわち，可能性の度合πが最大になるc_jを推論したことになる．

次に，ファジィ推論規則を構成する．まず，$\pi(\mathbf{B}\mid c_j)\geq h$ となる c_j を c_j^* と表す．ただし，$h\in[0,1]$ はレベルである．ファジィ推論規則は

$$\text{If } \pi(\mathbf{B}\mid c_j)\geq h,\ \text{then B is } c_j \text{ with } \pi(\mathbf{B}\mid c_j)/k \quad (5.8)$$

$$\text{If } \pi(\mathbf{B}\mid c_j)<h,\ \text{then B is not } c_j \quad (5.9)$$

となる．ただし，k は正規化のためであり，

$$k=\sum_j\pi(\mathbf{B}\mid c_j^*) \quad (5.10)$$

である．ここで，$\pi(\mathbf{B}\mid c_j)/k$ は一種の確信度を表している．

6．おわりに

本論文では，多次元上の可能性分布を指数関数によって定義し，結合可能性分布から周辺可能性分布と条件付可能性分布とを導いている．これらの定義の整合性を検討し，また可能性測度の計算が容易であることを示した．可能性分布は多次元上のファジィベクトルと解釈できるので，ファジィベクトルの演算がパラメータ演算に帰着されていることが本論文の特徴である．

参考文献

[1]田中，石渕，林　：可能性分布の同定手法によるファジィ if-thenルールの構成，第６回ファジィシステムシンポジウム，175-178 (1990)

F1－2（R2）

C^{∞} 級の階層型ファジィモデル

Hierarchical Fuzzy Model of Class C^{∞}

市橋秀友
Hidetomo ICHIHASHI

大阪府立大学
University of Osaka Prefecture

Abstract: The problem of learning of an input-output mapping from a set of examples of input-output pairs is closely related to approximation theory and system identification techniques. The Artificial Neural Networks provided iterative online learning schemes and an efficient implementation in parallel distributed processing for a smooth hypersurface reconstruction of a multi-dimensional function. Within the frame of fuzzy modeling, we propose a hierarchical fuzzy model of class C∞. An error back-propagation algorithm in hierarchical fuzzy model reduces the number of parameters to be learned and fast convergence of the learning is realized.

1．はじめに

非線形システムのモデリング手法として，ＧＭＤＨ[1]，スプライン関数でのデータ平滑法[2,3]，菅野のファジィモデリング法などがある．これらは，計算機での情報処理としてはバッチ処理である．一方，多層構造のニューラルネットワークでの誤差逆伝播学習は逐次的に与えられるデータからオンラインでモデリングを行うものでマニピュレータの制御[4]などにおいて，運動方程式を必要としない点からその有効性が認められる．同様の観点から，逐次型のファジィモデリング[5-7]も提案されている．簡略化されたファジィモデルは Radial Basis Function (RBF)[8]の一種であり，ファジィモデルは Memory Based Reasoning[9]の一つに分類できると考えられる．

ところで，一般に用いられているファジィモデルはC^0級のものが多く，多層型ニューラルネットワークモデルのような滑らかさに欠けている．そこで，C^{∞} 級の逐次型ファジィモデリング法[7]が提案されている．これはガウス基底をメンバーシップ関数として用いるもので，逐次学習での関数近似法として有効であることが報告されている[7,10]．ニューロバイオロジーの研究としても Gaussian Radial Basis Function(GRBF)[8]が提案されていて Factorizable な性質が指摘されている．また偏微分方程式の近似解法に応用されファジィＦＥＭ[10]が提案されている．しかし，ファジィモデルやRadial Basis Function 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[11]を用いる学習方式が提案されていて，パリティ問題の学習に有効であることが報告されている[7]．

本稿では，まず準備として，1層のみのファジィモデルと学習則を概説し，シミュレーションによる比較を行う．次に階層モデルによる誤差逆伝播学習について述べ，垂直３リンクマニピュレータの学習制御に応用する．提案のC^{∞}級階層モデルは少ないパラメータ数で，かつ学習の収束が速い．

2．C^{∞} 級の逐次型ファジィモデリング

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 $A_{i,k}$ とする．n 個の入力変数を$x_i(i=1,\ldots,n)$，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

$$\mu_k = A_{1k}(x_1) \times A_{2k}(x_2) \times \ldots \times A_{nk}(x_n) \qquad (1)$$

で，ファジィモデルの出力 y を

$$y = \sum_{k=1}^{m} \mu_k \cdot w_k \qquad (2)$$

とする．最急降下法による学習則は $\delta = y^* - y$，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．

文献[6]の簡略推論モデルは三角型（屋根型）のメンバーシップ関数を用いているために，一階微分が不連続な区分線形に近い関数である．そのため，多層型のニューラルネットワークモデルのような滑らかさに欠けている．そこでファジィモデルを C^{∞} 級にするために，本研究では，次のようなメンバーシップ関数（ガウス基底）を用いる．

$$A_{i,k}(x_i) = EXP\left(-\frac{(x_i - a_{i,k})^2}{b_{i,k}}\right) \qquad (4)$$

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）に設定するものとする．

$$\mu_k = \prod_{i=1}^{n} A_{i,k}(x_i) \qquad (5)$$

であり，ファジィモデルの出力は(2)式とする．重心計算は行わない．また，ルール結論部 w_k の学習則も(3)式に等しい．$a_{i,k}$と$b_{i,k}$ の降下法に基づく学習則は

$$a_{i,k}^{new}=a_{i,k}^{old}+\tau\ \mu_k\ w_k\ \frac{2(x_i-a_{i,k})}{b_{i,k}}\ \delta \qquad (6)$$

$$b_{i,k}^{new}=b_{i,k}^{old}+\tau\ \mu_k\ w_k\ \frac{(x_i-a_{i,k})^2}{(b_{i,k})^2}\ \delta \qquad (7)$$

と簡単に求まる．このモデルはGRBF[8]に等しい．

3．種々の関数での比較

５つの１変数関数を理想モデル（教師信号）として逐次学習を比較した．C^{∞} 級のファジィモデルで４つのファジィ集合の場合(F-CI-4)と，３層のニューラルネットの誤差逆伝播法で中間層のユニット数が４の場合（N-BP-4）について種々の関数での学習回数の比較を行った．入力変数の変域を区間[0,3]とし，その中の21個のデータ点について繰り返し学習させた．Table 1 の値は同定されたモデルを用いて[0,3]内の300個のデータ点での誤差を２乗和したものである．ファジィ集合の数を10個にした場合(F-CI-10) と中間層のユニットの数を10個にした場合(N-BP-10) の結果も Table 1 に示している．各々の場合のパラメータ数を( )で示している．また理想モデルとして用いた関数は，線形関数(linear)，２次関数(quadratic)，SIN関数(sine)，指数関数(exponential)，分数関数(fractional) である．分数関数は滑らかではあるが局所的に尖っている．各々の関数を以下に示す．

linear	$y=100+50x$
quadratic	$y=-120(x-1.5)^2+300$
sine	$y=50SIN(4\pi x/3)+150$
exponential	$y=50+200EXP(-(x-1.5)^2/0.5)$
fractional	$y=50+5/(0.03+(x-1.7)^2)$

Table 1 の N-BP の結果は，どの関数の場合でも最終的な精度が良いように，学習係数の値を試行錯誤により決定した．sine関数の場合に学習係数を大きくすると収束しなかった．多層型ニューラルネットワーク（N-BP）ではパラメータ数を増やしても学習スピードがほとんど向上していないが，ファジィモル（F-CI）ではこの点が大きく改善されている．即ち，ファジィ推論のルール数（基底関数の数）を増やせば学習が格段と速くなる．また，Table 1 に示すように非線形計画法を用いるとさらに高速化が図れる．Table 1 の共役勾配法(C.G.M.)は，簡単な一次元探索を行う Fretcher-Reeves法を用いた結果である．一次元探索を一回と数えているので実際の探索のステップ回数は約１０倍となるが，探索中は方向ベクトルを求める計算が無いので計算時間はかなり改善されている．また最終的な精度も良い．

4．階層型ファジィモデルと誤差逆伝播学習

ファジィモデルを Fig.1 のように階層構造とする．このモデルは５章で用いるために９入力３出力としてあり，６個のファジィモデルから構成されている．またニューラルネットワークの多層モデルに似せて３層とみなし各添字を設定している．簡単化のために Fig.1 の３層モデルについて以下説明する．ファジィ集合（ガウス基底）は入力の各次元毎に３つづつ用いている．

$w_i^{p}{}_k^{1}$ 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

$$E(w)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{3}\left(y_i^{*}-x_i^{3}(w)\right)^2 \qquad (8)$$

とすると，以下のように誤差逆伝播学習則が導かれる．

Table 1　逐次学習の比較

iteration number		0	100	1000	100000	C.G.M. 120	C.G.M. 6000
linear	F-CI-4(12)	9724000	3165	546.7	15.50	427.8	27.76
	N-BP-4(13)	706900	13360	2469	16.45		
	F-CI-10(30)	9724000	507.9	138.4	10.90	70.61	0.3555
	N-BP-10(31)	1811000	6022	1001	4.865		
quadratic	F-CI-4(12)	15170000	5047	1778	1066	153.6	15.06
	N-BP-4(13)	3655000	1950000	104500	8376		
	F-CI-10(30)	15170000	1046	243.2	5.056	23.15	2.514
	N-BP-10(31)	4097000	1273000	15500	539.9		
sine	F-CI-4(12)	7125000	2200	143.7	5.789	518.2	9.256
	N-BP-4(13)	395000	343600	321200	1404		
	F-CI-10(30)	7125000	488.7	82.48	6.260	33.35	0.2580
	N-BP-10(31)	447300	323300	321000	43.00		
exponential	F-CI-4(12)	6795000	1702	343.2	14.40	432.6	17.89
	N-BP-4(13)	1657000	1459000	10940	229.0		
	F-CI-10(30)	6795000	111.7	22.11	1.300	16.12	0.3391
	N-BP-10(31)	1682000	1120000	2272	149.0		
fractional	F-CI-4(12)	2345000	20350	7345	795.0	7646	758.1
	N-BP-4(13)	2547000	517700	482400	2914		
	F-CI-10(30)	2345000	900.9	391.3	225.0	876.4	204.2
	N-BP-10(31)	2054000	508000	140800	1228		

F-CI　・・・ $\tau=0.3,\ \gamma=1\times10^{-6},\ \nu=1\times10^{-6}$

N-BP-4 ・・・ $\tau=1\times10^{-6},\ \alpha=0.7$　　N-BP-10 ・・・$\tau=3\times10^{-6},\ \alpha=0.8$

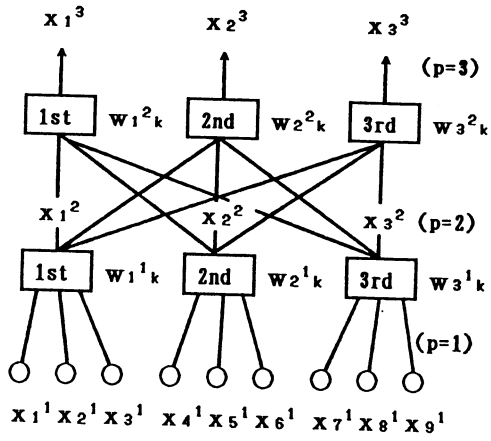


Fig.1 階層型ファジィモデル

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,k}^{p-1}} = \frac{\partial E}{\partial x_i^p}\frac{\partial x_i^p}{\partial w_{i,k}^{p-1}} = \frac{\partial E}{\partial x_i^p}\frac{\partial}{\partial w_{i,k}^{p-1}}\sum_{j=1}^{27}\mu_j^{p-1,i}\, w_{j,}^{p-1} = \frac{\partial E}{\partial x_i^p}\,\mu_k^{p-1,i} \quad (p=2,3,\ i=1,2,3) \tag{9}$$

p=3，すなわち出力層では，

$$\frac{\partial E}{\partial x_i^3} = -(y_i^* - x_i^3) \tag{10}$$

であるので，$\delta_i^3 = y_i^* - x_i^3$ とすると，

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,k}^2} = -\delta_i^3\,\mu_k^{2,i}$$

となる．また p=2，すなわち中間層では，

$$\frac{\partial E}{\partial x_i^2} = \sum_{m=1}^{3}\frac{\partial E}{\partial x_m^3}\frac{\partial x_m^3}{\partial x_i^2}$$

であり，上式を $-\delta_i^2$ とすると，(10)式を代入して

$$\delta_i^2 = \sum_{m=1}^{3}\delta_m^3\frac{\partial x_m^3}{\partial x_i^2}$$

ガウス基底を用いる場合の誤差逆伝播則は

$$\delta_i^2 = -2\cdot\sum_{m=1}^{3}\{\delta_m^3\sum_{k=1}^{27}\mu_k^{2,m}\cdot(x_i^2 - a_{i,k}^2)\cdot w_{m,k}^2 / b_{i,k}^2\} \tag{11}$$

である．$w_{i,k}$の学習則は常に

$$w_{i,k}^{p-1}(t+1) = w_{i,k}^{p-1}(t) + \delta_i^p\,\mu_k^{p-1,i} \tag{12}$$

となる．(6),(7)式の学習則も同様である．

W_k の初期値は通常，区間[-0.5,+0.5]の乱数とする．ただし，5章では，prelearning を行うので乱数は用いていない．入力変数の次元毎に2つづつファジィ集合を用いるときは，$a_{i,k}\in\{-1,+1\}$，$b_{i,k}=1$ とし，3つづつファジィ集合を用いるときは，$a_{i,k}\in\{-1,0,+1\}$，$b_{i,k}=0.5$，5つづつファジィ集合を用いるときは，$a_{i,k}\in\{-1,-0.5,0,+0.5,+1\}$，$b_{i,k}=0.25$ とする．そして，いわゆ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[-1,+1]に基準化する．

5．マニピュレータへの応用

文献[5]では3リンクのマニピュレータの多層型ニューラルネット[4]や2層のパーセプトロンモデル[12]でのシミュレーションが報告されているが，比較的遅い動きの場合である．従ってパーセプトロンモデルはかなり良い結果が得られている．もっと高速の動作を行わせた場合を比較するために，目標軌道角の最大速度と最大加速度を，第1リンク 12rad/s，105rad/s^2，第2リンク 8rad/s，50rad/s^2，第3リンク16rad/s，200rad/s^2 とした．垂直3リンクマニピュレータの図をFig.2に示す．

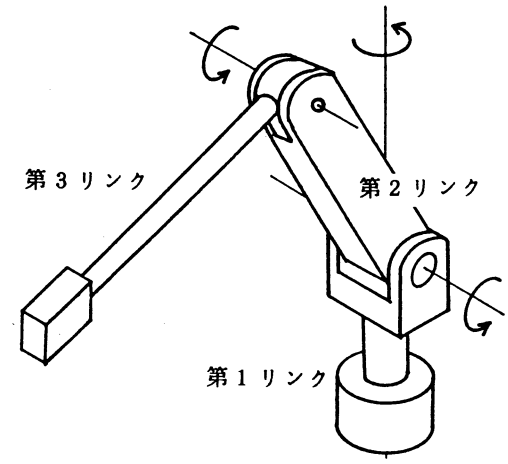
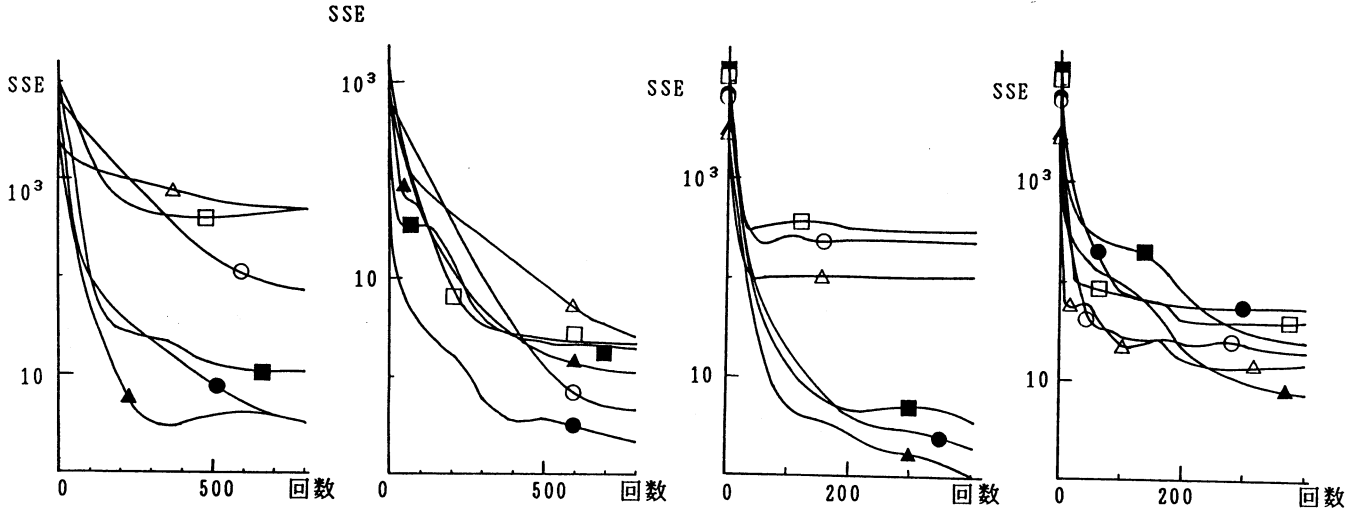


Fig.2 垂直3リンクマニピュレータ

逆ダイナミックスモデルを学習するためのファジィモデルは，入力として各リンクの目標軌道の角度，角速度，角加速度，出力として3つのリンクのトルクが必要となるので Fig.1 の9入力3出力の3層構造とした．また prelearning として Fig.1 で第3層目を取り除いて，第2層だけで10回の反復学習を行ったのち，誤差逆伝播学習に切り替える．従って，初期値は4章で述べたように設定した．たとえば，3つづつファジィ集合を用いるときは，すべての k について，$W_k=0$，$a_{i,k}\in\{-1,0,+1\}$，$b_{i,k}=0.5$とし，乱数は用いない．また，階層型ファジィモデルの入出力は区間[-1,+1]に基準化して学習を行った．フィードバックゲインは両方式とも共通で第1リンク 2000，第2リンク 2000，第3リンク 800 とした．学習係数τはパーセプトロンの場合 6×10^{-7} でファジィ制御の場合はすべて0.01とした．シミュレーションはサンプリング周期10msで，2ms刻みのルンゲ-クッター-ギル法を用いて行った．Delay-in-rewardは40msとした．1秒間の動作を繰返し学習させた場合の目標軌道からの2ms毎の誤差（単位は度）の2乗和が時間とともに減少していくようすを Fig.3 に示す．●は第1リンク，▲は第2リンク，■は第3リンクを表している．Fig.3(a)は速い運動の場合で，(b)は遅い運動の場合（速度1/3）である．速い運動の場合，黒印●で示すファジィモデルを用いる方が，白印○のパーセプトロンモデルに比べて学習のスピードが各リンクとも早い．またパーセプトロンモデル[12]では，逆ダイナミックスモデルのすべての非線形項が既知で，各項の係数のみを逐次修正するのに対して，ファジィ制御ではマニピュレータの数理モデルをまったく用い

ていない．ルール数は，Fig.3 (a),(b) では，各入力次元毎にファジィ集合を３つづつ用いたので，各モデルとも27個で合計162ルールとなる．したがって，パラメータ数は1334個で，文献[6]に比べて約1/140に減少している．Fig.3 (c),(d)では，５つづつ用いたので，750ルールでパラメータ数は 5250であり，約1/36となる．ただし，ガウス基底を用いているために全てのルールが常に適合するので，計算スピードの速いコンピュータが必須である．Fig.3 (c) は，ファジィ集合を５つづつ用いているので，さらに学習が速くなっている（黒印）．白印は速度を10%遅くしたパターンで汎化テストを行った結果である．Fig.3 (d) は高速の運動パターン（黒印）と速度を20%遅くしたパターンを交互に学習させ，10%遅いパターンで汎化テストを行った結果（白印）である．繰り返し毎にパターンが変わるので，学習は遅くなっているが，未学習である中間のスピードでの結果は，うまく向上していて，汎化能力を示している．

文献[5]では，多層型ニューラルネットワークは，学習のスピードが遅いことを指摘した．３章の比較では，中間層のユニット数を増やしてもあまり効果が現われていない．このことは，文献[4]の実験でも報告されている．一方，階層型ファジィモデルでは，Fig.3(a)と(c)を比較すると，パラメータ（ルール）数を増やしたことによって学習の高速化が実現しているといえる．



●○第１リンク，▲△第２リンク，■□第３リンク

Fig.3 マニピュレータの逆ダイナミックス学習のシミュレーション結果

6．おわりに

一般に多層型ニューラルネットワークモデルの特長として，並列分散処理による計算の高速化があげられているが，適応・学習の問題には，試行を何回繰り返すかによってその時間が決ってしまうものが多い．このような問題は，計算スピードだけでは解決しない．階層型ファジィモデルを用いて，真に高速の学習を実現するNeuro-like Fuzzy Computer の実現が期待される．

＜参考文献＞

[1]池田，井原；GMDHの基礎と応用Ⅰ-Ⅶ；ｼｽﾃﾑと制御，Vol.23, No.12(1979)- Vol.24, No.7(1980)

[2]市田，吉本：ｽﾌﾟﾗｲﾝ関数とその応用，教育出版(1979)

[3]桜井：ｽﾌﾟﾗｲﾝ関数入門，東京電機大学出版局(1981)

[4]瀬戸山，川人，鈴木：多層神経回路網内に学習される逆ﾀﾞｲﾅﾐｸｽﾓﾃﾞﾙによるﾏﾆﾋﾟｭﾚｰﾀの制御，電子情報通信学会技術研究報告 MBE 87-135, pp.249-256(1989)

[5]渡辺，市橋；ﾌｨｰﾄﾞﾊﾞｯｸ誤差学習によるﾛﾎﾞｯﾄ・ﾏﾆﾋﾟｭﾚｰﾀのﾌｧｼﾞｨ制御，ｼｽﾃﾑ制御情報学会論文誌，Vol.34, No.7 pp.212-217(1990)

[6]市橋，渡辺；簡略ﾌｧｼﾞｨ推論を用いたﾌｧｼﾞｨﾓﾃﾞﾙによる学習型制御，日本ﾌｧｼﾞｨ学会誌，Vol.2,No.3, pp.429-437(1990)

[7]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-最急降下法と準ﾆｭｰﾄﾝ法での比較，SICE関西支部ｼﾝﾎﾟｼﾞｳﾑ「第2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]T.Poggio and F.Girosi;A Theory of Networks for Approximation and Learning, A.I.Memo No.1140, C.B.I.P. Paper No.31, July(1989)

[9]入江，川人：多層ﾊﾟｰｾﾌﾟﾄﾛﾝによる内部表現の獲得，電子情報通信学会論文誌，D-Ⅱ，Vol.J73-D-Ⅱ，No.8, pp.1173-1178(1990)

[10]市橋，佐藤；ﾌｧｼﾞｨ有限要素法，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(1991)

[11]D.E.Rumelhart, J.L.MacClelland and the PDP Research Group;Parallel Distributed Processing MIT Press (1987)

[12]M.Kawato, K.Furukawa, R.Suzuki; A Hierarchical Neural-Network Model for Control and Learning Voluntary Movement; Biological Cybernetics. Vol.57, pp.169-185(1987)

F1－3（R2）

避航操船における操船者の危険度判断ルールの同定

Identification of operators' judgement rules of danger in collision avoidance maneuvering of ships

嶋田　和政　　間渕　重昭　　原　潔
Kazumasa SHIMADA　Sigeaki MABUCHI　Kiyoshi HARA

神戸商船大学
Kobe University of Mercantile Marine

Abstruct: Judgment rules of danger by ship operators in collision avoidance maneuvering are invistigated. What an operator judges about the danger is supposed to constitute a fuzzy subset, a set of dangerous encountering situation of his ship with another target ship, and the membership function characterizing the subset is determined based on questionnaires to experienced operators in various encountering situations realized by a ship maneuvering simulator. The membership function is considered to represent the rules of the operators' judgment.

It is also shown that the composite danger of multiple targets is derived through a fuzzy-union operation of the dangers with regard to single targets.

1．はじめに

海上交通における船舶の出会い状況の中で避航操船判断時の基本となるのは、操船者の危険度判断である。

本報告では、操船シミュレータ実験における操船者に対するアンケート調査からこの判断構造をメンバシップ関数とファジィ集合演算の形で表すことを考える。同様のテーマを扱ったものに岩崎，原［１］、長谷川，上月［２］、Ｈａｒａ，Ｈａｍｍｅｒ［３］の報告などがある。これらは、いずれも１隻の相手船に対し次の手順により危険度判定を行っている。

１）数個の物理量を入力する。
２）通常のファジィ制御において用いられるファジィ推論（１０数個のルールよりなる）を行う。
３）重心法による非ファジィ化した出力をもって危険度判定とする。

本文では「危険である」という危険集合のメンバシップ関数（以下、ＭＦと略記）を入力物理量の上に求め、このグレード値が危険度を表すと考える。このＭＦは次のようにきめる。操船者の危険度判定はファジィ判定であるとみて、これをファジィ数化し、対１船についての実験で得た危険度判定の結果と危険集合のメンバシップグレードとの一致度が可能な限り大きくなるように定める。

次に複数の対１船危険度の判断結果から対複数船危険度判断を求める。従来の複数船に対する処理は最も危険度の大きいとされる船から１隻ずつ行うという方式［１］が基本だが、人間（操船者）の場合一括処理の形をとることが多いと考えられ、特に複数隻に対する避航が独立に行われない場合には、１隻ずつという方式では実際と異なった結果を生ずる可能性がある。複数の対１船危険度の統合には［４］で提案した集合演算則を用いる。具体的には、複数の相手船に対する避航操船実験における個々の船に対する操船者の判定結果から集合演算により総合危険度を導き、操船者の感ずる自船の操船困難度との一致度を調べる。一致度は想定した仮説の下で演算則のパラメタを調整することによりその向上をはかる。

2．対１船における危険度判断

一般に操船者が相手船との衝突危険の判断要因として重要なものは、方位変化率、相対距離、最接近距離（Distance to the closest point of approach、以下ＤＣＰＡとする）、最接近に至るまでの時間（Time to the closest point of approach、以下ＴＣＰＡとする）などである。本報では、これらに加え仮想避航の結果得られるＤＣＰＡ（以下達成ＤＣＰＡとする）をとりあげる。（図１）

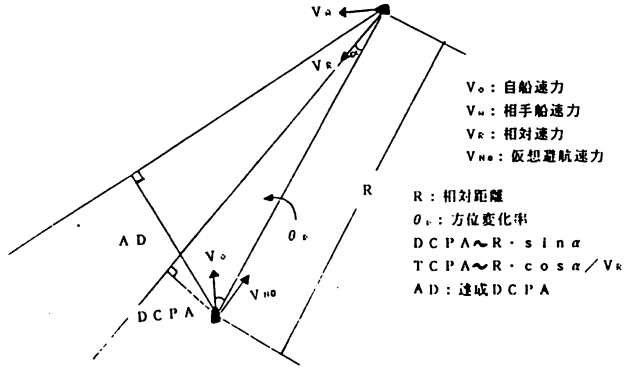


図１　衝突危険の判断要因

操船者は衝突の可能性がある相手船に対して、その可能性が大きいほど、かつ避航の困難さの度合が高いと予感されるほど衝突の危険を強く感ずると考える。ここでは、前者を方位変化率（これが小さいほど衝突の可能性大）で、後者を相対距離または達成ＤＣＰＡ（これが小さいほど避航が困難）で表し、これらの量の上で危険集合のＭＦを定める。その際、反航、追越し、横切りまた針路保持船、避航義務船によって場合分けしてＭＦを求める。また仮想避航を考える際は法規、慣習（例えば右転を原則とするなど）を考慮する。

次に対１船用のデータを得るための実験（実験１）とその結果について述べる。

この実験は、自船と２隻の相手船が一定の針路、速力を保ちながら接近していくというもので、一切の避航動作は行わないものとしている。そして、船舶の出会い状況の諸要因のうち相手船速度あるいは自船に避航義務があるかないかといった要因を変えて数種の状況を設定し、操船者（Ａ、Ｂ氏）の主観評価（以下、ＳＪとする）を調べた。主観評価は「かなり危険」を－３、「かなり安全」を３とし、原則として７段階で判定されたものである。但し、自船は針路０度、速度２０ノットとする。

下記のような相手船の初期条件のもとでデータ例を示す。データとしては表１に示すようにＲ（相対距離）、θ_p（方位変化率）、Ｄ（ＤＣＰＡ）、ＡＤ（達成ＤＣＰＡ）が得られる。但し、ＡＤは右に１０度舵をとり１分後に原針路復帰するという仮想避航によるものである。

〈初期条件〉

	針路(deg)	速度(ノット)	相対距離(マイル)
相手船Ａ	１３５	１６	７．３９７１
相手船Ｂ	９０	１８	５．６５６８

表１　相手船Ｂのデータ

TIME	R	θ_p	D	AD	ＳＪ	
(min)	(マイル)	(deg/min)	(マイル)	(マイル)	A氏	B氏
1	5.2090	0.0042	0.2973	2.28	2	3
2	4.7614	0.0058	0.2973	2.09	2	3
3	4.3139	0.0071	0.2973	1.92	1	3
4	3.8666	0.0089	0.2973	1.78	0	2
5	3.4197	0.0114	0.2973	1.60	-1	1
6	2.9732	0.0150	0.2973	1.42	-1	1
7	2.5274	0.0208	0.2973	1.24	-1.5	0
8	2.0827	0.0307	0.2973	1.06	-2	-1
9	1.6401	0.0495	0.2973	0.88	-2	-2
10	1.2018	0.0923	0.2973	0.71	-2	-3
11	0.7753	0.2218	0.2973	0.55	-1	-3
12	0.4	0.8333	0.2973	0.38	0	-3

以下ではＳＪはファジィ判定とみなし、図２に示すような［０，１］上のＭＦに対応させて表せるとする（以下、これをＳＪ'とする）。

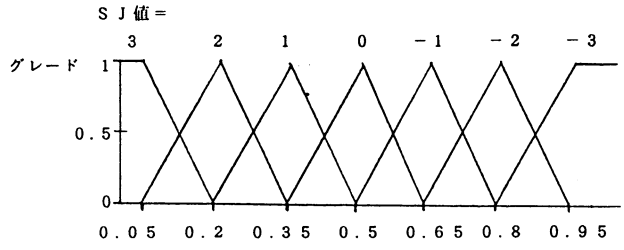


図２　　ＳＪと対応させたＭＦ

データからすると操船者によって危険度の判断要因が異なると考えた方が以下のＭＦ構成上適切と推量される。その結果採用した要因を表２に示す。

表２　操船者の判断要因

	自船が保持船	自船が義務船
Ａ　氏	θ_p、Ｒ	Ｒ
Ｂ　氏	θ_p、Ｒ	(a) θ_p、ＡＤ；(b) θ_p、Ｒ

（注１）（ａ）相手船が自船の前を通過する場合
（ｂ）自船が相手船の前を通過する場合

危険集合のＭＦはθ_p×Ｒ の平面上に数面の平面の組合せで表現できるように構成する（図３参照）。その際、ＳＪ'と危険集合のメンバシップグレードとの一致度ができるだけ大きくなるように定める。今回はこれを試行錯誤的に行った。

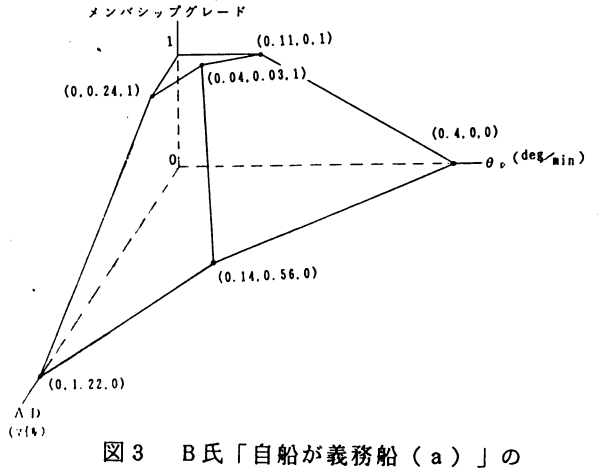


図３　Ｂ氏「自船が義務船（ａ）」の危険集合のＭＦ

ＳＪ' と危険集合のメンバシップグレードとの一致度を全データ分について度数分布表として図４に表す。

図４にもみられるように一致度の低いものが少し存在する。特に一致度が０のものが９件あるがそのようすを下記にしめす。

{ＳＪ', 危険集合のメンバシップグレード} と表せば図２で設定したＭＦの台の上下限値に一致しているもの、すなわち {0.8,0.65} 、 {0.65,0.5} （３件）、{0.2,0.05} （４件）及び台の下限値から0.06ずれたもの {0.5,0.29} である。これらは同様の状況に対して異なる評価値が与えられていることに帰因し、これは評価者の心理的ゆらぎによるものと考えられる。

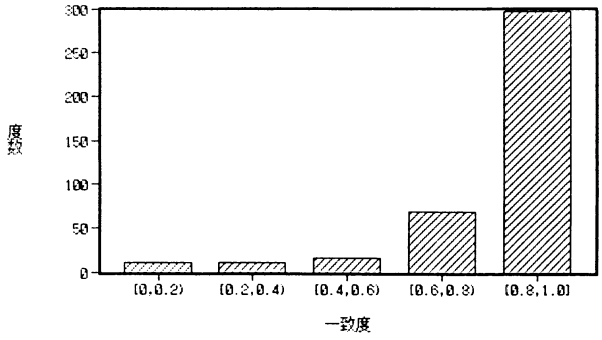


図４　一致度の度数分布

３．対複数船における危険度判断

対複数船の中で基本となる対２船の場合について説明する。２隻の相手船をＴ１、Ｔ２とし、操船者のＴ１（Ｔ２）に対する危険度の主観評価判定をＳＪ' で表したものをμ_1（μ_2）とする。また自船の操船困難度に関する主観評価をＳＪ' で表したものをμ_0とする。

ここでＴ１、Ｔ２に対する総合危険度μ_{12}を求める次の式を仮定する。［４］

$$\mu_{12}=\mu_1+\mu_2-\gamma_{12}\mu_1\mu_2-\beta_{12} \qquad (1)$$

(1)でγ_{12}の値は相手船との出会い状況によって一般的に表３に表されるような傾向を示すものと想定される。

表３　γ_{12}の一般的傾向の分類

相手船のTCPA差 / $\frac{dD_1}{d\delta}$ $\frac{dD_2}{d\delta}$	小	中	大
＋	① $\frac{1}{\mu_1 \vee \mu_2}$		対１船状況に帰着
－	② $\frac{\mu_1+\mu_2-1}{\mu_1\mu_2} \vee 0$	③ 1	

$\vee$はｍａｘを表す。ＤｉはＴｉに対するＤＣＰＡ、δは仮想変針角度である。

①、②、③についての解釈は次のとおりである。

①一方の相手船の避航で他方の相手船も危険回避できる場合

②一方に対する危険と他方に対する危険が互いに相補的な場合（一方の相手船に対して避航すると他方に対する危険が増加する場合）

③２隻の相手船に対する危険回避は互いに独立に行える場合で対１船状況と同等

β_{12}は相手船に対する個々の判定から総合判定へ移るときの操船者の心理的な評価基準移動量と考える。

次に対複数船状況を設定した実験（実験２）とその結果について述べる。

３種類のシナリオがありその１例を図５に示す。自船を含めて各船は状況に応じて変針、変速動作をする。ただし視界良好な夜間とし風潮流は操船に影響しない。また視界は自船船首方向左右４５°までである。操船者はＤ、Ｅ、Ｆ氏の３名とする。

【実験２（ａ）のシナリオ】
本船と他船の船長は１００ｍです。
本船は針路〈１００〉、速力１０ノットで航行中です。
前方ブイを右にみて針路〈３１５〉の方向へ変針してください。

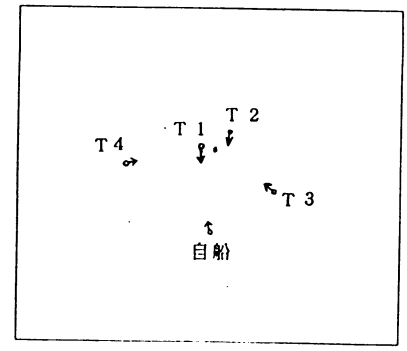


図５　実験２（ａ）

データ表を表４に示す。操船者の主観的危険度判断として１分間ごとに各相手船に対してのＳＪと自船の操船困難度（ＯＳ）が得られる。

表４　実験２（ａ）のデータ

Time (min)	ship	BER (deg)	θp(rad /min)	R (mile)	DCPA (mile)	TCPA (min)	SJ
0	T1	354		2.5	0.12	7.4667	
	T2	10.2		3.04	0.28	9.1833	
	T3	56.7		2.19	1.68	5.3833	
	T4	308.6		3.21	0.66	13.6667	
	OS						
1	T1	353.4	0.00872	2.17	0.24	6.4833	0
	T2	10.7	0.01047	2.71	0.12	8.2	2
	T3	51	0.09948	2.03	1.66	4.1833	
	T4	309.3	0.01221	2.99	0.56	13.8167	
	OS						2
2	T1	352.2	0.02094	1.84	0.24	5.4833	-1
	T2	11	0.00523	2.38	0.13	7.2	2
	T3	49.7	0.02268	1.87	0.52	11.4333	
	T4	310.2	0.01570	2.79	0.57	12.75	
	OS						1
3	T1	350.6	0.02792	1.51	0.23	4.4833	-1
	T2	11.6	0.01047	2.05	0.15	6.2	1
	T3	48.3	0.02443	1.72	0.5	10.6	
	T4	311.1	0.01570	2.58	0.58	11.6167	
	OS						1

実験２で得たデータを相手船との見合い関係により分類し、対２船状況と思われる８種類の状況を取り上げる。γ_{12}とβ_{12}の定め方として次の２種類を考える。

（方法１）

毎分ごとに相手船の状況により①か②のタイプに分け表３に示した式よりγ_{12}を定める。β_{12}は各状況において共通で一致度が最大になるように定める。

（方法２）

下記の２つのタイプに分ける。

①´の時　$1 < \gamma_{12} < \frac{1}{\mu_1 \vee \mu_2}$　①と③の中間状況

②´の時　$0 < \gamma_{12} < 1$　②と③の中間状況

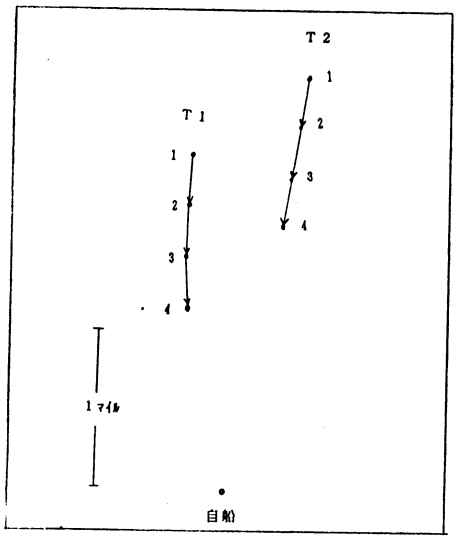
但し、①´（②´）は可能な限り①（②）を用い、β_{12}は、$|\beta_{12}| < 0.5$の範囲でできるだけ小さくする。この条件のもとで一致度が最大になるようにする。

ここで例としてＤ氏の場合について示す。

〔場面〕実験２（ａ）　Ｔｉｍｅ(min)　１から４

〔相手船の状況〕　図６に示す

〔計算結果〕　表５、表６に示す



数字はTime(min)

図６　相手船の状況

表５　方法１を用いた計算結果（$\beta_{12}=0.58$）

T(min)	μ_1	μ_2	μ_0	γ_{12}	μ_{12}	一致度
1	0.5	0.2	0.2	0	0.12	0.47
2	0.65	0.2	0.35	0	0.27	0.47
3	0.65	0.35	0.35	0	0.42	0.53
4	0.5	0.35	0.2	0	0.27	0.53

表６　方法２を用いた計算結果（$\beta_{12}=0.5$）

T(min)	μ_1	μ_2	μ_0	γ_{12}	μ_{12}	一致度
1	0.5	0.2	0.2	0	0.2	1.0
2	0.65	0.2	0.35	0	0.35	1.0
3	0.65	0.35	0.35	0.66	0.35	1.0
4	0.5	0.35	0.2	0.86	0.2	1.0

８種類の状況すべての一致度を図７に示す。この結果からわかるように方法１は実用上簡単であるという利点があるが、実際上柔軟に対応できるという面では方法２の方が優れていることがわかる。

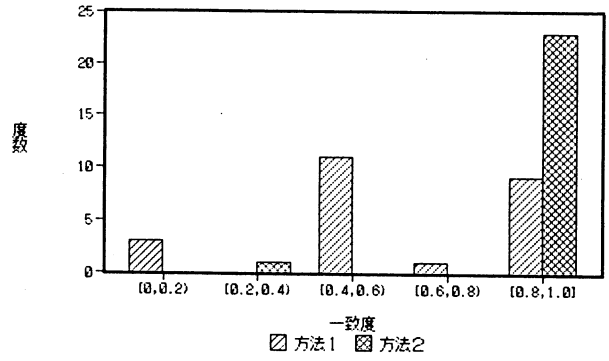


図７　一致度の度数分布

４．おわりに

避航操船判断時に操船者の感ずる相手船との危険度合を簡単な仮設にもとずき$\theta_p \times R$ 又はＡＤの平面上に設定した危険集合のＭＦの形で表せると考え、実験で得た操船者のアンケート回答からこれを構成した。ここでＭＦの値は操船者の感ずる危険度を表すものとし、操船者の主観評価をファジィ数化して得られた結果との一致度を求め比較検討した結果両者において全般的に満足できる一致をみた。但し、一部において一致度が０となる場合が生じたが、これは操船者が評価を行う際の心理的ゆらぎによるものと考えられる。また、複数船との出会いに関する総合危険度を１船ずつの危険度の集合演算として求める方法を提案し、その妥当性の検討を行った。これは出会い状況によって、一定の仮設のもとで決まるパラメタを仮定した演算で操船者の主観評価との間にほぼ満足できる一致度を得ることができた。但し、今回の実験のデータ数と設定状況の数が少なかったのでさらに詳しい検討を必要とする。

参考文献

［１］岩崎寛希、原潔，あいまい推論を用いた避航操船モデル，日本航海学会論文集，75，69-77，（１９８６）

［２］長谷川和彦、上月明彦，Ｆｕｚｚｙ制御による自動避航システムに関する研究，関西造船協会誌，205，1-10，（１９８７）

［３］A.Hammer and K.Hara, Knowledge aquisition for collision avoidance maneuver by ship handling simulator, Proc.MARSIM 4-ICSM 90, 245-252, (1990)

［４］間渕重昭，メンバシップ関数の一解釈とファジィ集合演算についての一提案，第６回ファジィシステムシンポジウム，121-124，（１９９０）

F2－1（R2）

変動騒音を入力とする心理的応答システムの一評価手法

A evaluation method of psychological system excited by fluctuating random noise

加藤裕一
Yuich Kato

山口静馬
Shizuma Yamaguchi

呉工業高等専門学校
Kure Technical college

海上保安大学校
Maritime safety Academy

Abstract:An opinion that the psychological impression caused by the noise exposure can be regarded as a fuzzy event is first shown, based on the information obtained from actual psychological experiment. That is, the categolized psychological impressiom is quantitatively grasped by using the membership function. Next, a new systematical method for estimating and/or predicting the psychological impression is proposed, in the case when the persons are exposed to the fluctuating random noise of arbitrary probability distribution type. Finally, the validity and usefulness of the proposed method are confirmed experimentally by applying it to the actually observed data for the road traffic noise.

1.緒言

人間がある騒音（物理的刺激）に晒されると、これに対する心理的印象（例えば、騒々しく感ずるとか気になるとかといった印象）が生じた後に、その物理的刺激に対する姿勢・態度を示したり、時にはある行動を起こしたりすることは、我々が日常よく体験することである。一般に騒音問題の発生は、音響刺激入力に対する心理的応答出力が生じて初めて問題が具体化されるのであり、騒音暴露そのものが問題となることは殆どない。従って入力としての物理的刺激音と出力としての心理的応答との関係を定量的に把握することが騒音対策上第一義的に重要となる。しかしこれを定量化する場合、通常の物理的システム（物理的な入出力関係を持つ）の計測とは異なり、物理―心理系の計測であるために次の問題が生ずる。1)人の心理的側面を測るための客観的測度を見出すことは極めて困難である。2)システムを規定するための条件（例えば人の置かれている時間・空間・精神的状況など）が多種多様であるたるため、条件を正確に設定して、これらの具体的関係のもとに物理―心理系の入出力関係を精度よく論ずことは極めて難しい。

本報告は、入力として道路交通騒音なる物理的音響刺激を、出力として予めカテゴリー化した知覚・感覚レベル（比較的浅いレベルの心理）に属する印象（心理的応答）を採り上げ、1)具体的心理実験を通して、出力としての心理的応答はファジィ事象であるとの立場から入力騒音との関数関係を与えるメンバーシップ関数をまず推定した後、2)任意のレベル分布に従う変動騒音を印加したときの心理的応答を評価する新たな手法を提案する。さらに本手法を心理応答予測問題に適用して、主観的事象（騒音刺激による心理的応答）を客観的に議論するための手法を検討する。

2.現場心理実験

物理的音響刺激とこれに対する心理的印象との関係を調べる為に、実道路（Fig.1 参照）上にて騒音レベル変動(L^{o}=L[dB(A)])をレベルレコーダに記録すると共に、その時受けた心理的印象を同時に記録した。心理的印象の測定法として次の方法を採った[1)]。即ち、7 つのカテゴリー（非常に静か(F1)～非常に騒々しい(F7)）をまず設定した後、実道路端に位置する被験者（聴力正常な20才の男性4 名）に対して5 秒間隔ごとにその時刻で道路騒音から受けた印象F^{o}=Fi (i=1～7)をデータ・シートに記入するように指示した。5 秒間隔で5 分間連続して記録し、この作業を8回繰り返した（全観測時間は40分）。また、後に室内実験を行う為にビデオカメラを用いてこの時の交通流状況を録画すると同時に、その交通流から発生した騒音もカセットテープに録音した。

3.メンバーシップ関数の推定

得られた実験結果のうち1 回～3 回（始めの15分）の全被験者の実験値 {(L^{o} ,F^{o}) |(L(j),F(j)),j=1 ～60×4×3 } を用いて、騒音レベルの各階級[L^{c} -0.5,L^{c} +0.5](L^{c} =30 ～100 [dB(A)])に対するファジイ事象Fiの相対度数を求めた。その結果の一例として、特にF5に関するものをFig.2 に示す。同図から次のことが認められる。1)主観的にF5であると判断された時の騒音レベルの値は約56～83[dB(A)] の範囲に及んでいる。2)このレベル範囲の中央の値である73[dB(A)] 付近においてさえ相対度数の値は0.8 程度であり" 確実に" F5と判断されるわけではない。このことは実験的誤差と言うよりはむしろ人の「判断（主

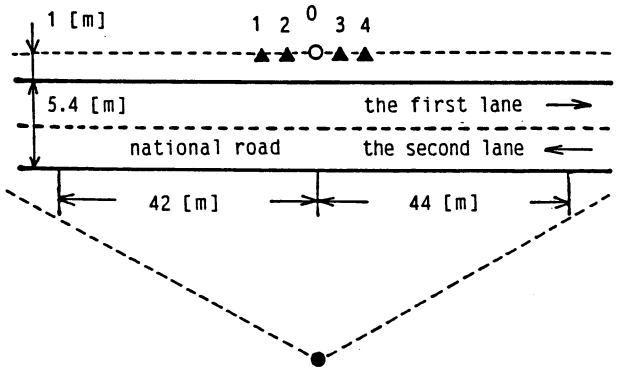


Fig.1 The situation of outdoor psychological experiment (○:sound level meter, ▲: subject, ●:video camera).

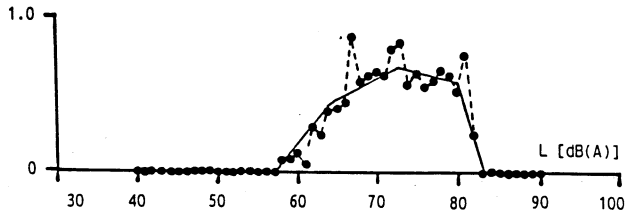


Fig.2 A relative frequency distribution and the pattern of the membership function for psychological impression F5 (●:relative frequency, ——:estimated membership function).

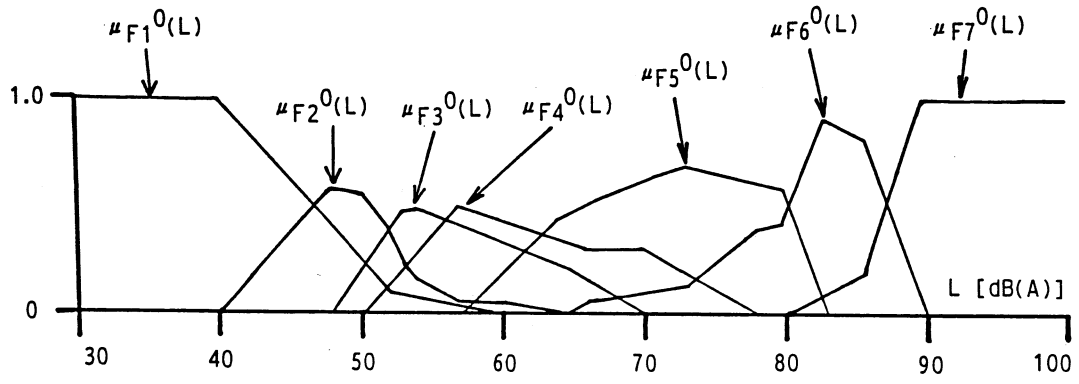


Fig.3 The patterns of the membership functions $\mu_{Fi}{}^{0}(L)$ for fuzzy events Fi (i=1.2,...,7) estimated by an outdoor psychological experiment.

観）」が本来持ち合わせている" あいまい性" に基づくものである。そこで我々は、客観的騒音レベル値L が主観的判断事象Fiに属する程度をメンバーシップ関数$\mu_{Fi}(L)$ を導入してこの" あいまい" な事象Fi（ファジイ事象）を定義する[2]。Fig.2 には実験から得られたF5の相対度数を基に推定したメンバーシップ関数$\mu_{Fi}(L)=\mu_{Fi}{}^{0}(L)$(L $\in D_L$ =[30, 100]) も併せ示している。同様にして推定した他の全てのメンバーシップ関数の形状をまとめてFig.3 に示す(本実験の性質から各ファジイ事象に直交性($\sum_{i=1}^{7}\mu_{Fi}(L)=1$)が成立していることに注意）。

4.心理的応答(印象）に対する一評価法

前節で考察した入出力関係(Fig.4参照）に基づき、任意の変動レベル分布P(L)に従う不規則騒音を入力として印加したときの心理的印象Fi(i=1～7)を評価することを考える。一般に不規則に変動する騒音を入力すれば出力としての印象も時々刻々不規則に変動することが知られている[1]。従ってこのような印象に対する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算定される[3]。

$$P(Fi)=\int_{D_L}\mu_{Fi}(L)dP(L)dL \qquad (1)$$

Fig.5 は実道路で観測した後半の25分間の心理実験結果及び、この時区間内での実測騒音レベル分布$P_E(L)$(Fig.6参照；同図には録画したビデオデータからシミュレーションにより予測したレベル分布$P_S(L)$ 併もせ示している(5.3参照）) と前節で求めた$\mu_{Fi}{}^{0}(L)$(i=1 ～7)を用いて(1) 式によって得られた結果を示したものである。(1) 式による理論値は実験値の大略的傾向をよく捉えていることが分かる。

5.室内心理実験

現場実験によってではなく、騒音に対する心理的応答を予測することは騒音対策上重要な工学的意味を持つ。本節では、メンバーシップ関数$\mu_{Fi}(L)$ (i=1～7)を室内心理実験に因って予め設定しておき、これを用いて現場における心理的応答の予測を考察する。

5.1 メンバーシップ関数の推定（室内心理実験）

2.でカセットテープに録音しておいた騒音を室内で被験者に呈示し、これから受けた心理的印象F=Fi (i=1 ～7)の測定を現場心理実験の場合と同様の手順で行った(Fig.6参

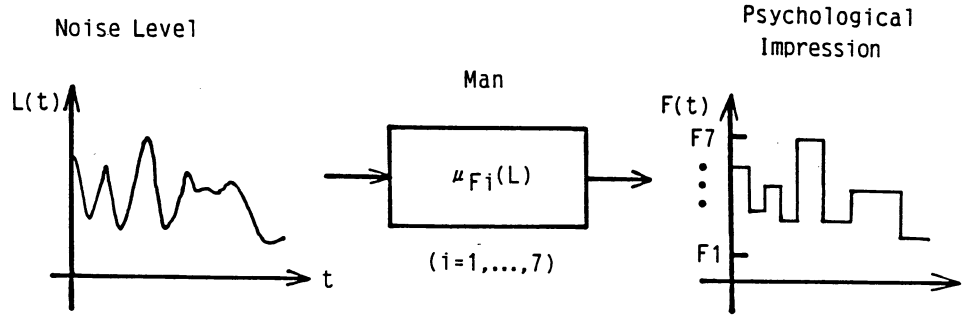


Fig.4 Diagram of input-output relationship.

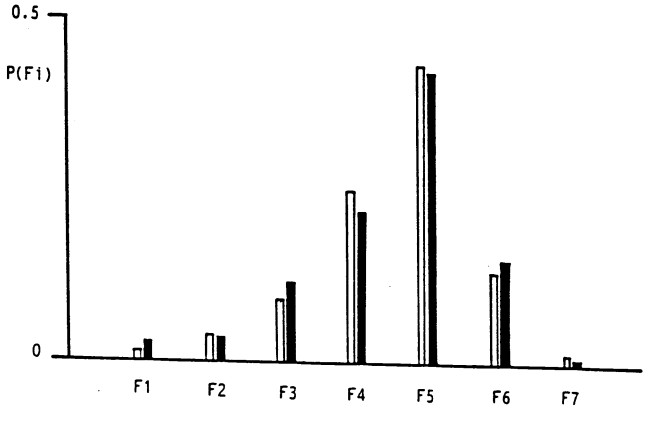


Fig.5 A comparison between observed and estimated values for P(Fi). ▭:observed value obtained directly from psychological experiment in an actual road, ▬: estimated value obtained by Eq.(2) using $\mu_{Fi}{}^{o}$ (L) (i=1,2,...,7) and P_E (L).

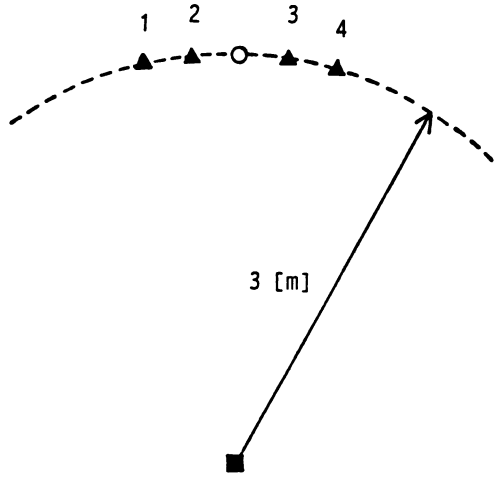


Fig.7 The situation of an indoor psychological experiment (○:sound level meter , ■; cassette tape recorder, ▲:subject).

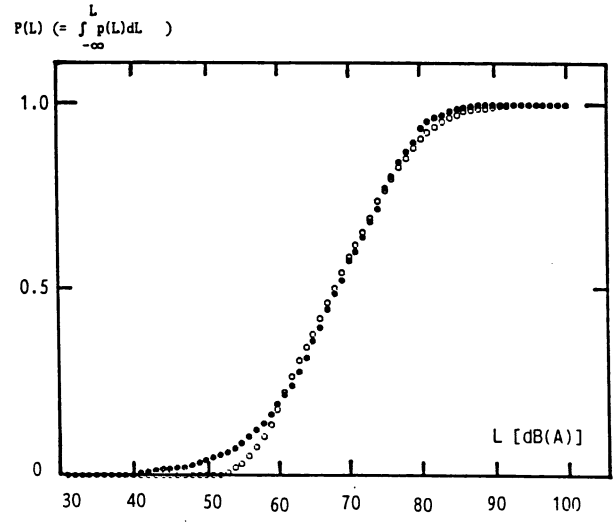


Fig.6 A comparison between predicted value(P_S (L)) obtained by computer simulation and observed data(P_E (L)) for the noise level probability distribution. (○: predicted value, ●: observed value).

照)。収録装置の機能制限のため再生騒音レベルの変動巾が約20[dB(A)] であり(現場での変動騒音は約40～90[dB(A)] の範囲にわたっている)、ボリューム調整により約40～60, 約50～70, 約60～80, 約70～90 [dB(A)]となるように設定して合計5[分] ×4[回] の室内心理実験を行った。推定したメンバーシップ関数$\mu_{Fi}{}^{I}$ (L)(i=1 ～7)をFig.8 に示す。

5.2 メンバーシップ関数の比較

$\mu_{Fi}{}^{o}$ (L)(Fig.3 参照) と$\mu_{Fi}{}^{I}$ (L)(Fig.8 参照)(i=1～7)の比較を行うために特徴パラメータを導入する。

$$POi = SOi/(\sum SOi),\ (SOi = \int_{D_L} \mu_{Fi}(L)dL),$$
$$S1i = \int_{D_L} L\ \mu_{Fi}(L)dL/\ SOi, \qquad (2)$$
$$S2i = (\int_{D_L} (L - S1i)^2 \mu_{Fi}(L)dL/\ SOi)^{0.5}$$

結果をTable 1 示す。細かな差異は認められるものの両メンバーシップ関数の間には十分一致性があり、このことは音響刺激に対する心理応答のメンバーシップ関数を予め設定しておくことのできる可能性を示している。

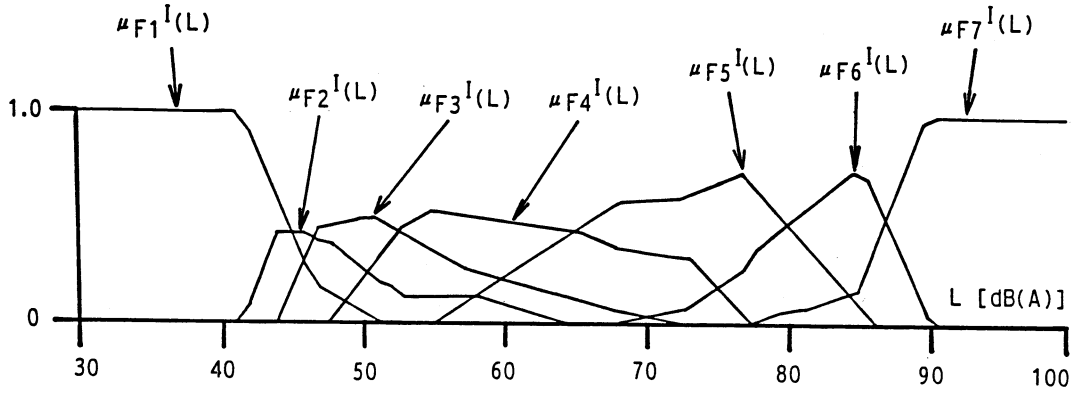


Fig.8 The patterns of the membership functions $\mu_{Fi}{}^{I}(L)$ (i=1,2,...,7) established by the indoor psychological experiment.

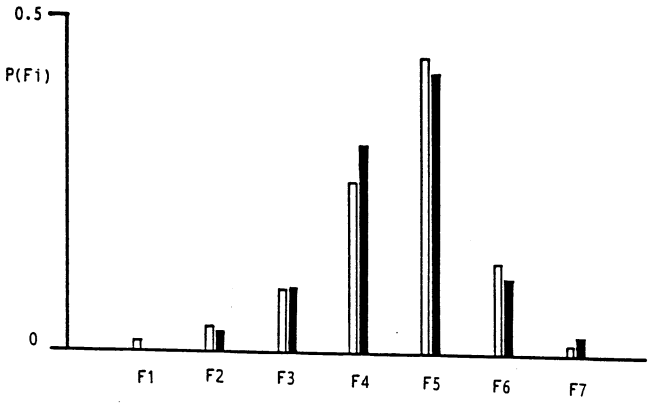


Fig.9 A comparison between observed and estimated values for P(Fi). ▭ : observed value obtained directly from psychological experiment in an actual road, ▬ : estimated value obtained by Eq.(2) using $\mu_{Fi}{}^{I}(L)$ (i=1,2,...,7) and $P_S(L)$.

	P0i	S1i	S2i
F1	0.236 0.205	39.4 37.9	5.78 4.51
F2	0.080 0.065	49.1 49.6	4.34 5.37
F3	0.084 0.098	57.4 54.1	4.84 6.17
F4	0.110 0.152	62.5 61.7	6.31 7.08
F5	0.169 0.180	71.6 72.1	5.95 6.70
F6	0.128 0.102	81.5 82.3	5.05 4.24
F7	0.193 0.197	93.5 93.3	4.27 4.57

Table 1 A comparison of membership functions between $\mu_{Fi}{}^{o}(L)$ and $\mu_{Fi}{}^{I}(L)$ by three parameters given by Eq.(3) (i=1,2,...,7) (upside: the value of parameters for $\mu_{Fi}{}^{o}(L)$, downside: the value of parameters for $\mu_{Fi}{}^{I}(L)$).

5.3 心理応答の予測

交通流を録画したビデオテープから交通量[台/h] , 平均車両速度[km/h],大型・小型車の混入率, 及び車頭間隔に関するデータを採取して計算機シミュレーション[4]を行った。これにより騒音観測点における騒音レベル分布($P_S(L)$)を予測した結果をFig.6 に示す。$P_S(L)$ と $\mu_{Fi}{}^{I}(L)$(i=1 ～7)を用いて(1) 式から得られた予測結果がFig.9 である。実測値(2. で得られた心理データの終わりの25分) 及び$P_E(L)$ と $\mu_{Fi}{}^{o}(L)$(i=1 ～7)による推定結果(Fig.5参照) と比較して、これらの間にはかなりのよい一致性が認められる。

謝辞 本研究に多大な援助を戴いた近藤浩二・静間隆雄の両氏に深謝の意を表する。

参考文献

1)難波他: カテゴリー連続判断法による自動車交通騒音の評価, 音響学会誌, 34, 1,29-24(1978). 2)L.A.Zadeh: Fuzzy Sets,Information and Control,8,3,338-353(1965). 3)L.A.Zadeh:Probability Measures of Fuzzy Events,Journal of Mathematical Analysis and Applications,22,421-427(1968). 4) Y.Kato & S.Yamaguchi:A Prediction Method for Probability Distribution of Road Traffic Noise at an Intersection,Acoustics Australia,Vol18,No.2,45-50(1990).

F2－2（R2）

ファジィ理論の教育評価への応用

Application of Fuzzy Logic to Educational Evaluation

宮武　直樹
Naoki Miyatake

法政大学工学部
College of Engineering,Hosei Univ.

Abstract: The purpose of this study was to discuss the evaluation applied fuzzy inference and development of method for improving teacher's abilities.
The result of educational evalution by this system is similar to that of an expert.

１．はじめに

文部省は、去る３月１３日に指導要録[1]の大幅見直しを公表した。中学が平成３年度に１年生から順次、小学校は４年度から実施される。この結果、現在施行中の知識、理解重視の相対評価（学年やクラスの中でどの位置にあるかを３段階または５段階で相対評価する方法）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（絶対評価とも呼ばれる）へ移行する。この評価方法は、学習の結果そのものよりも、児童が示す努力や積極性を重視することを基本的な考え方としている。また、文部省は、このための柔軟な評価方法を工夫するように求めている。一方、現場の教師達も「どういう方法で関心や思考を評価したらよいか、指導要録の観点と実際の評価活動とをつなぐものがないか。」その手だてを模索している。

本研究は、この問題解決のための一試行として、ファジィ理論を用いた評価支援システムについて提案したものである。

具体例として、４年度から小学校１、２年生の社会、理科に代わって導入される「生活科」の評価にファジィ推論を取り入れて、検討を加えてみたものである。

その結果は、教師の思考、判断にかなり近い評価を求めることが出来た。

２．絶対評価とファジィ理論の適用

新しい指導要録の学習の記録は、各教科とも「関心・意欲・態度」を観点項目の最初にすえ、以下「思考・判断」、「技能・表現」、「知識・理解」の順に配列されている。これは、従来の並べ方とはまったく逆になる。従来は、知識・理解面が中心で関心・態度面などは付け足しという感覚が教育現場では強かった。

絶対評価では前述の各項目について、個々の児童の目標への到達度を「十分満足できる」、「おおむね満足できる」、「努力を要する」などの判断基準で表す。また、新しい観点では、児童の内面に目を向けて「学習に意欲がもてたか」、「どう思考しているか」など学習の過程に双方向性を持つようになる。しかし、新しい観点には前述のような指摘や「結局、知識・理解面中心の評定になってしまうのではないか」と言う懸念があり、早急に、新しい観点を生かすような評価の方法が求められている。

本研究はこうした要請に答え得るものであり、新しい観点が従来、教師がどちらかといえば避けてきた情意面を含んだ評価問題に真正面から取り組まなければならないこともあり、ファジィ理論の適応を考えた。

ファジィ理論を用いると、教師が児童から受ける主観的な情報を日常的な言語で表現しても、それをなるべく理論的に扱うことが出来る。また、児童の意欲や態度に対する教師間の評価のばらつきもできるだけ少なくすることが出来る点にある。

以下、具体的に「生活科」の評価にファジィ推論を適用した事例について報告する。

３．ファジィ理論を用いた生活科の評価について[8]

本評価システムは、まず、生活科の評価をどのように考えたらよいか、新学習指導要領の生活科の目標を評価の観点から分析する。次に、評価に関するあらゆる知識を知識ベースという形態で収集して、これらの知識の因果関係を表わすルールの作成をするという手順で、評価システムを構築する。

例えば、「兎や鶏の飼育では、人がいやがる仕事を積極的に行なうので、この点についてかなり高く評価してあげたい。」と言うようなおおまかな因果関係をつかんで、この文章化された情報を基にルールを作成し、ファジィ推論の合成規則とファジィ関係を用いて、ファジィ方程式の解を求める。以後、「熱心、普通、冷淡、やや、かなり」などの自然言語による表現を用いて評価が求められる。

このようにファジィ推論を用いると、従来の知識、理解中心の評価に代わって、児童が示す努力や積極性を加味した柔軟な評価が期待できる。

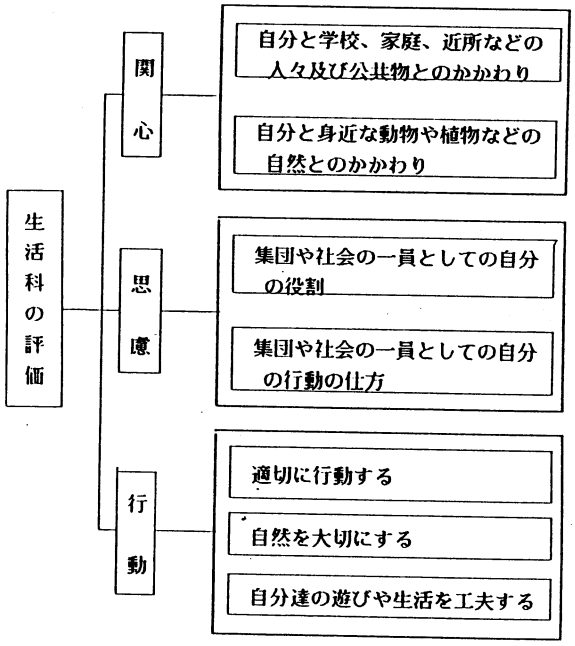


図１　生活科の評価の観点

３．１　評価の観点

新学習指導要領(1)、(2)における生活科の目標は、

(1) 身近な社会や自然とのかかわりに関心を持たせる

(2) 自分自身や自分の生活について考える

(3) 生活上必要な習慣や技能を身につける

などに大約される。

また、これらの目標を学習指導面から具体化すると、

(1) 身近な社会や自然の観察する

(2) 動植物を育てる

(3) 遊びや生活に使うものを作る

などになる。

これらの指導を通うして、児童たちには活動、体験の楽しさを体全体で感じさせる。また、この過程で関心をもったこと、考えたこと、行動したことなどを言葉、絵、動作や劇化などを通うして表現できるようにすることなどが求められる。

評価に関しては、この指導の過程で児童の行動や態度に注目すると共に、形成的評価、情意面の評価、個人的・絶対的評価、自己評価など多くの点に留意する。

評価の観点は、図１に示すように、「生活科の評価」→「関心」、「思慮」、「行動」と３つの項目に分岐する。さらに、これらは、幾つかの下位項目を持ち、データ間の関係はトリー構造を成している。

知識ベースは評価資料としての知識の獲得と整理が大変重要になる。そこで子供達に体験活動を通して、「何を体得させ、どんな価値を身につけさせるのか。」という視点でキーワードをピックアップすることにより、その内容をはっきりさせることができる。また、研究会などの資料、ベテラン教師のノウハウ、授業担当者からのフィードバックなどの活用も重要、かつ不可欠な要素になる。

３．２　ルールの作成(3)～(5)

ルールは、新たな結論を導き出すための規則としての知識を「ＩＦ～ＴＨＥＮ～（もし～ならば～）」の形で表現する。

本評価システムは、最下位項目ごとに、知識ベースを基にルール集を作成して、推論を行なっている。

「兎や鶏の飼育」を例にとると、「行動」の最下位レベルである「適切に行動する」、「自然を大切にする」の一連のルールを示す。なお、「自然を大切にする」にいては、この単元では「動物に対する思いやり」をとうして自然に対する接し方を観察する中で評価することにする。（図２参照）

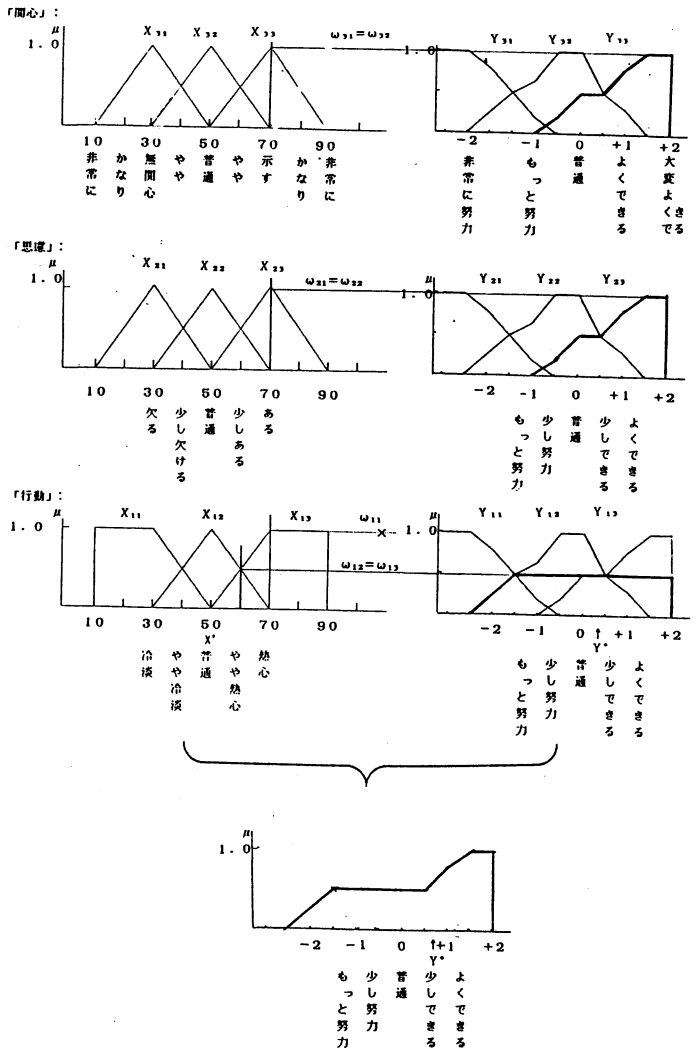


図２　ファジィ推論を用いた生活科の評価の求め方

次に、「熱心、普通、冷淡、高く、ある、欠ける、そのまま、低く」などの言語表現に対するメンバーシップ関数を決定する。このときエキスパートのノウハウを十分に組み入れる必要がある。本研究では、アンケート調査によって、これらの知識を取り込んでいる。

図３－(ａ)は、小学校の先生方にお願いしたアンケート調査を基にデータ処理を行なったものである。

教師が抱いている１０段階評価に対する児童の能力や学力の度合いを０～１の間の数値で表してもらったものである。

細線は、新人または勤務数年、太線はベテラン教師のメンバーシップ関数を表したものである。図からも分かるようにベテラン教師は評価点に対するその能力（学力）の程度を新任教師よりかなり低くみていることが分かる。このことからもベテラン教師のノウハウを十分に組み入れる必要がある。また、２つのメンバーシップ関数の類似性についても吟味の必要がある。

図３-(ｂ)は、これらを基に作成したルールのためのメンバーシップ関数である。

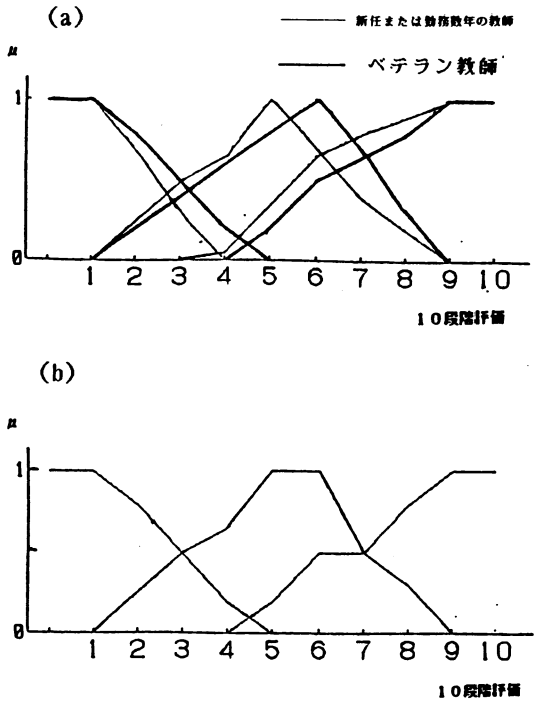


図３　メンバーシップ関数の求め方
- アンケート調査による「社会や自然について関心」に関する度合い(a)
- (a)を基にルールのためのメンバーシップ関数の同定(b)

４．結果と考察

生活科の評価は、「児童の具体的な活動」そのものと考えられる。従って、教師は日常的に児童が示す意欲や態度などの情報(データ)を取り込んで、これを公正かつ理論的に処理しなければならない。この問題解決のための一試行として、ファジィ理論の適用を試みたものである。

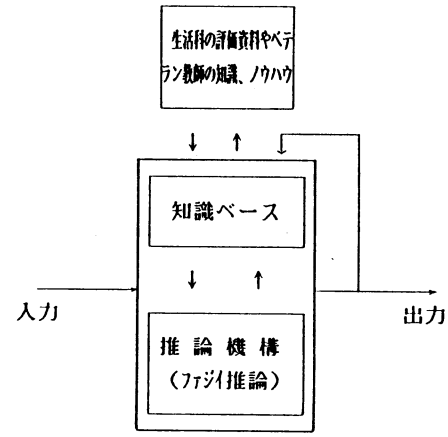


図４　ファジィ評価システムの構成

教師が指導計画の立案・作成の段階で設定した基準をもとに、「思いやりがある、熱心である、高い、かなり、やや、ほぼ、だいたい」といったあいまいな言語表現で取り込んだ情報を、教師の主観に基づいて、これを定量化しようというものである。この定量化の段階で大切なことは、前述のようにベテラン教師のノウハウなどを有効に活用し、広汎な知識ベースを構築して、これを基盤にルール集を完成する必要がある。

また、この知識ベースやルールは授業実践の過程でもディバックや追加、修正が可能なものにする必要があり、本システムの構成を図４に示す。

メンバーシップ関数の横軸は、評価点と言語を併記すると共に、メンバーシップ値との関係を視覚的に把握しやすいようにしている。

例えば、前件部で「飼育は熱心」は７０点を意味し、「飼育は３０点」は飼育については冷淡な態度を示していることになる。このようにデータは２通りの記載方法が可能である。

後件部では、これにに対応した操作量を提示する。

従って、５段階評価に直したい場合は、想定した評価に、この評価値を加算すれば求められる。

また、言語表現を希望する場合は、「もっと努力」、「少し努力」、「普通」などの言葉を横軸に併記しておけばよいことになる。

しかし、本評価システムは、図１に示すような階層構造をしており、「関心」、「思慮」、「行動」の最下位項目(実線枠の部分)の前件部は入力が２～３個の複数入力になっているので、その解法は図２に示すようなマックス・ミニ法を用いて推論を行なっている。

いま、前件部が下記のルールで表わされたとすると、
- 行動について、
  「もし、動物の飼育が熱心で、かつ思いやりは少しあり、かつ生活態度は少し良いならば、」
- 思慮について、
  「もし、斑での役割をしっかり守り、かつ仲間の

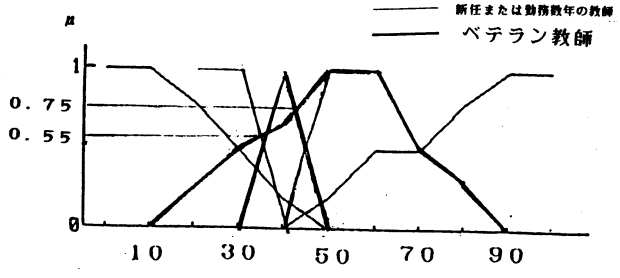


図５　逆真理値限定法による評価の求め方

大変協調を大切にするならば、」

・関心について、

「もし、駅で働く人に強い関心を示し、かつ色々な動物に興味を示すならば、」

まず、各最下位項目別に推論を行なうことにする。

「行動」については、飼育が熱心、思いやりが少しあり、生活態度も少し良いから、これに適合する度合い ω_{11}、ω_{12}、ω_{13} をそれぞれ求める。そして、これらの中で一番小さな値(ミニ)を選んで、これを適合度 $\omega_{12}(=\omega_{13})$とする。

次に、後件部のY_{12} のメンバーシップ関数をω_{12}で頭切りをして、メンバーシップ関数の図形を求める方法である。以下、「思慮」、「関心」についても同様の方法で図形を求めて、これらの図形を重ね合わせて（マックス）、できた図形の重心を横軸上に求めれば、この値が評価値になる。

以上、前件部が確定した数値「熱心なら７０」などについて論じてきたが、教師が感覚で認識した「やや」、「かなり」などの感覚量を使う場合は、２つのメンバーシップ関数の類似性を考慮して、塚本氏の提案した逆真理値限定法を用いることにした。図５は、この計算例であるが、この方法はかなり有効である。

表１は、ファジィ推論による評価と現在テストケースとして実践されている先生方の評価とを比較したものである。この結果は、比較的よく一致している。

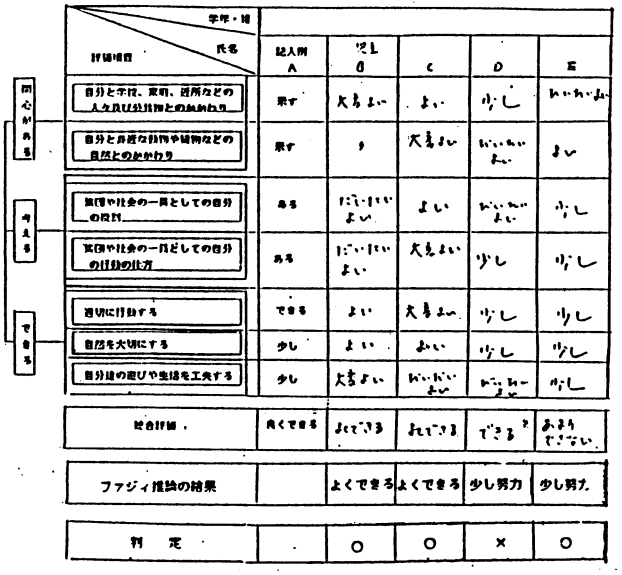
以上、本研究では、児童の実践的な態度を中心に生活科の評価方法を述べてきたが、他に「児童との対話、話し合い、発表、作文、作品」なども、その対象として取り上げる必要がある。これらの評価に関しても、以上、述べてきたような手法を用いてルールを構築すれば、同様の処理が可能である。

５．おわりに

本研究は、平成４年度から導入される「生活科」の評価に関して、従来の相対評価とは異なる評価方法の一つとして、ファジィ理論を適用した評価方法の基礎研究である。

試行結果は、かなり教師の思考、判断に近い評価を得ることができる。また、ファジィ評価システムは、

- 形成的評価が求められる。
- 定性的な基準が設定できる。
- この基準をみたせば何人でも良い評価を与えられる。



学年・組 / 評価項目 / 氏名		記入例 A	児童 B	C	D	E
関心がある	自分と学校、家庭、近所などの人々及び公共物とのかかわり	普通	大変よい	よい	少し	いいかんよい
	自分と身近な動物や植物などの自然とのかかわり	普通	〃	大変よい	いいかんよい	よい
考える	家庭や社会の一員としての自分の役割	ある	だいたいよい	よい	いいかんよい	少し
	家庭や社会の一員としての自分の行動の仕方	ある	だいたいよい	大変よい	少し	少し
できる	適切に行動する	できる	よい	大変よい	少し	少し
	自然を大切にする	少し	よい	よい	少し	少し
	自分達の遊びや生活を工夫する	少し	大変よい	いいかんよい	いいかんよい	少し
総合評価		良くできる	よくできる	よくできる	できる	あまりできない
ファジィ推論の結果			よくできる	よくできる	少し努力	少し努力
判定			○	○	×	○

表１　ファジィ推論との比較

- 仲間や班が協力して、基準を満たすようにできる。
- 目標がはっきりしているから、やる気を引き出せる。

など絶対評価の特徴を満たすことができる。他に、情意面を含んだ評価に有効であり、教師間の評価のばらつきの忌避に効果がある。

現時点での課題は、知識ベースについて、

- キーワードを作って誰にでも中身がわかるようにすること。
- 実践データーを幅広く収集すること。

ルール集については、

- 知識ベースを基盤に、ルールの収集、作成を継続し、完全なルールの確立を目指すこと。

などの点がある。

ご意見、ご指導のほどお願いしたい。

<参考文献>

(1) 読売新聞 ２．２．７／３．３．１４（朝刊）
(2) 奥田他：小学校学習指導要領の解説と展開
(3) 寺野：システム工学、共立出版
(4) 寺野他：ファジィシステム入門、オーム社
(5) 菅野：ファジィ制御、日刊工業新聞社
(6) 大友他：情報の科学、富士書院
(7) 原田他：データベース構築の理論と実際、コロナ社
(8) 宮武他：日本教育工学会研究報告集(11-1990)

F2－3（R2）

非加法的測度を用いたデザイン評価研究

A Study on the Industrial Design Evaluation based upon Non-additive Measures

井上勝雄　　安斎利典
Katsuo INOUE　　Toshinori ANZAI

三菱電機株式会社　デザイン研究所
Mitsubishi Electric Corporation, Industrial Design Center

Abstract : The evaluation of industrial design in the development of mass production products has scarcely been the object of scientific resarch in manufuctures, since they derive from fuzziness of human senses. However, in these days, they have been requested because the management side recognizes that the industrial design becomes one of the important factor for the products to make a success in the market. In this paper, we discuss about the industrial design decision making by use of Fuzzy AHP and Fuzzy integral, which have been applied to the design development of Audio speaker system. It is interesting to find that designers as a decision maker are able to estimate design ideas multifariously by those results obtained.

1．はじめに

近年日本製品は、品質や技術力の優秀さは当然のこととして、トータルなデザインの良さも評価されてきている。それは、デザインに関し欧米企業が外部のデザイン事務所に委託するのに対して、日本企業の多くはデザイン部門を設けて企業内でデザインしてきた歴史が遠因のひとつといわれている。日本のデザイナーは企業内に籍を置くことにより、所属する企業の設計・生産から販売に至る各種の情報を収集可能であり、技術者や営業担当者との人間関係を密にできる立場にもある。さらに、今日では経営の意思決定まで関与する権限も一部持ち始めている。このような状況の中で企業内のインダストリアルデザインは、創造活動というブラックボックスを少しでも解消するよう企業内の他部門から強く求められてきている。特に製品デザインの意志決定に関しては多くの関心が持たれつつある。なぜならば、企業として発売される新製品が成功するか否かは経営にとって重要な問題であり、とりわけ、成熟度の高い製品に関してはデザインの占める割合が高くなりつつあるからである。このようなことから、デザイン意思決定（デザイン評価）に関する客観性の向上は重要な課題である。

企業内のインダストリアルデザイン活動（デザインプロセス）は、図1に示すように、一般的には5つの段階に分けることができる。[1] H.A.Simonは、人間の意思決定活動が4つの側面をもつと述べている。[2] つまり、①決定機会の発見である『情報活動』と、②代替案の発見と分析の『設計活動』、③代替案の選択の『選択活動』、そして最後に、④選択の再検討の『再検討活動』である。図1のデザインプロセスの「デザイン関連調査」は、この分類に従うと『情報活動』にあたり、これまで市場動向や消費者の嗜好を把握するために、多変量解析法に代表される統計分析が多く用いられてきている。[3] そして、「製品イメージの検討」は『設計活動』に該当するといえよう。『設計活動』の意思決定を支援するものとしてのブレーンストーミング、ISM法やDEMATEL法による問題の構造化によるアプローチが行われてきてい

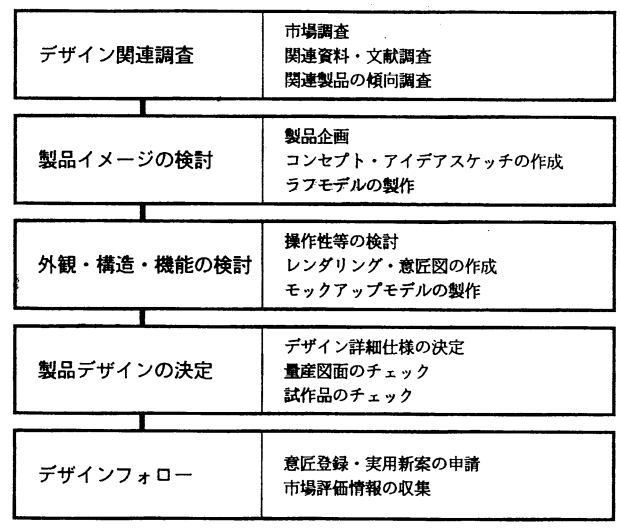


図1．デザインプロセス

る。[4)~6)] これらの手法は、デザインに関与する担当者間における共通の土壌での問題点把握とその抽出を目的とするものである。それらをもとにして、多くのアイデアスケッチが行われるのが一般的である。さらに、『選択活動』に関しては、「製品イメージの検討」や「外観・構造・機能の検討」のコンセプトスケッチやラフモデル、そして、レンダリングやモックアップモデルの選考の際に関係してくる。つまり、数案のデザインアイデアから一つに絞り込む意思決定活動である。4番目の『再検討活動』では、「デザインフォロー」における市場評価情報の収集がそれに対応すると考えられる。前者の『選択活動』では、関係部門の責任者が意思決定する場合と合議による決定が普通である。どちらの場合にしても主観的評価であるため多くの問題点を含んでいるが、日本企業では合議による決定がその国民性からして主流といえる。定量的手段で決定されるとすれば、これまでの企業内での事例では確率測度のような加法的測度が一般的に使われてきている。デザイン評価はどうしても人間的な要素が関与してくるため、評価項目の中はお互いに関連し合った項目が当然として含まれてくる。そのため、加法性や項目間の独立性を仮定することのない非加法的測度の方が、人間の評価プロセスのモデリングに適している。そこで、本研究では、デザイン意思決定（評価）における『選択活動』、つまり、アイデアスケッチやモデルなどの代替案選択の際に、非加法的測度を用いたAHP（階層分析法）手法とファジィ積分を適用した事例研究を報告する。

一方、測度論的に評価が行われること以外にも、製品の特性により、合議の中からある種の順序関係（構造グラフ的なもの）が構築され意思決定される例や、デザインの要求項目の検討の段階で最適なデザイン要素集合が抽出され、実験計画法的にひとつの案に絞り込まれるという場合もある。

2．非加法的測度を用いたAHP

評価対象をある価値観に基づいてその評価を明確にすることが評価である。その評価では、評価対象（代替案）の評価基準（生産性、操作性、色彩等）の測定値を求める必要がある。そして、複数の評価基準から評価する必要があるため、各評価基準の重要度(ウェイト)が設定される。

各評価基準間に相互干渉がない場合には、各評価基準の測定値と重要度を基準化した単純加重法が一般的である。それは、式(1)のように表される。n個の評価基準に、意思決定者が、重要度 $W = \{W_1, W_2, \cdots, W_n\}$ を与えた時、最も選好される代替案 Y^* は

$$Y^* = \{y \mid \max_j \sum_{i=1}^{n} W_i f_j(x_i)\} \qquad (1)$$

と表される。ただし、$f_j(x_i)$ は j 番目の代替案の i 番目の評価基準の評価値である。また、重要度は $\Sigma W_i = 1$ と基準化されている。ここで、この重要度の求め方が問題となる。これにはいくつかの方法があるが、中でも、固有ベクトル法は1977年にSattyによって提案されたもので、AHP（Analytic Hierarchy Process）として、問題の階層化から最終決定までの手順が体系化されている。[7)]

単純加重法やAHPにおける重要度は、和が1になるように基準化されていて、確率測度と同じ加法的測度であるが、本研究では、ファジィ理論における非加法的測度である可能性測度と必然性測度、およびそれらに等価なBelief測度とPlausibility測度を用いたAHPを用いた。

通常のAHPにおける重要度Wは、既に述べたように和が1となるように基準化されているが、本研究ではWをX上の可能性測度であるとする。したがって、Wの満たすべき条件は、

$$0 \leqq W_i \leqq 1 \qquad (i = 1, \cdots, n) \qquad (2)$$

で、かつ、$W_i = 1$ となる i が少なくとも1つは存在することであり、$\Sigma W_i = 1$ は不要となる。これは、BeltonとGearによる基準化の方法であるが、階層図の最下位レベルだけでなく全てのレベルに適用される。いま、評価基準を $x_1, x_2, \cdots, x_n$ とし、ある1つの代替案のi番目の評価基準値を $f(x_i)$ とする。意思決定者に「評価基準iはjに比べてどの程度重要ですか」と問い、その答に応じて表1のように数値 a_{ij} を得る。図2に得られるn×nのマトリックスを示す。図2で $a_{ii}=1$, $a_{ij} = 1/a_{ji}$ は仮定されている。そして、マトリックス $[a_{ij}]$ をAとすると、この問題は、max $W_i = 1$ となる次の斉次一次方程式系

$$(A - \lambda I) = 0 \qquad (3)$$

で、Aの最大の固有値 λ max に対応した固有値ベクトル

表1　言語表現に対応した a_{ij} の値

評価基準 j と比べて i は	→ a_{ij}
同じように重要	→ 1
やや重要	→ 3
かなり重要	→ 5
非常に重要	→ 7
きわめて重要	→ 9

	X_1	X_2	…	X_n
X_1	a_{11}	a_{12}	…	a_{1n}
X_2	a_{21}	a_{22}	…	a_{2n}
⋮	⋮	⋮		⋮
X_n	a_{n1}	a_{n2}	…	a_{nn}

図2　一対比較による a_{ij} マトリックス

を求めることになる。この問題はPerron-Frobeniousの定理の証明に用いられる一般的な解法によってλmaxとWを求めることができる。この方法は非加法的固有ベクトル法と呼ばれている。[8)]

次に、総合評価の求め方については、まずWiがq個の値$r_1 < r_2 < \cdots < r_q = 1$をとっているとして、q個の集合$A_\ell$を

$$A_\ell = \{ x \mid W_i \geq r_\ell, \quad \ell = 1, \cdots, q \} \tag{4}$$

と定めると、Aの焦点要素としての基本確率mは

$$m(A_\ell) = r_\ell - r_{\ell-1} \quad (\ell = 2, \cdots, q) \tag{5}$$

$$m(A_1) = m(x) = r_1 \tag{6}$$

となる。基本確率mが定まると、各評価基準の値f(x)についての分布関数F^*とF_*は

$$F^*(v) = \sum_{A_\ell \cap \{x \mid f(x) \leq v\} \neq \Phi} m(A_\ell) \tag{7}$$

$$F_*(v) = \sum_{A_\ell \subset \{x \mid f(x) \leq v\}} m(A_\ell) \tag{8}$$

となり、上限期待値E^*と下限期待値E_*は

$$E^*(f) = \int_0^1 v \, dF_*(v) = \sum_{\ell=1}^{q} (r_\ell - r_{\ell-1}) \cdot \max_{x \in A_\ell} f(x) \quad \cdots (9)$$

$$E_*(f) = \int_0^1 v \, dF^*(v) = \sum_{\ell=1}^{q} (r_\ell - r_{\ell-1}) \cdot \min_{x \in A_\ell} f(x) \quad \cdots (10)$$

と求められる。最も選好される代替案は，j番目の代替案の評価値をf_jとして、Bel測度による場合

$$Y^* = \{ y \mid \max_j E^*(f_j) \} \tag{11}$$

であり、Pl測度の場合は

$$Y_* = \{ y \mid \max_j E_*(f_j) \} \tag{12}$$

となる。$\forall i$について$W_i = 1$のとき、式(11)はマキシマックス決定となり、式(12)はマキシミニ決定となる。そして、意思決定者が代替的な決定を好むならばY^*を、また、補完的な決定を好むならY_*が良いことになる。[9)]

このように、このファジィAHPは代替性と補完性という異なる2つの尺度を意思決定者に提供してくれることが大きな特徴である。また、総合評価を求める後半の段階でファジィ積分によってもたらされる総合評価は、代替的な決定と補完的な決定の中間の決定となる。

3．研究の方法

ケーススタディとして、平成2年の夏（8月21日）に発売になった小型スピーカー（DS－7）のモックアップ化への段階（アイデアスケッチの選択）に適用した。研究の手順は、まず、予め合議によって選択されたデザイン評価項目70項（報告者が所属する研究所の評価項目群より抽出）に対し、技術・営業・デザインの各部門（計10名）に、開発中のスピーカーに関しての重視度を7段階評価（「全然重要視しない」↔「大変重要視する」）してもらった。このデータを基にして、主成分分析を行い、累積寄与率が93％までに算出された7つの因子を解釈して、それらをデザイン評価を行う7つの評価基準とした。（図3）

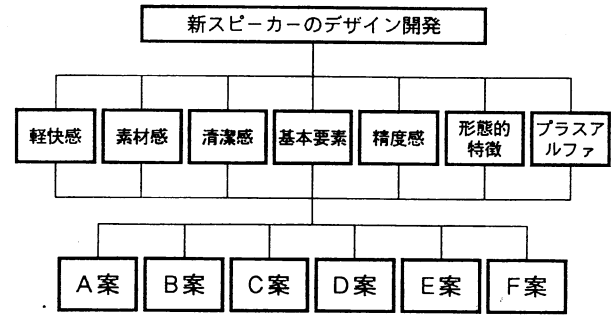


図3.　階層図

この評価基準により、担当のデザイナー4名であらかじめ作成された6案のスケッチ（代替案）を合議により評価し、ファジィAHPを計算するための出発点となる8点の一対比較表を作成した。計算手順は、まず評価項目間の一対比較表と各評価基準ごとの各スケッチ案の一対比較表のそれぞれについて非加法的固有ベクトル法による計算をし、評価基準と各スケッチ案の重要度（表2）を求めた。次に、このようにして求められた8種類の重要度を合成して、総合得点を算出するためのデータ行列とした。そして、そのデータをもとに各スケッチ案の2種類（代替性と補完性）の総合得点を算出した。さらに、そのデータ行列からρ-ファジィ測度によるファジィ積分による総合得点（表3）を求めた。[10)]

表2.　各評価基準の重要度

軽快感	素材感	清潔感	基本要素	精度感	形態的特徴	プラスアルファ
1.00	0.27	0.07	0.11	0.35	0.65	0.84

表3.　総合得点

スケッチ	代替的	補完的	ファジィ積分
A　案	1.00	0.26	0.45
B　案	0.53	0.18	0.28
C　案	0.94	0.51	0.62
D　案	0.85	0.07	0.46
E　案	0.61	0.20	0.54
F　案	0.30	0.14	0.24

4．結果と考察

評価基準間の重要度（表２参照）をみると点数の高い順に「軽快感」、「プラスアルファ」、「形態的特徴」となり、これらを解釈すると、『軽快感があり、他のスピーカーと一味異なる、使い勝手上の特徴と形態的な特徴のあるもの』と言うデザインコンセプトを読み取ることができる。これは、この開発の初期段階で技術・営業・デザインを交え合意した開発方針とほぼ一致する内容であった。

表３の総合得点から個性的で特徴的なスケッチ（代替的）は、A，C，D，Eの順となる。一方、欠点の少ない万人向けでどちらかといえば無難なスケッチ（補完的）は、C，A，E，B，の順となる。新製品のデザイン開発であるから、全体的に代替性の方が高くなるのは当然の結果であると考えられるし、現実の感覚とも一致する。また、これらの中間の評価となるファジィ積分による総合得点では、C，E，D，Aの順となった。一般的に、高級オーディオなどの趣味性の高い製品を選ぶ場合は、何か個性が高く表現されたデザイン（代替的）が好まれるであろう。また、パソコンやオフィス関連機器などは、全体との調和という関係から欠点の少ないデザイン（補完的）が選好されると考えられる。このような観点からすると、表３の結果からは、A案が選好されることになるが、報告者の所属するメーカーの企業体質から、結果的にはC案が採用された。そして、実際には、C案をベースに、修正を加えたものがモックアップ化され、量産へと進んだ。おそらく、オリジナリティを強く出張する企業体質のメーカーでは、A案をベースにしたものが選考されることになると考えられる。（図４）

このように、３種類の総合得点により、これまでのひとつだけの総合得点と異なり、意思決定の際に多元的な尺度を与えてくれるという点で興味深い手法である。[11]



図４．小型スピーカーの製品写真

5．おわりに

今回のケーススタディは、手法の整合性を検証するために、実際のデザイン開発から多少ずれながらパラレルに行った。このことにより、定性的に求められた結果とこの手法を用いた定量的方法による結果との比較ができ、それらの差異も見いだすことができた。そして、この手法の有効性もある程度確認できたと考える。

意思決定はあくまで決定者の主体性に関与することであり、その意思決定をサポートするデータを提供するというのが本来の意思決定支援システムのあるべき姿と考えている。その意味では、本研究の３種類の総合得点は、デザイナーが意思決定する際の多元的な有力なデータとなりえると考える。

最後に、本研究に関して、ファジィAHP計算全般にご指導いただいた大阪府立大学の市橋助教授、また、ファジィ積分に関しては職業訓練研究センターの北垣郁雄氏に深く感謝致します。

問い合わせ先　〒270 鎌倉市大船 5-1-1　三菱電機㈱
デザイン研究所　井上勝雄　☎0467-44-6111　FAX 0467-44-1163

参考文献

[1] 原、沢田：インハウスデザインの基礎的研究、デザイン学研究No.55、70、(1986)
[2] 稲葉、倉井訳、サイモン著：意思決定の科学、産業能率大学出版、(1979)
[3] 井上、沢田 他：デザインの国際性と地域性の研究（No.5 欧米各国固有の製品特性について）、デザイン学研究No.55、68、(1986)
[4] 川畑、森 他：グラフ理論によるカメラの設計項目の分析とデザインへの応用、デザイン学研究、No.62、47、(1989)
[5] 井上、土屋：乗用車運転者のための表示系設計優先度解析、デザイン学研究No.72、11－16、(1989)
[6] 井上、土屋：ＮＣ加工機のデザイン設計要求項目の構造化、デザイン学研究No.68、33、(1988)
[7] 刀根　薫：ゲーム感覚意思決定法、33－46、日科技連、(1986)
[8] 寺野、浅居 他：応用ファジィシステム入門、232－238、オーム社、(1989)
[9] 市橋 他：ファジィシステムの実用化基礎理論と応用事例、383－398、経営開発センター出版、(1989)
[10] 北垣：ファジィ評価システムの開発研究、電子情報通信学会論文誌D-Ⅰ Vol.J74-D-Ⅰ No.2、101－108、(1991)
[11] 安斎、井上、土屋：ファジィAHPによるデザイン意思決定の基礎的研究、デザイン学研究No.81、64、(1990)

F3－1（R2）

Between集合の性質に関する一考察

Characterisitics of the Between Set

吉川　歩
Ayumi YOSHIKAWA

京都工芸繊維大学大学院　工芸科学研究科
Graduate School ,Kyoto Institute of Technology

Abstruct : In the field of engineering, using the verbal expressions makes easy to understand complex systems, because they have an effect to categorize elements on uninverse of discourse. There is the problem that the apropriate term (fuzzy set) to express an element is not always found in the limited vocabulary. In order to overcome the problem, the author has already porposed the "Between Set" which expresses the fuzzy set between one and the other set.

This paper aims to clear practical meenings of mathematical conditions to define the between set and mathematical characteristics of it as convexity , transitivity and so on. It is described to apply the between set in the case that elements are not ordered on universe of discourse.

1．まえがき

私たちが使っている言葉にはあいまいさが存在する．そのあいまいさを大別すると次の二つにわけることができる[1]．一つはある言葉が指し示す意味の境界に存在する不明瞭さ(vagueness)である．これは本来連続である対象を，意味が似たものを一つの言葉に対応させる分節化により離散的にしたために生じたものである．例えば380～760nmの波長範囲の可視光のうち，短波長のものを「青」，中波長のものを「緑」そして長波長のものを「赤」という言葉に対応させている．もう一つのあいまいさは，同じ言葉が全く異なる意味を表すことつまり多義性(ambiguity)である．これは記号（ラベル）としての言葉が有限であるために生じる．例えば，ひらがなで単に「はし」と書いた場合，前後の文脈関係がわからないとこれが「橋」，「箸」，「端」のいずれを表しているかは不明である．このように言葉には大きくわけて二つのあいまいさが存在するが，本稿では前者を対象とし，以下ではこれによって生じる問題を扱っていく．

近年の工学分野へのファジィ理論応用の広がりには目ざましいものがあるが，今後のより一層の応用が期待されている分野として，ヒューマン・インタフェースが挙げられている[2]．ヒューマン・インタフェースは計算機や機械などのシステムと人間との間の入出力部分を改善し，使いやすさや快適さを向上させることを目的としている学問分野である．この分野へのファジィ理論の応用を考える際に重要な意味をもつものとして，私たちが日常使っている言葉による入出力の表現（言語表現）を挙げることができる．言語表現の利点は，日常生活で使っている言葉を用いることや言葉が似た特徴をもつ対象をグループ化するという働きを利用できることによって，複雑な対象を容易に理解できる点にある．この特徴を使って，安川・菅野[3]は言語モデリングという手法を提案している．

一方言語表現の欠点としては，次章で述べるようなある対象を表現するのに適切な言葉が見つかるとは限らないことがある．言語表現を応用するうえでの利点も欠点も言葉の分節化に起源を発するものであり，そういった意味では言葉のもつ離散性は両刃の剣といえる．

このような言語表現の欠点を克服する一つの方法として，すでに筆者は二つの言葉すなわちファジィ集合の"間（あいだ）"を表す集合であるBetween集合を提案し，心理実験により主観的な"間"の判断とBetween集合による"間"の表現が矛盾しないことを示した[4]．しかしながらそこではBetween集合を定義する際に全体集合やファジィ集合が満たすべき条件のもつ意味やBetween集合の数学的な性質については十分に示されていなかった．そこで本稿では上記のことがらを明かにするとともに，全体集合上の要素に順序関係が存在しない場合に対する拡張方法についても述べる．

2．“間”を表す集合の必要性

以下で扱う問題に関連する言葉つまりファジィ集合の特徴は境界の不明確さと離散性である．前章でも触れたが，言語表現を工学分野に応用する際の欠点として次の二つのものが挙げられる．一つは少数の言葉で全対象を表現できるとは限らないことである．例えば図1の左図のように，表現したい対象であるxの所属度がファジィ集合A,Bのいずれに対してもそれほど大きくなく，どちらとも言い難い場合に相当する．またもう一つはある要素を表現するのに最適な唯一の集合が見つかるとは限らないことである．これは右図のようにxの所属度がA,Bの両方ともに大きな値をとる場合に相当する．

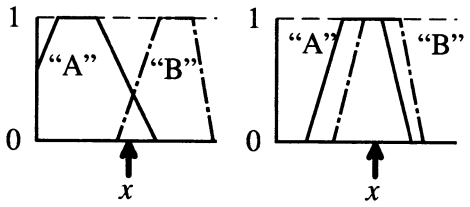


図1　xをどのように表せばよいか

このような表現し難い対象をうまく表すための方法として，まず思い浮かぶのは，より的確に表現できる集合を見つけ出すことである．しかしながら，常にそのような集合が見つかる保証はないし，仮にうまく見つかったとしても，それをシステムの語彙に取り込むことを繰り返せば，システムの膨張を招く恐れもあり得策とはいえない．

これに対して，的確に表現できる集合を見つけるのではなくて，何らかの方法で既知の二つの集合から的確に表現できる集合を合成することができれば，上記のような問題なしに言語による対象の表現力を高めてやることが可能となる．再び図1を見てみると，共通する特徴として，仮に要素xの全体集合上に順序関係が存在するとすれば，xはAとBの“間”にあると表現できることがわかる．つまり二つの集合A,Bからその“間”を表す集合を合成してやることができれば，先に述べた言語表現のもつ欠点を解消してやることができる．そこで次章では“間”を表す集合の一つとして提案されているBetween集合[4]の定義を示し，そこに用いられている仮定および数学的性質の意味を明かにする．

3．Between集合の定義およびその数学的な性質

3.1 Between集合の定義と満たすべき条件

まずBetween集合を定義する際にそれを合成するもととなるファジィ集合や全体集合の満たすべき条件について述べる．これらの条件は，現実の状況に対応づけて説明できるものでなければならない．そうでないと実際の問題の解決には役立たないものとなる．また満たすべき条件はできるだけ少ない方が望ましい．あまり条件が多いと適用範囲を狭めることになる．これらを考慮して，ここでは次の三つの条件を設ける．

【条件1】全体集合の性質およびファジィ集合の形状

・全体集合上の要素間には順序関係が存在する．つまり任意の二つの要素の間には必ず大小関係が定められることを意味している．

・対象とするファジィ集合は凸型に限定する．これは1章でも述べたが，言葉のもつあいまいさのうち境界の不明瞭さだけを扱うことに相当する．図2に示したように凸型にはAのようなもののほかに，Bのような単調増加型のものあるいは減少型のものも含める．

・Between集合を合成するもとになるファジィ集合は既知でなければならない．もとのファジィ集合が既知でなければそれから導かれたものが意味をもたないことは容易に理解できる．

【条件2】ファジィ集合の大小関係

・ある二つのファジィ集合A,Bの間の大小関係はファジィ数の上限∨，下限∧の演算[5]を使って次のように定義する．

$$A \le B \ \textit{iff} \quad A \vee B = B \ , \ A \wedge B = A \qquad (1)$$

つまり図2のようにA,Bのαレベル集合を区間表示によりそれぞれ$[A\alpha^L, A\alpha^R]$，$[B\alpha^L, B\alpha^R]$と表すと，

$$A \le B \ \textit{iff} \quad A\alpha^L \le B\alpha^L , A\alpha^R \le B\alpha^R \quad 0 < \alpha \le 1 \qquad (2)$$

が成立することである．以下ではとくに断りのない限りA≤Bと仮定して議論を行う．

【条件3】以上集合と以下集合の導入

・二つのファジィ集合A,BのBetween集合を考えるときには，$A1^L$以下および$B1^R$以上の範囲の所属度は1に置き換える（図2）．つまり二つの集合をそれぞれA以下を

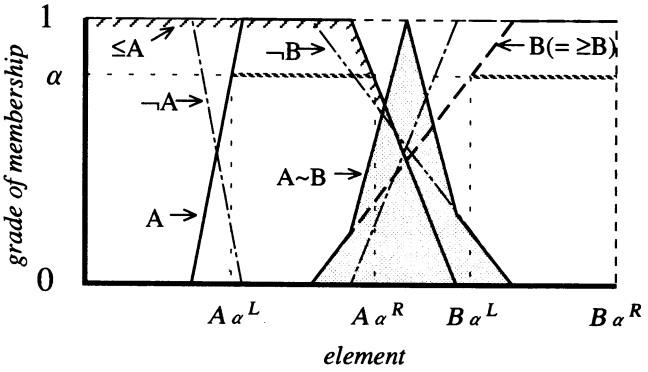


図2　Between集合の定義と満たすべき条件

表す集合（A以下集合，≤Aと表記）とB以上を表す集合（B以上集合，≥Bと表記）に置き換えることに当り，これらはファジィ数における可能的に等しいか小さい（あるいは大きい）数の定義[6]に一致する．この条件は後に述べるBetween集合の凸性を保証するために必要とされる．

次に二つのファジィ集合の“間”を表現するBetween集合の定義を示す．ただし注意すべきことは本稿の扱う“間”は二つの対象の“間”に限定していることである．二つの対象の“間”というのは，二つの対象のいずれに属するか判断し難い状態であると考える．これに従えば，二つのファジィ集合の“間”を表す集合の所属度は，二つのファジィ集合の所属度に差がなければないほど1に近づくことになる．この要請を満たすものの一つをBetween集合と名付け，(3)式のように定義する[4]．

$$\mu_{A\sim B}(x)=\begin{cases}1-\{\mu_{\leq A}(x)-\mu_{\geq B}(x)\} & \mu_{\leq A}(x)>\mu_{\geq B}(x)\\ 1 & \mu_{\leq A}(x)=\mu_{\geq B}(x)\\ 1-\{\mu_{\geq B}(x)-\mu_{\leq A}(x)\} & \mu_{\leq A}(x)<\mu_{\geq B}(x)\end{cases} \quad (3)$$

AとBのBetween集合（A~Bと表記）はA以下，B以上集合の所属度の差の絶対値を1から減じたものとして表される．図2の例では中央の網点を掛けた部分に当る．

補集合$1-\mu_{\leq A}(x)=\mu_{\sim\leq A}(x)$，$1-\mu_{\geq B}(x)=\mu_{\sim\geq B}(x)$を用いて(3)式を変形すると(4)式が得られる．

$$\mu_{A\sim B}(x)=min\{\mu_{\sim\leq A}(x)\oplus\mu_{\geq B}(x),\mu_{\leq A}(x)\oplus\mu_{\sim\geq B}(x)\} \quad (4)$$

上式中の⊕はいわゆる限界和と呼ばれるものであり，例えば$\mu_{\sim\leq A}(x)\oplus\mu_{\geq B}(x)=min(1,\mu_{\sim\leq A}(x)+\mu_{\geq B}(x))$を意味する．A,Bがtype-Iファジィ集合である場合には算術和でも十分であるが，type-IIの場合には上限を1に制限するために限界和を用いる必要がある．(4)式を見ると，“間”に属する程度はある集合に属する程度ともう一方の集合に属さない程度の和であると解釈することもできる．

3.2 Betweeen集合の性質

本節では前節で示されたBetween集合の性質を明かにする．数学的な性質は証明を必要とするものもあるが，紙幅の都合により他の機会に譲ることとし，本稿では性質の表す意味を中心に述べる．

【性質1】もとの集合の関係によらず統合的な表現可能

このもとの集合の関係というのは，$\mu_{\leq A}(x)=\mu_{\geq B}(x)$のときの値を指している．**図3**を見ると，左図ではその値は約0.4，右図では1であるが，同一の式からA~B（網点部）を求めることができる．従ってBetween集合は空集合となることはない．

ところで統合的な表現を欠点として捉えると，Between集合自身からはもとの二つの集合の関係がわからないことである．つまりそれが0~1の間のどの程度の所属度で一致したのかは不明である．しかし条件1にもあるように，もとになる集合が両方とも既知であればこの問題は生じない．問題となってくるのはBetween集合と他のファジィ集合の間でBetween集合を求めた場合である．形式的には求めることはできるが，応用する際にそれが意味をもつか十分に検討する必要がある．

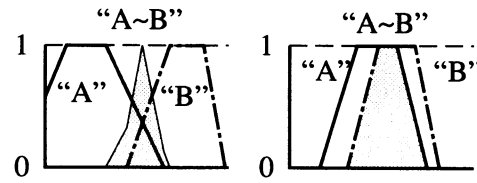


図3　Between集合の性質(1)

【性質2】Between集合の凸性（図4）

これは条件3により保証されるものである．Between集合が凸集合になることは，多義でない集合の“間”の集合も多義にならないことを意味している．

【性質3】全体集合上の要素に関する表現力

全体集合上の任意の要素はA以下，B以上あるいはBetween集合のいずれかに必ず0.5以上の所属度で属する．図4に網線で示したように

$$\mu_{\leq A\cup A\sim B\cup\geq B}(x)\geq 0.5 \quad (5)$$

が成り立つことがわかる．これは0.5を“属するか属さないかわからない”を意味すると考えると，どの要素もどれかの集合に属するといえることを示している．

【性質4】もとの集合との大小関係および推移性

A,BのBetween集合はAとBの間にある．

$$A\leq A\sim B\leq B \quad (6)$$

これは集合間の大小関係を条件2によって規定したことにより導かれる．直観的には図4のαレベル集合の左

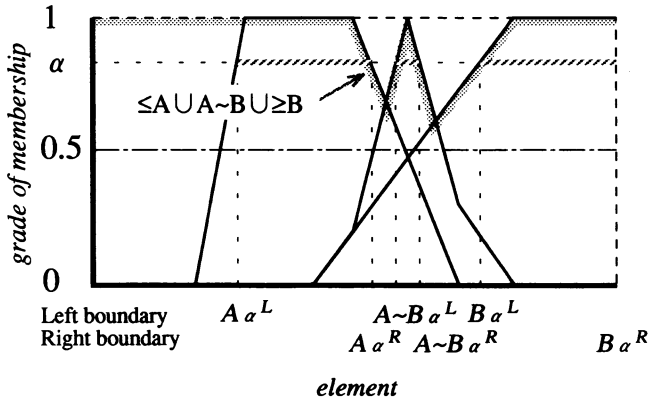


図4　Between集合の性質(2)

端・右端の大小関係から理解できる．

この大小関係を拡張すると推移性が導かれる．三つのファジィ集合の間にA≤B≤Cという関係があるとすると

$$A\sim B \le B\sim C \qquad (7)$$

が成立する．

【性質5】集合間の包含関係

Between集合はAとBの論理積集合A∩Bを含み，論理和集合を凸化した集合*Convex*(A∪B)に含まれる．後者は“AからBまで”を表す集合[7]と解釈される．これらの関係を図5および(8)式に示す．

$$A\cap B \subseteq A\sim B \subseteq Convex(A\cup B) \qquad (8)$$

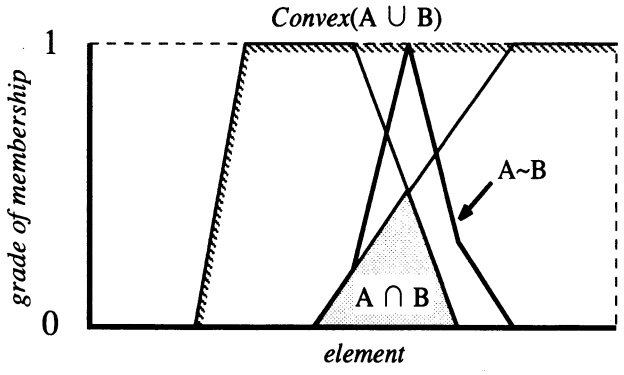


図5　Between集合の性質(3)

3.3 Between集合の拡張

本節ではもとの集合がクリスプ集合の場合と構成要素に大小関係がない場合に対するBetween集合の拡張法について述べる．

ますクリスプ集合の場合について説明する．クリスプ集合はファジィ集合の1レベル集合とみなすことができる．従って得られるBetween集合の性質はファジィ集合によるものの場合と同様になることは明かである．

次に構成要素間に大小関係がない場合について述べる．例として図6に示したような4人の男性からなる全体集合上で表された“背が高い”，“背が低い”からBetween集合を求める際の考え方を示す．二つのファジィ集合は男性の全体集合上でも表されているが（上図），物理的な身長という順序関係をもった全体集合上でも表されている（下図）．この二つの全体集合を各男性の身長と名前が結びつけている（例えばAさん-165cmなど）．つまりBetween集合は下の全体集合上で求めて，下の各男性の身長に対する値を上の全体集合でのBetween集合の値として用いる．この結果を見るとシングルトンに対してBetween集合を求めたことと一致する．つまりそれを“Between演算子”として扱うことにほかならない．

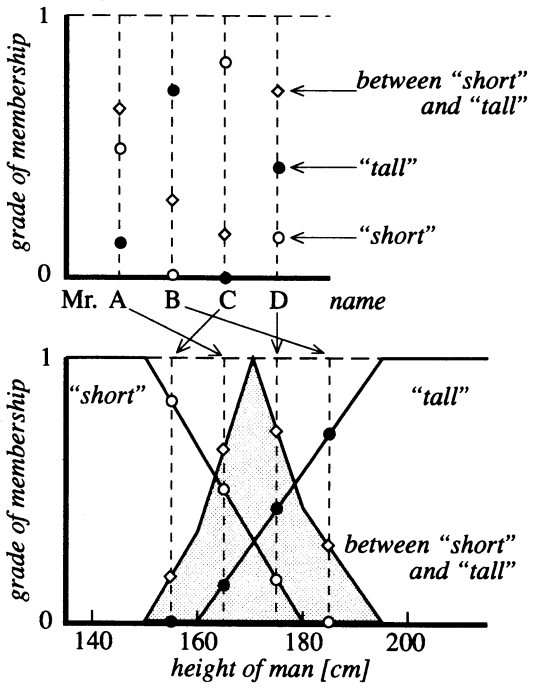


図6　構成要素間に順序関係がない場合に対するBetween集合の拡張法

4．むすび

本稿ではBetween集合の性質とそれを定義する際に満たすべき条件の意味を明かにした．今後は他の演算による“間”の集合とBetween集合を比較することや実際の問題解決に応用することが挙げられる．

謝辞：日頃ご指導いただく京都工芸繊維大学の西村 武教授と森本 一成氏に謝意を表す．

参考文献

[1]菅野，ファジィ理論の展開，サイエンス社,134-136,1989
[2]寺野ほか共編，ファジィシステム入門，オーム社,1-16,1987
[3]安川・菅野，言語モデリング，数理科学,No.333,52-58,1991
[4]吉川，Between集合の性質について，
ANGLE研究発表会論文集,66-67,1991
[5]水本，拡張原理とファジィ数，
講習会「ファジィ理論の基礎」テキスト,57-72,1990
[6]坂和，ファジィ理論の基礎と応用，森北出版,62-68,1989
[7]シュマッカー（鬼沢訳），ファジィ集合，啓学出版,37-39,1990

問い合わせ先
〒606 京都市 左京区 松ケ崎 御所海道町
京都工芸繊維大学 工芸学部 電子情報工学科西村研究室
吉川　歩
TEL : 075-791-3211（内線673）
FAX : 075-723-2853（電子情報工学科共通）
E-Mail : ayumi@dj.kit.ac.jp

F3－2（R2）

繰り返されたファジィ演算について

On Repeated Fuzzy Operators

堀内 清光　　武岡 稔
Kiyomitsu HORIUCHI　Minoru TAKEOKA

鳴門教育大学自然系数学
Department of Mathematics Faculty of Scince
Naruto University of Education

Abstract: In the physical world we often give an operation to a certain matter and repeat the operation; for example, we continue to use the same kind of agricultural chemicals or we ourselves continue to take the same medicines. We are interested in the problem : if we do the similar thing in the fuzzy sets, what results will be caused. We have tried to classify operators according to the characteristics shown by the repeated operator. Here are described the examples by the computer.

1．はじめに

我々は1つのファジィ集合に別のファジィ集合を繰り返し作用し続けていくときの列（op-sequence）を考えその列がどの様な特徴を持つかによって，fuzzy operatorを分類しようと試みた。これはある畑で一定の農薬を撒き続けたときどうなるかとか，ある一定の情報を（デマかもしれないが）流し続けたとき，いったいどんなことが起こるのかを考える手助けとなると思われる。（fuzzy set A に対し fuzzy set B を作用させ，出た結果にまた，fuzzy set Bを作用させる。これを繰り返す。）（［図1］参照）

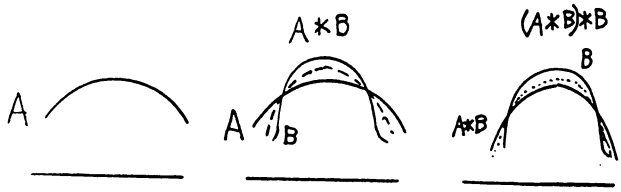


図1

実際，ファジィ理論で扱われた演算のほとんどでこの列は収束した。特に fuzzy operator の内で最もよく研究され使われている t-norm は，そのほとんどで0に収束する。我々は t-norm operator と absolute difference の変形についてもいろいろな種類を考え，op-sequence との関係について考察した。

2．TYPE OF T- NORM の OP-SEQUENCE

2．1．定義およびEXAMPLE

Xは ordinary set，Iは閉区間［0，1］，I^XはXのすべての fuzzy部分集合の族，＊はI^X 上の2項演算とする。 $\forall A \in I^X$　$\forall B \in I^X$ に対して
（A＊B）（x）＝A（x）＊B（x）なる区間［0，1］上の operator が存在するとき ＊ を pointwise という。operator * と a，b ∈ I に対して我々は a，a*b，a*b*b，a*b*b*b，a*b*b*b*b，a*b*b*b*b*b，……，なる列（以下op-sequenceと呼ぶ）を考えていく。この列が収束するとき lim（a＊b） はこの列の極限を示す。また $a*b = ab$，$a*b*b = ab_2$，$a*b*b*b = ab_3$，$a*b*b*b*b = ab_4$
$a\underbrace{*b*b*\cdots*b}_{n\text{ 回}} = ab_n$ とも表す。

いま，operator * とIの上のx，y，z，dに関して，

（T1）　$x*1 = x$
（T2）　$x*z \leq y*z$ whenever $x \leq y$　(Monotonicity)
（T3）　$x*y = y*x$　(Commutativity)
（T4）　$(x*y)*z = x*(y*z)$　(Associativity)
（T5）　＊ が連続
（T6）　$x*y < z*y$ whenever $0 < x < z \leq 1$
　　$x*y < x*d$ whenever $0 < y < d \leq 1$
（T7）　$x*x < x$
（T8）　$x*1 \leq 1$

とする。その時，t-norm（Scheizer and Sklar［1］参照）とは（T1）（T2）（T3）（T4）Archmedian normは，（T1）（T2）（T3）（T4）（T5）（T

7）strict t-norm は（T1）（T3）（T4）（T5）（T6）を満足するものをいう。

Proposition 1

* が strict t-norm ならば，b≠1 の時 op-sequence は 0 に収束する。

Example 1

a*b＝min（a，b）の時 lim（a*b）＝min（a，b）

Example 2

a*b＝a×b（×は普通の乗算とする）の時 lim（a*b）＝0

Example 3

$a*b=\dfrac{[10\times\min(a,b)]}{10}$ この時 $a=\dfrac{2}{3}$ $b=\dfrac{1}{3}$

であれば lim（a*b）＝0.3（ただし［ ］はガウス記号）

Example 4

$$a*b=\begin{cases}(a-\frac{1}{2})(b-\frac{1}{2})+\frac{1}{2} & (a,\ b\geqq\frac{1}{2})\\ \min(a,b) & (\text{その他})\end{cases}$$

この時 $a=\dfrac{8}{9}$ $b=\dfrac{4}{5}$ とすると $\lim(a*b)=\dfrac{1}{2}$

Example 3 と Example 4 は $0<\lim(a*b)<\min(a*b)$ で連続であるがt-normではない。

我々は，（T2）（T3）（T4）（T8）を満足する時（1つの境界条件を除いてt-normの条件を満たすとき）wt-norm（weak-triangular-norm）と呼ぶ。wt-norm は additive generator を持たない。しかしadditive generator の拡張として図2のようなものも考えられる。

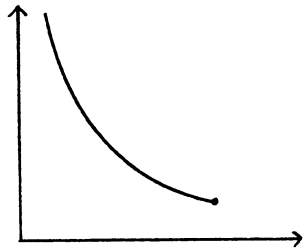


図2　　1

Example 3 と Example 4 は wt-norm の例である。

Example 5

$$a*b=\begin{cases}\dfrac{a+b-1}{4a+4b-4ab-3} & a\geqq\frac{1}{2}\quad b\geqq\frac{1}{2}\\ \dfrac{ab}{4a+4b-2ab} & a<\frac{1}{2}\quad b<\frac{1}{2}\\ a & 0<a<\frac{1}{2}\quad \text{and}\quad b>\frac{1}{2}\\ b & 0<b<\frac{1}{2}\quad \text{and}\quad a>\frac{1}{2}\end{cases}$$

この operator は continuous t-norm である。

$a=\dfrac{3}{4}$ $b=\dfrac{2}{3}$ の時 $\lim(a*b)=\dfrac{1}{2}$ になる。

この operator の additive generator は存在しない。しかし，［0，∞）を2つつなげ合わせつくったordered sum から［0，1］への単調減少関数でその代わりとするものが存在する。一般に $R^+=[0,\infty)$ をn個つなげたordered sum Lを考える。つまり1つの R^+_m の∞に相当するものを次の R^+_{m+1} の0と考えてn個の R^+_m をつなぎ合わせたものである。そのLに対して $\dot{+}$ の演算を次で定義する。

$$x\dot{+}y=\begin{cases}x+y, & x,y\in R^+_m\\ x, & x\in R^+_m,\ y\in R^+_n\quad m>n\end{cases}$$

この時Lから［0，1］への単調減少関数fで $a*b=f^{-1}(f(a)\dot{+}f(b))$ と書けるならば * は n-additive generatorを持つと呼ぶことにする。（図3参照）

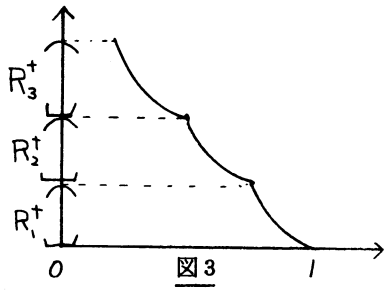


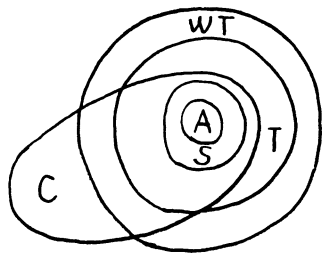
図3

Example 6

$a*b=\min[2a^2,\ 2(a-0.5)^2+0.5-e,\ 2b^2,\ 2(b-0.5)^2+0.5-e]$　$e>0$　この時

$\forall a,\ b\in I$ に対して $\lim(a*b)=0$

以上の norm の関係を図にかくと次のようになる。



A：Archimedian norm，　S：Strict，　T：t-norm
C：continuous，　WT：wt-norm，　AD：additive generator

図4

どんな条件の時にいかなる n-additive generator を持つかも興味深い問題である。

3. Type of t-norm 以外の op-sequence

3.1. Type of averaging

operator * が $\max(a,b)\geqq a*b\geqq\min(a,b)$ である時に Averaging operator という。

Proposition 2

Averaging operator * と a，b ∈ I に対してそのop-sequence は収束し，$\min(a,b)\leqq\lim(a*b)\leqq\max(a,b)$ である。

Example 7

$a*b=\frac{a+b}{2}$ この時 $\lim(a*b)=b$

Example 8

$a*b$ を mode-type operator $a*_r b$ (K.Horiuchi [4] 参照) とする。この時 $\lim(a*b)=a*_r b$

3．2． Type of absolute difference

Absolute difference operator $*$ は, $a*b=|a-b|$ と定義されている。(Zadeh [2] 参照) 一般的に我々は, 次のように r-absolute difference を定義する。

$a*b=\min[r\times|a-b|,\ 1]$

いま, $a\,b_3=a\,b_5=a\,b_7=\cdots\cdots=a\,b_{2n+1}$

$a\,b_2=a\,b_4=a\,b_6=\cdots\cdots=a\,b_{2n}$

の時に, この absolute difference の op-sequence は振動している (2周期点を持つ) という。

Proposition 3

r-absolute difference は, 任意の正整数を p とすると I 上の a,b で

$r>\frac{1+\sqrt{5}}{2}$ の時 p 周期点が op-sequence に存在する。

Example 9

$a*b=\min(2|a-b|,\ 1)$ の時

$a=\frac{1}{9}$ $b=\frac{1}{2}$ ならば

$a\,b_1=a\,b_4=a\,b_7=\cdots\cdots=a\,b_{3n+1}=\frac{7}{9}$

$a\,b_2=a\,b_5=a\,b_8=\cdots\cdots=a\,b_{3n+2}=\frac{5}{9}$

$a\,b_3=a\,b_6=a\,b_9=\cdots\cdots=a\,b_{3n}=\frac{1}{9}$

Example 9 は3周期点の存在を示しているので Sharkovski の定理 (Li-Yorke の定理, Li and Yorke [3] 参照) よりすべての周期点が存在する。

3．3． その他の型

Example 10

$a*b=\frac{1}{\pi}\tan^{-1}[\tan(a-\frac{1}{2})\pi+\tan(b-\frac{1}{2})\pi]+\frac{1}{2}$

$a\neq 1$ かつ $b<\frac{1}{2}$ の時 $\lim(a*b)=0$

$a\neq 0$ かつ $b<\frac{1}{2}$ の時 $\lim(a*b)=1$

$b=\frac{1}{2}$ の時 $\lim(a*b)=a$

4．まとめ

t-norm または, それの拡張の演算の研究はいろいろされてきた。我々は, 同じことを繰り返し作用させるとどの様な変化があるかに注目し, そのことによって operator を分類してみた。type of t-norm, type of averaging の演算は収束したが, type of absolute difference は振動した。自然現象においては (カオスで見られるように) 収束しない様なことがよくみられる。だから我々は収束しない absolute difference operator も今後もっと研究するべきだと思う。また, op-sequence の拡張として b を fuzzy set の列として変化させて考えることも可能である。特に Example 10 の様な operator の時 b を変化させると有効であろうと思われる。

References

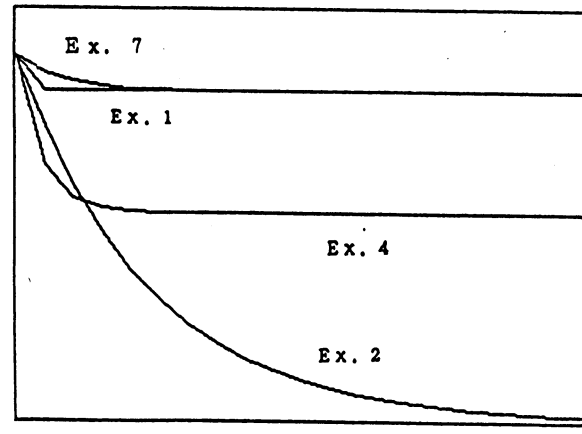
[1] B. Schweizer and A. Sklar, Associative functions and statistical triangle inequalities, Publ. Math. Debrecen, 8, 169-186 (1961)

[2] L. A. Zadeh, Fuzzy Sets, Inf. and Control, 8, pp. 338-353 (1965)

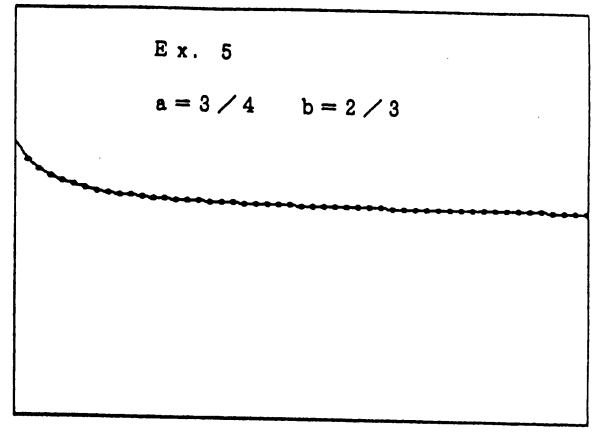
[3] T. Y. Li and J. A. Yorke, Period Three implies Chaos, Amer. Math. Monthly 82, pp985-992 (1975)

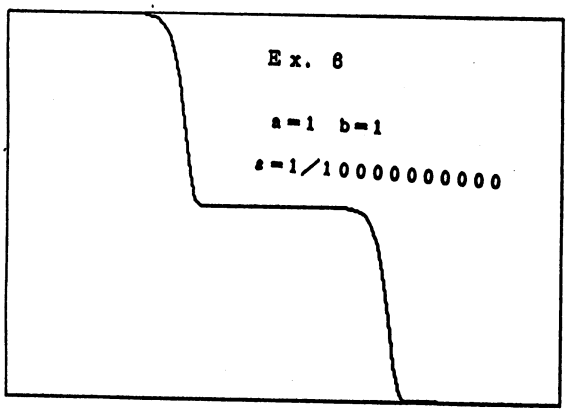
[4] K. Horiuchi, Mode-type operators on fuzzy sets, Fuzzy sets and Systems 27, pp. 131-139 (1988)

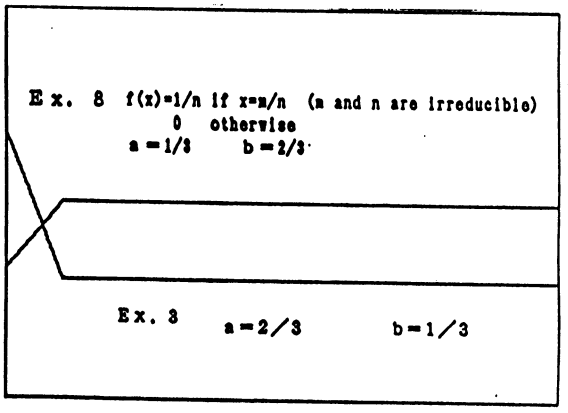
[5] M. Mizumoto, Pictorial Representations of fuzzy connectives, Part 1: Cases of t-Norms, t-Conorms and Averaging Operators, Fuzzy sets and Systems 31, 217-242 (1989)

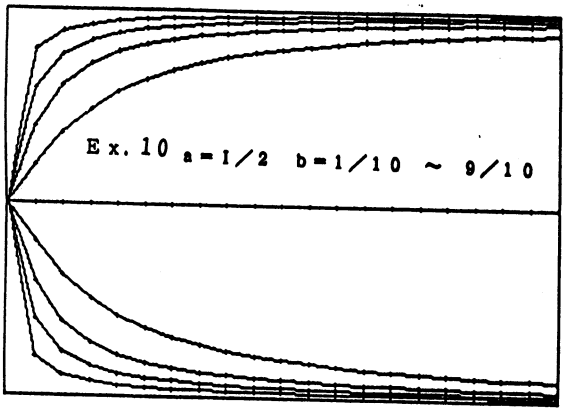


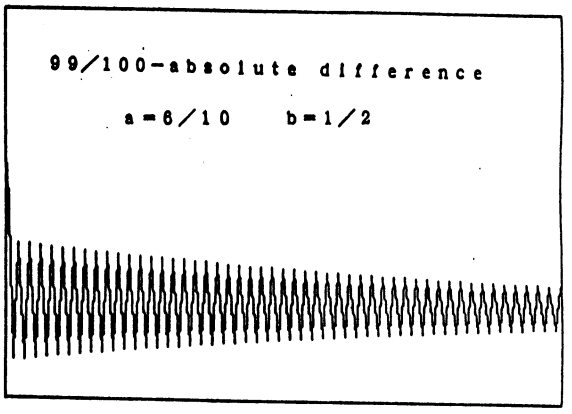
$a=8/9$ $b=4/5$

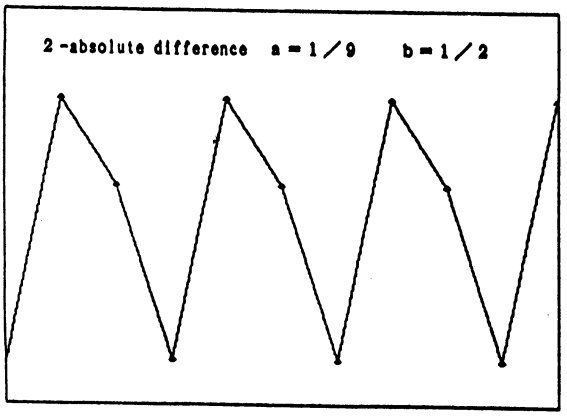


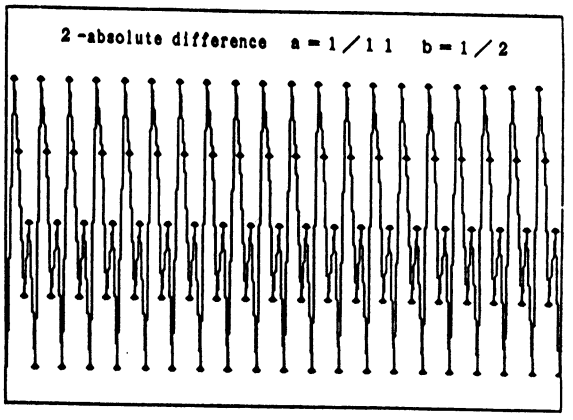

Ex. 6
a=1 b=1
ε=1/10000000000

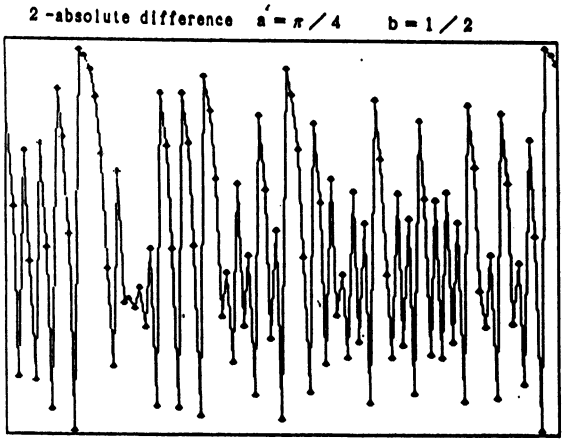

Ex. 8 f(x)=1/n if x=m/n (m and n are irreducible)
0 otherwise
a=1/3 b=2/3
Ex. 3 a=2/3 b=1/3

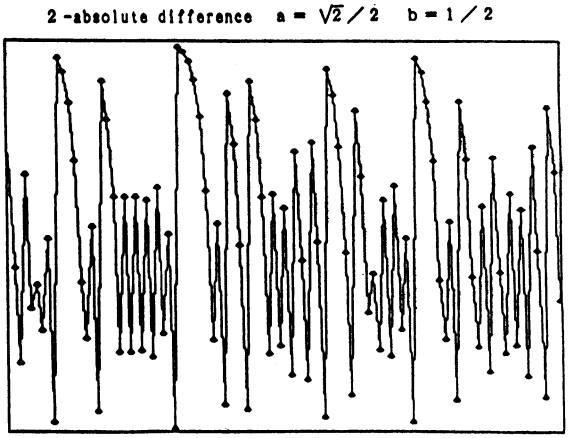

Ex. 10 a=1/2 b=1/10 ~ 9/10


99/100-absolute difference
a=6/10 b=1/2


2-absolute difference a=1/9 b=1/2


2-absolute difference a=1/11 b=1/2


2-absolute difference a=π/4 b=1/2


2-absolute difference a=√2/2 b=1/2

F3－3（R2）

離散表現計算による weakly noninteractive ファジィ数の演算について

On Calculations of Weakly Noninteractive Fuzzy Numbers using Digital Representation

河口 万由香　　伊達 惇
Mayuka F. KAWAGUCHI　　Tsutomu DA-TE

北海道大学工学部
Hokkaido University

Abstract : In this paper, we propose the calculation method of arithmetic operations of fuzzy numbers using digital representation. The method has, at first, fewer restrictions about shapes of membership functions of fuzzy numbers than Dubois's method. Secondly, it gives a more smooth-shaped membership function than those of known methods as results. And thirdly, it is available for the arithmetic operations of weakly noninteractive fuzzy numbers which are using the extention principle corresponding to each t-norm in place of minimum operator. The simple numerical experiments show the effectiveness of the method. For example, corresponding to some t-norm operators, the method gives the different reasonable results respectively, but Dubois's method gives often the same results.

1．はじめに

1975年に L.A.Zadeh によって拡張原理の概念が提唱された[2]ことにより，近年，ファジィ数の演算に関する研究が活発に行われている[3],[4],[5].

現在の演算は多くの場合，max と min によるたたみ込み演算（convolution）で与えられる拡張原理に基づいたものとなっている．しかし，この方法では，演算の繰り返しに伴い，ファジィ数の持つ曖昧さが増大し過ぎるという欠点がある．これに対して，min 演算の代わりに t-ノルムと呼ばれる演算を用いた拡張原理を採用することにより，ファジィ数の曖昧さの増大を抑える効果があることが知られている．

ファジィ数演算を計算機で実行するという観点からみると，L－Rファジィ数[4]，α－カット区間演算[8]などが一般的であるが，前者はメンバシップ関数の型に強い制約があり，後者はmax，min演算を用いる拡張原理にのみ有効であるという限界がある．

本研究では，一般の拡張原理によるファジィ数演算に適用可能な，離散表現方式による計算法を提案する．本方式の原型は，ファジィ数演算をハードウェア化した場合の計算効率を考慮して考案されたもので[7]，今回は，演算対象のファジィ数のメンバシップ関数に対する制約を減らし，演算結果のメンバシップ関数がなめらかで自然な形状で得られるように改良を行っている．

また，本方式でファジィ数演算を実行して，その有効性を確認すると共に，計算結果を図示してメンバシップ関数の形状の特徴と，曖昧さの増大傾向を比較する．

2．準備

本研究の準備として，拡張原理，ファジィ集合の直積及びファジィ数の二項演算について，概略を述べる．

＜拡張原理[2]＞

集合UからVへの写像 f：U→Vを考える．ファジィ部分集合A⊂Uの f による像 f（A）はVのファジィ部分集合であり，写像 f の拡張は次式によって定義される．

$$\mu_{f(A)}(v)=\sup_{v=f(u)}\mu_A(u) \qquad (1)$$

＜ファジィ集合の直積[3]＞

ファジィ集合A，Bの直積A×Bは，1つにはα－カット集合を用いて，次のように定義される．

$$(A\times B)_\alpha = A_\alpha \times B_\alpha \qquad (2)$$

もう1つの定義は，(2)式の条件をゆるめてα＝1の場合にのみ(2)式が成り立つというものである．

$$(A\times B)_1 = A_1 \times B_1 \qquad (3)$$

(2),(3)式の定義のもとでは，直積A×Bのメンバシップ関数$\mu_{A\times B}(u,v)$はそれぞれ次式で表される．

$$\mu_{A\times B}(u,v)= \min\ (\mu_A(u),\mu_B(v)) \qquad (4)$$

$$\mu_{A\times B}(u,v)= \quad T\ (\mu_A(u),\mu_B(v)) \qquad (5)$$

ここでTはt-ノルム[6]であり，min演算を含む．

＜ファジィ数の二項演算＞

実数直線R上の正規凸ファジィ集合でメンバシップ関数が区分的に連続なものであるファジィ数X，Yの二項演算Z＝X＊Yを考える．上述の拡張原理と直積の定義より，ファジィ数の二項演算＊は，実数の二項演算z＝x＊yを次のように拡張して得られる．

$$\mu_Z(z)= \max_{z=x*y} \quad T\ (\mu_X(x),\mu_Y(y)) \qquad (6)$$

D.Dubois らは，T＝min の場合を noninteractive ファジィ数，その他の場合を weakly noninteractive ファジィ数と呼んでいる[5]．

本報告では，t-ノルムT：[0,1]×[0,1]→[0,1]として以下の4種類の演算を扱うものとする．

①論理積　$x \wedge y = \min(x,y)$　(7)

②代数積　$x \cdot y = xy$　(8)

③限界積　$x \odot y = \max(0, x+y-1)$　(9)

④激烈積　$$x \mathbin{\dot{\wedge}} y = \begin{cases} x & (y=1) \\ y & (x=1) \\ 0 & (x,y<1) \end{cases} \qquad (10)$$

また，①～④のt-ノルムを用いた拡張原理を便宜上　①max－論理積拡張原理，②max－代数積拡張原理，③max－限界積拡張原理，④max－激烈積拡張原理　と呼ぶこととする．

3．ファジィ数演算の実行方法

本節で述べる離散表現方式とは，メンバシップ関数$\mu_X(x)$，$\mu_Y(y)$を実数軸上で離散化して有限のサンプリング点，例えば$\{\mu_X(x_1),\mu_X(x_2),\cdots,\mu_X(x_n)\}$，$\{\mu_Y(y_1),\mu_Y(y_2),\cdots,\mu_Y(y_n)\}$で表現し，拡張原理に適用するものである[7]．本報告では，左右非対称なメンバシップ関数に対応でき，なめらかで自然な形状のメンバシップ関数が得られる改良版の離散表現方式を提案する．

ファジィ数Xの平均値をm_X，左右の広がりをそれぞれα_X,β_Xとおいて，$X=(m_X,\alpha_X,\beta_X)$とパラメータ表示し，メンバシップ関数$\mu_X(x)$を次の2n＋1点でサンプリングする．

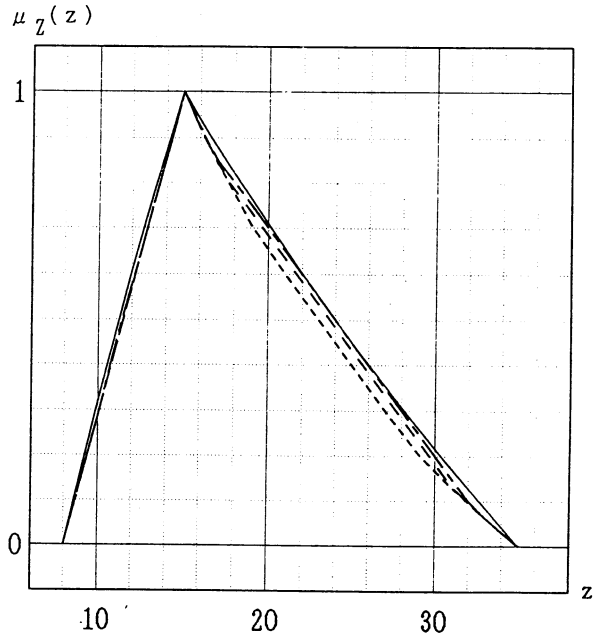
$$\begin{cases} x_i = m_X + i\times\beta_X/n \\ x_{-i} = m_X - i\times\alpha_X/n \end{cases} \quad (i=0,1,\cdots,n) \qquad (11)$$

y_j，z_kについても同様に求める．ただしZの平均値および広がりは，次節で述べる公式によってあらかじめ求めておく．以上の方法で得られた離散ファジィ数 $X=\sum_{i=-n}^{n}\mu_X(x_i)/x_i$，$Y=\sum_{j=-n}^{n}\mu_Y(y_j)/y_j$ の2項演算 $Z=\sum_{k=-n}^{n}\mu_Z(z_k)/z_k$ を次式で行うものとする．

$$\mu_Z(z_k)= \max_{z_k=x_i*y'} T\ (\mu_X(x_i),\mu_Y(y')) \qquad (12)$$

ここで，y'はz_kとx_iより求められるものであり，$\mu_X(y')$は，$y_j \leqq y' \leqq y_{j+1}$なる2つのサンプリング値$\mu_Y(y_j)$，$\mu_Y(y_{j+1})$を用いて補間計算により，近似値を求めて式(12)に適用する．

この方法では，演算結果も2n＋1点で得られるため連続演算が可能である．しかし，本来無限個の数値の最大値をとるべきところを有限個のサンプリング値のみを考慮しているので，図1に示すように真のメンバシップ値より小さな値が得られる傾向がある．サンプリング点数をある程度増やすと，真のメンバシップ関数に近い結果が得られる．



X＝(3,1,2)，Y＝(5,1,2)

実線　：真値
点線　：n＝10　(21点)
破線　：n＝15　(31点)
一点鎖線：n＝20　(41点)

図1．離散表現方式によるファジィ数乗算　Z＝X×Y
(max-論理積拡張原理)

4．パラメータ計算公式

D.Duboisらは，ファジィ四則演算$Z=X*Y$において，m_Z，α_Z，β_Zを求める公式を①max－論理積拡張原理の場合について導き[4]，②,③,④の各拡張原理については加法に関する公式のみを導いている[5]．本節では，2節で示した4通りの拡張原理について，加法，負数，減法，乗法，スカラー倍，逆数，除法のパラメータ計算公式を示す．ただし，以下の公式では，有限値α_X,β_Xに対して$\mu_X(m_X-\alpha_X)=0$，$\mu_X(m_X+\beta_X)=0$ となるようなメンバシップ関数を持つファジィ数に限定しているが，この条件は実用上大きな障害にはなりにくいと考えられる．

＜加法＞ $Z=X+Y$

①,②： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=(m_X+m_Y,\alpha_X+\alpha_Y,\beta_X+\beta_Y) \quad (13)$$

③,④： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=(m_X+m_Y,\max(\alpha_X,\alpha_Y),\max(\beta_X,\beta_Y)) \quad (14)$$

＜負数＞ $Z=-X$

①,②,③,④：

$$(m_Z,\alpha_Z,\beta_Z)=(-m_X,\beta_X,\alpha_X) \quad (15)$$

＜減法＞ $Z=X-Y$

①,②： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=(m_X-m_Y,\alpha_X+\beta_Y,\beta_X+\alpha_Y) \quad (16)$$

③,④： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=(m_X-m_Y,\max(\alpha_X,\beta_Y),\max(\beta_X,\alpha_Y)) \quad (17)$$

＜乗法＞ $Z=X*Y$

①,②： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=(m_Xm_Y,m_X\alpha_Y+m_Y\alpha_X-\alpha_X\alpha_Y,\ m_X\beta_Y+m_Y\beta_X-\beta_X\beta_Y) \quad (18)$$

④ ： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=(m_Xm_Y,\max(m_X\alpha_Y,m_Y\alpha_X),\ \max(m_X\beta_Y,m_Y\beta_X)) \quad (19)$$

＜スカラー倍＞ $Z=\lambda X$

①,②,③,④：

$$(m_Z,\alpha_Z,\beta_Z)$$

$$=\begin{cases}(\lambda m_X,\lambda\alpha_X,\lambda\beta_X), & \lambda\geqq 0 \quad (20)\\ (\lambda m_X,\lambda\beta_X,\lambda\alpha_X), & \lambda<0 \quad (21)\end{cases}$$

＜逆数＞ $Z=1/X,\quad X>0$

①,②,③,④：

$$(m_Z,\alpha_Z,\beta_Z)=\left(\frac{1}{m_X},\ \frac{\beta_X}{m_X(m_X+\beta_X)},\ \frac{\alpha_X}{m_X(m_X-\alpha_X)}\right) \quad (22)$$

＜除法＞ $Z=X/Y,\quad X,\ Y>0$

①,②： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=\left(\frac{m_X}{m_Y},\ \frac{m_X\beta_Y+m_Y\alpha_X}{m_Y(m_Y+\beta_Y)},\ \frac{m_X\alpha_Y+m_Y\beta_X}{m_Y(m_Y-\alpha_Y)}\right) \quad (23)$$

④ ： (m_Z,α_Z,β_Z)

$$=\left(\frac{m_X}{m_Y},\ \max\left(\frac{m_X\beta_Y}{m_Y(m_Y+\beta_Y)},\ \frac{\alpha_X}{m_Y}\right),\ \max\left(\frac{m_X\alpha_Y}{m_Y(m_Y-\alpha_Y)},\ \frac{\beta_X}{m_Y}\right)\right) \quad (24)$$

（証明略）

ただし，③max－限界積拡張原理を用いた場合，加法，減法の公式はX，YがＣＤＦＮ（convex distribution fuzzy number）[5]であることが前提であり，乗法，除法については，未だに有効な公式は見いだされていない．

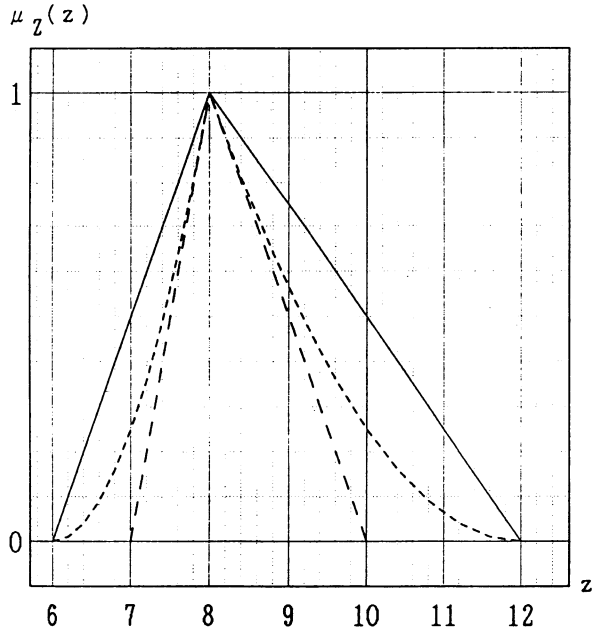
5．数値例

XとYを三角ファジィ数とした場合の，①max-論理積，②max-代数積，④max－激烈積の各拡張原理に基づく，加算と乗算の結果をそれぞれ図2，図3に示す．③max－限界積拡張原理に関しては，加算の場合は④max－激烈積拡張原理に一致するので省略してある．

図2，図3を通して，任意のzに対するメンバシップ値$\mu_Z(z)$を比較すると①≧②≧④なる関係が観察され，それぞれのt-ノルムの大小関係に合致しているのがわかる．図3において一部大小関係がわずかに逆転しているのは，離散表現方式の誤差から生じるものである．

①max-論理積拡張原理と②max-代数積拡張原理の場合を比較すると，パラメータの値は同じでもメンバシップ関数の形状はまったく異なり，②の方が曖昧さが小さいことがわかる．D.Dubois らによるＬ－Ｒファジィ数方式では両者は同じ結果が得られるのに対して，この現象は本方式の有効性を示していると考えられる．

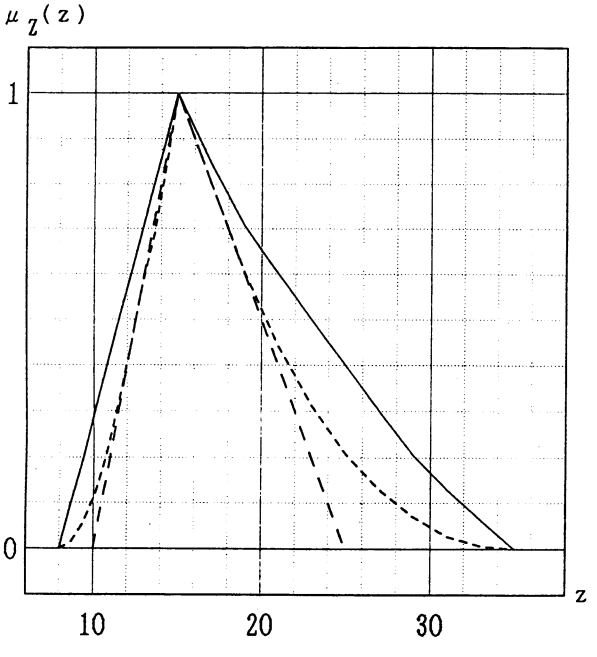
また④max-激烈積拡張原理の場合は，加算・乗算共に演算前と同じ型のメンバシップ関数（ここでは三角ファジィ数）が得られており，Ｌ－Ｒファジィ数方式による結果と等しくなる．



X＝（3,1,2），Y＝（5,1,2）

実線：①max-論理積拡張原理
点線：②max-代数積拡張原理
破線：④max-激烈積拡張原理

図2．ファジィ数加算　Z＝X＋Y　（n＝10）



X＝（3,1,2），Y＝（5,1,2）

実線：①max-論理積拡張原理
点線：②max-代数積拡張原理
破線：④max-激烈積拡張原理

図3．ファジィ数乗算　Z＝X×Y　（n＝10）

6．むすび

離散表現方式によるファジィ数演算方法を提案し，数値実験によって①max－論理積，②max－代数積，③max－限界積，④max－激烈積の各拡張原理に適用してその有効性を示した．さらに，各拡張原理による演算結果の比較を行った．

今後の課題としては，

・離散表現方式の誤差を減少させる，
・③max－限界積拡張原理の場合の計算方式の考案，
・一般のｔ-ノルムを用いた場合の演算結果の検討，

などが挙げられる．

参考文献

[1]L.A.Zadeh：Fuzzy Sets, Information and Control, Vol.8, No.3(1965)pp.338-353.

[2]L.A.Zadeh：The Concept of Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning, part Ⅰ, Inf.Sci., Vol.8(1975)pp.199-249；part Ⅱ, Vol.8, pp.301-357；part Ⅲ, Vol.9(1975)pp.43-80.

[3]M.Mizumoto & K.Tanaka：Some Properties of Fuzzy Numbers, in Advances in Fuzzy Set Theory and Applications, M.M.Gupta(eds.), (1979)pp.153-164.

[4]D.Dubois & H.Prade：Operations on Fuzzy Numbers, Int.J.Systems.Sci., Vol.9, No.6(1978) pp.613-626.

[5]D.Dubois & H.Prade：Additions of Interactive Fuzzy Numbers, IEEE Trans.Automatic Control, Vol.AC-26, No.4(1981)pp.926-936.

[6]M.Mizumoto：Pictorical Representations on Fuzzy Connectives Ⅰ：Cases of t-Norms, t-Conorms and Averaging Operator, Fuzzy Sets and Systems, Vol.31(1989)217-242.

[7]T.Hirota & T.Yanaru：A Digital Representation of Fuzzy Number and its Caluculation, Proc. of Int. Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks(1990)pp.527-530.

[8]徳永，赤亦，安信：α－カット変換チップ，第6回ファジィシステムシンポジウム(1990)pp.275-278.

［問い合わせ先］
〒060　札幌市北区北１３条西８丁目
北海道大学工学部情報工学科
河口万由香
TEL. 011-716-2111(内)6793
FAX. 011-757-3523

F4－1（R2）

離散的ファジィ集合の一表現方法について
Representation of Discrete Fuzzy Sets

廣田 豊彦　Toyohiko HIROTA
矢鳴 虎夫　Torao YANARU

九州工業大学 情報工学部
Kyushu Institute of Technology
Facluty of Computer Science and Systems Engineering

Abstract : Bart Kosko has proposed that a fuzzy set on a support which consists of n elements is expressed as a point in an n-dimentional cube$[0,1]^n$. But the n-dimentional cube cannot be displayed graphically when $n \geq 4$. In this report, to avoid such a difficulty, we propose a mapping to display a fuzzy set on a 2-dimentional plane. This mapping is based on a transformation with two characteristic vectors in n-dimentional space. By using this mapping, we can express a fuzzy set on a plane as a point or a set of n component vectors. The latter expression preserves all the information in the original n-dimentional space.

1　はじめに

ファジィ集合は一般に台集合をx軸、グレードをy軸とするようなグラフで表示される。ファジィ制御の場合のように台集合が1次元的な連続量であるときにはそのような表現が適しているが、台集合が離散的なファジィ集合に対しては、適切な表現ではない。

Koskoはn個の要素からなる台集合上のファジィ集合を、n次元立方体$[0,1]^n$中の1点として表現することを提案した。しかし、n次元立方体は$n \geq 4$の場合に図形的に表示することは不可能になるという欠点がある。本報告では、そのような困難さを解消するために、n次元立方体中の点を2次元平面上に表示するための簡単かつ合理的な写像を提案する。

2　立方体理論

集合X上のファジィ集合Aは一般に次のようなメンバシップ関数によって規定される[1]。

$$\mu_A : X \longrightarrow [0,1] \tag{1}$$

メンバシップ関数$\mu_A(x)$は、台集合Xをx軸、グレードをy軸とするようなグラフ（図1）で表示されるのがふつうである。しかし、台集合Xが1次元の実数軸に写像されることに十分な合理性があるわけではない。特にXが離散的集合

$$X = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\} \tag{2}$$

であって、ファジィ集合Aが

$$A = \frac{a_1}{x_1} + \frac{a_2}{x_2} + \cdots + \frac{a_n}{x_n} \tag{3}$$

のように表されるとき、集合$\{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$を1次元に整列させることは意味がないことが多い。

Kosko[2]は離散的はファジィ集合をn次元の単位立方体$I^n = [0,1]^n$で表現している。すなわち、式（3）で表されるファジィ集合Aを点a

$$\mathbf{a} = (a_1, a_2, \ldots, a_n) \tag{4}$$

に写像する。このとき集合X上のすべてのファジィ集合の集合、すなわちファジィべき集合（$F(2^X)$で表す）は、n次元の単位立方体になる。

$$\begin{aligned} F(2^X) &= \{\mathbf{a} | \mathbf{a} = (a_1, a_2, \ldots, a_n), 0 \leq a_i \leq 1\} \\ &= [0,1]^n \end{aligned} \tag{5}$$

例として台集合Xが2つの要素からなる場合を考えてみる。

$$X = \{x_1, x_2\} \tag{6}$$

このとき、$F(2^X)$は図2に示すように正方形で表される。

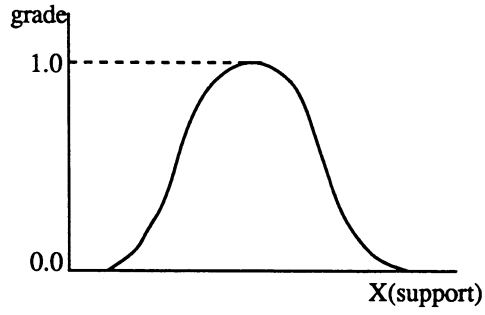


図1: メンバシップ関数

そしてX上のファジィ集合 A

$$A = \frac{0.2}{x_1} + \frac{0.7}{x_2} \tag{7}$$

はその正方形中の1点 $\mathbf{a}$

$$\mathbf{a} = (0.2, 0.7) \tag{8}$$

で表される。もっともあいまいなファジィ集合 C

$$C = \frac{0.5}{x_1} + \frac{0.5}{x_2} \tag{9}$$

は正方形の中心点 $\mathbf{c}$ に写像される。

一方、通常のべき集合 (2^X) は、

$$2^X = \{\phi, \{x_1\}, \{x_2\}, \{x_1, x_2\}\} \tag{10}$$

となり、図2の正方形の4つの頂点に対応する。したがって、任意のファジィ集合は、中心に近ければあいまいさが大きく、頂点に近ければあいまいさが少ないと考えられる。

ファジィ集合の基本演算としては、補集合、和集合、共通集合などがある。式 (8) で表されるファジィ集合 A に対して、A^c、$A \cup A^c$、$A \cap A^c$ を計算すると以下のようになる。

$$\begin{aligned} A^c &= (1-0.2, 1-0.7) \\ &= (0.8, 0.3) \end{aligned} \tag{11}$$

$$\begin{aligned} A \cup A^c &= (0.2 \vee 0.8, 0.7 \vee 0.3) \\ &= (0.8, 0.7) \end{aligned} \tag{12}$$

$$\begin{aligned} A \cap A^c &= (0.2 \wedge 0.8, 0.7 \wedge 0.3) \\ &= (0.2, 0.3) \end{aligned} \tag{13}$$

これらを I^2 上で表示すると図3のようになる。A と補集合 A^c とが中心点 $\mathbf{c}$ に関して点対称になっている。$A \cup A^c$ と $A \cap A^c$ も $\mathbf{c}$ に関して点対称になっている（ド・モルガンの法則）。そしてこれらの4点は長方形の各頂点に配置されている。

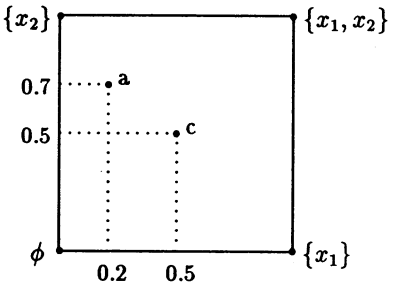


図 2: ファジィべき集合 $F(2^X)$

3 n 次元空間の2次元平面への写像

ファジィ集合を n 次元立方体中の1点として表現すると、ファジィ集合のあいまいさ（ファジィエントロピー）やファジィ集合相互の包含関係（subsethoodness）などを定義することができる [2]。しかし n 次元立方体は $n = 4$ になると表示が困難になり（図4）、$n \geq 5$ では全く不可能になってしまう。

n 次元立方体を2次元平面に投影すると、一部の情報が失われることになる。しかし、うまく投影方法を選ぶことによって、特徴的な情報のみを取り出すことができると考えられる。そのための投影手法として以下のような変換を考えてみる。

n 次元空間において次のような2つの特徴ベクトル $\mathbf{a}$、$\mathbf{b}$ を定義する。

$$\mathbf{a} = (\cos\theta_1, \cos\theta_2, \ldots, \cos\theta_n) \tag{14}$$

$$\mathbf{b} = (\sin\theta_1, \sin\theta_2, \ldots, \sin\theta_n) \tag{15}$$

ここで $\theta_1, \theta_2, \ldots \theta_n$ は任意の角度である。

n 次元空間中の点 $\mathbf{p}$

$$\mathbf{p} = (p_1, p_2, \ldots, p_n) \tag{16}$$

を、特徴ベクトル $\mathbf{a}$、$\mathbf{b}$ を用いて以下のように XY 平面上の点 $H(\mathbf{p})$ に写像する。

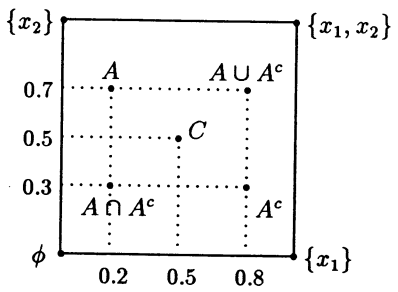


図 3: ファジィ集合の基本演算

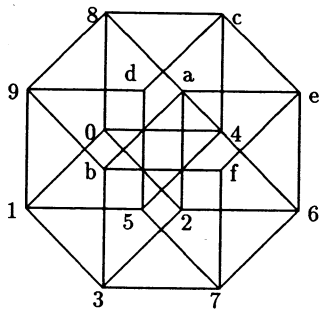


図 4: 4次元立方体

$$H(\mathbf{p}) = (\mathbf{p}\cdot\mathbf{a}, \mathbf{p}\cdot\mathbf{b}) \quad (\cdot \text{は内積}) \tag{17}$$

$$= (p_1\cos\theta_1 + p_2\cos\theta_2 + \cdots + p_n\cos\theta_n,\ p_1\sin\theta_1 + p_2\sin\theta_2 + \cdots + p_n\sin\theta_n) \tag{18}$$

この変換 H には以下のような性質がある。

n 次元空間の x_i 座標軸は、XY 平面上で X 軸と角度 θ_i をなす直線に写像される。x_i 座標軸上の点

$$\mathbf{u}_i = (0, 0, \ldots, u_{ii}, \ldots, 0) \tag{19}$$

を写像すると、

$$H(\mathbf{u}_i) = (\mathbf{u}_i\cdot\mathbf{a}, \mathbf{u}_i\cdot\mathbf{b}) = (u_{ii}\cos\theta_i, u_{ii}\sin\theta_i) \tag{20}$$

のようになる。さらに式 (20) からわかるように、座標軸上の点は写像しても原点からの距離が不変である。したがって座標軸上の 1 の点 ($u_{ii} = 1$) は XY 平面上で、半径 1 の円周上に写像される。

変換 H のもう 1 つの性質はベクトルの加算を保存することである。n 次元空間中の 2 点を $\mathbf{p}_1$、$\mathbf{p}_2$ とすると、

$$\begin{aligned} H(\mathbf{p}_1+\mathbf{p}_2) &= ((\mathbf{p}_1+\mathbf{p}_2)\cdot\mathbf{a}, (\mathbf{p}_1+\mathbf{p}_2)\cdot\mathbf{b}) \\ &= (\mathbf{p}_1\cdot\mathbf{a}+\mathbf{p}_2\cdot\mathbf{a}, (\mathbf{p}_1\cdot\mathbf{b}+\mathbf{p}_2\cdot\mathbf{b} \\ &= (\mathbf{p}_1\cdot\mathbf{a}, \mathbf{p}_1\cdot\mathbf{b}) + (\mathbf{p}_2\cdot\mathbf{a}, \mathbf{p}_2\cdot\mathbf{b}) \\ &= H(\mathbf{p}_1) + H(\mathbf{p}_2) \end{aligned} \tag{21}$$

が成立する。

例として 3 次元空間における次のような特徴ベクトルを考えてみる。

$$\mathbf{a} = (\cos 0, \cos(2\pi/3), \cos(4\pi/3)) = (1, -1/2, -1/2) \tag{22}$$

$$\mathbf{b} = (\sin 0, \sin(2\pi/3), \sin(4\pi/3)) = (0, \sqrt{3}/2, -\sqrt{3}/2) \tag{23}$$

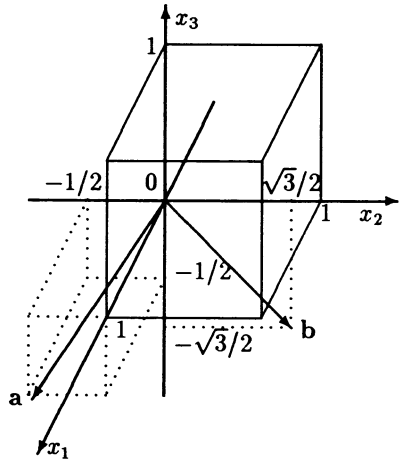


図 5: I^3 と特徴ベクトル a、b

この特徴ベクトルと 3 次元立方体 I^3 の位置関係を図 5に示す。そして変換 H を適用した結果を図 6に示す。3 つの座標軸は角度 $\pi/3$ で等間隔に配置されている。また立方体の頂点のうちで $(1,1,1)$ は原点に重なっている。

4 ファジィ集合の 2 次元平面上での表現

4.1 点による表現

特徴ベクトル a、b による変換 H を用いることによって、n 次元立方体中の点として表現されるファジィ集合を 2 次元平面に写像することができる。

例として 4 次元空間における次のような特徴ベクトルを考えてみる。

$$\mathbf{a} = (\cos 0, \cos\frac{\pi}{4}, \cos\frac{2\pi}{3}, \cos\frac{3\pi}{2}) \tag{24}$$

$$\mathbf{b} = (\sin 0, \sin\frac{\pi}{4}, \sin\frac{2\pi}{3}, \cos\frac{3\pi}{2}) \tag{25}$$

4 次元空間の 4 つの座標軸 x_1、x_2、x_3、x_4 は 2 次元平面の X 軸とそれぞれ角度 0、$\pi/4$、$2\pi/3$、$3\pi/2$ をなすように写像される。非ファジィ集合を表す 4 次元立方体 (図 4) の 1 6 の頂点、ならびにもっともあいまいなファジィ集合 C

$$C = (0.5, 0.5, 0.5, 0.5) \tag{26}$$

を 2 次元平面上に表すと図 7のようになる。一般のファジィ集合の例としてつぎのような P の写像について調べてみる。

$$P = \frac{0.4}{x_1} + \frac{0.9}{x_2} + \frac{0.2}{x_3} + \frac{0.1}{x_4} \tag{27}$$

$H(P)$、$H(P^c)$、$H(P\cup P^c)$、$H(P\cap P^c)$ はそれぞれ以下のような座標値になり、図 8のように表示される。

$$H(P) = (0.94, 0.71) \tag{28}$$

$$H(P^c) = (0.27, -0.14) \tag{29}$$

$$H(P\cup P^c) = (0.84, 0.43) \tag{30}$$

$$H(P\cap P^c) = (0.37, 0.14) \tag{31}$$

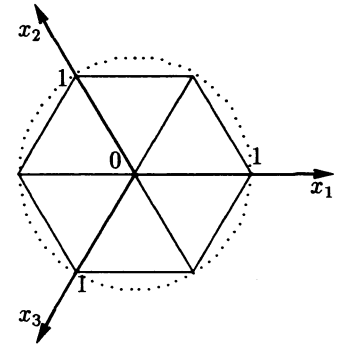


図 6: 変換 H による I^3 の写像

$H(P)$ と $H(P^c)$、ならびに $H(P \cup P^c)$ と $H(P \cap P^c)$ が点 $H(C)$ に関して点対称となることは一般のファジィ集合について成立する。しかし、$H(P)$ と $H(P \cap P^c)$ などの関係は変換 H の特徴ベクトル a、b によって変化する。

4.2 成分ベクトルによる表現

n 次元空間を 2 次元平面に写像すると一部の情報が失われるため、写像された点から元の n 次元空間の点を一意に決定することはできない。しかし、変換 H の性質を利用して、復元可能な写像を定義することができる。

任意のファジィ集合 P は座標軸上の成分ベクトル

$$\mathbf{p}_i = (0, 0, \ldots, p_{ii}, \ldots, 0) \quad \subset = 1, \ldots, n \qquad (32)$$

の和として表される。それぞれの成分ベクトルに対して変換 H を適用すると、次のようになる。

$$H(\mathbf{p}_i) = (p_{ii} \cos\theta_i, p_{ii} \sin\theta_i) \qquad (33)$$

成分ベクトルが座標軸上にあることを前提とすると、$H(\mathbf{p}_i)$ の座標値から p_{ii} を求め、元の成分ベクトルを復元することができる。

一方、2 次元平面上に写像された成分ベクトル $H(\mathbf{p})$ からもとのファジィ集合 P の写像 $H(P)$ を求めることができる。すなわち、

$$H(P) = H(\mathbf{p}_1) + \cdots + H(\mathbf{p}_n) \qquad (34)$$

が成立する。式 (27) に示したファジィ集合を成分表示すると図 9のようになる。このように、成分ベクトル表示を用いることによって、n 次元空間の情報を失うことなく 2 次元平面に表示することが可能である。

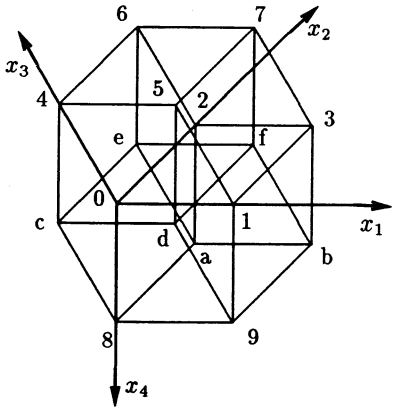


図 7: 変換 H による 4 次元立方体の写像

5 おわりに

本報告で提案した変換を用いて、多重ファジィ集合の表現とクラスタリング [3] に関する研究をすすめている。またニューラル・ネットワークの表現への応用などについても今後研究をすすめる予定である。

参考文献

[1] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets," Information and Control, 8, pp. 338-353, 1965

[2] Bart Kosko, "Fuzziness vs. Probability," Int. J. of General System, Nov. 1989

[3] 矢鳴, 廣田, "投影面上における多重ファジィ集合とクラスタリング," 第 7 回ファジィシステムシンポジウム, 1991

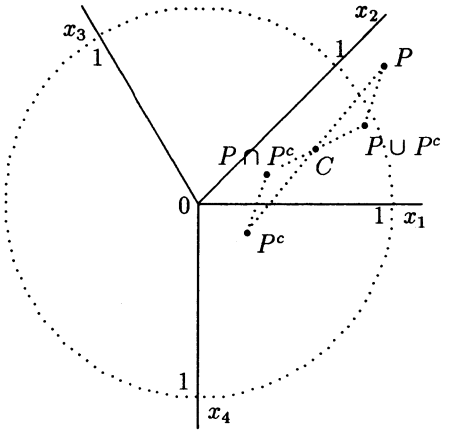


図 8: ファジィ集合演算の写像

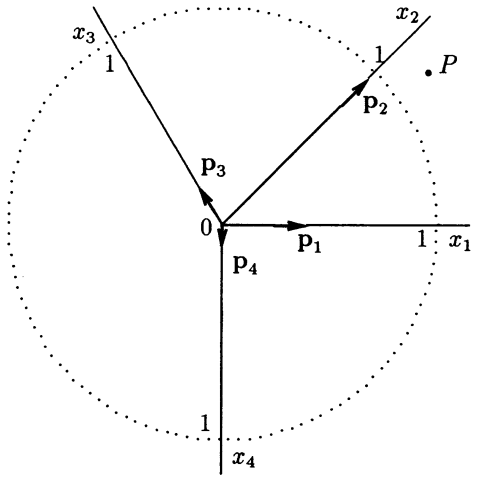


図 9: ファジィ集合の成分ベクトル表示

F4－2（R2）

識別の枠の拡大と縮約に伴うファジィ測度の変形
―― 劣正規ファジィ測度の一解釈 ――

Modifications of a fuzzy measure according to enlarging and abridging a frame of discernment
― An interpretation of subnormal fuzzy measures ―

室伏 俊明　　菅野 道夫
Toshiaki MUROFUSHI　Michio SUGENO

東京工業大学 システム科学専攻
Tokyo Institute of Technology, Dept. of Systems Science

In this paper, fuzzy measures (belief functions, plausibility functions, possibility measures, and necessity measures) represent certainty of propositions "$\omega_0 \in E$", where ω_0 is the correct answer of a query and E is a subset of the frame of discernment Ω, a set of possible answers of the query. This paper discusses ways to convert a fuzzy measure g_Ω over Ω into a fuzzy measure g_Θ over an enlargement Θ, a superset of Ω, and interprets subnormal fuzzy measures in terms of an enlarged frame of discernment.

1．はじめに

命題の確からしさを表すファジィ測度gは，一般に全体集合（識別の枠と呼ぶ）Ωの測度$g(\Omega)$が1である．これは，Ωの唯一つの要素が正しいという仮定のためである．しかし，この仮定が犯されることが起り得る．これに対する処置に2通りある：① 枠Ωとファジィ測度gの再構成，及び ② 劣正規ファジィ測度（$g(\Omega)\leq 1$なるファジィ測度）の使用，である．①は従来あまり議論されておらず，②はその意味解釈が明確とは言えない．

本論文では，まず①を議論し，それに基づき，②の劣正規ファジィ測度の解釈を与える．なお，ＤＳ理論を中心に議論し，最後で可能性理論についても簡単に述べる．

2．準備 ―― ファジィ測度 ――

2.1 一般のファジィ測度[3]

ω_0をある一つの質問に対する正しい答とし，Ωを答の候補からなる集合とする．次の2つの仮定を置く．

徹底性: Ωは質問の可能な答のすべてを含んでいる．
排反性: Ωの要素は互いに排反であり，異なる複数の要素が同時に正解となることはない．

Ωを**識別の枠**または**枠**と呼ぶ．命題"$\omega_0 \in E$" ($E\subset\Omega$)の確からしさを実数$g(E)$で表し，次の3条件をおく．

単調性条件: "$\omega_0 \in F$" が "$\omega_0 \in E$" より確か，または同程度に確かならば，$g(E)\leq g(F)$.
0-条件：確実に"$\omega_0 \notin E$"ならば，$g(E)=0$.
1-条件：確実に"$\omega_0 \in E$"ならば，$g(E)=1$.

これらの条件より，次の3式が誘導される：

$$\begin{cases} E\subset F \Rightarrow g(E)\leq g(F), & (1)\\ g(\emptyset)=0, & (2)\\ g(\Omega)=1. & (3)\end{cases}$$

ただし，(3)には徹底性の仮定が用いられている．

定義2.1.1 $\mathcal{A}$をΩの部分集合からなるBool代数とする．(1),(2)を満たす$g:\mathcal{A}\to[0,1]$を**劣正規ファジィ測度**という．(3)も満たすとき，**正規**ファジィ測度という．□

4節までは，徹底性を仮定し，正規ファジィ測度だけを扱う．5節で劣正規ファジィ測度を扱う．

定義2.1.2 $\mathcal{A}$上の2つの正規ファジィ測度gとg^*は

$$g(E)+g^*(\Omega-E)=1 \quad \forall E\in\mathcal{A}$$

のとき，互いに**双対**であるという．□

2.2 Dempster-Shafer理論[5]

以下，ＤＳ理論では，枠Ωは空でない有限集合とする．

定義2.2.1 関数$m:2^\Omega\to[0,1]$が

$$m(\emptyset)=0,\quad \sum_{F\subset\Omega} m(F)=1$$

を満たすとき，mを**基本確率割当**(以下BPA)といい，

$$Bel(E)=\sum_{F\subset E} m(F) \qquad \forall E\subset\Omega, \qquad (4)$$

$$Pl(E)=\sum_{F\cap E\neq\emptyset} m(F) \qquad \forall E\subset\Omega \qquad (5)$$

で定まる集合関数Bel, Plをそれぞれ**belief関数**（以下bel関数），**plausibility関数**（以下pl関数）という．□

本論文では，bel関数とpl関数をBPA mのファジィ測度としての2表現(4),(5)と解釈する．

同じBPA mから構成されるBelとPlは双対関係にある．

定義2.2.2 Bel_1, Bel_2をΩ上のbel関数，m_1, m_2をそれぞれのBPAとする．このとき

$$m(\emptyset)\triangleq 0,$$
$$m(E)\triangleq \sum_{F\cap G=E} m_1(F)\cdot m_2(G)/(1-\kappa) \quad \forall E\neq\emptyset,$$
$$\kappa\triangleq \sum_{F\cap G=\emptyset} m_1(F)\cdot m_2(G),$$

で定義されるBPA mをもつbel関数をBel_1とBel_2の**直交和**といい，$Bel_1\oplus Bel_2$で表す．ただし，$\kappa=1$のときには直交和は定義されない．□

本論文では以下の概念も用いるが，定義は省略する．

・**核**(core)[5, §2.3]，**焦点**(focus)[5, §4.1].

・$Bel_1, \cdots, Bel_n$間の**矛盾量**(weight of conflict) $Con(Bel_1, \cdots, Bel_n)$ [5, §3.4].

・**可分支持関数**(separable support function)[5, §4.6].

・**標準分解**(canonical decomposition)[5, §5.1].

・可分支持関数Sの**内部矛盾量**(weight of internal conflict) W_S [5, §5.4].

次の記法も用いる：（ただし$F \neq \emptyset$のときのみ）

$$1_F(E) \triangleq \begin{cases} 1 & F \subset E, \\ 0 & F \not\subset E. \end{cases}$$

3．枠の拡大と縮約

定義3.1[5] $\Omega \subset \Theta$のとき，枠Θを枠Ωの**拡大**(enlargement)，ΩをΘの**縮約**(abridgment)という．□

室伏・菅野[3]やShafer[5]は，徹底性と排反性を仮定し，ファジィ測度[3]やbel関数[5]を議論している．しかし，現実にはそれらが犯される場合がある．そのような場合に徹底性や排反性を回復させるには，枠Ωを新しい枠Θに構成し直さなければならない．

徹底性が犯された場合，Ωにない幾つかの解の候補を追加し，$\Theta = \Omega \cup \Lambda$（$\Lambda$は追加候補の集合，$\Omega \cap \Lambda = \emptyset$）とされよう．例えばコイン投げでは，枠$\Omega$＝{表, 裏}に$\Lambda$＝{縁で立つ}を追加し，$\Theta$＝{表, 裏, 縁で立つ}とすることが考えられる．Prade & Testemale[4]も，ある属性が対象に適用できないことを示す指標として特殊な元eを追加することを提案している．例えば対象xの配偶者の年齢では，属性値の集合Ω＝{n | nは非負の整数}にΛ＝{e}を追加し，xが独身であることを意味させる．これらの場合，$\Theta = \Omega \cup \Lambda$なので，$\Theta$は$\Omega$の拡大である．

排反性が犯された場合は次の様にする．正解ω_0の代わりにΩ中の正解全体の集合ω_0^*を対象にする．$\Theta = 2^\Omega - \{\emptyset\}$を新しい枠とすれば，$\omega_0^* \in \Theta$である．さらに徹底性も犯された場合は，$\Theta = 2^{\Omega \cup \Gamma} - \{\emptyset\}$または$\Theta = 2^{\Omega \cup \Gamma}$（$\Gamma \cap \Omega = \emptyset$）とする．これらについても，$\Theta$は$\Omega$の拡大と見なせる．$\Omega$は正解が$\Omega$の唯一の要素であることを仮定していたときの枠なので，Θの部分集合$\{\{\omega\} \mid \omega \in \Omega\}$と$\Omega$を同一視できるからである．

我々は，徹底性や排反性の他にも様々な仮定（「証拠は信用できる」，「結合する証拠は独立である（ＤＳ理論の場合）」など）を立てて[注]，枠Ωを選択している．それらには，仮定として認識されていないものもあろう：これらは，犯されて初めて，その仮定を立てていたことが認識される．従って，追加候補の集合$\Lambda = \Theta - \Omega$は，“縁で立つ”，“独身”のような具体的なものの他に，“「認識されていない仮定」の侵犯”も含むと見ることもできる．我々はこの立場で議論を進める．

一方，Ω（$\subset \Theta$）への枠Θの縮約は，命題“$\omega_0 \in \Omega$”が仮定されたり，確証された場合に行なわれる．

注：この意味で，我々が扱う正規ファジィ測度はすべて条件付ファジィ測度と言うこともできる．□

4．枠の拡大と縮約に伴うファジィ測度の変形

以下，$\Omega \neq \emptyset$, $\Lambda \neq \emptyset$, $\Theta = \Omega \cup \Lambda$, $\Omega \cap \Lambda = \emptyset$ とする．

Shafer[5]は，枠の拡大と縮約は議論したが，それに伴うbel関数の変形について，ほとんど何も述べていない．ただ，枠がΩからΘに拡大されるときには，Ω上のbel関数Belを与えた元の証拠（これは数学的には記述されない）を再評価してΘ上のbel関数$Bel\theta$に表現する，という趣旨の記述がある[5, Ex. 12.1].

Belを与えた元の証拠を記録している場合，上の方法は妥当であろう．しかし，記録のない場合，BelをΘ上のbel関数$Bel\theta$に何らかの形式的手段で変形する必要があろう．そのような手段として，Shafer[6]は，縮約に対して条件化を，拡大に対して条件埋込を提案している．

定義4.1[5] BelをΘ上のbel関数とする．

$$Bel(\cdot \mid \Omega) \triangleq Bel \oplus 1_\Omega$$

を**条件付belief関数**という．また，Belから条件付bel関数$Bel(\cdot \mid \Omega)$を作り出すことを，**条件化**という．□

$Bel(\cdot \mid \Omega)$はΘ上のbel関数であるが，Ω上のbel関数とも見なせる．条件化は直交和を保存する：

$$(Bel_1 \oplus Bel_2)(\cdot \mid \Omega) = Bel_1(\cdot \mid \Omega) \oplus Bel_2(\cdot \mid \Omega).$$

定義4.2[6] BelをΩ上のbel関数，mをそのBPAとする．

$$m\theta(E) \triangleq \begin{cases} m(E \cap \Omega) & E \supset \Lambda \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

で定まる$m\theta$をBPAにもつΘ上のbel関数$Bel\theta$をBelのΘへの**条件埋込**（conditional embedding）という．□

条件埋込は次の性質を持つ．

e1(条件化との整合性)：$Bel\theta(\cdot \mid \Omega) = Bel$.

e2(旧枠の不支持)：$Bel\theta(\Omega) = 0$.

e3(追加候補内の無知性)：$Bel\theta(\cdot \mid \Lambda) = 1_\Lambda$.

e4(追加候補の不支持)：$Bel\theta(\Lambda) = 0$.

e5(直交和の非保存)：$(Bel_1 \oplus Bel_2)\theta \neq Bel_1\theta \oplus Bel_2\theta$.

逆に，e1-e4から条件埋込を特徴づけることができる．

我々は，e4, e5を問題とし，W-矛盾埋込を提案する．

定義4.3 BelをΩ上のbel関数，mをそのBPA，$W \in [0, \infty]$，$\gamma \triangleq 1 - \exp(-W)$ （$\exp(-\infty) \triangleq 0$） とするとき，

$$mw^\theta(E) \triangleq \begin{cases} (1-\gamma)m(E \cap \Omega) & E \supsetneq \Lambda \\ \gamma & E = \Lambda \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

をBPAにもつΘ上のbel関数$Belw^\theta$をBelのΘへのW**-矛盾埋込**（W-conflict embedding, 以下W-CE）と呼ぶ．□

Wを仮定“$\omega_0 \in \Omega$”の下でBelが持つ矛盾量と見なす．“$\omega_0 \in \Omega$”から矛盾が導かれることは“$\omega_0 \notin \Omega$”を意味するので，矛盾量Wは“$\omega_0 \notin \Omega$”を支持する重みと解釈できる．そこで，Wに相当する支持度γを，“$\omega_0 \notin \Omega$”すなわち“$\omega_0 \in \Lambda$”に与えるのである．

$W = 0$ のとき，W-CEは条件埋込に一致する：$Bel^\theta = Bel\theta$. W-CEは性質e1-e3を持つ（e1は$W < \infty$のときのみ成立）．e4は，$W = 0$ のときに限って成立する．

命題4.1 $Bel^1, \cdots, Bel^n$をΩ上のbel関数，$Bel = Bel^1 \oplus \cdots \oplus Bel^n$，$W_i \in [0, \infty]$ $i = 1, \cdots, n$ とする．このとき，

$W = \mathrm{Con}(Bel^1, \cdots, Bel^n) + \sum_{i=1,n} W_i$ ならば，

$(Bel^1 \oplus \cdots \oplus Bel^n)^{w^\Theta} = Bel^{1 w_1^\Theta} \oplus \cdots \oplus Bel^{n w_n^\Theta}$. □

情報$Bel^1, \cdots, Bel^n$が与えられ，それらの蓄積結果(直交和)$Bel = Bel^1 \oplus \cdots \oplus Bel^n$と矛盾量$\mathrm{Con}(Bel^1, \cdots, Bel^n)$が保存してあるとする．このとき，各$Bel^i$の矛盾量が0と見なせれば，各情報$Bel^1, \cdots, Bel^n$の0-CE(条件埋込)の蓄積結果 $Bel^{1\Theta} \oplus \cdots \oplus Bel^{n\Theta} (= Bel^{1\theta} \oplus \cdots \oplus Bel^{n\theta})$を$Bel^{\mathrm{Con}(Bel^1, \cdots, Bel^n)^\Theta}$として構成できる．

W-CEでは矛盾量Wを与える必要があるが，対象を可分支持関数Sに制限すれば，内部矛盾量W_Sが利用できる．

定義4.4 SをΩ上の可分支持関数，W_SをSの内部矛盾量とする．$S^\Theta \triangleq S_{W_S}{}^\Theta$ を**内部矛盾埋込**と呼ぶ．□

命題4.2 S_1, S_2をΩ上の可分支持関数，$\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2$をそれぞれの核，$S_1 \oplus S_2$が定義可能とする．$S_1 = S_1^1 \oplus \cdots \oplus S_{m_1}^1$, $S_2 = S_1^2 \oplus \cdots \oplus S_{m_2}^2$ を標準分解とし，F_i^1をS_i^1の焦点とする．$F_i^1 \cap \mathcal{C}_2 \neq \emptyset \ \forall i$ かつ $\mathcal{C}_1 \cap F_i^2 \neq \emptyset \ \forall i$ ならば，

$$(S_1 \oplus S_2)^\Theta = S_1^\Theta \oplus S_2^\Theta. \ \square$$

5．劣正規ファジィ測度

徹底性を回復する枠の拡大に対し，徹底性を回復せずに，元の枠Ω上の集合関数gを使うことも考えられる．徹底性を仮定しないため，このgは一般に劣正規ファジィ測度になる．

劣正規なbel関数，pl関数，及びそれらの結合については，Dubois & Prade [1] が議論している．彼らは，BPA $m : 2^\Omega \to [0,1]$ に $\sum_{F \subset \Omega} m(F) = 1$ だけを仮定し，条件$m(\emptyset) = 0$ は除いた．$m(\emptyset) > 0$ を "$\omega_0 \notin \Omega$" の可能性の現れと見なしたのである．このmを一般基本確率割当（以下GBPA）と呼ぶ．彼らは，劣正規bel関数を

$$Bel(E) \triangleq \sum_{F \subset E,\, F \neq \emptyset} m(F) \qquad \forall E \subset \Omega$$

で，劣正規pl関数Plを(5)式で定義した．このBelとPlは

$$Bel(E) + Pl(\Omega - E) = 1 - m(\emptyset).$$

の関係にある．彼らは，正規化しない結合も提案した：

$$m(E) \triangleq \sum_{F \cap G = E} m_1(F) \cdot m_2(G) \quad \forall E \subset \Omega.$$

以下，これを**劣正規直交和**と呼び，$Bel_1 \boxplus Bel_2$と表す．

彼らのBel, Plを degree of belief（以下，deg. of bel.），degree of plausibility（以下，deg. of pl.）と解釈するには問題がある：常に$Bel(\Omega) = Pl(\Omega)$ という点である．正規の場合，$Bel(E) \leq Pl(E)$であり，一般に等号は成立するとは限らない（$Bel(\Omega) = Pl(\Omega)$なのは徹底性と1-条件のため）．即ちdeg. of bel.とdeg. of pl.は一般に一致しない．これからすると，劣正規の場合，$Bel(\Omega) = Pl(\Omega)$ の必然性はないはずである．

以下，劣正規なbel関数とpl関数を，拡大された枠Θ上の正規なbel関数とpl関数として解釈し，考察する．

定義5.1 mをΩ上のGBPAとする．

$$m\theta(E) \triangleq \begin{cases} m(E \cap \Omega) & E \supset \Lambda \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

で定まる$m\theta$をmのΘへの**正規化埋込**と呼ぶ．$m\theta$から生成されるbel関数，pl関数を$Bel\theta$, $Pl\theta$と書く．□

$m(\emptyset) = 0$ のとき，正規化埋込は条件埋込に一致する．

命題5.1 $Bel^1, \cdots, Bel^n$がΩ上の劣正規bel関数のとき，

$$(Bel^1 \boxplus \cdots \boxplus Bel^n)\theta = Bel^1\theta \oplus \cdots \oplus Bel^n\theta. \ \square$$

我々は，GBPA mと，その正規化埋込$m\theta$が同じ状況を表していると解釈する．Ω上でPlと$Pl\theta$は等しい：

$$Pl(E) = Pl\theta(E) \quad \forall E \subset \Omega.$$

一方，$Bel\theta(E) = 0 \ \forall E \subset \Omega$ なので，一般に $Bel(E) \neq Bel\theta(E)$ であり，

$$Bel(E) = Bel\theta(E \cup \Lambda) - Bel\theta(\Lambda) \quad \forall E \subset \Omega. \tag{6}$$

$Bel\theta$と$Pl\theta$をdeg. of bel.とdeg. of pl.と見ると，上式より，$E \subset \Omega$のとき，$Pl(E)$は "$\omega_0 \in E$" の deg. of pl. $Pl\theta(E)$だが，$Bel(E)$は "$\omega_0 \in E$" のdeg. of bel. $Bel\theta(E)$ではない．従って，この解釈に従えば，劣正規なBelとPlの間には，意味上の双対性はない．$E \subset \Omega$のとき，$Bel\theta(E) = 0$ なので，$Bel\theta$では "$\omega_0 \in E$" の形の命題間の区別ができない．Belは，deg. of bel. の観点からその区別を行う便宜的な尺度だと解釈できる．

次に，GBPA，劣正規bel関数の正規化という概念を導入し，埋込，条件化，直交和等の関係を整理する．

定義5.2 BelがΩ上の劣正規bel関数，mがそのGBPAのとき，次のΩ上の正規bel関数${}^1Bel$をBelの**正規化**と呼ぶ．

$${}^1Bel \triangleq Bel/(1 - m(\emptyset)). \ \square$$

命題5.2 Bel, Bel^1, Bel^2をΩ上の劣正規bel関数，mをBelのGBPAとする．

(a) $W = -\log(1 - m(\emptyset))$ とすると $Bel\theta = ({}^1Bel)^{w^\Theta}$.

(b) ${}^1Bel = Bel\theta(\cdot \mid \Omega)$.

(c) ${}^1(Bel^1 \boxplus Bel^2) = {}^1Bel^1 \oplus {}^1Bel^2$. □

(b)より，正規bel関数は，仮定 "$\omega_0 \in \Omega$" の下でのdeg. of bel.を与える条件付bel関数であることがわかる（第3節の注を参照）．

6．可能性理論[8]の場合

6.1 正規可能性分布

以下，可能性理論では，枠Ωは空でない任意の集合とし，特に断らない限り有限集合には限定しない．

定義6.1.1 関数$\pi : \Omega \to [0,1]$ が条件

$$\sup\{\pi(\omega) \mid \omega \in \Omega\} = 1 \tag{7}$$

を満たすとき，(正規)**可能性分布関数**(以下PDF)といい，

$$\Pi(E) \triangleq \sup\{\pi(\omega) \mid \omega \in E\} \quad \forall E \subset \Omega$$

（ただし，$\sup \emptyset \triangleq 0$）で与えられる集合関数$\Pi$を**可能性測度**，$\Pi$に双対な集合関数$N$を**必然性測度**という．□

本論文では，可能性測度と必然性測度を，PDF πのファジィ測度表現と解釈する．なお，有限集合Ω上の必然性測度と可能性測度は，それぞれ協和bel関数，協和pl関数（consonant — ）[5, §10.1]と数学的に等価である．

可能性測度Πと必然性測度Nは次の性質を持つ．

$$\Pi(E \cup F) = \Pi(E) \vee \Pi(F), \tag{8}$$

$$N(E \cap F) = N(E) \wedge N(F). \tag{9}$$

特に，互いに双対ならば，次の関係にある：

$$\Pi(E) < 1 \text{ ならば } N(E) = 0, \tag{10}$$

$$N(E) > 0 \text{ ならば } \Pi(E) = 1, \tag{11}$$

$$N(E) \leq \Pi(E) \quad \forall E \subset \Omega. \tag{12}$$

6.2 枠の縮約と拡大に伴う変形

枠の縮約に伴う可能性測度，必然性測度の変形は，条件化として議論されているが，これについては省略する．

枠の拡大に伴う変形はまだ議論されていないが，可能性測度，必然性測度をそれぞれ協和pl関数，協和bel関数と見なして，条件埋込が自然に導入される．

定義6.2.1 πをΩ上のPDF，Π，Nをそれぞれπから生成される可能性測度，必然性測度とするとき，

$$\pi\theta(\theta) \triangleq \begin{cases} \pi(\theta) & \theta \in \Omega \\ 1 & \theta \in \Lambda \end{cases}$$

をπのΘへの**条件埋込**，$\pi\theta$から生成される可能性測度$\Pi\theta$，必然性測度$N\theta$をΠ，Nの条件埋込と呼ぶ．□

6.3 劣正規可能性分布

劣正規可能性測度Πは劣正規PDFπから生成される．劣正規PDFとは，正規性(7)を仮定しない$\pi : \Omega \to [0,1]$である．劣正規可能性測度Πに関する問題点は，Πに双対な必然性測度Nにある．

$$N(E) \triangleq 1-\Pi(\Omega-E) \quad \forall E \subset \Omega \tag{13}$$

とすると，Πが劣正規なので，

$$\Pi(E) < N(E) \tag{14}$$

が起こり得る．これは正規の場合の性質(12)に反し，直観的に理解しがたい．そこで，Yager[7]は

$$\mathbf{Cert}(E) \triangleq \min\{\Pi(E), N(E)\} \quad \forall E \subset \Omega$$

と置き，Nでなく**Cert**を使うことを提案した．Dubois & Prade [2]は，**Cert**が必然性測度の性質（例えば(9)）を持たないことを批判し，劣正規bel関数と同様，

$$N(E) \triangleq \Pi(\Omega)-\Pi(\Omega-E) \quad \forall E \subset \Omega \tag{15}$$

とし，$1-\Pi(\Omega)$を“$\omega_0 \notin \Omega$”の可能性の度合とした．しかし，劣正規bel関数の場合と同じく，$0<\Pi(\Omega)=N(\Omega)<1$が起こり得る．これは，正規な可能性と必然性の間の性質(10)，(11)からは，理解しがたい．

ここでは，第5節と同様，劣正規PDF πを，拡大された枠Θ上の正規PDF $\pi\theta$として解釈する．

定義6.3.1 πをΩ上の劣正規PDF，Πをπから生成される可能性測度とするとき，

$$\pi\theta(\theta) \triangleq \begin{cases} \pi(\theta) & \theta \in \Omega \\ 1 & \theta \notin \Omega \end{cases}$$

で定まるΘ上のPDF $\pi\theta$をπの**正規化埋込**，$\pi\theta$から生成される可能性測度$\Pi\theta$をΠの正規化埋込と呼ぶ．□

πが正規の場合，正規化埋込は条件埋込に一致する．

$N\theta$を$\Pi\theta$に双対な必然性測度とすると，$E \subset \Omega$に対し，

$$\Pi(E)=\Pi\theta(E),\ N\theta(E)=0,$$
$$1-\Pi\theta(\Omega-E)=N\theta(E \cup \Lambda).$$

上式による解釈では，(13)式の$N(E)$は，“$\omega_0 \in E$”の必然性でなく，“$\omega_0 \in E \cup \Lambda$”つまり“$\omega_0 \in E$ または $\omega_0 \notin \Omega$”の必然性である．この解釈によると，(14)式の左辺と右辺は異なる命題の可能性と必然性の値となり，

$$\Pi\theta(E) < N\theta(E \cup \Lambda)$$

は，起こって不思議はない．また，(15)式の必然性Nは，

$$N(E)=N\theta(E \cup \Lambda)-N\theta(\Lambda) \quad \forall E \subset \Omega$$

であり，(6)式のBelと同様，便宜的な尺度といえよう．

7．おわりに

本論文では，枠の拡大に伴うファジィ測度の変形を議論し，これに基づき劣正規ファジィ測度の解釈を与えた．

$1-g(\Omega)$（$m(\emptyset)$ または $1-\sup_{\omega \in \Omega}\pi(\omega)$）に，入力情報やシステム内の矛盾を表現させ得るという点で，劣正規ファジィ測度gは有効である．しかし，このとき“$\omega_0 \notin \Omega$”がしばしば起こるような枠Ωは使うべきでない．例えば，配偶者の年齢の場合，Ω＝{非負整数}とし，$1-g(\Omega)$で独身の確からしさの程度を表すようなことはすべきでない．「配偶者がいること」と「無知」の区別，「独身」と「矛盾」の区別が困難になるからである．初めから Ω＝{非負整数}∪{独身}とした上で，劣正規ファジィ測度を用いるべきであろう．

また，もし正規ファジィ測度gを用いるのなら，gに矛盾量Wまたは矛盾度γ（＝$\exp(-W)$，もしくは劣正規ファジィ測度の$m(\emptyset)$や $1-\sup_{\omega \in \Omega}\pi(\omega)$ に相当するもの）を付随させることが有効であろう．

引用文献

[1] D. Dubois & H. Prade, On Several representations of an uncertain body of evidence, in: *Fuzzy Information and Decision Processes*, M.M. Gupta and E. Sanchez, Eds., North-Holland (1982) 167-181.

[2] D. Dubois & H. Prade, An alternative approach to the handling of subnormal possibility distributions: A critical comment on a proposal by Yager, *Fuzzy Sets and Systems* 24 (1987) 123-126.

[3] 室伏，菅野，ファジィ測度論入門Ⅲ，*日本ファジィ学会誌* 3 (1991) to appear.

[4] H. Prade & C. Testemale, Generalizing database relational algebra for the treatment of incomplete or uncertain information and vague queries, *Information Science* 34 (1984) 115-143.

[5] G. Shafer, *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton Univ., 1976.

[6] G. Shafer, Belief functions and parametric models, *J. R. Statist. Soc.* B 44 (1982) 322-352.

[7] R.R. Yager, A modification of the certainty measure to handle subnormal distributions, *Fuzzy Sets and Systems* 20 (1986) 317-324.

[8] L.A. Zadeh, Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, *Fuzzy Sets and Systems* 1 (1978) 3-28.

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 室伏 俊明
phone 045-922-1111 ext.2645 fax 045-921-1485
E-mail murofusi@sys.titech.ac.jp

F4－3（R2）

ファジィ測度に基づく知識と信念の論理

Fuzzy-Measure-Based Epistemic Logic

村井哲也[1)]　宮腰政明[2)]　新保　勝[2)]

Tetsuya MURAI　Masaaki MIYAKOSHI　Masaru 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　工学部情報工学科
Faculty of Engineering, Hokkaido University

Abstract: Minimal models for modal logics are defined based on fuzzy measures. Such models are found to be at least for the system EMN. The necessary conditions of measure-based minimal models being Kripkian is discussed under the classification of dual measures performed by Lamata and Moral. The application of measure-based modal operators to epistemic logic is also presented.

Keywords: Modal logics, Fuzzy measures, Epistemic logic

1．まえがき

クリプキ(標準)・モデルにおいて，各論理式の必然性,不可能性をそれぞれ測度1，0に対応させることで，新に元の様相より弱い様相を定義できる[4]．本稿では，その様相がクリプキ・モデルより条件が弱いミニマル(近傍またはスコット-モンタギュ)・モデルの様相になり，体系EMNに対応することを示す．したがって，クリプキ・モデルへのファジィ測度の導入は標準的な様相をより論理性の弱いものに対応させる意味を持つ．次に，Lamata and Moral[3]が分類した有限集合上の種々のファジィ測度の族に対応して，3重様相を持つミニマル・モデルを定義し，標準モデルになるための必要条件を示す．最後に，知識と信念の論理(認識論理)におけるファジィ測度に基づく様相の役割について論じる．通常，認識論理に対応する体系として，S4あるいはS5に対応するクリプキ・モデルを利用する[2]．しかし，それらは非常に強い論理であり，人間の持つ素朴な論理との乖離を生み出す．そこで，S4あるいはS5にファジィ測度による弱い様相を導入し，いくつかの性質を述べる．以下，論理記号，論理式の名称等は Chellas[1]に従う場合が多い．

2．様相論理に対するミニマル・モデル

本章では，Chellas[1]に従い，ミニマル・モデルに関し記述する．様相論理に対するミニマル・モデルとは

$$M=<W,N,P>$$

のことである．ここで，

W（$\neq\phi$）：集合
$N: W\to\mathfrak{P}(\mathfrak{P}(W))$
P：原子論理式に対する付値

である．一般に$\mathfrak{P}(X)$はXのべき集合をあらわす．Nは各世界αにおける必然命題を規定する関数であり，

$$N_\alpha=N(\alpha)$$
$$W_A=\{\alpha \mid \vDash^M_\alpha A\}$$

とおくとき，次の定義により様相記号を含む命題の真理値が定まる（尚，$\vDash^M_\alpha A$は論理式Aがモデルmの世界αで真であることを示す）．

【定義1】[1]
（1）$\vDash^M_\alpha \Box A \Leftrightarrow W_A\in N_\alpha$,
（2）$\vDash^M_\alpha \Diamond A \Leftrightarrow W_A{}^c\notin N_\alpha$. ∎

すなわち，論理式Aを真とする世界がN_αの要素であるとき，□Aが真となる．可能命題の定義は相互定義可能性

$$Df\Diamond.\ \Diamond A\leftrightarrow\neg\Box\neg A$$

を成立させるように定める．可能性を規定する集合P_αは

$$P_\alpha=\{X \mid X^c\notin N_\alpha\}$$

と書ける．

ミニマル・モデルではNは少なくとも関数であればよく，すべての世界で成り立つ論理式でさえ

$$W\notin N_\alpha$$

であれば必然とはならない．通常扱う様相論理を得るためには，N_αに更に条件を付す必要がある．ただし，前述のDf◇は成立し，推論規則

$$RE.\ \vDash^M A\leftrightarrow B \Rightarrow \vDash^M \Box A\leftrightarrow\Box B$$

は真理性を保存する（尚，$\vDash^M$はモデルMの各世界で真であることを示す）．Df◇およびREを満足する様相論理体系をEという．ミニマル・モデルは体系Eのモデルである．

種々の様相論理体系を特徴付ける論理式

M.　$\Box(A\wedge B)\to(\Box A\wedge\Box B)$
C.　$(\Box A\wedge\Box B)\to\Box(A\wedge B)$
N.　$\Box T$　（ただし，Tは恒真を表す）
K.　$\Box(A\to B)\to(\Box A\to\Box B)$
D.　$\Box A\to\Diamond A$
T.　$\Box A\to A$
B.　$A\to\Box\Diamond A$
4.　$\Box A\to\Box\Box A$
5.　$\Diamond A\to\Diamond\Box A$

に対し，それぞれ成立するためのNの条件を次に挙げる．

(m)　$X\subseteq Y\wedge X\in N_\alpha \Rightarrow Y\in N_\alpha$
(c)　$X\in N_\alpha\wedge Y\in N_\alpha \Rightarrow X\cap Y\in N_\alpha$

(n)　$W \in N_\alpha$
(k)　$X^c \cup Y \in N_\alpha \wedge X \in N_\alpha \Rightarrow Y \in N_\alpha$
(d)　$X \in N_\alpha \Rightarrow X^c \in N_\alpha$
(t)　$X \in N_\alpha \Rightarrow \alpha \in X$
(b)　$\alpha \in X \Rightarrow \{\beta \mid X^c \notin N_\beta\} \in N_\alpha$
(iv)　$X \in N_\alpha \Rightarrow \{\beta \mid X \in N_\beta\} \in N_\alpha$
(v)　$X \notin N_\alpha \Rightarrow \{\beta \mid X \notin N_\beta\} \in N_\alpha$

このうち，(m),(c),(n)の3条件を満たすとき，N_αはフィルターという．フィルターが更に

(a)　$\cap N_\alpha \in N_\alpha$

を満たす（N_αが最小元を持つ）とき，到達可能関係Rを

$$\alpha R \beta \Leftrightarrow \beta \in \cap N_\alpha$$

により定義でき，ミニマル・モデルと同値なクリプキ・モデルを構成できる．逆も可能である．尚，Wが有限集合のときは条件(a)は(c)に帰着するため，各N_αがフィルターになることがクリプキ・モデル，すなわち体系Kのモデルになるための条件である．

3．ファジィ測度が構成するミニマル・モデル

3.1．ミニマル・モデルの構成

一般に，写像

$$g : \mathfrak{P}(X) \to [0,1]$$

が次の性質を満たすときファジィ測度と呼ぶ[3]：

(g1) $g(\phi)=0$，
(g2) $g(X)=1$，
(g3) $\forall A,B \in \mathfrak{P}(X)$, $A \subseteq B \Rightarrow g(A) \leqq g(B)$.

W上のファジィ測度の族$\{m_\alpha\}_{\alpha \in W}$が与えられたとき

$$N^m{}_\alpha = \{X \mid m_\alpha(X)=1\}$$

によってミニマル・モデル$M=<W,N^m,P>$を定義できる．以下，ファジィ測度(の族)を使って定義した様相記号には，$\Box_m$などと様相記号に添字を付す：

$$\vDash^M_\alpha \Box_m A \Leftrightarrow W_A \in N^m{}_\alpha \Leftrightarrow m_\alpha(W_A)=1.$$

可能命題に対して，前章で挙げた通常の定義にかえて，新たに次の定義を設ける．

【定義2】
(1) $P^m{}_\alpha = \{X \mid m_\alpha(X)>0\}$,
(2) $\vDash^M_\alpha \Diamond_m A \Leftrightarrow W_A \in P^m{}_\alpha$. ∎

この定義によるとm-様相演算子間の相互定義可能性が一般に成立しない．尚，通常の可能命題の定義との関係は第4章で述べる．次の命題が成り立つ．

【命題3】
(1) $\vDash^M A \leftrightarrow B \Rightarrow \vDash^M \Box_m A \leftrightarrow \Box_m B$　(RE)，
(2) $\vDash^M \Box_m T$　(N)．
(3) $\vDash^M \Box_m A \to \Diamond_m A$　(D)．∎

【注】可能性を通常の定義で与えるならば，(3)は必ずしも成立しない．そのかわり相互定義可能性が成り立ち，次の命題の(1)と併せると，モデルは体系EMNに対応することが分かる．∎

m-様相演算子と連言・選言との分配性に関し，次が成り立つ．

【命題4】
(1) $\vDash^M \Box_m(A \wedge B) \to (\Box_m A \wedge \Box_m B)$　(M)，
(2) $\vDash^M \Diamond_m(A \wedge B) \to (\Diamond_m A \wedge \Diamond_m B)$,
(3) $\vDash^M (\Box_m A \vee \Box_m B) \to \Box_m(A \vee B)$,
(4) $\vDash^M (\Diamond_m A \vee \Diamond_m B) \to \Diamond_m(A \vee B)$　(M◇)．∎

ファジィ測度の定義だけでは条件(a)（有限の場合(c)）が不成立のため，ファジィ測度が構成するモデルは一般にクリプキ・モデルにはならない．

3.2．ファジィ測度が導く2重ミニマル・モデル

クリプキ・モデル$<W,R,P>$において，各世界αから到達可能な世界の集合をW_αとおく：

$$W_\alpha = \{\beta \mid \alpha R \beta\}.$$

文献[4]では，各W_α上にファジィ測度m_αを定義して得られる様相演算子の性質を議論した．m_αを

$$\bar{m}_\alpha(X) = m_\alpha(X \cap W_\alpha) \qquad (X \subseteq W)$$

によってW上へ拡張すると，前節で議論したミニマル・モデル$<W,N,P>$を構成できる．

クリプキ・モデル$<W,R,P>$において，

$$N_\alpha = \{X \mid W_\alpha \subseteq X\}$$

によって関数Nを定義すると，$<W,N,P>$はもとのクリプキ・モデルと同値なミニマル・モデルとなる[1]．したがって，ファジィ測度はより強いミニマル・モデル(クリプキ・モデル)から弱いミニマル・モデルを導くとみなせる．しかし，ここではクリプキ・モデルが定義する様相と併せ，次の2重ミニマル・モデルMを構成する：

$$M = <W,\{N,N^m\},P>.$$

N，N^mが規定する様相をそれぞれ基本様相，m-様相と呼ぶ．以下，拡張した測度もm_αで表わす．

必然性および可能性を規定する関数間にそれぞれ次の包含関係が明らかに成り立つ．

【命題5】
(1) $N_\alpha \subseteq N^m{}_\alpha$,
(2) $P^m{}_\alpha \subseteq P_\alpha$. ∎

次の2重様相間の含意関係は本命題の系である．

【系6】
(1) $\vDash^M_\alpha \Box A \to \Box_m A$,
(2) $\vDash^M_\alpha \Diamond_m A \to \Diamond A$. ∎

また，基本様相とm-様相とが混在した形の分配公理Kおよびその双対K◇が成り立つ．

【命題7】
(1) $\vDash^M_\alpha \Box(A \to B) \to (\Box_m A \to \Box_m B)$,
(2) $\vDash^M_\alpha (\neg \Diamond A \wedge \Diamond_m B) \to \Diamond_m(\neg A \wedge B)$. ∎

3.3．m-様相と基本様相との一致条件

一般に，X上のファジィ測度gが(g1),(g2)の逆の性質

(g1′) $\forall A \subseteq X$, $g(A)=1 \Rightarrow A=X$,
(g2′) $\forall A \subseteq X$, $g(A)=0 \Rightarrow A=\phi$

を満たすとき，それぞれ全体単純，空単純と呼ぶ．

【命題8】
(1) m_α：全体単純 $\Leftrightarrow \vDash^M_\alpha \Box_m A \leftrightarrow \Box A$,
(2) m_α：空単純 $\Leftrightarrow \vDash^M_\alpha \Diamond_m A \leftrightarrow \Diamond A$. ∎

従って，m_αが(g1′),(g2′)をともに満たす(このとき単純と呼ぶ)ならば，m-様相は基本様相と一致し，その性質は基本様相に依存する．

4．双対測度が導く3重ミニマル・モデル

4.1．3重ミニマル・モデルの構成

一般に，X上のファジィ測度gに双対なファジィ測度hの定義は次式である：

$$h(A) = 1 - g(A^c) \qquad (A \subseteq X).$$

Lamata and Moral[3]は双対な関係にある有限集合X上のファジィ測度の組(k,r)の族

$$DM(X) = \{(k,r) \mid k,r：互いに双対\}$$

を考え，種々の部分族の包含関係を調べた(図1)．

DM(X)の元(k,r)は双対なk-,r-様相を定義し，基本様相と併せ，3重様相を持つミニマル・モデル

$$M = <W,\{N,N^k,N^r\},P>$$

を構成する．以下，Wを有限とする．

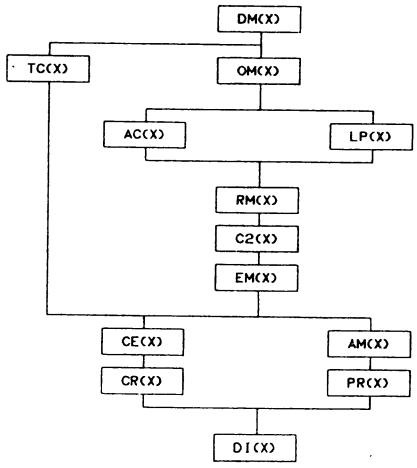


図１．ファジィ測度の分類（Lamata and Moral[３]）

【命題９】$\forall(k,r)\in DM(W)$,

（１）$\begin{cases} X\in N^k{}_\alpha \Leftrightarrow X^c\notin P^r{}_\alpha \\ X\in P^r{}_\alpha \Leftrightarrow X^c\notin N^k{}_\alpha . \end{cases}$

（２）$\begin{cases} X\in N^r{}_\alpha \Leftrightarrow X^c\notin P^k{}_\alpha \\ X\in P^k{}_\alpha \Leftrightarrow X^c\notin N^r{}_\alpha . \end{cases}$ ∎

この命題はファジィ測度に対するミニマル・モデルにおいて通常の可能性の定義がその双対測度に対する我々の定義(前章定義２(２))に一致することを示す．次のｋ-，ｒ-様相間の双対性は命題９の系である．

【系10】$\forall(k,r)\in DM(W)$,

（１）$\begin{cases} \models^M_\alpha \Box_k A\leftrightarrow\neg\Diamond_r\neg A \\ \models^M_\alpha \Diamond_r A\leftrightarrow\neg\Box_k\neg A, \end{cases}$

（２）$\begin{cases} \models^M_\alpha \Box_r A\leftrightarrow\neg\Diamond_k\neg A \\ \models^M_\alpha \Diamond_k A\leftrightarrow\neg\Box_r\neg A. \end{cases}$ ∎

4.2. 特殊な双対測度の族に対応する性質

Lamata and Moral[３]に従い，より特殊な双対測度の族で成り立つ性質をみる．

4.2.1. 相互定義可能性

双対測度間の値の順序を考慮した族

$$OM(X)=\{(k,r)\mid \forall Y\subseteq X, k(Y)\leqq r(Y)\}$$

の元が定義する様相演算子間に測度の順序が含意関係として遺伝する．

【命題11】$\forall(k,r)\in OM(W)$,

（１）$\models^M_\alpha \Box_k A\rightarrow\Box_r A$,

（２）$\models^M_\alpha \Diamond_k A\rightarrow\Diamond_r A$. ∎

基本様相を含めた含意関係を図２に示す．以下，OM(X)の元(ｋ，ｒ)に対し，ｋを下界測度，ｒを上界測度と呼ぶ．

$$\begin{array}{ccccccc} \Box A & \rightarrow & \Box_k A & \rightarrow & \Box_r A & & \\ & \searrow & \downarrow & \searrow & \downarrow & \searrow & \\ & & \Diamond_k A & \rightarrow & \Diamond_r A & \rightarrow & \Diamond A \end{array}$$

図２．基本様相、ｍ-様相間の含意関係

命題11と前節系10から，ｋ-，ｒ-様相それぞれ単独の含意式を得，相互定義可能性が成立しない．

【命題12】$\forall(k,r)\in OM(W)$,

（１）$\begin{cases} \models^M_\alpha \Box_k A\rightarrow\neg\Diamond_k\neg A \\ \models^M_\alpha \Diamond_k A\rightarrow\neg\Box_k\neg A, \end{cases}$

（２）$\begin{cases} \models^M_\alpha \neg\Diamond_r\neg A\rightarrow\Box_r A \\ \models^M_\alpha \neg\Box_r\neg A\rightarrow\Diamond_r A. \end{cases}$ ∎

命題11(１)と同じ含意式が成り立つ体系としてPriorの体系Ｑがある．単独で相互定義可能になるためには自己双対な確率測度の族

$$PR(X)=\{(k,k)\mid \forall Y\subseteq X, k(Y)+k(Y^c)=1\}$$

まで限定する必要がある．

【命題13】$\forall(k,k)\in PR(W)$,

$$\begin{cases} \models^M_\alpha \Box_k A\leftrightarrow\neg\Diamond_k\neg A \\ \models^M_\alpha \Diamond_k A\leftrightarrow\neg\Box_k\neg A. \end{cases}$$ ∎

4.2.2. クリプキ・モデルになるための必要条件

Additive-coherentな双対測度の族

$$AC(X)=\{(k,r)\mid Y\cap Z=\phi\Rightarrow k(Y\cup Z)\geqq k(Y)+k(Z)\}$$

および分解可能測度の族

$$TC(X)=\{(k,r)\mid k:T\text{-分解可能}, T:T\text{-ノルム}\}$$

の元に対し

$$k(Y)=1\wedge k(Z)=1 \Rightarrow k(Y\cap Z)=1$$

が成り立つので，次の命題を得る．

【命題14】$\forall(k,r)\in AC(W)\cup TC(W)$,

（１）$\models^M_\alpha(\Box_k A\wedge\Box_k B)\rightarrow\Box_k(A\wedge B)$ （Ｃ），

（２）$\models^M_\alpha\Diamond_r(A\vee B)\rightarrow(\Diamond_r A\vee\Diamond_r B)$ （Ｃ◇）. ∎

すなわち，下界測度ｋに対し$N^k{}_\alpha$は条件(ｃ)を満たすので，フィルターとなり，$<W,N_k,A>$がクリプキ・モデルになる．従って，これらの族では分配公理Ｋおよびその双対Ｋ◇がそれぞれｋ-およびｒ-様相だけで成立する．

【命題15】$\forall(k,r)\in AC(W)\cup TC(W)$,

（１）$\models^M_\alpha\Box_k(A\rightarrow B)\rightarrow(\Box_k A\rightarrow\Box_k B)$ （Ｋ），

（２）$\models^M_\alpha(\neg\Diamond_r A\wedge\Diamond_r B)\rightarrow\Diamond_r(\neg A\wedge B)$ （Ｋ◇）.∎

上界測度によるミニマル・モデル$<W,N^r,A>$がクリプキ・モデルになるためには，菅野のλ-加法的測度の族

$$AM(X)=\{(k,r)\mid Y\cap Z=\phi \Rightarrow k(Y\cup Z)=k(Y)+k(Z)+\lambda k(Y)k(Z)\}$$

まで限定する必要がある（$\lambda\in(-1,+\infty)$）．

5．体系Ｓ５で成り立つ論理式に対応する性質

本章ではクリプキ・モデルが規定する基本様相が体系Ｓ５で成り立つ論理式Ｂ，４，５を満たすとき，それぞれその様相記号の一部をｍ-様相に置きかえた場合を考察する．

まず，基本様相が論理式Ｂを満たすとする．Ｂの様相の一部をｍ-様相に置きかえた式のうち，次が成り立つ．

【命題16】

$\models^M_\alpha A\rightarrow\Box_m\neg\Box\neg A$. ∎

基本様相が論理式４を満たすとき，一部をｍ-様相に置きかえた式のうち，次が成り立つ．

【命題17】

（１）$\models^M_\alpha\Box A\rightarrow\Box_m\Box A$,

（２）$\models^M_\alpha\Box A\rightarrow\Box\Box_m A$,

（３）$\models^M_\alpha\Box A\rightarrow\Box_m\Box_m A$. ∎

論理式４の逆

4_c. $\Box\Box A\rightarrow\Box A$

は基本様相が論理式Ｔを満たせば成立する．その場合，ｍ-様相を含む逆の式のうち次が成り立つ．

【命題18】

（１）$\models^M_\alpha\Box\Box A\rightarrow\Box_m A$,

（２）$\models^M_\alpha\Box_m\Box A\rightarrow\Box_m A$,

（３）$\models^M_\alpha\Box\Box_m A\rightarrow\Box_m A$. ∎

最後に，基本様相が論理式５を満たすとき，一部をｍ-様相に置き換えた式のうち，次が成り立つ．

【命題19】

（１）$\models^M_\alpha\neg\Box_m A\rightarrow\Box\neg\Box A$,

（２）$\models^M_\alpha\neg\Box A\rightarrow\Box_m\neg\Box A$,

（３）$\models^M_\alpha\neg\Box_m A\rightarrow\Box_m\neg\Box A$. ∎

6．知識と信念の論理への応用

知識と信念の論理(認識論理)[2]の体系に通常採用される体系S4またはS5を基本様相として仮定し，その上にファジィ測度による論理性の弱い様相を与え，性質を議論する．以下では，(k，r)∈OM(W)に対し，3重ミニマル・モデル

$$M=<W,\{N,N^k,N^r\},P>$$

を構成し，NはS4またはS5に対応するクリプキ・モデルを導くとする．また，記述を簡略化するため，行為者を表す添字は省略する．

【注】行為者の集合をIとすると，実際は

$$M=<W,\{N_i,N^k{}_i,N^r{}_i\}_{i\in I},P>$$

なる多重モデルを考える必要がある．■

【定義20】

(1) $\models^M_\alpha KA$ (行為者はAを(厳密に)知っている)
$\Leftrightarrow W_A\in N_\alpha$,

(2) $\models^M_\alpha K'A$ (行為者はAを知っている)
$\Leftrightarrow W_A\in N^k_\alpha$,

(3) $\models^M_\alpha BA$ (行為者はAを信じている)
$\Leftrightarrow W_A\in N^r_\alpha$. ■

定義20の(1)は，厳密な意味での「知る」を表しており，偽であるものをこの意味で知ることはできない．これは通常の知識演算子である[2]．一方，(2)は日常的な意味での「知る」のモデル化であり，(1)ほど厳密ではない．それに対し「信じる」は日常的な意味での「知る」とある程度重複しながらも，場合によっては矛盾をも信じることができるように，更に論理性が弱いと考えられる．そこで，下界測度より弱い上界測度を利用して定義したのが(3)である．第3および4章の結果から次の命題が成り立つ．

【命題21】

(1) $KA\rightarrow K'A$,
(2) $K'A\rightarrow BA$,
(3) $K'A\rightarrow\neg B\neg A$,
(4) $K'A\rightarrow\neg K'\neg A$. ■

命題21の含意関係を図3に示す．

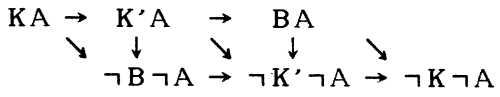


図3．知識・信念演算子の含意関係

ファジィ測度による信念演算子は

$$BA\rightarrow\neg B\neg A$$

を必ずしも満たさず

$$BA\wedge B\neg A$$

を真とする場合があり得る．これは場合によっては矛盾を信じることを意味する．一方，知識に関しては命題21(4)からK'でさえ矛盾を知るとはできない．

次に，認識論理で正の内省公理と呼ばれるS4の公理

4．　$KA\rightarrow KKA$

とk-様相K'について考察する．論理式4はAを知っていればAを知っていることを自己内省的に知っていることを表す．5章の結果から，論理式4に現れるKを一部，より弱いK'に置き換えると，次が成り立つ．

【命題22】

(1) $\models^M_\alpha KA\rightarrow K'KA$,
(2) $\models^M_\alpha KA\rightarrow KK'A$,
(3) $\models^M_\alpha KA\rightarrow K'K'A$. ■

論理式4を認めると

$$KA\rightarrow KKA\rightarrow KKKA\rightarrow\cdots$$

などと知識演算子を次々に反復することができ，自己内省を何回も繰り返すことになる．しかし，日常的なK'は外側に付くとそれ以上反復を繰り返えせないことが特徴である．論理式4の逆は自己内省的に知っていることからいかなる程度の知識が得られるかを示す．

【命題23】

(1) $\models^M_\alpha KKA\rightarrow K'A$,
(2) $\models^M_\alpha K'KA\rightarrow K'A$,
(3) $\models^M_\alpha KK'A\rightarrow K'A$. ■

最後に，認識論理における負の内省公理（S5の公理）

5．　$\neg KA\rightarrow K\neg KA$

とk-様相K'について考察する．論理式5はAを知らなければAを知らないことを自己内省的に知っていることを表し，一般には成立しないという議論がある．第5章の結果から，次が成り立つ．

【命題24】

(1) $\models^M_\alpha\neg K'A\rightarrow K\neg KA$,
(2) $\models^M_\alpha\neg KA\rightarrow K'\neg KA$,
(3) $\models^M_\alpha\neg K'A\rightarrow K'\neg KA$. ■

命題22と組み合わせると，この場合もK'が外側に付くと内省を更に繰り返すことはできない．

7．あとがき

人間の主観的判断に伴うあいまいさを表現できる様相演算子を定義するためにファジィ測度を導入した．クリプキ・モデル上へのファジィ測度の導入は，より一般的なミニマル・モデルを導く．従って，ファジィ測度による様相はより論理性の弱い体系に対応することが分かった．

通常の知識と信念の論理はクリプキ・モデルに基づきS4またはS5として構成され，その強い論理性に由来する人間的論理からの乖離が指摘される．本稿では，ファジィ測度の導入により，ミニマル・モデルに対応する，より論理性の弱い知識・信念演算子を導入できることを指摘し，そのいくつかの性質をみた．

知識と信念の論理において共通知識・信念をどう表現するかに関し多くの議論がある[2]．本稿の観点から，ファジィ測度，特にDempster-Shafer理論からの共通知識・信念へのアプローチと認識論理における議論は密接に関係すると考えられ，別稿にて報告したい．

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) 02255101)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] J.Y.Halpern and Y.Moses, A Guide to the Modal Logics of Knowledge and Belief: Preliminary Draft. Proceedings of the Ninth International Joint Conference for Artificial Intelligence, Vol.1, 1985, pp.480-490.

[3] M.T.Lamata and S.Moral, Classification of Fuzzy Measures. Fuzzy Sets and Systems, Vol.33 (1989), pp.243-253.

[4] 村井,宮腰,新保，ファジィ測度に基づく多重様相意味論の一構成．第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，1990，pp.67-70.

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, Fax 011-613-7134

F5－1（R2）

非ファジィ化プロセスを含むファジィ関係方程式の解法

Resolution of fuzzy relational equation including defuzzification process

影井清一郎* 加藤伸雄*
Seiichirou KAGUEI Nobuo KATOH
*横浜国立大学 工学部
Faculty of Engineering, Yokohama National University

Abstract : A fuzzy relational equation includeing defuzzification process is sloved, in this paper. The method is used to determine the code progression table which generates the accompaniment codes from the melody.

1 前書き

ファジィ関係$\tilde{R}$が与えられているとき、ファジィ入力$\tilde{x}$に対するファジィ出力$\tilde{y}$は、次式で与えられる。

$$\tilde{y} = \tilde{x} \circ \tilde{R} \tag{1}$$

いま、$\tilde{x},\tilde{y}$をそれぞれ有限集合$U = \{u_1, u_2 \cdots u_m\}, V = \{v_1, v_2, \cdots v_n\}$上のファジィ集合とすると、$\tilde{x},\tilde{y}$はメンバーシップ値を要素とするm-重対:$(\mu_{\tilde{x}}(1), \mu_{\tilde{x}}(2), \cdots \mu_{\tilde{x}}(m))$およびn-重対:$(\mu_{\tilde{y}}(1), \mu_{\tilde{y}}(2), \cdots \mu_{\tilde{y}}(n))$で表される。

ファジィ関係の演算をmax-min合成演算とすれば、

$$\mu_{\tilde{y}}(j) = \bigvee_{i=1}^{m}(\mu_{\tilde{x}}(i) \wedge \mu_{\tilde{R}}(i,j)) \quad \text{ただし} j = 1 \cdots n \tag{2}$$

となる$\tilde{x},\tilde{y}$が与えられたとき、(2)式を満たす$\mu_{\tilde{R}}(i,j)$を求める問題は、E.Sanchezによって解かれている。[1]

しかし、いくつかの系では$\tilde{y}$が非ファジイ化されて出力されて出力となる場合がある。すなわち$\bigvee_{j=1}^{n}\mu_{\tilde{y}}(j) = \mu_{\tilde{y}}(k)$とすると、$v_k$が出力として与えられる場合である。ここで、ファジィ入力と非ファジィ出力からファジィ関係$\tilde{R}$を求める問題で、各列ごとに非ファジィ化が行われている場合を考える。

2 定式化

出力に非ファジィ化のプロセスを含む以下のようなファジィ関係方程式を考える。

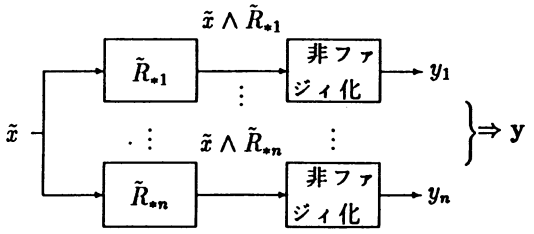


図1:各行で非ファジィ化を行うファジィ関係

$$\bigvee_{i=1}^{m}(\mu_{\tilde{x}}(i) \wedge \mu_{\tilde{R}}(i,j)) = \mu_{\tilde{x}}(k) \wedge \mu_{\tilde{R}}(k,j) \text{ ならば } y_j = v_k$$
ただし、$j = 1 \cdots n$ (3)

出力は$\mathbf{y} = (y_1, y_2, \cdots, y_n)$

3 方程式の解

この問題は、1つの枝を取り出せば次のようになる。

ファジィ入力と非ファジィ出力の組がP個与えられたとき、すなわち$(\tilde{x}^{(l)}, k^{(l)})$ただし、$l = 1 \sim p$

$$\bigvee_{i=1}^{m}(\mu_{\tilde{x}}(i)^{(l)} \wedge \mu_{\tilde{R}}(i)) = \mu_{\tilde{x}^{(l)}}(k^{(l)}) \wedge \mu_{\tilde{R}}(k^{(l)}) \quad l = 1 \sim p \tag{4}$$

となる$\mu_{\tilde{R}}(i)$を求めよ。

3.1 $\mu_{\tilde{R}}(i), \mu_{\tilde{R}}(j)$平面による解の求め方

まず初めに次の問題を解く。$\mu_{\tilde{x}}(1) \sim \mu_{\tilde{x}}(m)$と$k$が与えられている時、次式を満たす$\mu_{\tilde{R}}(1) \sim \mu_{\tilde{R}}(m)$を求める。

$$\bigvee_{i=1}^{m}(\mu_{\tilde{x}}(i) \wedge \mu_{\tilde{R}}(i)) = \mu_{\tilde{x}}(k) \wedge \mu_{\tilde{R}}(k) \tag{5}$$

これは次式と同等である。

$$\mu_{\tilde{x}}(i) \wedge \mu_{\tilde{R}}(i) \leq \mu_{\tilde{x}}(k) \wedge \mu_{\tilde{R}}(k) \text{ ただし、} i \neq k, i = i \sim m \tag{6}$$

(6)式を満たす$(\mu_{\tilde{R}}(i), \mu_{\tilde{R}}(j))$の集合$R_{ij}$を求めると、以下のようになる。

1. $i=k$の時

$$\mu_{\tilde{R}}(j)\wedge\mu_{\tilde{x}}(j)\leq\mu_{\tilde{R}}(i)\wedge\mu_{\tilde{x}}(i) \qquad (7)$$

とならねばならない。

(a) $\mu_{\tilde{x}}(i)>\mu_{\tilde{x}}(j)$ の時

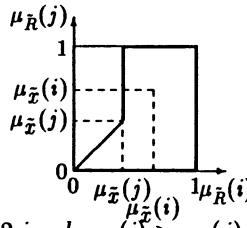


図 2:$i=k, \mu_{\tilde{x}}(i)>\mu_{\tilde{x}}(j)$ の時

(b) $\mu_{\tilde{x}}(i)\leq\mu_{\tilde{x}}(j)$ の時

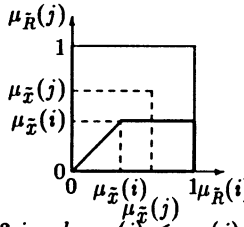


図 3:$i=k, \mu_{\tilde{x}}(i)\leq\mu_{\tilde{x}}(j)$ の時

2. $j=k$の時

$$\mu_{\tilde{R}}(i)\wedge\mu_{\tilde{x}}(i)\leq\mu_{\tilde{R}}(j)\wedge\mu_{\tilde{x}}(j) \qquad (8)$$

とならねばならない。

(a) $\mu_{\tilde{x}}(j)>\mu_{\tilde{x}}(i)$ の時

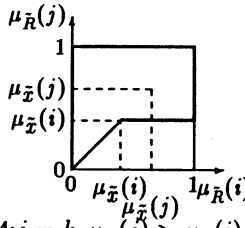


図 4:$j=k, \mu_{\tilde{x}}(j)>\mu_{\tilde{x}}(i)$ の時

(b) $\mu_{\tilde{x}}(j)\leq\mu_{\tilde{x}}(i)$ の時

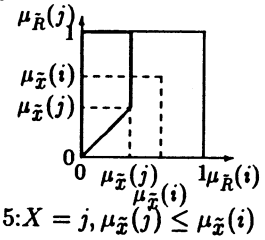
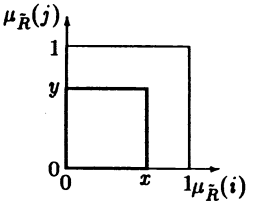


図 5:$X=j, \mu_{\tilde{x}}(j)\leq\mu_{\tilde{x}}(i)$ の時

3. $i\neq k$かつ$j\neq k$の時

$$\mu_{\tilde{R}}(i)\wedge\mu_{\tilde{x}}(i) \leq \mu_{\tilde{x}}(k) \qquad (9)$$
$$\mu_{\tilde{R}}(j)\wedge\mu_{\tilde{x}}(j) \leq \mu_{\tilde{x}}(k) \qquad (10)$$

とならねばならない。



ただし、

$$x = \begin{cases} \mu_{\tilde{x}}(i)<\mu_{\tilde{x}}(k) & \text{のとき } 1 \\ \mu_{\tilde{x}}(i)\geq\mu_{\tilde{x}}(k) & \text{のとき } \mu_{\tilde{x}}(k) \end{cases}$$
$$y = \begin{cases} \mu_{\tilde{x}}(j)<\mu_{\tilde{x}}(k) & \text{のとき } 1 \\ \mu_{\tilde{x}}(j)\geq\mu_{\tilde{x}}(k) & \text{のとき } \mu_{\tilde{x}}(k) \end{cases}$$

である。

図 6:$i=k, \mu_{\tilde{x}}(i)>\mu_{\tilde{x}}(j)$ の時

このようにしてP個のファジィ入力と非ファジィ出力の組について、R_{ij}を求め、それらの積集合を求める。

以下のように、$n\times n$ 個の $(\mu_{\tilde{R}}(i),\mu_{\tilde{R}}(j))$ の解領域 R_{ij} が求められているとする。

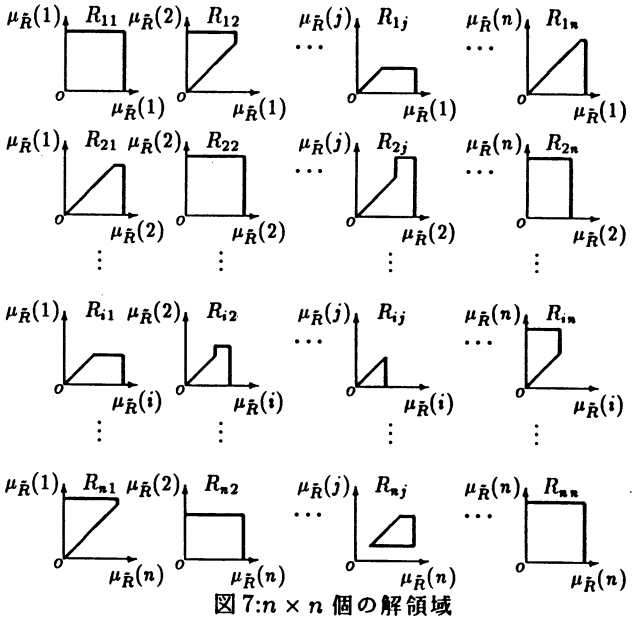


図 7:$n\times n$ 個の解領域

ここで、実数 $max(j), min(j)\in\mu_{\tilde{x}}(j)$ を、以下のように定める。

$$max(j)=\bigwedge_i\left(\bigvee_{(\mu_{\tilde{x}}(i),\mu_{\tilde{x}}(j))\in R_{ij}(\mu_{\tilde{x}}(i),\mu_{\tilde{x}}(j))}\mu_{\tilde{x}}(j)\right)$$
$$min(j)=\bigwedge_i\left(\bigwedge_{(\mu_{\tilde{x}}(i),\mu_{\tilde{x}}(j))\in R_{ij}(\mu_x(i),\mu_x(j))}\mu_{\tilde{x}}(j)\right)$$

この $max(i), min(i)$ で、

$$\bigcup_i(min(i)>max(i))$$

が真なら、解は存在しない。

さらに、R_{ij}から以下のようにR^*_{ij}を求める。

$$R^*_{ij} = \{(\mu_{\tilde{R}}(i), \mu_{\tilde{R}}(j)) | min(i) \leq \mu_{\tilde{R}}(i) \leq max(i), \\ min(j) \leq \mu_{\tilde{R}}(j) \leq max(j), (\mu_{\tilde{R}}(i), \mu_{\tilde{R}}(j)) \in R_{ij}\}$$

ここで、R^*_{ij}から、再び $min(i), max(i)$ を求め、$min(i), max(i)$ が変化しなくなるか、解が存在しなくなるまで、$min(i), max(i)$ を求める。

このようにして求まった $max(i)$ が$\mu_R(i)$ の最大値で、$min(i)$ が$\mu_R(i)$ の最小値である。

3.2 実際の解の計算法

前節の考え方で実際に計算するために、次の領域を考える。

$S_{abcd} = \{S_a, S_b, S_c, S_d\}$　　$S_{efgh} = \{S_e, S_f, S_g, S_h\}$

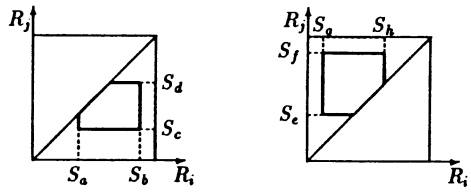


図 8:S_{abcd}, S_{efgh}の定義

前節で求めた解領域をS_{abcd}, S_{efgh}を用いて求めると、表1のようになる。

表1からP個のファジィ入力と非ファジィ出力の組について、積集合を求める。ここで、$S_{abcd} \cap S'_{abcd}, S_{efgh} \cap S'_{efgh}$は、以下のようになる。

$$S_{abcd} \cap S'_{abcd} = \{S_a(i,j) \vee S'_a(i,j), S_b(i,j) \wedge S'_b(i,j), \\ S_c(i,j) \vee S'_c(i,j), S_d(i,j) \wedge S'_d(i,j)\}$$
$$S_{efgh} \cap S'_{def} = \{S_e(i,j) \vee S_e(i,j), S_f(i,j) \wedge S'_f(i,j), \\ S_g(i,j) \vee S'_g(i,j), S_h(i,j) \wedge S'_h(i,j)\}$$

また、S_{abcd}, S_{efgh}, 前回の $max(j), min(j)$ を用いて新たな S^*_{abcd}, S^*_{efgh}を求める手順は、

$$\begin{cases} S^*_\theta(i,j) = S_\theta(i,j) \vee min(i) & \theta = a,c,e,g \\ S^*_\theta(i,j) = S_\theta(i,j) \wedge max(i) & \theta = b,d,f,h \end{cases}$$

また、このようにして求まった S^*_{abcd}, S^*_{efgh}から新しい $min^*(j), max^*(j)$ を求める手順は、

$$max^*(j) = \bigwedge_i (S_d(i,j) \vee S_f(i,j)) \wedge max(j)$$
$$min^*(j) = \bigvee_i (S_c(i,j) \wedge S_e(i,j)) \vee min(j)$$

となる。$min(j), max(j)$ に変化がなくなるか、

$$\bigcup_i (min(i) > max(i))$$

となるまで、最後の2つの手順を繰り返す。

4 コード生成の進行テーブル

ここでファジィ推論を用いてメロディから伴奏コードを生成するのに使うコード進行表を求めるのにこの解法を用いてみる。[2]

4.1 伴奏コードの決定

ここで、メロディに伴奏用のコードを割り当てるために分けた小区間をメロディ区間と呼ぶ。メロディ区間に適したコードを選ぶ要因として、ここでは、「メロディとコードの適合性」と「コード進行の妥当性」を考える。

「メロディとコードの適合性」とは1つのメロディ区間がそれぞれのコードとどの程度一致しているかを示すファジィ数である。

一方「コード進行の妥当性」とは、例えば、コードCの次がコードCになることは十分考えられるが、コードD_7にはなりにくい、といったようなコードの自然な流れの事で、「メロディとコードとの適合性」とは独立に、1つ前のコードのみで決まるファジィ数である。よって、曲の中で用いられるコードの種類をnとすると、「コード進行の妥当性」は$n \times n$のファジィ関係になる。なお、「コード進行の妥当性」を表すファジィ関係を、ここでは、「コード進行表」と呼ぶ事にする。

実際のコードは「メロディとコードとの適合性」と「コード進行の妥当性」とから、非ファジィ化を経て決定される。今回の計算では、2つの積集合のメンバーシップ値が最大となるコードが選ばれる。

4.2 コード進行表の決定

そこで、入力されたメロディに対して最適なコードを出力するために、コード進行表を決定しなければならない。

一般に、ある曲のメロディ区間の「メロディとコードの適合性」と「コードの列」は、楽譜で与えられている。そこで、「メロディとコードの適合性」と「コードの列」から「コード進行表」を求める。

5 実際の計算結果

5.1 入力データ

今回の計算で用いたのは、1900年滝廉太郎が作曲した「花」(「春の～うら～らの～墨田川～」の曲)である。

全部で16小節の曲であるが、1/2小節を1メロディ区間として32メロディ区間で考え、原曲をハ長調へ移調してデータとした。

また、今回の計算ではコードに含まれる音がメロディ区間全体に占める時間の割合を「コード進行の適合度」と

条件		S_a	S_b	S_c	S_d	S_e	S_f	S_g	S_h
$i=k$	$\mu_{\tilde{x}}(j) < \mu_{\tilde{x}}(i)$	0	1	0	1	$\mu_{\tilde{x}}(j)$	1	$\mu_{\tilde{x}}(j)$	1
	$\mu_{\tilde{x}}(j) \geq \mu_{\tilde{x}}(i)$	0	1	0	$\mu_{\tilde{x}}(i)$	1	0	1	0
$j=k$	$\mu_{\tilde{x}}(j) > \mu_{\tilde{x}}(i)$	$\mu_{\tilde{x}}(i)$	1	$\mu_{\tilde{x}}(i)$	1	0	1	0	1
	$\mu_{\tilde{x}}(j) \geq \mu_{\tilde{x}}(i)$	1	0	1	0	0	1	0	$\mu_{\tilde{x}}(j)$
$i,j \neq k$	$\mu_{\tilde{x}}(i) < \mu_{\tilde{x}}(k)$, $\mu_{\tilde{x}}(j) < \mu_{\tilde{x}}(k)$	0	1	0	1	0	1	0	1
	$\mu_{\tilde{x}}(i) < \mu_{\tilde{x}}(k)$, $\mu_{\tilde{x}}(j) \geq \mu_{\tilde{x}}(k)$	0	1	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$	0	1
	$\mu_{\tilde{x}}(i) \geq \mu_{\tilde{x}}(k)$, $\mu_{\tilde{x}}(j) < \mu_{\tilde{x}}(k)$	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$	0	1	0	1	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$
	$\mu_{\tilde{x}}(i) \geq \mu_{\tilde{x}}(k)$, $\mu_{\tilde{x}}(j) \geq \mu_{\tilde{x}}(k)$	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$	0	$\mu_{\tilde{x}}(k)$

表 1: 解領域の制限

している。

5.2 計算結果

この曲の各コード間の状態の遷移図を示す。

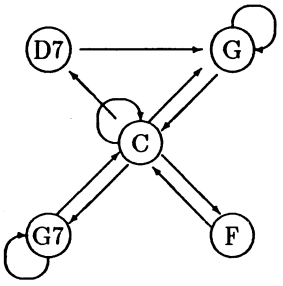


図 9:「春」のコードの遷移図

前のコードがC(ドミソ)である時、次のコードがどうなるかが「花」では一番条件が多かったので、その計算結果を以下に示す。状態変化の条件は全部で 11 あったが、それを完全に満たす解は存在しなかった。いちばん多くの条件を満たしている解はそれらのうち 9 個の条件を満たしているもので、2 種類存在し、最大解はともに以下のようになった

C	G	F	G7	D7
1/1	1/2	1/2	1/2	1/2

他のコードに対しても同様に計算した結果をまとめると以下のようになった。

	C	G	F	G7	D7
C	1/1	1/2	1/2	1/2	1/2
G	1/1	1/2	1/2	1/2	1/2
F	1/1	1/1	1/1	1/1	1/1
G7	1/1	1/1	1/1	1/1	1/1
D7	1/1	1/1	1/1	1/1	1/1

C の場合のようにGも全ての条件を満たしているわけではないが、F,G7,D7 は全ての条件を満たしている。

6 まとめ

- 各列ごとに非ファジィ化が行われる場合の最大解、最小解の解法を示した。
- この解法を用いて、コード進行表を求めたが、すべての条件を満たす解は存在しなかった。

参考文献

[1] E.Sanchez,*Resolution of Composite Fuzzy Relation Equations*,Information and Control,30,pp.38-48 (1976)

[2] 鵜飼秀一、影井清一郎, ファジィ推論による伴奏コードの自動生成, 日本ファジィ学会誌 5 月号 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
影井清一郎
TEL:045-335-1451 内線 2924
FAX:045-334-3215

F5－2（R2）

メンバシップ関数の一解釈とファジィ集合演算の一提案
――区間値ファジィ集合への拡張

A proposal of fuzzy set operators with an interpretation of membership functions
――an extention to interval-valued fuzzy sets

間渕　重昭
Shigeaki MABUCHI

神戸商船大学
Kobe University of Mercantile Marine

Abstract: Previously presented approach to the operations of type 1 fuzzy sets introducing dependence relation of the sets to the probabilistic operations is extended to interval-valued fuzzy sets. By taking into consideration the uncertainty in the judgment whether or not an element of universe of discourse belongs to a fuzzy subset, upper and lower grades of membership are defined and by the proposed operation rules the upper and lower grades of various set operations are derived.

For interval-valued fuzzy subsets and the set operators defined, the basic properties of the operators are examined and most of the properties satisfied by the crisp set operators are found to be valid. Some properties e.g., excluded middle laws are found to be invalid due to the uncertainty involved. Some typical cases of the set operators are studied in connection with the dependence relations as well as typical fuzzy set operators, and several departures from type 1 results are observed.

1．まえがき

前報［1］においてはメンバシップ関数（以下ＭＦと略記）の構成に関する考え方を示し、ＭＦを条件付確率と解釈した上で、集合演算則としては確率的従属と同様の意味をもたせた従属関係を仮定した積集合、和集合の確率演算則を用いることを提案した。これは集合の従属関係を表す従属度指数なるパラメタを通じて、ファジィ集合演算で記述される対象に適合した演算則を自然な形で定めようとしたものである。

しかしＭＦを前報で提示した構成法で定めるとき、その値を正確にきめることは、実際上一般に困難である。そこで本報ではこれを区間値として与えることを考え、その場合について前報の結果の改訂を行う。

タイプ2ファジィ集合に関しては、水本ら［2］により同様の議論が詳細になされているが、これは主にmax-min 演算則の性質についてである。又区間値ファジィ集合については、これを用いた推論法などいくらかの報告がある［3，4，5］が、これらにおいてとりあげている対象、集合演算則ともに本文で扱っているものと異っている。

2．メンバシップ関数と集合演算

全体集合をＸとし、そのファジィ部分集合ＡはＭＦ $\mu_A : X \to [0, 1]$ で特性づけられるとする。

要素 $x \in X$ がＡに属するか否かを判断するのに必要な参照事項または要因の集合を根拠集合 G_A と名づけ、その根拠要素 $u \in G_A$ のうち $x \in A$（$x \in \bar{A}$；$\bar{A}$ はＡの補集合）を支持する要素の集合を肯定集合 A_e（否定集合 $A_{\bar{e}}$）とする。さらにここでは、$x \in A$ か $x \in \bar{A}$ のいずれを支持するか判然としないような根拠要素 $u \in G_A$ の集合を考え、これを不定集合 $\hat{A}_e$ とする。

注）G_A，u，A_e などは与えられたｘに対してきまるので、詳しくはこれらに引数の形でｘを表示すべきだが、本文では常にｘが与えられたという条件の下で議論しているので、この引数の表記は省略する。

肯定根拠の多さの程度をある重みつき頻度の形で評価し、これでｘが与えられたという条件の下での部分集合Ａの条件付確率Ｐ（Ａ|ｘ）を定義し、ＭＦ $\mu_A(x)$ の解釈とする：

$$\mu_A(x) \equiv P(A|x) \triangleq m(A_e)/m(G_A), \quad \text{for } \forall x \in X \qquad (1)$$

$$m(A_e) = \sum_{u \in G_A} m(u)\chi_{A_e}(u), \quad m(G_A) = \sum_{u \in G_A} m(u)$$

但し　$m : G_A \to [0, 1]$ は G_A 上の重み分布，

$$\chi_{A_e}(u) = \begin{cases} 1, & \text{if } u \in A_e \\ 0, & \text{if } u \notin A_e \end{cases}$$

否定根拠、不定根拠についても同様に定義する。

以下前報［1］と同様の議論に従って次の諸関係があ

ることがわかる。なお以下では条件付確率の条件xは表記を適宜省略する。

$$P(A)+P(\hat{A})+P(\bar{A})=1, \quad \forall x\in X \tag{2}$$
$$P(X)=1, \quad P(\phi)=0, \quad \phi\text{は空集合}$$

2つのファジィ部分集合A，Bに対して、それぞれの根拠集合G_A, G_Bが対応するとし、直積$A\times B\subset X\times X$を考える。この場合（2）と同様に次のように書ける。

$$\begin{aligned}&P(A\cap B)+P(A\cap\hat{B})+P(A\cap\bar{B})\\&+P(\hat{A}\cap B)+P(\hat{A}\cap\hat{B})+P(\hat{A}\cap\bar{B})\\&+P(\bar{A}\cap B)+P(\bar{A}\cap\hat{B})+P(\bar{A}\cap\bar{B})=1, \quad \forall x\in X\end{aligned} \tag{3}$$

次に、ある根拠要素$u\in G_A$がx∈Aを支持するならば、別の根拠集合G_Bの要素vもx∈Bを支持するというとき、すなわち

$$\left.\begin{aligned}&u\in G_A \ \text{spt}\ x\in A \ \Rightarrow\ v\in G_B \ \text{spt}\ x\in B,\\&\text{i.e.,}\ \chi_{B_e|A_e}(v|u)=1\end{aligned}\right\} \tag{4}$$

（sptはsupportの略記）

なるときvはuにより条件付けられた根拠要素であるといえる。特にある（u，v）∈$G_A\times G_B$に対して（4）が成り立つとき集合Bは集合Aに少なくとも部分従属であるといい、すべての（u，v）∈$G_A\times G_B$に対して成り立つとき集合Bは集合Aに全従属であるという。

ここで次の表現が可能である。

$$\begin{aligned}&P(A\cap B)+P(A\cap\hat{B})+P(A\cap\bar{B})\\&=P(A)[P(B|A)+P(\hat{B}|A)+P(\bar{B}|A)]=P(A)\end{aligned}$$

また明らかに

$$\left.\begin{aligned}&P(A|A)=P(\hat{A}|\hat{A})=P(\bar{A}|\bar{A})=1\\&P(A|\hat{A})=P(\hat{A}|A)=P(A|\bar{A})=P(\bar{A}|A)\\&\qquad=P(\hat{A}|\bar{A})=P(\bar{A}|\hat{A})=0\end{aligned}\right\} \tag{5}$$

集合演算は次のように定義する。

$$\left.\begin{aligned}&\mu_{A\cap B}(x)\equiv P(A\cap B|x)=\gamma_{AB}(x)P(A|x)P(B|x)\\&\mu_{A\cup B}(x)\equiv P(A\cup B|x)\\&\qquad=P(A|x)+P(B|x)-\gamma_{AB}(x)P(A|x)P(B|x)\\&\mu_{\bar{A}}(x)\equiv P(\bar{A}|x)=1-P(A|x)-P(\hat{A}|x)\\&\gamma_{AB}(x)=P((A|B)|x)/P(A|x)\\&\qquad=P((B|A)|x)/P(B|x), \quad \text{for}\ \forall x\in X\end{aligned}\right\} \tag{6}$$

ここで$\gamma_{AB}(x)$を従属度指数と呼ぶ。

3．区間値ファジィ集合とその演算則の基本的性質

区間値ファジィ部分集合Aは次の区間値MFの上限値$\mu^{U}_{A}(x)$と下限値$\mu^{L}_{A}(x)$によって特性づけられるものとする。

$$\left.\begin{aligned}&\mu^{U}_{A}(x)=P^*(A|x)\equiv P(A\cup\hat{A}|x)\\&\mu^{L}_{A}(x)=P_*(A|x)\equiv P(A|x)\end{aligned}\right\} \tag{7}$$

x∈Xの判断には不確定さはなく、$\hat{X}_e=\phi$と考えられるので次の関係が成立する。

$$\left.\begin{aligned}&P^*(X)=P_*(X)=1\\&P^*(\phi)=P_*(\phi)=0\end{aligned}\right\} \tag{8}$$

ファジィ部分集合Aに対し、その上限集合A^*と下限集合A_*をそれぞれ

$$A^*\triangleq A\cup\hat{A}, \quad A_*\triangleq A \tag{9}$$

と定義する。さらに集合の和演算及び積演算を＊で表わすこととし次の仮定を設ける。

仮定1．$(A*B)^*=A^**B^*$

$(A*B)_*=A_**B_*$

仮定2．$\hat{\bar{A}}=A\cup\hat{A}, \quad \hat{\hat{A}}=\hat{A}$

以上の設定の下で、集合演算に関する次の性質があることがわかる。これらの性質を理解する上で図1がよい参考になる。

$$P^*(A)=P(A)+P(\hat{A}) \tag{10}$$

$$\left.\begin{aligned}&P^*(A*B)+P_*(\overline{A*B})=P_*(A*B)+P^*(\overline{A*B})=1\\&P^*(A\cup B)+P^*(A\cap B)=P^*(A)+P^*(B)\end{aligned}\right\} \tag{11}$$

$$\left.\begin{aligned}&P(\widehat{A\cap B})=P(A\cap\hat{B})+P(\hat{A}\cap B)+P(\hat{A}\cap\hat{B})\\&P(\widehat{A\cup B})=P(\bar{A}\cap\hat{B})+P(\hat{A}\cap\bar{B})+P(\hat{A}\cap\hat{B})\end{aligned}\right\} \tag{12}$$

$$\left.\begin{aligned}&P(\widehat{A\cap\hat{A}})=P(\hat{A}), \quad P(\widehat{A\cup\hat{A}})=0\\&P(\overline{A\cap\hat{A}})=P(A)+P(\bar{A}), \quad P(\overline{A\cup\hat{A}})=P(\bar{A})\end{aligned}\right\} \tag{13}$$

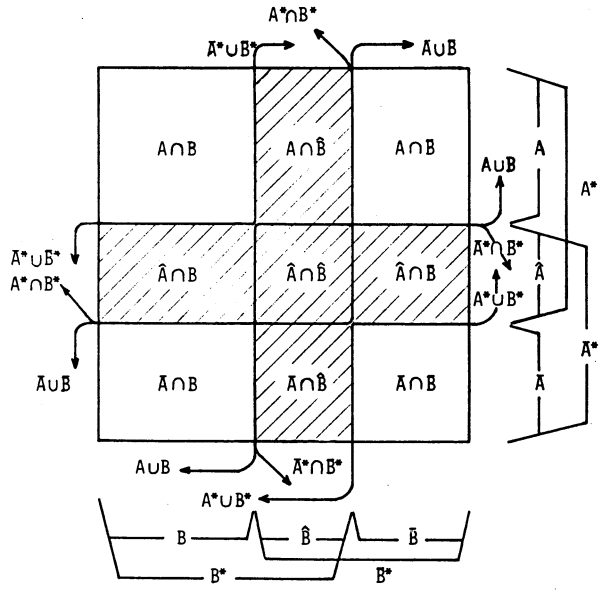


図1　集合演算説明のための模式図
斜線部分は不定集合がかかわっている部分

（ドモルガンの法則）

$$P^*(\overline{A*B})=P^*(\bar{A}\circledcirc\bar{B})$$
$$P_*(\overline{A*B})=P_*(\bar{A}\circledcirc\bar{B})$$

但しここで＊＝∪のときは◎＝∩、あるいはその逆。

この他交換律、結合律、分配律、吸収律、べき等律が成立することがわかる。このことは図1からもほぼ推測される。ここでは吸収律について確認しておく。

$$P^*(A\cap(A\cup B))=P^*(A)P^*(A\cup B|A)=P^*(A)$$
$$\begin{aligned}P^*(A\cup(A\cap B))&=P^*(A)+P^*(A\cap B)-P^*(A\cap(A\cap B))\\&=P^*(A)+P^*(A\cap B)-P^*(A\cap B)P^*(A|A\cap B)\\&=P^*(A)+P^*(A\cap B)-P^*(A\cap B)=P^*(A)\end{aligned}$$

下限値についても同様。

（二重否定）

$$\left.\begin{aligned} &P(\overline{\overline{A}}) = P(\overline{\overline{A}}^{*}) = P(A), \\ &P(\overline{\overline{A^{*}}}) = P(\overline{\overline{A}^{*}}) = P(A^{*}) \end{aligned}\right\} \quad (15)$$

であり、$P(\overline{\overline{A^{*}}}) = P^{*}(\overline{\overline{A^{*}}}) = P(\overline{\overline{A}})$ ［(13)参照］を考慮すると区間［A, A*］に対し

$$\overline{\overline{[A, A^{*}]}} = [\overline{\overline{A}}, \overline{\overline{A}^{*}}] = [A, A^{*}] \quad (15a)$$

と書ける。この意味で二重否定は成立するといえる。なお次の関係も成立する。

$$\left.\begin{aligned} &P(\overline{\overline{A}}) = P(A), \\ &P(\overline{\overline{A}}^{*}) = P(\overline{\overline{A}^{*}}) = P(\overline{\overline{A^{*}}}) = P(A^{*}) \end{aligned}\right\} \quad (16)$$

（排中律と無矛盾律）

次の関係があるのがわかる。

$$\left.\begin{aligned} &P(A\cap\overline{A}) = P(A\cap\overline{A}^{*}) = P(A^{*}\cap\overline{A}) = 0 \\ &P(A^{*}\cap\overline{A}^{*}) = P^{*}(A\cap\overline{A}) = P(\widehat{A\cap\overline{A}}) = P(\hat{A}) \end{aligned}\right\} \quad (17)$$

$$\left.\begin{aligned} &P(A\cup\overline{A}^{*}) = P(A^{*}\cup\overline{A}) = P(A^{*}\cup\overline{A}^{*}) = P^{*}(A\cup\overline{A}) = 1 \\ &P(A\cup\overline{A}) = 1-P(\hat{A}) \end{aligned}\right\} \quad (18)$$

つまり無矛盾律は$(A\cap\overline{A})_{*}$，排中律は$(A\cup\overline{A})^{*}$の場合成立する。特にP（A）が対称な三角MFで表わされるタイプ2ファジィ数であるとき、次の関係が得られる。

$$\left.\begin{aligned} &P_{*}(A\cap\overline{A};\alpha) = 0, \\ &P_{*}(A\cup\overline{A};\alpha) = 1-(1-\alpha)P(\hat{A}), \\ &P^{*}(A\cap\overline{A};\alpha) = (1-\alpha)P(\hat{A}), \\ &P^{*}(A\cup\overline{A};\alpha) = 1, \quad \text{for} \quad \forall\alpha\in[0,1] \end{aligned}\right\} \quad (19)$$

ここで$\alpha\in[0, 1]$はP（・）のメンバシップ・グレードを表す。

結局メンバシップ値の評価にあいまいさがある場合でもA∩$\overline{A}$の下限集合は空であり、A∪$\overline{A}$の上限集合は全体集合になり、それぞれの場合において無矛盾律、排中律は成立する。しかし反対側の限界に対してはあいまいさの度合いに応じてこれらのルールからのズレが認められる。

不定集合に対しては次の関係がある。

$$P(\widehat{A\cap\overline{A}}) = P(\hat{A}), \quad P(\widehat{A\cup\overline{A}}) = P(\hat{A}) \quad (20)$$

4．従属関係及び他の集合演算則との関係

従属な指数について次の定義をする［1］。

［定義］ $\gamma_{AB} > 1$ $(0 \leq \gamma_{AB} < 1)$ のとき集合AとBは正（負）従属の関係にあり、$\gamma_{AB} = 1$ のとき集合AとBは独立であるという。

他の従属度指数$\gamma_{A\overline{B}}$, $\gamma_{A\hat{B}}$などについても同様に定義する。

$$\gamma_{AB}P(B) + \gamma_{A\hat{B}}P(\hat{B}) + \gamma_{A\overline{B}}P(\overline{B}) = 1$$

などの関係があるので、γ_{AB}, $\gamma_{A\hat{B}}$, $\gamma_{\hat{A}B}$, $\gamma_{\hat{A}\hat{B}}$ が与えられているとき、他の$\gamma..$は次の式で表される。

$$\gamma_{A\overline{B}} = \frac{1-\gamma_{AB}P(B)-\gamma_{A\hat{B}}P(\hat{B})}{1-P(B)-P(\hat{B})} = \frac{1-\gamma_{AB^{*}}P(B^{*})}{1-P(B^{*})} \quad (21)$$

但し

$$\gamma_{AB^{*}} = \frac{\gamma_{AB}P(B)-\gamma_{A\hat{B}}P(\hat{B})}{P(B)+P(\hat{B})} \quad (22)$$

$\gamma_{\hat{A}\overline{B}}$, $\gamma_{\overline{A}B}$, $\gamma_{\overline{A}\hat{B}}$ も同様に表され、さらに

$$\gamma_{\overline{A}\overline{B}} = \frac{1-P(A^{*})-P(B^{*})+\gamma_{A^{*}B^{*}}P(A^{*})\,P(B^{*})}{[1-P(A^{*})][1-P(B^{*})]} \quad (23)$$

である。

これから各従属度指数の間、あるいは各集合の従属関係の間には次の関係があることがわかる。AとB̂、Âと B、 ÂとB̂がそれぞれ互いに独立なら

$$\left.\begin{aligned} &\gamma_{AB} > 1 \Leftrightarrow 0 < \gamma_{A\overline{B}} < 1 \\ &\qquad \Leftrightarrow 0 < \gamma_{\overline{A}B} < 1 \Leftrightarrow \gamma_{\overline{A}\overline{B}} > 1 \\ &\gamma_{AB} = 1 \Leftrightarrow \gamma_{A\overline{B}} = 1 \\ &\qquad \Leftrightarrow \gamma_{\overline{A}B} = 1 \Leftrightarrow \gamma_{\overline{A}\overline{B}} = 1 \end{aligned}\right\} \quad (24)$$

である。これらはタイプ1ファジィ集合の場合は当然常に成立する関係である。

次に(6)で定義した演算則と通常よく用いられている典型的な演算則との関連を調べる。最初(6)が境界条件をみたしていることを確認する。

Ⅰa） $\chi_{A_e}(u) = 1$, for $\forall u\in G_A$ なる場合

P(A)=1, P(Â)=P($\overline{A}$)=0で

P(A∩・)=P(・)、 ・はB、B̂ or $\overline{B}$

その他のintersectionsのMF値は0

したがって

P(A∩B)=P(B), P(A∪B)=1.

P*(A∩B)=P*(B), P*(A∪B)=1.

Ⅰb） $\chi_{A_e}(u) = 0$, for $\forall u\in G_A$ なる場合

P(A)=0でP(A∩・)=0, したがって

P(A∩B)=P(A)=0, P(A∪B)=P(B)

Ⅰc） $\chi_{\hat{A}_e}(u) = 1$, for $\forall u\in G_A$ なる場合

P(Â)=1, P(A)=P($\overline{A}$)=0で

P(A∩・)=0, ・はB, B̂ or $\overline{B}$

したがって

P(Â∩B)=P(B), P(Â∪B)=1

P(A∩B)=0, P(A∪B)=P(B)

以上を総括すれば、P（A）、P（B）の少なくとも一方が1または0か、P（Â）、P（B̂）の少なくとも一方が1であれば、A∩B、A∪Bの演算（6）はそれぞれ論理積、和（max-min演算）、代数積、和または限界積、和のいずれの演算の形でも書けるといえる。

Ⅱ）集合Aが集合Bに全従属且つ正従属のときAとBの集合演算はmax-min 演算則で書ける：

P(A|B)=1, P(A∩B)=P(B), P(A∪B)=P(A),

γ_{AB} =1/P(A), P(A)≥P(B)

しかしP*（$\overline{A}\cap\overline{B}$）＝P*（$\overline{A}$）は成立つが P（$\overline{A}\cap\overline{B}$）＝P（$\overline{A}$）は必ずしも成立つとは限らない。

Ⅲ）集合Ａが集合Ｂに全従属且つ負従属のとき

（ａ） $\chi_{A_e|\bar{B}_e}(u|v)=1$, for $\forall(u,v)\in G_A\times G_B$.

$P(A|\bar{B})=1$, $P(A\cap\bar{B})=P(\bar{B})$で

$$P(A\cap B)=P(A)+P(B)-1+P(\hat{\bar{A}}\cap\hat{\bar{B}})+P(\bar{A}\cap\hat{\bar{B}})$$
$$=P(A)+P(B)-1+P(\hat{\bar{B}})\,[1-\gamma_{A\hat{\bar{B}}}\,P(A)]$$
$$P(A\cup B)=1-P(\hat{\bar{B}})\,[1-\gamma_{A\hat{\bar{B}}}\,P(A)]$$

となるが、

$$P^*(A\cap B)=P^*(A)+P^*(B)-1(\geq 0),\quad P^*(A\cup B)=1,$$
$$\gamma_{A\cdot B\cdot}=[P^*(A)+P^*(B)-1]\,/P^*(A)P^*(B)$$

であり、上限集合に対して限界積、和が成立つ。

（ｂ） $\chi_{\bar{A}_e|B_e}(u|v)=1$, for $\forall(u,v)\in G_A\times G_B$

$P(\bar{A}|B)=1$, $P(\bar{A}\cap B)=P(B)$で

$$P(A\cap B)=0,\quad P(A\cup B)=P(A)+P(B)\ (\leq 1)$$
$$\gamma_{AB}=0$$

すなわち限界積、和が成立つ。

以上に関連して次の定理が成り立つ。

［定理１］　演算則（６）がmax-min 演算則に帰するための必要十分条件は

$P(A)>P(B)$のとき　$P(A|B)=1$

$P(A)=P(B)$のとき　$P(A|B)=P(B|A)=1$

$P(A)<P(B)$のとき　$P(B|A)=1$

となることである。

証明は略。但し$P(A|B)=1$のとき$P(\bar{A}\cap\bar{B}^*)=P(\bar{A})$は成立つが、$P(\bar{A}\cap\bar{B})=P(\bar{A})$は必ずしも成立たない。

［定理２］　演算則（６）が限界積、和演算則に帰するための必要十分条件は

ａ）　$P(A)+P(B)\geq 1$のとき　$P(A|\hat{\bar{B}})=P(A|\bar{B})=1$
あるいは$P(B|\hat{\bar{A}})=P(B|\bar{A})=1$

ｂ）　$P(A)+P(B)\leq 1$のとき　$P(\hat{\bar{A}}|B)+P(\bar{A}|B)=1$
あるいは$P(\hat{\bar{B}}|A)+P(\bar{B}|A)=1$

となることである。

（証明）

$$P(A\cap B)=[P(A)+P(B)-1]\vee 0 \qquad (*)$$

がいえればよい。

最初に（１１）の第１式、ドモルガンの法則（１４）及び（６）より次式が成立つことを確認しておく。

$$P(A)+P(B)-P(A\cap B)+P^*(\bar{A}\cap\bar{B})=1 \qquad (25)$$

必要条件 ── $P(A)+P(B)\geq 1$のとき（＊）と（２５）から$P^*(\bar{A}\cap\bar{B})=0$。したがって$P(\hat{\bar{A}})=P(\hat{\bar{A}}\cap B)$且つ$P(\bar{A})=P(\bar{A}\cap B)$、あるいは$P(\hat{\bar{B}})=P(A\cap\hat{\bar{B}})$且つ$P(\bar{B})=P(A\cap\bar{B})$、したがって　ａ）が成り立つ。

$P(A)+P(B)\leq 1$のときは（＊）から$P(A\cap B)=0$で、これから

$P(A)=P(A\cap\hat{\bar{B}})+P(A\cap\bar{B})$,

$P(B)=P(\hat{\bar{A}}\cap B)+P(\bar{A}\cap B)$

が成立し、ｂ）がいえる。

十分条件 ── ａ）と（２５）から（＊）がいえ、ｂ）の場合は$P(A\cap B)=0$となり、（＊）が得られる。

なおａ）においては$P(A\cap B)\geq 0$で、したがって$P(A)+P(B)\geq 1$，ｂ）では$P(A\cap B)=0$であるので、（２５）から$P(A)+P(B)\leq 1$となることがわかる。

Ⅳ）$\gamma_{AB}=1$のときは（６）は代数積、和に帰することは明らかである。

５．むすび

前報［１］の結果を区間値ファジィ集合に拡張し、その集合演算に関する諸性質を調べた。提案した集合演算則では、タイプ１ファジィ集合の場合、クリスプ集合のみたす集合の基本的性質がすべて成立していたが［１］、本報で定義した区間値ファジィ集合の場合、排中律、無矛盾律が部分的にしかみたされなくなることがわかった。そのようになる原因はメンバシップ関数を決める際に生ずる不確定部分にあることも明らかにされた。この他不定集合に関するいくらかの性質も導いた。

また提案した演算則と他の代表的な演算則との関係、演算の対象となる集合の従属関係についても調べ、いくつかの点でタイプ１の場合と異なる結果を得た。

参考文献

［１］間渕重昭，メンバシップ関数の一解釈とファジィ集合演算についての一提案，第６回ファジィシステムシンポジウム，121-124，（１９９０）

［２］M.Mizumoto,K.Tanaka, Some properties of fuzzy sets of type 2, Inform and Control, 31, 312-340, (1976)

［３］M.B.Gorzalczany, A method of inference in approximate reasoning based on interval-valued fuzzy sets, Fuzzy Sets Syst, 21, 1-17, (1987)

［４］K.Atanassov, Interval valued intuitionistic fuzzy sets, Fuzzy Set Syst, 31, 343-349, (1989)

［５］中村 和男，不可知性を考慮した近似推論法について，第５回ファジィシステムシンポジウム，361-366，（１９８９）

F5-3 (R2)

オブジェクト指向のファジィ集合処理システムFOPSの設計

Desigin of Object-Oriented Fuzzy Set Manipulation System FOPS

山本 創造 Sozo YAMAMOTO
井上 由文 Yoshifumi INOUE
安信 誠二* Seiji YASUNOBU

国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International FuzzyEngineering Research (LIFE)

Abstract: A new fuzzy set manipulation system, FOPS, which is based on Smalltalk-80 system, is introduced. This system is a first step towards fuzzy knowledge processing based on object-oriented paradigm, and have the ability to represent and manipulate versatile fuzzy sets. In this article, the effectivities of object-oriented paradigm for fuzzy set manipulation and the merits of the developed system are discussed.

1. はじめに

我々は，ファジィ集合処理と記号処理とを融合した「ファジィ情報処理」を柔軟かつ高速に行なうことを目的として，ファジィコンピュータの研究を行なっている．ソフトウエアの側面においては，ファジィ集合・ファジィ集合演算を計算機上に表現することと，ファジィ情報の処理と記号処理とを融合することが課題であるが，ここでは，ファジィ集合の表現と操作(演算)を中心に考える．

計算機上のファジィ集合表現に関する検討としては，LPL[1, 2], fuzzy-lisp[3], FLISP[4] などがある．これらは，いずれも単一のデータ構造によってファジィ集合を表現しようとするものである．しかし，ファジィ集合は複雑な構造を持ち，また用途に応じて異なった表現法が必要とされる．

一方，オブジェクト指向概念に基づく表現は，複雑な内部構造を持つデータの表現や，多様な内部表現の統一的扱いにすぐれている．また，システム中の要素が統一的に取り扱えるので，ファジィ集合処理と記号処理とが融合しやすくなる．従って，オブジェクト指向概念に基づいた表現は，ファジィ情報処理に対して有効であると考えられる．

我々は，オブジェクト指向概念に基づいたファジィ集合処理の有効性を検証するために，代表的なオブジェクト指向言語であるSmalltalk-80[5]システム上のファジィ集合処理システムFOPSの開発を進めている．

本稿では，このファジィ集合処理システムFOPSの概要を述べる．実現されているファジィ集合を表現するクラスのうち，2つの代表的なファジィ集合表現をそれらの内部構造と共に示し，ファジィ情報処理に対するオブジェクト指向概念の有効性を検証する．

2. オブジェクト指向パラダイムに基づくファジィ集合処理

ファジィ集合は，用途に応じてさまざまな表現が利用される．単純なファジィ推論の実行のみを目的とするシステムでは，ファジィ集合は単にメンバーシップ値の行列としてプログラム中に表現されることが多い．また，シンボリックな処理を行なおうとする時は，グレードと要素とのペアが操作の基本になることが多く，これに適した表現が求められる．また，関数表現や，α-cutによる表現も場合により用いられる．これらは，表現能力においても記憶・演算のコストについても異なった特性を持っており，1つの方法に統一することは難しい．これらのさまざまな表現を統一的に取り扱えるようにすることが，ファジィ情報処理を行なうシステムに求められる．

オブジェクト指向言語において，オブジェクトは，自身に対する計算手続きを持った実体であるので，同じ意味を持つ操作は，内部表現が異なっていても同じメッセージによって表現することが可能である．ファジィ集合をオブジェクトとして扱うことにより他のオブジェクト，例えば整数を表現するオブジェクトなどと同様の取り扱いが可能である．従って，ファジィ理論を用いた知識表現を容易に記

*現在 (株)日立製作所 システム開発研究所
Now Systems Development Laboratory, Hitachi Ltd.

述できると考えられる.

3. ファジィ集合処理システム FOPS

我々は，オブジェクト指向概念に基づくファジィ集合処理の可能性を評価するために，Smalltalk-80 システムの上でファジィ集合処理を行なうためのシステム FOPS を開発中である．Smalltalk-80 は，豊富なクラスライブラリを持ち，開発環境として優れている.

FOPS は以下のような要求を満たすように設計されている.

- ファジィ集合の容易な記述
- 一般的なファジィ集合の表現
- ファジィ関係の表現
- 用途に応じた内部表現の選択とそれらの統一的操作

これらの要求を満たすようにシステム中でのファジィ集合表現を行なうために，ファジィ集合を表現するオブジェクトを生成，操作するためのクラス群を定義している．またこの他に，ファジィ集合専用のインスペクタ (オブジェクトの内部構造を見るためのツール) などのツール類も備えている．ファジィ集合の記述を理解するためのパーサの変更と，システム定義の Number に対する max:, min: のメソッド定義の他は，ほとんどシステムに変更を加えておらず，元のシステムの機能は保存されている.

4. ファジィ集合の表現

ここでは，FOPS の中で定義されているクラス群の中で，代表的なファジィ集合表現に関するものについて記す.

4.1 アレイ型表現

グレードの配列を中心とするファジィ集合表現であり，全体集合に関する情報は，別に保持する．FOPS では，ArrayedFuzzySet というクラスがこれに当たる (図 1).

全体集合の列とグレードアレイをインスタンス変数として持つ．全体集合となり得るのは，SequenceableCollection 即ちインデックスによってアクセスできる Collection のサブクラスのインスタンスであり，Array, OrderedCollection, Interval, String などがこれに当てはまる．また，グレードアレイは，

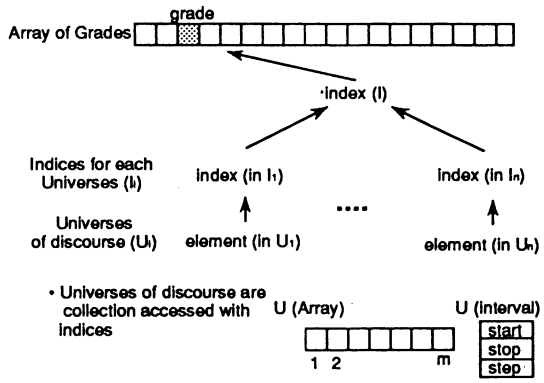


図 1: ファジィ集合のアレイ型表現

Array のサブクラスとして定義されている GradeArray のインスタンスであり，GradeArray では疑似的に多次元配列が実現されている.

すなわち，全体集合を U，グレード空間 ($[0,1]$) を G，とするとき，ファジィ集合 ($U \rightarrow G$) は，と，添字の空間 I を介して表現されている．ファジィ関係を表現するために，複数の全体集合の直積空間上に定義されるファジィ集合を表現することが求められるが，グレードアレイを n 次元の配列として扱うことによって，これを可能としている．即ち，

$$(U_1, \cdots, U_n) \rightarrow (I_1, \cdots, I_n) \rightarrow I \rightarrow G \qquad (1)$$

グレードアレイの要素はファジィ集合であっても良く (タイプ –n ファジィ集合)，全体集合の要素もファジィ集合としてもよい (レベル –m ファジィ集合)．ただし拡張原理に基づく演算などについては一部操作に制限がある.

4.1.1 数値軸上のファジィ集合の表現

ファジィ理論の応用においては，全体集合が数値軸上の区間であるファジィ集合が多く用いられる．これは「大きい」や「高い」といった概念の下に，それを基礎づける変数が存在している場合が多いからである．このようなファジィ集合は，全体集合が Interval である ArrayedFuzzySet として表現する．これによって，全体集合の要素の間の連続性を意識した処理を行なうことができる．また，要素を列挙しないので，データ表現としてもコンパクトである.

ファジィ数の演算などの要素に対する演算の拡張では，演算結果のファジィ集合の全体集合は，一般には演算を行なわないと分からない．全体集合が数値の区間であるファジィ集合では，全体集合を表現

するオブジェクトに対する操作を行なうことによってこれを簡単に決定できる．

従って，ファジィ数の表現は ArrayedFuzzySet によって行なうことを想定している．

4.1.2 言語的真理値の表現

言語的真理値は [0, 1] 区間上で定義されるファジィ集合であるが，タイプ-2(あるいはタイプ-n) ファジィ集合の表現や間接法に基づくファジィ推論など，さまざまな形で使用される．

FOPS システムでは，言語的真理値を表現するクラスとして LinguisticTruthValue を用意している．LinguisticTruthValue は ArrayedFuzzySet のサブクラスとして定義されているが，一部の演算の演算のインプリメントが異なっている．例えば，拡張原理に基づく演算では全体集合が変化する場合があるが，LinguisticTruthValue では常に全体集合が [0, 1] の区間に保たれるようになっている．

4.2 ペア型表現

もう 1 つのファジィ集合の表現は，(グレード / 要素) の組を基本とし，これを連ねた表現方法である (図 2).

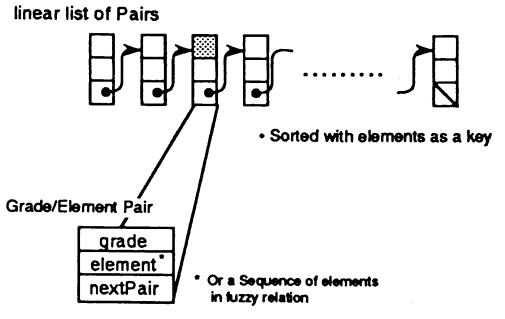


図 2: ファジィ集合のペア型表現

PairedFuzzySet は，このような形のファジィ集合表現を行なうクラスであり，(グレード / 要素) の組を連ねた線形リストの形でファジィ集合を表現する．

グレード，要素はそれぞれ再帰的にファジィ集合であることが可能であり，これによってタイプ-n ファジィ集合やレベル-m ファジィ集合などを表現できるようになるのは，ArrayedFuzzySet の場合と同じである．またファジィ関係は，要素を Sequence とすることにより記述される．

5. ファジィ集合の記述

ファジィ集合の記述は，以下に示すような表現によって行なうことが出来る．

'{' と '}' で囲まれた部分はファジィ集合式 (fuzzy set expression) と解釈され，'/' と ',' はこの中では特殊な解釈を受ける．ファジィ集合記述は次のような構文による．

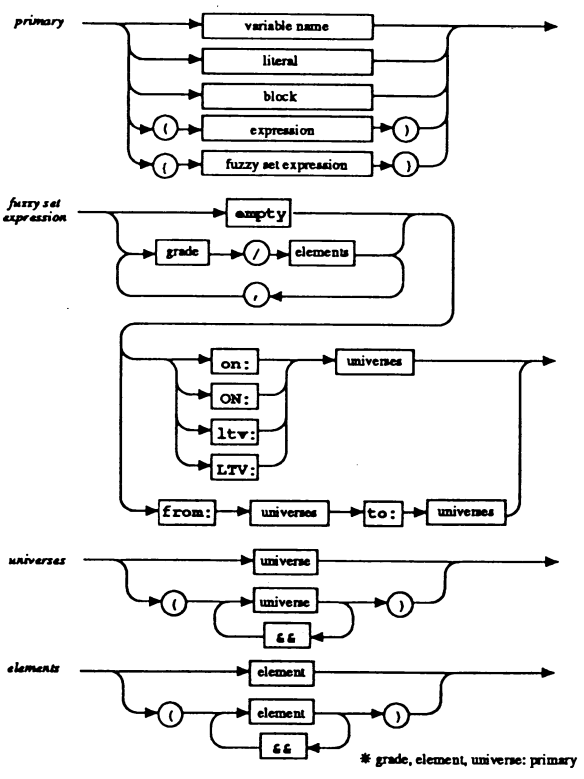


図 3: ファジィ集合の記法

これらは内部的にはメッセージ式の列に展開されて処理された結果は上記の PairedFuzzySet, ArrayedFuzzySet, LinguisticTruthValue のいずれかになる．全体集合に関する記述のないものは PairedFuzzySet となり，on:, ON:, from:to:, の記述があるものは ArrayedFuzzySet となる．また，ltv:, LTV: の記述があるものは LinguisticTruthValue となる．

大文字のメッセージでは，生成時に線形補間を行なう．

6. ファジィ集合の演算

ファジィ集合の演算は，ファジィ集合のオブジェクトにメッセージを送ることによって行なわれる．演算の実現はオブジェクトにメソッドを付加するこ

とにより行なう．FOPSでは複数の内部表現を用いているが，その差異に関係なくメッセージの送信やメソッドの記述を行なえるようにすることが望ましい．このために，データ型相互の間の変換をサポートしている．

PairedFuzzySetは，全体集合に関する情報を持っておらず，構造もArrayedFuzzySetよりも自由であるので，ArrayedFuzzySetの表現にはそのまま変換できない場合がある．

aPairedFuzzySet on: *aSequeceableCollection*

などのメッセージにより，明示的に全体集合を与えて変換する．

ArrayedFuzzySetはPairedFuzzySetより多くの情報を持つので，PairedFuzzySetに変換することが可能である(明示的な変換はメソッドasPairedFuzzySetによって行なう)．また，ArrayedFuzzySetの文字表現の入出力には，PairedFuzzySetを中間表現として用いる．

異なる表現を持つファジィ集合の間で演算が行なわれる場合には，より小さなgenerality を持つファジィ集合に対して型の変換が自動的に行なわれて，同じクラスのファジィ集合となった後，演算が実行される．この動作は，元のSmalltalkシステムの中で，Numberのサブクラスとして定義されているInteger,Floatなどが扱われる方法と同じであり，ファジィ集合は演算上システム既定のNumberのクラスのインスタンスと同等に扱うことができる．

7. 記述例

ここでは，FOPSの記述能力の一部を，ファジィ集合の記述と演算結果の実例によって示す．

- ファジィ集合の記述

```
fset2 ← {0/1.4, 1/2, 1/3, 0/3.6 ON: (1 to: 4 by: 0.2)}.
  {(1/3)/1.6, (2/3)/1.8, 1/2.0, 1/2.2, 1/2.4, 1/2.6, 1/2.8,
  1/3.0, (2/3)/3.2, (1/3)/3.4 on: (1 to: 4 by: 0.2)}
ltv1 ← {0/0.5, 1/1 LTV: 0.1}.
  {0.2/0.6, 0.4/0.7, 0.6/0.8, 0.8/0.9, 1/1 ltv: 0.1}
```

- タイプ-nファジィ集合の表現

```
small ← {1/0, 0/0.4 LTV: 0.1}.
middle ← {0/0.1, 1/0.5, 0/0.9 LTV: 0.1}.
large ← {0/0.6, 1/1 LTV: 0.1}.
fset1 ← {large/'a', large/'b' on: #('a' 'b')}.
fset2 ← {middle/'a', small/'b' on: #('a' 'b')}.
↑ fset1 intersection: fset2.
  {{(1/4)/0.2, (1/2)/0.3, (3/4)/0.4, 1/0.5, (3/4)/0.6,
  (1/2)/0.7, (1/4)/0.8 ltv: 0.1}/'a', {1/0.0, (3/4)/0.1,
  (1/2)/0.2, (1/4)/0.3 ltv: 0.1}/'b' on: #('a' 'b')}
```

- 拡張原理に基づく演算

```
fseta ← {(1/3)/0.1, (2/3)/0.2, 1/0.3, (2/3)/0.4, (1/3)/0.5
  on: (0 to: 1 by: 0.1)}.
fsetp ← {(1/3)/0.1, (2/3)/0.2, 1/0.3, (2/3)/0.4, (1/3)/0.5}.
↑ fseta * fseta
  {(2/3)/0.0, 1/0.1, (2/3)/0.2, (1/3)/0.3 on: (0 to: 1.0 by: 0.1)}
↑ fsetp * fsetp
  {(1/3)/0.01, (1/3)/0.02, (1/3)/0.03, (2/3)/0.04, (1/3)/0.05,
  (2/3)/0.06, (2/3)/0.08, 1/0.09, (1/3)/0.1, (2/3)/0.12,
  (1/3)/0.15, (2/3)/0.16, (1/3)/0.2, (1/3)/0.25}
```

- ファジィ関係の演算

```
fsetX ← {0.1/'a',0.3/'b',0.5/'c'}.
frelR ← {0.2/('a'&&1),0.5/('a'&&3),
  0.9/('b'&&1),0.3/('c'&&2)}.
↑ fsetX compose: frelR
  {0.3/1, 0.3/2, 0.1/3}
```

8. 結論

オブジェクト指向のファジィ集合処理システムFOPSについて，ファジィ集合を表現するオブジェクトの内部表現とファジィ集合演算の記述例を中心に述べた．オブジェクト指向の考え方を用いることにより，複数の内部表現を用い，それらを統一的に操作することが可能となっている．またファジィ集合を，数を表現するオブジェクトと同等に扱うことにより，複雑な構造を持つファジィ集合が容易に演算できる．

参考文献

[1] J. M. Adamo, L.P.L. A Fuzzy Programming Language: 1. Systactic Aspects, Fuzzy Sets and Systems 3 (1980) 151 – 179.

[2] J. M. Adamo, L.P.L. A Fuzzy Programming Language: 2. Semantic Aspects, Fuzzy Sets and Systems 3 (1980) 261 – 289.

[3] M. Umano, Fuzzy-Set Manipulation System in Lisp, Preprints of 2nd IFSA Congress (1987)840 – 843.

[4] Z. A. Sosnowski, FLISP – A Language for Processing Fuzzy Data, Fuzzy Sets and Systems 37 (1990) 23 – 32.

[5] A. Goldberg, D. Robson, Smalltalk-80: The Language, Addison Wesley (1989).

F1-1 (R3)

ファジィモデルによる植生分布の予測

Estimation of Japanese Vegetaion Zones Using Fuzzy Modeling

甲斐沼美紀子[1)]、中森義輝[2)]、森田恒幸[1)]、甲斐啓子[1)]、恒川篤史[1)]
M. Kainuma[1)], Y.Nakamori[2)], T. Morita[1)], K. Kai[1)], A. Tsunekawa[1)]

1) 国立環境研究所、 2) 甲南大学
1) Natl. Inst. for Environ. Stud. 2) konan University

Abstract: The ratio of natural vegetation remained in Japan is estimated to be only 18% and the remaining area is mainly covered with subsitutive community. In this study, potential natural vegetation is estimated by using the fuzzy models that express the relation between natural vegetation and environmental factors. These models are also used for estimating the potential impact of climatic change caused by the increase of CO_2 gas emitted from fossil fuel burning.

1. はじめに

化石燃料使用による炭酸ガスの増加等によって、地球の気温が上昇しているといわれている。気温上昇による影響の一つに植生帯の変化がある。植生帯は、植物群落の分布域により区分された地域であり、日本列島では、亜寒帯から亜熱帯にわたる森林植生が成立している。

植生群落の成立を阻害あるいは促進する因子は環境要因とよばれる。環境因子としては温度、降水量などの気候的要因、地形、土壌などの土地的要因、人間や他の生物による生物学的要因などがある。気候的要因により規定される安定した群落は気候的極相とよばれ、海岸の砂丘や河川の氾濫原にみられるような、土地的要因に規定される安定した群落は土地的極相とよばれる。大まかな言い方をすれば、日本列島の自然植生は、気候的極相が帯状に広がり、そこに土地的極相がモザイク状に入り組むように分布する[1)]。

植生学では、現在存在している植生は「現存植生」、人間が植生に影響を加える以前の植生は「原植生」、現在のそれぞれの立場の理論上の終局群落は「潜在自然植生」とよばれる。環境庁の第２・３回自然環境保全基礎調査によれば、日本列島の自然植生域は国土の１８％にすぎないので、残りの８２％の代償植生について、自然植生を推定することになる。

北海道の自然植生域は比較的広い範囲に分布しているが、関東地方、瀬戸内海沿岸などの開発が進んでいる地域での自然植生域は非常に少ない。従って、植生帯によってデータ数が一様ではなく、このデータ不足を補完するには、専門家が持っている知見を用いてモデル構築を行なうことが必要となる。このため、ファジィルールを用いて植生帯の推論を行なうことを試みた。また、ルールに現われる不確実性を取り扱うために Dempster & Shafer の確率理論を用いた。

まず、植物群落の成立を阻害あるいは促進する環境要因と自然植生との関係を求め、ファジィルールとして表現することにより自然植生域の分布を予測した。また、この自然植生推定のためのルールを用いて気温等の環境因子が変化した時の植生帯の変化を推定した。

2. 使用したデータ

環境庁作成の全国植生データと、気象庁作成のメッシュ気候値を用いた。これらは、国土数値情報と同じ標準地域メッシュコード体系に準拠した緯度経度メッシュデータであり、各メッシュの間隔は約１Km×１Kmで、全国が約３７万件のデータでカバーされている。

1) 植生データ

植生データは、第２・３回自然環境保全基礎調査による植生データである。このデータは、メッシュごとに「植物群落コード」によって記載されている。全国にあらわれる凡例は７６６種類にも区分されている。これを表１に示すような９つの植生分類にまとめた。まず、大きく、寒帯・亜寒帯植生、冷温帯植生、暖温帯植生、亜熱帯植生の４つに区分し、寒帯・亜寒帯植生、暖温帯植生、亜熱帯植生を２区分、冷温帯を３区分に細分した。この際考慮した主な点を以下に示す。

①代償植生は、かならずしも気候的要因に規定されていないので解析の対象から除外する。

②自然植生のうち、ハンノキクラス植生やオノヤナギクラス植生のように、気候的要因よりも、土地的要因に大きく規定されているものは、今回の解析の対象から除外した。

以上の点などを考慮して植生を９区分に分類した。日本の国土の多くは人の手が入り、残された自然植生は非常に少ないため、多くの地域で自然植生を推定する必要がある。

2) 気候データ

気象庁作成のメッシュ気候値ファイル（気温、降水量、積雪）から、年平均気温、最暖月平均気温、最寒月平均気温、暖かさの指数、寒さの指数、年降水量、暖候期降水量、寒候期降水量、寒候期最大積雪深を計算し利用した。各変数の概要を表２に示す。

3) 植生データと気候データとの関係

各気候要因と４区分の植生帯との相関係数は、暖かさの指数($R^2=0.82$)、年平均気温(0.71)、最寒月平均気温(0.65)、最暖月平均気温(0.62)、寒さの指数(0.50)、暖候期降水量 (0.30)、寒候期最大積雪深(0.22)、年降水量(0.14)、寒候期降水量(0.02)である。

９区分の植生帯と最寒月平均気温とのクロス集計の結果を図１に、暖候期降水量との結果を図２に示す。最寒月平均気温によりいくつかの植生分類は区別できるが、日本海側冷温帯落葉広葉樹林(4)、太平洋側冷温帯落葉広葉樹林(5)、暖温帯常緑広葉樹林(6)の区別は難しい。一方、植生帯と暖候期降水量との相関は悪いが、日本海側冷温帯落葉広葉樹林(4)と太平洋側冷温帯落葉広葉樹林(5)との区分を暖候期降水量を用いて行なうことができる。また、太平洋側冷温帯落葉広葉樹林(5)と暖温帯常緑広葉樹林(6)と暖温帯常緑広葉樹林(7)との区分は難しいが、寒さの指数を用いることにより行なうことができる。以上のようなデータあるいは経験則を用いて植生分類のためのルールを作成した。

３．ルールの表現と推論

1) 推論の方法

植生分類判定のための各ルールは次の形で記述される。

$$\text{Rule } r\text{: if } X_r \text{ then } A_{ri} \text{ with } C_r \qquad (1)$$

ここに、X_rは年平均気温、最暖月平均気温、などの気候因子のファジィ集合であり、A_{ri}は植生帯の部分集合である。C_rは各ルールの確実性測度である。各ルールの結合は Dempster & Shafer の確率理論を用いて行なう[2]。A_θを有界な全集合、A_i(i=1,2,…)をその部分集合とすると、基本確率$m(A_i)$(i=0,1,…) は[0,1]の値をとり、次の条件を満たす。

$$\begin{cases} m(\phi)=0 & (\phi：空集合) \\ \sum_{A_i \subseteq A_\theta} m(A_i)=1 \end{cases} \qquad (2)$$

$m(A_i)>0$となるA_iは焦点要素である。

下界確率は基本確率を用いて

$$P_*(A_i)=\sum_{A_j \subseteq A_i} m(A_j) \qquad (3)$$

と定義される。すなわち、部分集合A_i内に閉じ込められた基本確率の和である。

ルールの統合は結合法則を用いて次のように行なう。いま、m_1, m_2を独立な証拠にもとづいて得られた基本確率とし、A_{1i}, A_{2j}(i,j,=0,1,2,…) をそれぞれの焦点要素とする。Dempster の結合法則によりこれらは次式によって結合でき、新たな基本確率が求まる。

$$m(A_k)=\frac{\sum_{A_{1i}\cap A_{ij}=A_k} m_1(A_{1i})m_2(A_{2j})}{1-\sum_{1i\cap A_{ij}=\phi} m_1(A_{1i})m_2(A_{2j})} \qquad (4)$$

一つの推論手順は以下のようである。まずルール１に対して各前提の下界確率$P_*(x_1)$を計算し、次にこれに確実性測度C_1を掛け、この量を次のように結論部で示された集合A_{11}の基本確率として割り付ける。

$$m(A_{11})=P_*(X_1)\cdot C_1 \qquad (5)$$

同様にルール２から$m(A_{21})$を推論する。(4)式によりこれらの確率を統合する。ｒ番目のルールについても、r-1番目までのルールから得られた基本確率とｒ番目のルールから得られた基本確率を(4)式により統合する。

2) 推定のためのルール

植生分類を推定するためのルールとして、最寒月平均気温、暖かさの指数などを用いた。これらのルールの構造を図３にルールの一部を表３に示す。

４．おわりに

植生帯の分類を行なうためのファジィルールを作成し、Dempster & Shafer の結合法則を用いて植生帯の推論を行ない、環境因子が変化した場合の植生帯の変化を推定した。ルールに用いる変数の選択、ルールの構造、メンバーシップ関数の形状などは今後修正していく必要があり、このため、メンバーシップ関数の形状をグラフィックを用いて対話的に決定する支援システムを開発中である。また、ロジットモデルを用いてメンバーシップ関数を決定することを検討している。

参考文献

[1]竹内，池口，恒川：地理情報システムを用いた日本の植生帯の推定，近代化による環境変化の地理情報システム，文部省科研費報告書，13-20，(1991)

[2]石塚：Dempster & Shafer の確率理論，電子通信学会誌，Vol.9，900-903，(1983)

表1　植生分類

I．寒帯・亜寒帯（高山・亜高山帯） コケモモートウヒクラス コマクサーイワツメクサクラス など	1．高山低木群落、高山荒原、 高山風衝群落 2．亜寒帯針葉樹林	コケモモーハイマツ群団 エゾマツ群団 シラビソートウヒ群団 オオシラビソ群団
II．冷温帯　ブナクラス域	3．汎針広混合林	チシマザサーブナ群団など オオバボダイジューミズナラ群集 エゾマツーダケカンバ林 エゾイタヤーシナノキ林
	4．日本海側冷温帯落葉広葉樹林	チシマザサーブナ群団など ブナーヒメアオキ群落 ブナーマルバマンサク群落 ブナークロモジ群落
	5．太平洋側冷温帯落葉広葉樹林	ブナースズタケ群団
III．暖温帯　ヤブツバキクラス域	6．暖温帯常緑広葉樹林 7．イズセンリョウースダジイ群団	アカガシーシラカシ群団
IV．亜熱帯　ヤブツバキクラス域	8．ボチョウジースダジイ群団 9．ナガミボチョウジー クスノハカエデ群団	

表2　気候データ

年平均気温	1月～12月の月平均気温の平均値
最暖月平均気温	1月～12月の月平均気温の最高値
最寒月平均気温	1月～12月の月平均気温の最低値
暖かさの指数	月平均気温が5℃以上の月について月平均気温から5℃を引いた値の積算値
寒さの指数	月平均気温が5℃以下の月について月平均気温から5℃を引いた値の積算値
年降水量	1月～12月合計
暖候期降水量	5月～9月合計
寒候期降水量	12月～3月合計
寒候期最大積雪深	12～3月の月別積雪深の最大値

表3　植生分類ルール（一部）

If　最寒月平均気温　is　極端に低い
then　植生分類は1である with 1.0.

If　最寒月平均気温　is　非常に低い
then　植生分類は2である with 0.8.

If　最寒月平均気温　is　低い
then　植生分類は3である with 0.8.

If　最寒月平均気温　is　少し低い
then　植生分類は4である with 0.8.

If　暖かさの指数　is 極端に低い
then　植生分類は1である with 0.8.

If　暖かさの指数　is 非常に低い
then　植生分類は2である with 0.8.

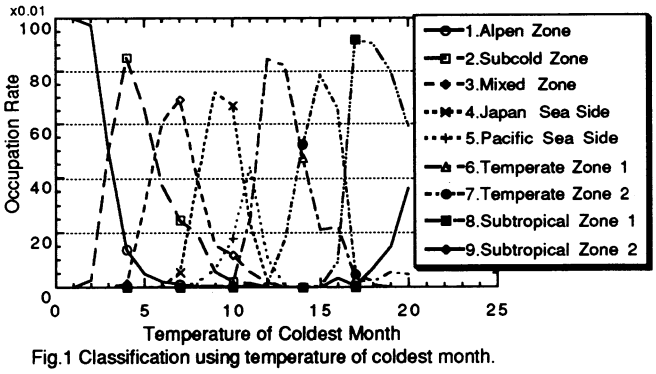


Fig.1 Classification using temperature of coldest month.
note:Peak of each class appears sequentially.

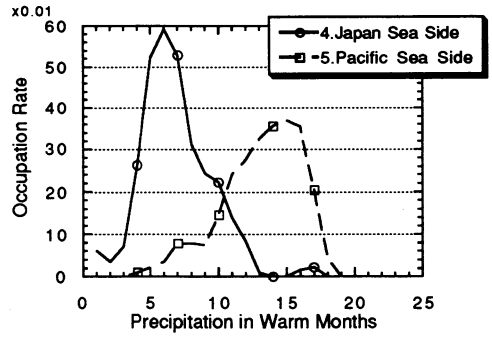


Fig.2 Classification using precipitation in warm months.

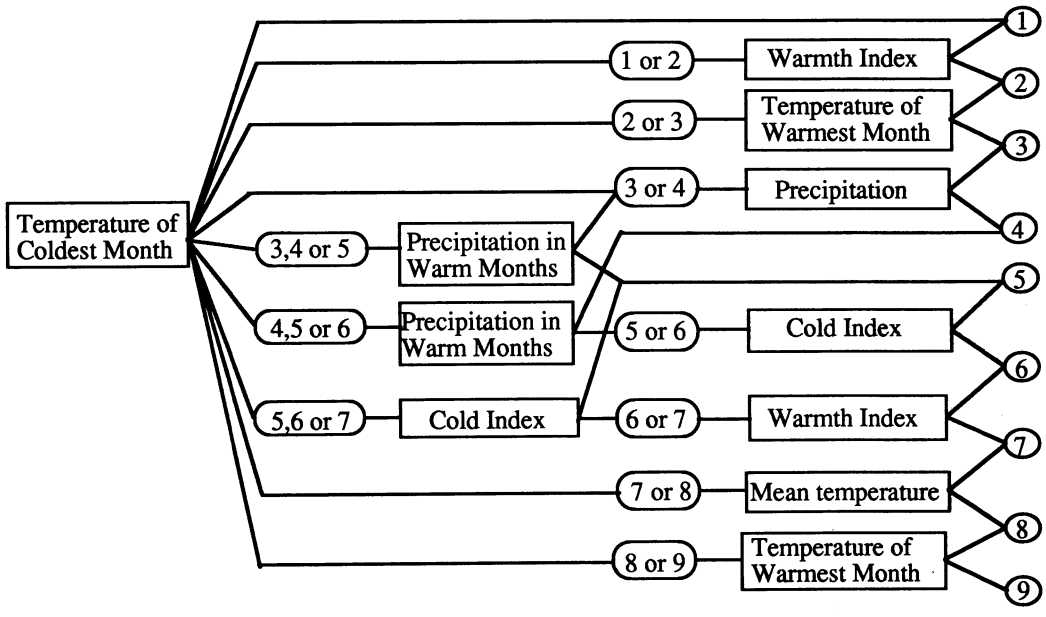


Fig. 3 Structure of classification rules for vegetation zones.

F1－2（R3）

多元的森林資源経営計画とファジィ集合理論

Multiresource Forest Management and Fuzzy Sets Theory

野上　啓一郎
Keiichirou Nogami

静岡大学
University of Shizuoka

Abstruct : Multiresource forest management is taking the direction of the engineering sciences. Demands are being met for more and more data on the biophysical intricacies of forest systems. The physical sciences are shaping strategies to manage the forest resources.

Systems analysis is being used in problem-solving, based on scientific rationality and the assumption that more information on a phenomenon automatically leads to better management. This may be true for a physical or isolated biological system; however, multiresource forest management is by no means limited to the physical or biological sciences. The forestry community is confusing complexity with wickedness.

Multiresource forest management is a concept, not a set of techniques. A forest system can be modelled mentally, prospective changes can be judged and evaluated intuitively, and management decisions can be constructed independently. Multiresource forest management problems which are very complex and wicked require nontraditional solutions. People are what make problems complex and wicked, and people are the ones who can solve them. Emphasis on people within the organization and on external customers is a central element when complex and wicked problems are successfully handled.

I believe that fuzzy sets theory which is a new paradigm provides an opportunity for professional foresters to regain and retain leadership in multiresource forest management.

Ⅰ．森林資源経営計画におけるパラダイムシフト

これまでの森林資源経営計画のﾊﾟﾗﾀﾞｲﾑは、1)保続収穫(sustained yield)と、2)資源の多面的利用(multiple use)という二つの概念から構成されている。前者は、該当森林からの収穫量を、その森林の成長量の範囲内に割り当てることであり、我々、林学研究者にとっては非常になじみの深いものである。単一資源の収穫保続は、平衡(equilibrium)の概念－つまり、成長量と収穫量のﾊﾞﾗﾝｽが永続的に保続されるということ－に基づいている。これは、資源の欠乏が起こり、それが長引くような状態にあった17世紀のドイツやフランスの重商主義のもとでその意味を持つことができた概念であって、現在の社会的環境条件下でこれを直接に、無批判に受け入れることには多大な困難を感じる。そのような認識の中で、資源の多面的利用というもう一つの概念が出てきた。これは、”さまざまな森林資源の調和的・秩序的な経営”を目指すものであるが、ここでのその基本的な方向は、例えば、森林内のある場所では木材の生産を実行し、他のある場所ではﾚｸﾘｴｰｼｮﾝの機能を果たさせるといった、いわゆるadjacencyの考え方にあるのであって、後述するように、ある一つの場所で同時にこのような機能を達成させるといった、いわゆるsimultaneityの立場にはない。

現在、森林資源経営計画に関する日本の書籍（教科書も含む）の内容は、以上のような二つの概念にその基を置いており、かつそれは、未だnormal scienceの枠内に位置するものである。以下、これを旧ﾊﾟﾗﾀﾞｲﾑと呼ぶ。

一方、近年ｱﾒﾘｶにおいて、ｼｽﾃﾑ科学とﾃﾞｨｼﾞﾀﾙｺﾝﾋﾟｭｰﾀｰを駆使しての森林資源経営計画に関する新しいﾊﾟﾗﾀﾞｲﾑが展開された。多元的森林資源経営計画がそれである。これと旧ﾊﾟﾗﾀﾞｲﾑとは根本的に異なるものであり、両者間の第一義的な相違は多様性(multiplicity)という概念の意味のとらえ方にある。これまで、森林資源の多面的利用に関する議論は、”多様性をいかに達成するか”という問題に集中されてきた。前にも述べたように、例えば、adjacencyとsimultaneityの問題である。前者は単に林業政策的な事柄であり、これに対して、多元的森林資源経営計画は林業政策に根ざすものではなく、全く違った観点に立ったものである。森林を植物、動物、土壌、水、地形、気候などの相互作用的な単一ｼｽﾃﾑと見なすとき、

多様性に関する論議は学際的・抽象的なものとなる。ここではsimultaneous multiplictyが中枢的考え方であり、adjacencyは不適切・無関係なものとなる。多元的森林資源ｼｽﾃﾑにおいて、人間によって有効であると感じられる各資源は、そのｼｽﾃﾑにおける他の要素－例えばｴﾈﾙｷﾞｰの流れ、水・養分のｻｲｸﾙなど－と結合される。そしてｼﾐｭﾚｰｼｮﾝﾓﾃﾞﾙによって、経営計画者は一つの資源の操作を模擬することができ、それが他のすべての資源に与える影響を予測することができる。表－１に二つのﾊﾟﾗﾀﾞｲﾑの比較を示す。恐らく、これら二つのﾊﾟﾗﾀﾞｲﾑの主な相違は目的と制約の中に見いだし得るであろう。今後の日本の森林資源経営計画に関する研究者が取るべき、否、ｼﾌﾄすべきﾊﾟﾗﾀﾞｲﾑは、当然のことながら後者、つまり、多元的森林資源経営計画に関するそれであろう。

Table 1. Comparison of sustained-yield multiple-use and multiresource forest management.

	Sustained-yield multiple-use	*Multiresource*
Assumptions	The forest is a collection of several useful, merely coincidental substances and services; social perceptions of utility are constant; a chronic social tendency toward "overuse" is historic; land is the scarce factor of production	The forest is a single biophysical system that responds as a system to the manipulation of any of its parts; social perceptions of utility are volatile and unstable; the scarce factor of production is capital
Objective	Perpetuate the physical supply of several particular and independent substances and services	Least-cost, simultaneous production of several interdependent and useful substances and services
Constraint	Periodic harvest of each resource must be less than or equal to its periodic increment	Maintenance of the forest system as a forest system
Application	A police-action enterprise in rationing; an arbitrary policy limitation on use rates	Prior simulation, subsequent monitoring of the systemic response to management activities; evaluation in biophysical and social terms
Intuitive response	Increasing production through long-term capital investment; the ultimate constraint is the biophysical maximum of a given site	Short-term marginal adjustments; maintenance of options; rational use of investment capital
Consequence	A flow of some unchanging substances is sustained in the long run, but short-term sacrifice of others may be necessary (e.g., wildlife escape cover in a clearcut)	The product mix of substances may change, but a flow of value is sustained
Appropriate social context	The aristocratic, mercantile political economies of central Europe in the 1700s	The democratic, capitalistic political economy of the United States in the late 1900s

Ⅱ．多元的森林資源経営計画システムの構造とファジィネス

１．多元的森林資源経営計画ｼｽﾃﾑの構造

多元的森林資源経営計画ｼｽﾃﾑの構造を図－１に示す。この図から分かるように、本ｼｽﾃﾑは、1)経営ｻﾌﾞｼｽﾃﾑ、2)生物物理学的森林ｻﾌﾞｼｽﾃﾑ、3)社会ｻﾌﾞｼｽﾃﾑの三つのｻﾌﾞｼｽﾃﾑから構成されている。

(1)経営ｻﾌﾞｼｽﾃﾑ

このｻﾌﾞｼｽﾃﾑは、生物物理学的森林ｻﾌﾞｼｽﾃﾑと社会ｻﾌﾞｼｽﾃﾑからそれぞれ、森林の状態に関する生物物理学的な情報と需要に関する情報を受け取ることによって、多様な森林資源をどのように経営してゆくべきかを決定する、意思決定のためのｻﾌﾞｼｽﾃﾑである。意思決定支援ｼｽﾃﾑ、ｴｷｽﾊﾟｰﾄｼｽﾃﾑや最適化ﾓﾃﾞﾙなどがその構成要素である。

(2)生物物理学的森林ｻﾌﾞｼｽﾃﾑ

このｻﾌﾞｼｽﾃﾑは、経営ｻﾌﾞｼｽﾃﾑから労働や資本に関する情報を受取り、それと森林に関する生物物理学的な情報とから、森林 生態系の動態に関する知識を作製・提供するものである。数理ﾓﾃﾞﾙや統計ﾓﾃﾞﾙなどがその主要構成要素である。

(3)社会ｻﾌﾞｼｽﾃﾑ

このｻﾌﾞｼｽﾃﾑは、生物物理学的森林ｻﾌﾞｼｽﾃﾑから商品や快適性(amenity)に関する情報を受取り、公共的なｻｰﾋﾞｽ（政策的な 信号）や市場条件・環境に関する情報を作製・提供するものである。計量経済ﾓﾃﾞﾙや社会・心理学ﾓﾃﾞﾙなどがその主要構成要素である。

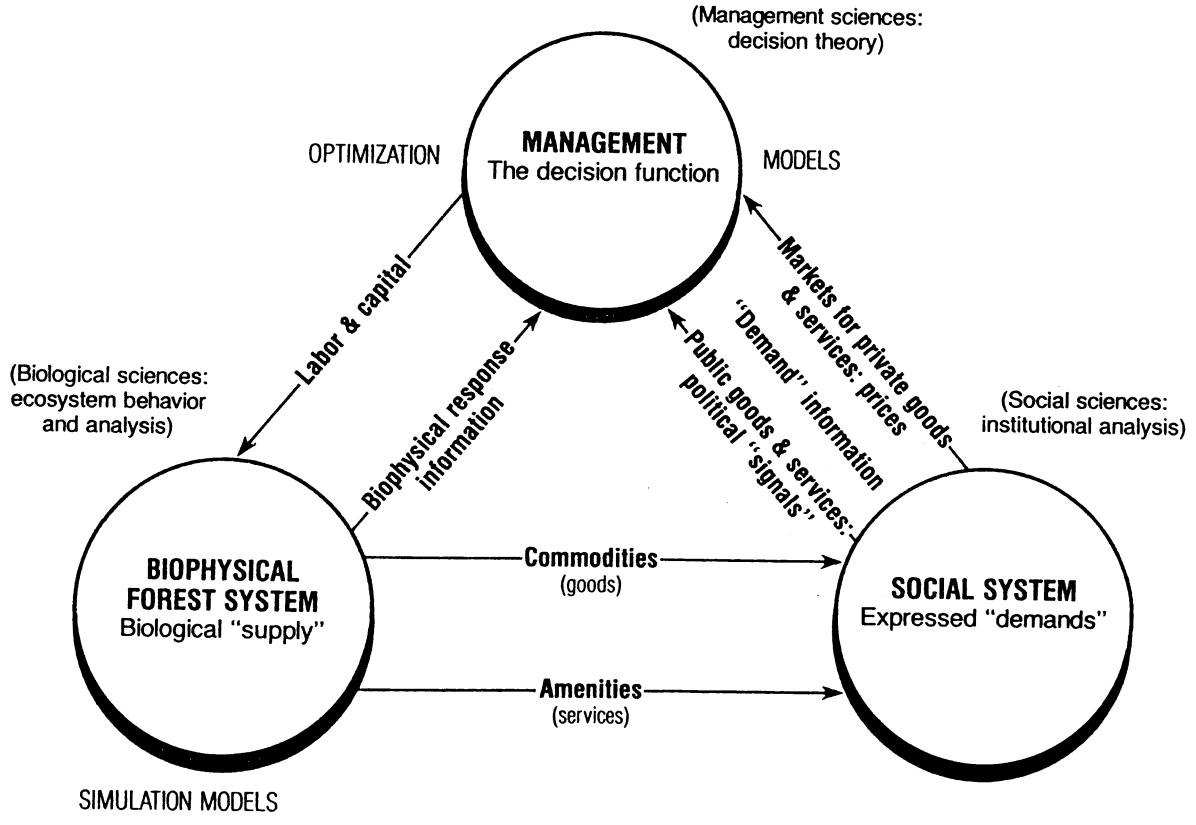


Figure 1. Structure and process of multiresource forest management.

2．多元的森林資源経営計画システムにおけるファジィネス

上記三つのｻﾌﾞｼｽﾃﾑにおいて共通に見られる特徴は、それぞれのｻﾌﾞｼｽﾃﾑにおける複雑性(complexity)と巧妙性(wickedness)である。そしてこの二つの様相のために、多元的森林資源経営計画ｼｽﾃﾑには多様なﾌｧｼﾞｨﾈｽが存在する。以下、このことについて考察する。

(1)複雑性(complexity)

経営ｻﾌﾞｼｽﾃﾑと社会ｻﾌﾞｼｽﾃﾑにおいては人間が深く関与するため、人間の判断や言語に関するあいまいさがそれらｼｽﾃﾑに直接的／間接的に介入することは明白である。また、森林は生物学的に複雑であり、そこでは土壌、植物、動物、人間などの相互作用が存在するために、生物物理学的森林ｻﾌﾞｼｽﾃﾑにおいてさえ、あいまいさが介入する場所となる。森林の現況を調査する時の標本抽出法のﾃﾞｻﾞｲﾝ(sampling design)の中には、調査者の主観が介入する。森林地理情報ｼｽﾃﾑを作製する場合、さまざまな言語的表現は避けられない。ある流域における林道ｼｽﾃﾑを経済的に有効に構築する手法は、地形・地質条件や気候条件といった自然条件や伐採・販売といった社会条件などに関する複雑な分析を必要とする。経済的に最適な林木の伐採時期の決定という一種の意思決定問題は、数十年という長期かつ複雑なﾃﾞｰﾀを必要とするために、ﾃﾞｰﾀの中にあるあいまいさの影響を直接的に被ることになる。

(2)巧妙性(wickedness)

経営ｻﾌﾞｼｽﾃﾑや社会ｻﾌﾞｼｽﾃﾑにおけるこの種の問題は、

一般に、正邪の形での回答というよりも、むしろ、善悪に関する答を必要とする場合が多い。したがって、この答の妥当性を客観的に検定することは不可能である。さらにこの種の問題は、合理的な最上の解を選択しても、ほとんどの場合、これを解くことができない。むしろ、感情的に満足がいくような解を選択することで、見事に解ける場合がある。ここに、人間の主観や判断におけるあいまいさが重要な役割をもつことになる。

Ⅲ．多元的森林資源経営計画におけるファジィ集合理論の応用と将来への展望

１．経営ｻﾌﾞｼｽﾃﾑにおけるファジィ集合理論の応用

筆者は、ある目的のもとに、森林をどれくらい伐採すればよいかといった収穫規整問題－ある種の意思決定問題－にﾌｧｼﾞｨ線形計画手法を応用した[1]。それによって、より複雑な現実の状況をﾓﾃﾞﾙ化することができ、林業経営者の感覚や思考に近づいた計画問題を定式化することができた。その解は、従来の線形計画法によって与えられる解を包含するものであり、収穫規整への応用におけるﾌｧｼﾞｨ線形計画手法の柔軟性を指摘した。また、代替案を作製する有効な手法であるHSJ法をﾌｧｼﾞｨ論的側面から考察し、収穫規整に関する線形計画問題によって得られる最適解の代替案を作製する方法を検討し、本手法の有効性を確かめた[2]。さらに、ﾌｧｼﾞｨ目標計画法と通常の目標計画法とを比較して、前者が後者に比べて、森林経営計画により適切であることを確認した[3]。また、多目的森林評価ｼｽﾃﾑとﾌｧｼﾞｨ集合理論との関係を哲学的・技術的な観点から考察し、森林の多目的評価ｼｽﾃﾑにおけるﾌｧｼﾞｨ集合理論の応用における将来性と有効性を主張した[4]。

２．将来への展望

多元的森林資源経営計画の中心的特質は、森林を一つのｼｽﾃﾑとして見なし、提案された経営活動（伐採や植林など）に対して、森林という一つのｼｽﾃﾑがどのように応答するのかを研究するところに存在する。森林の応答を予知し、適切な経営計画を樹立するためには、ｼｽﾃﾑﾀﾞｲﾅﾐｯｸｽによる多元的森林資源経営計画のｺﾝﾋﾟｭｰﾀｰｼﾐｭﾚｰｼｮﾝﾓﾃﾞﾙの開発がどうしても必要なものとなる。しかしながら、これまでの林学研究の歴史を振り返ってみるに、ｺﾝﾋﾟｭｰﾀｰｼﾐｭﾚｰｼｮﾝﾓﾃﾞﾙというものが過小評価もしくは無視されてきた傾向が見受けら、そのかわり、最適化ﾓﾃﾞﾙ－例えば線形計画法－が高く評価され、重要視されてきた。線形計画法による最適化ﾓﾃﾞﾙは、その目的関数が明確に現実的に、また、合理的に定量化される場合、さらに、適用問題が比較的単純な場合にのみ、非常に有効な情報を我々に提供する。すなわち、線形計画法による最適化手法は、"tactical"な問題に最も有効な手法といえる。しかしながら、これまで考察してきたように、一般的な多元的森林資源経営計画の問題は、複雑で巧妙な性質をもっているもの(strategicな問題）であるから、その目的は定量化が不可能、もしくは非常に困難である。もし、目的が現実的、合理的に定量化できないならば、線形計画法は無効となる。しかしながら、ﾌｧｼﾞｨ線形計画法やﾌｧｼﾞｨ目標計画法はこの欠点をある程度補償するものであろう。多元的森林資源経営計画という新しい立場に立つとき、ﾌｧｼﾞｨ線形計画法やﾌｧｼﾞｨ目標計画法から得られる情報をさらに有効に利用するためには、ﾌｧｼﾞｨﾓﾃﾞﾙによるｺﾝﾋﾟｭｰﾀｰｼﾐｭﾚｰｼｮﾝﾓﾃﾞﾙの作製・開発が必要不可欠なものとなる。多元的森林資源経営計画ｼｽﾃﾑの構造をﾓﾃﾞﾙ化するには、数式による表現では不足であり、不正確である。それはむしろ、言語的表現によりその不足を補われ、より現実的なｼｽﾃﾑに構築される。

Wildavskyは、" we dont know what we can get. "と述べ、Lindblomは、" the best we can do is to muddle through. "と主張し、さらにSimonは、" we have to settle for satisficing, not maximizing."という。

本小論で論じてきたこの興味ある大問題は、今後の林学研究の進むべき道を指し示すものであり、ﾌｧｼﾞｨ集合理論は我々林学研究者にとってはまさに福音となるべきものであろう。

参考文献

[1] 野上啓一郎,収穫規整におけるﾌｧｼﾞｨ線形計画法の応用について,日本林学会誌 Vol.72(3),188-193(1990)

[2] 野上啓一郎,林業経営計画におけるﾌｧｼﾞｨ意思決定手法の応用について(Ⅰ)-線形計画における代替案の作製-日本林学会誌 Vol.72(1),23-26(1990)

[3]野上啓一郎,林業経営計画とﾌｧｼﾞｨ目標計画法,日本林学会誌 Vol.73(1),34-39(1991)

[4]野上啓一郎,多目的森林評価ｼｽﾃﾑとﾌｧｼﾞｨ集合理論,静岡大学農学部研究報告 Vol.39,11-15(1989)

F1－3（R3）

浸透流を利用したジオトモグラフィーの基礎的研究

大野　研
Ken Ohno

三重大学生物資源学部
Faculty of Bioresources, Mie University

Abstruct:A geotmography procedure is developded using seepage. The procedure utilizes a neural network and a fuzzy theory. Geotmography procedures can use much less data than other computed tomography procedures. A neural network and a fuzzy theory introduce engineering information. So, the procedure developed here has more reliability than other ones. And the procedure can make an imaging ground iterior which other procedures can't make. The reason why seepage is used is that using seepage is the best way to know the distribution of seepage properties.

1．まえがき

地盤探査は、地盤の力学的・水理学的性質の分布を把握することが目的である。従来、主として地質踏査、ボーリング、検層、原位置試験、土質試験などが主要な方法であった。しかし、それらの試験で得られる情報は、ある一点、あるいはボーリング孔や調査横孔沿いの線上の情報に過ぎず、断面全体としての評価に際しては、それらの情報を地質学的に基づいて内挿するという手段がとられてきた[1]。

最近では、工事の広域化や大型化に伴って、自然災害の予知・実態調査、環境アセスメント調査なども必要になってきたため、従来の方法では仮定要因が多すぎて対処しづらくなってきた。そのため、従来の点的な調査だけでなく、広域的・即時的な情報も必要になってきた。

そこで、近年多くの機関で開発・実用化が進められているジオトモグラフィー（複数のボーリング孔や調査横孔を利用し、この間の断面の地盤物性分布を何らかのエネルギーの投影によって、直接画像化する方法）が、ハードとソフトの両面にわたって発展・進歩してきた[2]。従来の調査方法に比べて精度や客観性の面で優れた方法といえる。

ジオトモグラフィーは、医学用ＣＴスキャナの応用と言われている。医学用ＣＴスキャナは、Ｘ線の投影データを基に、断層図を再構成するものである。この再構成法には、大きく分けて１）逆投影法、２）逐次近似法、３）解析的方法が存在する。

このうち１）は、画像がぼける事が知られており、２）は解の一意性がなく計算に時間がかかる欠点が知られており、医学用ＣＴスキャナは３）の方法を使うことが多い。しかし、ジオトモグラフィーにおいては、ＣＴスキャナほど多くの角度の投影データを得ることが不可能なので、３）の方法を用いることができず、２）の方法を用いることが多い。

投影データには、内部の情報がすべて含まれているので、投影データから内部の状態を推測することは可能である。しかし、これは積分方程式を解くことに相当するので、データが少ないときには、いく通りもの予測が可能である。

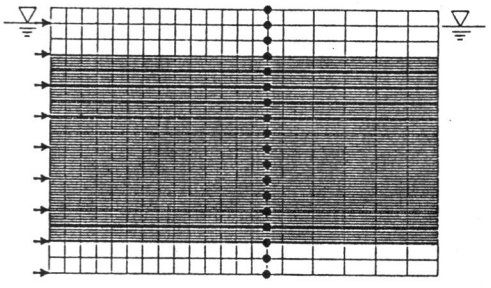


図1　地盤モデル

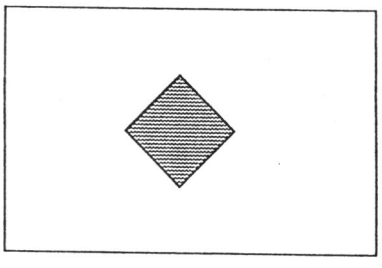


図2（a）地盤モデル

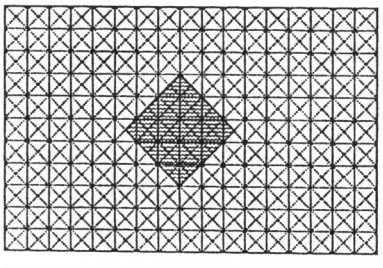


図2（b）測定の方向

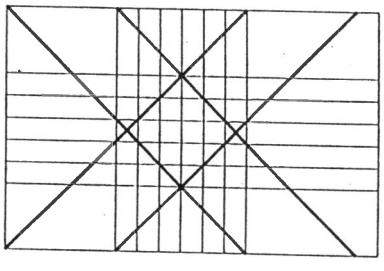


図2（c）再構成される画像

ジオトモグラフィーにおいては、投影データの数を増やすことはほとんど不可能なので、妥当な予測を行うためには、技術者の知識・経験を積極的に利用していくべきである。

従来から、地質学者の推定とジオトモグラフィーの結果を結びつけなければ、信頼性の高い推定は行えないと言われているので、これは当然のことである。

一般に、ジオトモグラフィーには、弾性波や電磁波などの波動現象を取り扱うもの、電気比抵抗などの分布を測定するものなどがある。

しかし、ジオトモグラフィーにより地盤の透水性の分布を知りたい時もあるので、そのような場合には直接透水性を表す浸透流を用いて、画像を再構成した方が精度が高いことになる。

ここでは、浸透流を情報として用い、その情報からニューラルネットワークによって、浸透流と地盤の構造の関係を学習し、その結果を基にファジィ推論によって、地盤の断層図を再構成するための基礎的研究を行った。

2．解析方法

解析方法は、ｉ）ニューラルネットワークによる地盤の構造が浸透流に与える影響の学習と、ｉｉ）ファジィ推論による浸透流測定結果のからの画像の構成の２つの部分に分けられることになる。

実際問題として、ニューラルネットワークだけあれば、地盤構造とそれが浸透流に与える影響を関連づけることができる。したがって、地盤構造とそれが浸透流に与える関係を与えるニューラルネットワークを構築できれば、それで浸透流の観測から地盤構造を推測することができるはずである。しかし既に述べたように、ジオトモグラフィーでは、十分な量のデータを得ることはできないので、上に述べたニューラルネットワークを構築することができるとは考えられない。そこで、ファジィ推論をさらに利用することにする。

2．1　ファジィ推論のための基本的なルール

本解析において、ニューラルネットワークは、IF･･･THEN･･･形式のファジィ推論ルールの前件部に含まれるファジィ集合を決定するために用いられ、ファジィ推論の客観性を増大させることを目的とする。

したがって、ｉｉ）で記述すべきファジィ推論ルールが重要となる。しかし、その前に具体的に、如何にして浸透流を流し、如何にして測定するつもりなのかを叙述する必要がある。

ここで提案している浸透流のジオトモグラフィーは、図１に示す矢印の位置のところで、順次加圧を行い、●の位置で水圧を測定することを基本とする。

したがって、水圧の測定値と地盤の構造を関連づける次のようなルールが考えられる。

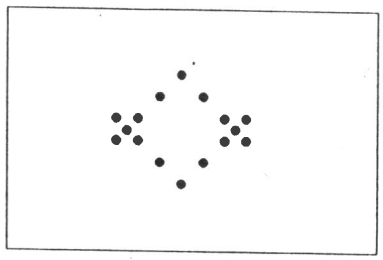


図2（d）フィルターをかけられた画像

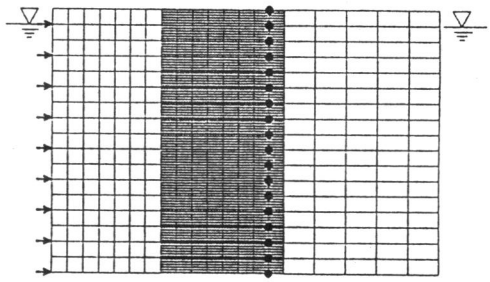


図3　地盤モデル

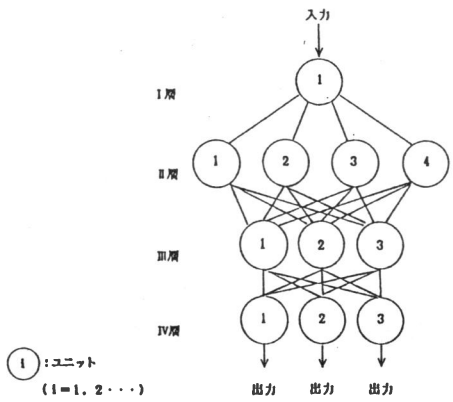


図4今回構築したニューラルネットワーク

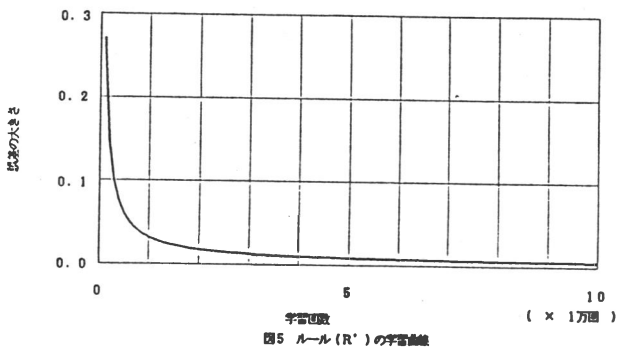


図5　ルール（R'）の学習曲線

（Ｒ１）水圧の２階微分が大きければ、そこは地盤の構造がことなる境界である可能性が大きい。
（Ｒ２）水圧の２階微分が中位ならば、そこは地盤の構造がことなる境界である可能性が中位である。
（Ｒ３）水圧の２階微分が小さければ、そこは地盤の構造がことなる境界である可能性が小さい。
そして、この可能性を測定点の列の垂直方向に外挿する。

もし、多くの方向から浸透流を流し、多くの方向での測定が可能であれば、ここで示したルールにしたがって得られた可能性をそれらの方向について足し合わせれば、かなりはっきりした像を得ることができることは直感的に理解される。ただし、ここで得られる像は輪郭だけであり、内部については何等情報を与えない。これも、他の手法と異なることである。

ここで示したルールを簡単な例で検証する。図２（ａ）のような地盤があり、図２（ｂ）に点線で示す方向で測定を行えば、直接的には図２（ｃ）のような像が得られる（線の太さが地盤の構造が異なる境界である可能性の大きさを表している）。これにうまくフィルターをかけると、図２（ｄ）のように像が得られ、かなりよく現実の地盤を表していることになる。

２．２　追加するルール

ここでは、ジオトモグラフィーで得られる測定データの少なさを考慮して、図１に示した加圧点と測定点でのデータしか得られないと仮定する。

するとこのルールでは、（図１に示す地盤構造のような）測定点の列に垂直に層を成すような地盤構造については、予測可能であるが、測定点の列に平行に層を成すような地盤構造についてはなんら予測を行えないことになる。

最もこれは他のジオトモグラフィー技術についても同様であり、図１に示すような測定だけから、測定点の列に平行に層を成す地盤構造を予測することは不可能である。

しかし、例えば図３に示すような地盤が在ったときに、図に示す矢印の位置で加圧を行い、●の位置で測定を行うとすれば、次のようなルールで予測可能である。
（Ｒ’１）均一地盤であると仮定したときに測定されるであろう水圧と、実際に測定された水圧の差の絶対値が大きいならば、測定点の列と斜線部が始まる位置との距離が大きい。
（Ｒ’２）均一地盤であると仮定したときに測定されるであろう水圧と、実際に測定された水圧の差の絶対値が中位ならば、測定点の列と斜線部が始まる位置との距離が中位。
（Ｒ’３）均一地盤であると仮定したときに測定されるであろう水圧と、実際に測定された水圧の差の絶対値が小さいならば、測定点の列と斜線部が始まる位置との距離が小さい。

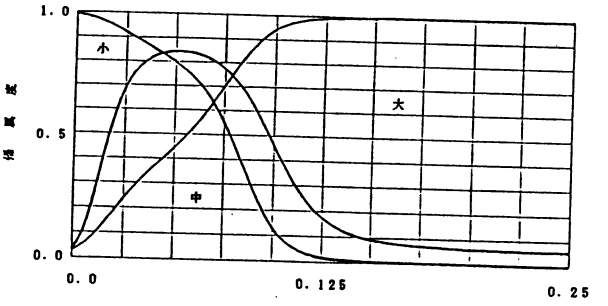
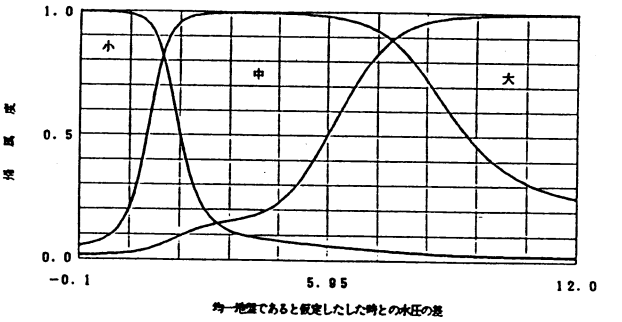


図6（a）ルール（R）の前件部



均一地盤であると仮定したした時との水圧の差
図6（b）ルール（R’）の前件部

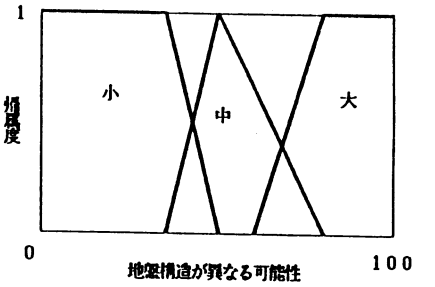


図7（a）ルール（R）の後件部

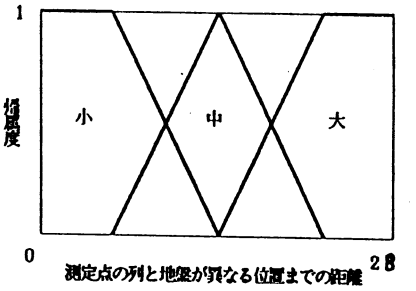


図7（b）ルール（R’）の後件部

2．4　構築したニューラルネットワーク

実際に地盤構造を以上のようなルールで予測するために、前件部をニューラルネットワークで学習することにする。学習には、バックプロパゲーション法を用いる。

ここで用いたニューラルネットワークは、図4に示すような入力層1個、隠れ層4個及び3個、出力層3個のようなものである。

（R）のルールの前件部を学習するために、水圧の2階微分の大きさを入力として、その大きさの大、中、小が出力である。学習方法は山岡らのニューラルネットワークを用いたメンバーシップ関数の学習法[3]に習っている。すなわち、実際に地盤の構造の境界となってる時には、その2階微分値を大と学習させる。その時、出力層の大に1を与えるだけではなく、中と小にもある程度の値を与える。同様に地盤の構造の境界となっていないときには、出力層の小に1を与え、中と小にもある程度の値を与える。ある2階微分の値に対して、地盤の構造の境界になっていたり、境界になっていなかったりするときには、出力層の中に1を与え、大と小にもある程度の値を与える。

（R'）のルールの前件部の場合もほぼ同様で、均一地盤であると仮定したときに測定されるであろう水圧と測定した水圧との差を入力として、その大きさの大、中、小を学習させる。 ただし、この場合は斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より小さい場合と斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より大きい場合では、大、中、小の意味合いが異なる。また、斜線部の透水性と斜線がない部分の透水性の比によっても、大、中、小の意味合いが異なってくる。したがって、今回は斜線部と斜線がない部分の透水性の比を1：10または10：1に固定し、斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より小さい場合と斜線部の透水性が斜線のない部分の透水性より大きい場合には、表面的には同じルールを用いるが、実際には用いるファジィ集合の定義を変えて対応することにする。

両ニューラルネットワークとも、10万回の学習を行った。図5に学習曲線を示す。図6に学習された各ルールの前件部に含まれるファジィ集合を示す。

3．解析例と考察

以上のことを基にして、浸透流の測定から地盤の画像かを行うことができる。図7に後件部のファジィ集合を示す。推論は、Mamdaniの推論法とmin－max法を使うことにする。

推論結果の例を、図8に示す。図中の線の太さが、地盤構造が異なっている可能性を示し、斜線部が実際に地盤構造が異なっている部分を表す。（R）のルールによる推定も、（R'）のルールによる推定もほぼ正しい推定を行っている。特に測定点の列に垂直に層を成すような地盤構造は、まず間違いなく推定することができる。

ここで、示したようにかなり簡単な方法で、精度の高い地盤構造を予測することはできるが、もっと複雑な地盤構造を予測するためには、もっと多くのルールを組み合わせる必要がある。今後、ルールを整備してゆけば、ここで発展させた方法は有効なものとなると思われる。

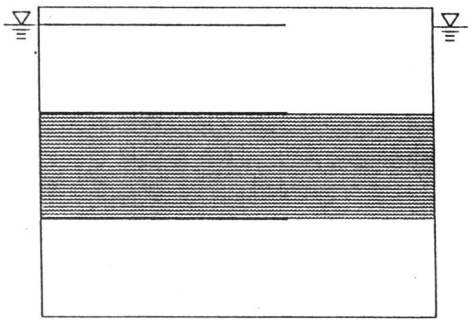


図8（a）推論結果の例

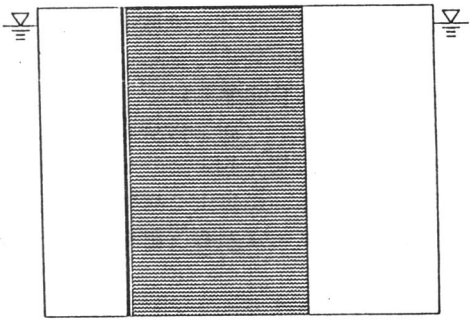


図8（b）推論結果の例

参考文献

[1]石井康夫、地盤探査技術の現状、土と基礎、Vol.33、No.7、pp.7-11、1985

[2]小島圭二ほか、ジオトモグラフィーによる岩盤の画像化、応用地質、Vol.30、No.3、pp.1-10、1989

[3]山岡正人ほか、ニューラルネットワークを用いたメンバーシップ関数の学習法、ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.197-200、1990

F2－1（R3）

ファジィ理論を用いた 知識ベースによる言語理解のための一考察

A Study on Understanding of Natural Language Based on Knowledge Base Using Fuzzy Theory

小林 一郎　　菅野 道夫
Ichiro KOBAYASHI　Michio SUGENO
東京工業大学 システム科学専攻
Department of Systems Science, Tokyo Institute of Technology

Abstract: In this paper, we define understanding of natural language as estimating and processing the natural language by knowledge. We built a system which forecasts the distribution of atmospheric pressure. The ambiguous knowledge in this system are expressed by fuzzy sets. We proposed a new method of the unification between input natural language and the knowlegde in the system. The input informations are transmitted by the knowledge network which the system has. We also proposed an approach to select the membership function taking accout of the situations using knowledge network.

1　はじめに

理解というものは哲学の問題であり、解釈の仕方が無数に存在する。そのため本研究では、言語理解に対して“知識による入力言語文の情報の評価と加工”と定義する。このような定義づけを与えたとしても実験的に作成したシステムが特定の立場や範囲での”言語理解”になってしまうことは否めない。
本研究においては、言語理解の対象としてのモデルを気圧配置予測とする。言語理解に対する基本的な構成を入力言語文を理解するための知識を選択し、依存関係のある知識間で情報の伝達をおこなうということで表現している。また、人が持っているあいまいな知識や日常生活でふつうに使っているあいまいな表現を表すのにファジィ集合を用いており、言語理解に対するファジィ集合の有効性を検証している。

2　気圧配置予測モデルの持つ知識表現

2.1　ファジィ集合を用いたフレームの知識表現

気圧配置予測モデルの知識表現として以下に示すような構造を考える。

(属性名 属性値 重み)

属性値にはファジィ集合を導入してあいまいな知識表現を許容する。また、入力言語文の情報に対して人は自らが持っている知識でその情報に優先度をつけることを考慮してシステムが持つ知識には、属性名に対する重みをつけている。システム内の知識は入力言語文で与えられない情報も言語理解の対象として活用されることを考慮してモジュール単位で存在する。

2.2　知識ネットワークを用いた情報の伝達

本システムでは入力言語文を理解するために選択された知識に密接な関係のある知識間で知識ネットワークを用いた情報の伝達をおこなう。図2.1に気圧配置予測システムが持つ知識ネットワークを示す。情報を伝達する知識間を結ぶ属性名のうち member-of は分類上の上位、下位をつなぐ属性名で、この関係にある知識間においては、情報の伝達は行なわない。close-to は知識間の密接な関係を表す属性名でこの関係にある知識間においては、情報の伝達を行なう。

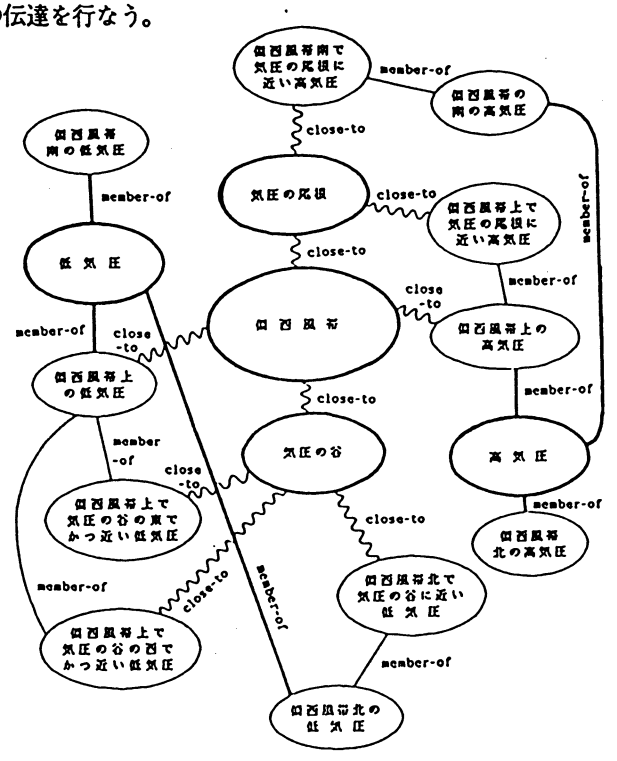


図 2.1 気圧配置予測システムが持つ知識ネットワーク

2.3 メンバーシップ関数の設定

2.3.1 知識ネットワークを用いた台集合の設定

言語というものは状況や人が持っている知識によって、その意味するものが変化する。本論文では言語の持つメンバーシップ関数がその状況ではどのような関数であるかを、知識ネットワークの中での言語の存在位置によって調べる。システムは次のような知識ネットワークを考慮したメンバーシップ関数の辞書を持っている。

東を定義するメンバーシップ関数

((subj 気圧の状態)(subj 低気圧)(subj 偏西風帯上の低気圧)
pred 移動する dir 東 '(20 28 32 40))

※ 本システムは状況世界を気圧の状態としている。
'(20 28 32 40) はメンバーシップ関数を定義している。

この辞書引きのアルゴリズムは次のようになっている。

step 1. メンバーシップ関数を与える言語の属性名を調べる。

step 2. その言語が使われている知識の名称を調べる。

step 3. その上位の知識の名称を調べる。

step 4. 調べた属性名、及び知識がどの状況世界 (知識が構成する世界) に属するかを判別し、その下で定義されているメンバーシップ関数をその言語のメンバーシップ関数とする。

2.3.2 状況を考慮した台集合の設定

知識ネットワークを用いた辞書を構成することにより、言語に対するメンバーシップ関数の設定が可能になった。しかし、設定されたメンバーシップ関数も状況によって台集合上でその台が変化する。このため入力言語文の情報を捉えてメンバーシップ関数の調整を行なう必要がある。本システムでは、知識の属性名間の因果関係を考慮したルールを作り、入力言語文の情報を前件部の入力として知識の持つメンバーシップ関数を状況によって変化する手法を用いている。具体的には、低気圧と気圧の谷の因果関係によりシステムが持っている気圧の谷に' 近い' という認識を変化させている。

2.4 言語文と知識のユニフィケーション

2.4.1 ファジィ集合を用いたユニフィケーション

入力言語文で入ってくるあいまいな言語表現と人が持っているあいまいな知識を結びつけるのにここでファジィ集合を用いたユニフィケーションを定義する。

定義：フレーム F1 と F2 のユニフィケーションとは、F1 の要素 $(f1,\ A)$ と F2 の要素 $(f1,\ B)$ を融合し、$(f1,\ f(A,\ B))$ を得ることである。ここで、A、B はファジィ集合、$f(A,\ B)$ はその値がファジィ集合となる関数である。

$f(A,\ B)$ は本システムにおいて、次にように設定する。

$$f(A,B)=\begin{cases} A & C(A,\ B)\ \geq\ \delta \\ B & C(A,\ B)\ <\ \delta \end{cases} \qquad (1)$$

ここで、$C(A,\ B)$は適合度であり、次の2つの指標を本システムは持っている。知識における属性値のファジィ集合 Bに対する入力言語文における属性値のファジィ集合 A の帰属度 I (*Inclusivity*)、一致度 S (*Similarity*) また、δはしきい値である。

$$\mathrm{I}(A,\ B)=\|\ A\cap B\ \|\ /\ \|\ A\ \| \qquad (2)$$

$$\mathrm{S}(A,\ B)=\|\ A\cap B\ \|\ /\ \|\ A\cup B\ \| \qquad (3)$$

I については、" だいたい Bくらい" という表現を持っている知識に対する適合度であり、S については" だいたい Bのはずだ" という表現を持っている知識に対する適合度である。この指標は各属性名に対してどちらを用いるかが設定されている。ファジィ集合を用いたユニフィケーションの例を図 2.2 に示めす。

入力言語文

$(f_1 \quad A_1)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(f_m \quad A_m)$

知識

$(f_1 \quad B_1 \quad w_1)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(f_n \quad B_n \quad w_1)$

ユニフィケーション

⇓

$(f_1 \quad (A_1,\ B_1) \quad w_1)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(f_m \quad f(A_m,\ B_m) \quad w_m)$
$(\quad\cdot\quad)$
$(f_n \quad B_n \quad w_n)$

図 2.2 ファジィ集合を用いたユニフィケーションの例

2.4.2 ユニフィケーションする知識の選択

入力言語文と知識のパターンマッチングにより言語文の情報と知識の整合性をはかり、入力言語文に適合する知識の選択をする。また、言語文に対して選択される知識の候補が複数になる場合は言語文と知識の適合度を重み付き平均 Wm によって求め、その値がしきい値を越える知識を選択する。しきい値γの導入は、言語理解が一意に決まらないことを考慮したためである。

$$Wm=\sum_{i=1}^{m} w_i C_i \Big/ \sum_{i=1}^{m} w_i \geq \gamma \qquad (4)$$

3 気圧配置予測の言語モデルのシミュレーションシステム

3.1 シミュレーションシステムの概要

図 2.3 にシミュレーションシステムの構成とフローチャートを示す。本システムは天気予報官が気象概況を聞いて 24 時間後の気圧配置を予測する行為を計算機上に実現することを目的としている。実際に天気予報官が行なう予測は天気図など視覚的な数値情報に基づくものであるが、本研究においては、直接に数値情報を用いることはしない。また、本システムにおいては構文解析などの統語的な手法は全く用いていない。

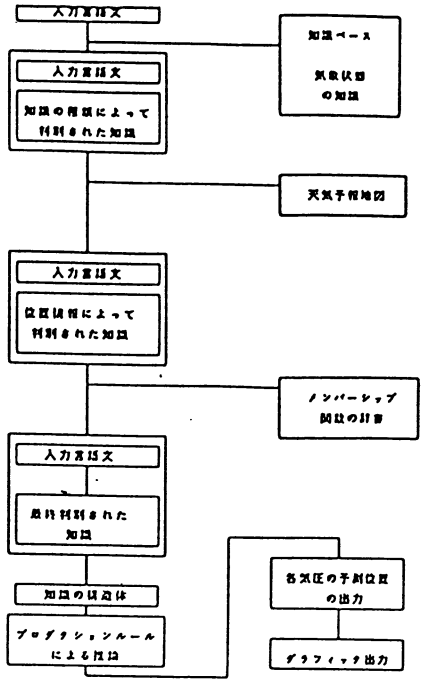


図 2.3 シミュレーションシステムの構成とフローチャート

- 入力言語文

入力言語文の情報としては、各気圧の名称、種類、位置、勢力、動作、状態などに関してである。システムへの入力形態はフレーム表現を用いている。

入力言語文例

```
((subj  低気圧)
 (a-kind-of 低気圧)
 (scal  (勢力  強い))
 (loca  (付近  千島近海))
 (pred(移動する
   (dir  南東)
   (speed ふつう)))
 (state UNKOWN))
```

- 知識表現

システムは入力言語文を評価できる知識を持つために入力言語文に対する属性名の未定義語は知識内には存在しないものとする。知識は気圧配置に関する 18 個のモジュールからなる。密接な関係のある知識は付加手続きにより情報が伝達される。

知識表現例

```
((subj 偏西風帯上の低気圧 0)
 (kind 低気圧 0)
 (loca((上 偏西風帯))0.5)
 (scal (勢力 中くらい) 0.1)
 (pred(移動する
      (dir (東) 0.5)
      (speed (about 20～30 km/h) 0.5)) 0.4)
 (state DONTCARE 0)
 (member-of 偏西風帯上で気圧の谷の東でかつ近い低気圧
            偏西風帯上で気圧の谷の西でかつ近い低気圧))
```

3.1.1 入力言語文と知識のユニフィケーション

入力言語文を理解するための知識が選択された後に、ファジィ集合を用いたユニフィケーションをおこなう。上記で説明した入力言語文と知識のユニフィケーションの例を示す。

ユニフィケーション後のシステムが持つ知識

```
((subj 低気圧 0)
 (kind 低気圧 0)
 (loca (付近  千島近海)0.5)
 (scal (勢力 強い) 0.1)
 (pred(移動する
      (dir (南東) 0.5)
      (speed (about 20～30 km/h) 0.5)) 0.4)
 (state DONTCARE 0)
 (member-of 偏西風帯上で気圧の谷の東でかつ近い低気圧
            偏西風帯上で気圧の谷の西でかつ近い低気圧))
```

入力言語文において各属性名に設定した指標（帰属度 S、一致度 I）の適合度がしきい値δを満足するものはシステムが持つ知識に言語文の情報が入れ代わる。そうでないものはシステムが持っている情報がそのまま保存される。

3.2 システムのプロセス

システムの持つ大まかなプロセスを示す。

step1. 入力される言語文がどの知識によって評価が可能であるかを検討する。

step2. 1. で選択された知識の中で言語文を理解するのに重要な情報となる属性名でさらに知識を選択限定する。

step3. 2. で選択された知識の全ての情報を基に最終的に選択される知識を決める。

step4. 3. で選択された知識に言語文を評価して知識の中に取り入れる。

step5. 知識ネットワークを通じて情報の伝達を行ない、それにより言語文を評価するための情報を増やす。

step6. 情報伝達後の知識を用いたプロダクションルールによるファジィ推論を行なう。

3.3 システムの推論部

推論するために与えられる入力情報は、言語文と知識により生成された知識群に記述されている各気圧の勢力、早さ、方角である。これにより、プロダクションルールによって 24 時間後の各気圧の存在範囲をファジィ推論する。

4 シミュレーションの実行例と考察

入力言語文 1：

1. アムール河上流付近に勢力が中くらいの低気圧があって、北東へゆっくり移動している。
2. 気圧の谷が、アムール河上流の南から黄河下流域にかけて伸びている。この気圧の谷は、徐々に浅くなりながら東へ移動している。
3. 中国東北区の南に勢力の中くらいの低気圧があって、北東へはやく移動している。

4. アムール河中流付近に勢力の中くらいの低気圧があって、南東へふつうのはやさで移動している。
5. 気圧の尾根がシベリア東部から日本海の北にかけて伸びている。
6. 樺太付近に勢力の中くらいの高気圧があって東へはやく移動している。
7. 三陸の沖に勢力の中くらいの低気圧があって、ふつうのはやさで東に移動している。
8. 気圧の谷が千島近海から東経 160° 北緯 35° 付近まで伸びている。この気圧の谷は徐々に浅くなりながら東へふつうのはやさで移動している。

この入力言語文の気圧配置図を図 4.1 に示す。

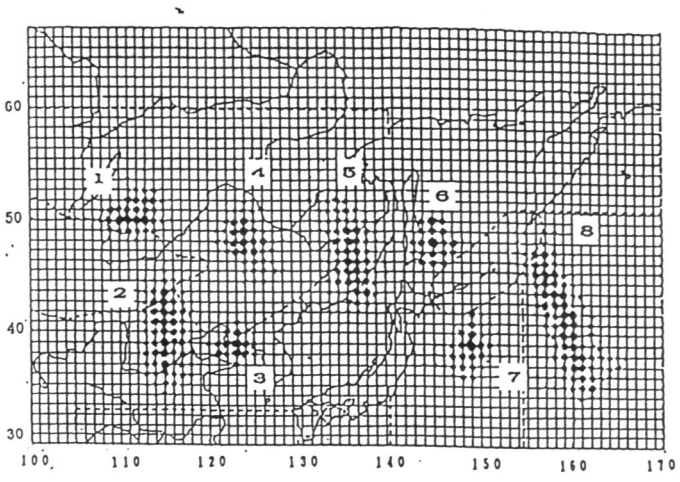


図 4.1 入力言語文の気圧配置図

シミュレーションの結果は図 4.2 になる。

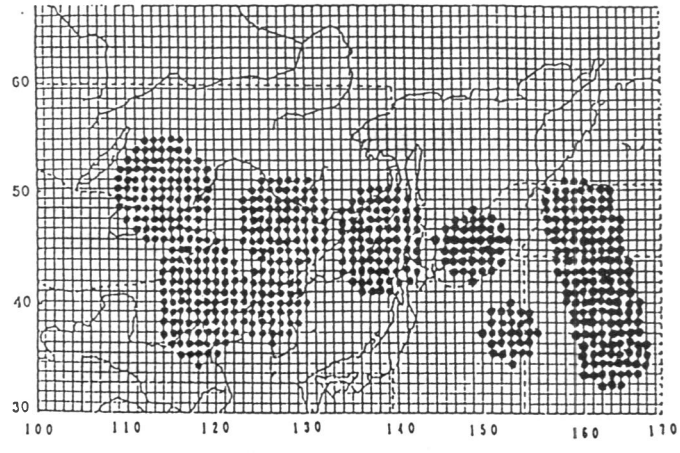


図 4.2 入力言語文 1 のシミュレーションの結果

入力言語文 2 ：
2'. 気圧の谷が、アムール河上流の南から華北の北へ伸びている。この気圧の谷は、徐々に浅くなりながら東へ移動している。

言語文 2 を上のように変えた処理結果を示す。(1,3~6 は前例と同じ) ここでは、2',1,3 の処理結果のみを図 4.3 に示す。

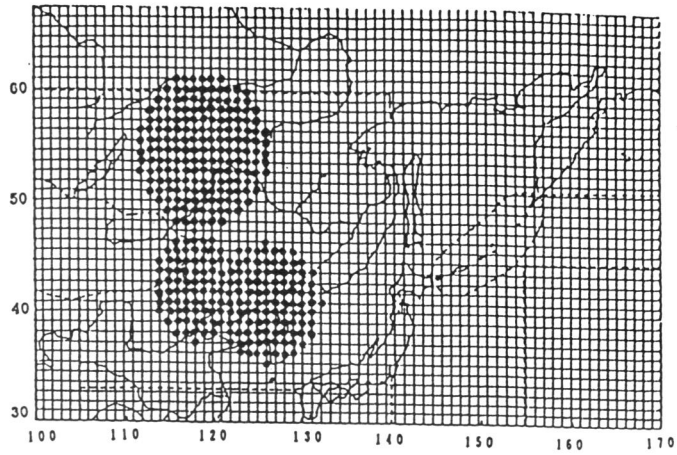


図 4.3 入力言語文 2 のシミュレーションの結果

入力言語文 1 の言語文 2. と入力言語文 2 の言語文 2'. においては、気圧の谷の大きさの初期状態を変えたことにより言語文を理解するために選択される知識が変わり異なる結果が示されている。

5 おわりに

本論文で示したようなプロセスが人の言語理解にあっているとは断定できない。しかし、人の言語理解は必ず自分が持っている知識で与えられる言語文の理解を進めていくものであると考え、本研究においてはこの様なプロセスを経ている。今後取り組んでいく問題点として、システムが持つ知識の重みの設定法などがあり、これはシステムの挙動を左右するものとして、捉えなければならない重要な問題である。また、今回の研究では言語を理解するのに合う知識を選択したが、さらに入ってくる入力言語文の情報によって選択知識の誤りが判別した場合、理解過程の誤りを訂正するバックトラックなどの研究をするつもりである。

参考文献:

[1] R.C.Shank : *Conceptual Information Proceeding* , NORTH-HOLLAND PUBLIHING COMPANY (1975)
[2] 長尾 真：言語工学 , 昭晃堂 (1983)
[3] 小林 重信：知識工学 , 昭晃堂 (1986)
[4] 淵、古川、溝口：自然言語の基礎理論 , 共立出版社 (1986)
[5] 森岡 健二、藤永 保：言語と人間 , 東海大学出版 (1970)
[6] 大塚 龍蔵：高層天気図の利用方 , 日本気象協会 (1978)
[7] D.Dubois and H.Prade : FUZZY SETS AND SYSTEMS - Theory and Applications , Academic Press (1980)

Address of authors:
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
Tel:045-922-1111 ext. 2645 Fax: 045-921-1485
E-mail : koba@sys.titech.ac.jp

F2－2（R3）

言語指示理解への事例ベース推論の適用

Language Instruction Understanding using Case-Based Reasoning

横川 壽彦* 櫻井 健典* 高木 友博* 小林 重信**
Toshihiko YOKOGAWA Takefumi SAKURAI Tomohiro TAKAGI Shigenobu KOBAYASHI

*技術研究組合 国際ファジィ工学研究所
laboratory for International Fuzzy Engineering

**東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

Abstruct: A robot which can act according to the language instructions must complement information from experiences or common knowledge to adapt various situations. In this paper, we propose a method to evaluate similarity of concepts by representing situations in the abstruct layers which are hierarchically arranged. We also present the method of case-based reasoning for planning which uses the layers as viewpoints of case retrieval. It is applied to the language instruction understanding system for the house-work robot.

1．はじめに

人間の言語による非定型作業ロボットへの命令を理解するシステムを構築中である。言語伝達には、表現の意味自体のあいまい性や発話者や発話の状況により変化する多様性が存在する。したがって、言語指示から適当な行動をさせるためには、状況に応じて情報を補完する必要がある。

利用者の発話意図は、同一の指示であっても状況が異質であれば異なる。また、表層上異なる指示も状況が類似していれば同じ意味を表すこともある。こうした場合、過去の経験的知識を保存しておき、類似の状況を検索し利用することによって正しく利用者の意図を理解することが可能であると思われる。

本稿では、状況の捉え方として、具体的な状況からマクロで抽象的な状況へと認識の視点を変える方式を提案する。認識状態に応じた抽象度で事例を検索した後、より具体的な視点に移ることにより、マクロな目標を具体的な行動レベルや様態レベルへと展開する方法を提案する。

掃除場面に用いられる言語使用を分析した結果、言語指示には、「大きい」「小さい」のような一般に言われるファジィ性の他に状況の多様性に基づく種々のあいまい性があることが分かった。以下に代表的な例をあげる。

1）命令のマクロさに基づくあいまい性

命令(動詞)自体がマクロ性を持ち、状況によって必要な動作が異なる。「片付ける」等。

2）様態の指示対象に基づくあいまい性

動作に対する様態を指定する副詞類のあいまい性であり、同じ副詞が対象とする動作によって強調する側面を変化させる。「ていねいに」等。

3）状態認識の複合性

いろいろな要素の複合的性質をまとめて表現するあいまい性であり、何が表現されているかを判断する必要がある。「汚れた」等。

2．本研究の目的と方向

事例ベース推論の課題の一つに、過去の類似事例の検索方法がある。一般には、事例の問題記述部を［属性－属性値］の集合として定義し、その中の特徴的な部分をインデックスとして取り出しておく。問題が与えられた時、インデックス部を用いて検索範囲をしぼりこみ、類似度検索のキーとなる［属性－属性値］が、問題と事例でどの程度マッチングするかを計算することによって類似度の高い事例を抽出する。類似度計算に用いられる属性は問題に応じて適宜設定され、問題によっては重み付けを属性に付与する[1][4][5]。これらは、問題の種類に応じて決定され、事例の状況の1側面を表したものとなるが、推論の種類により別の側面を見る必要が生じる。

本論文では、過去の経験を生かし多様な組み合わせ状況に柔軟に対処するため、事例ベース推論を用いたプランニングを行うことを目的とする。

例題として取り上げる掃除のプランニング例で、おおまかな掃除目標をつかむ場面では、抽象的状況認識が重視される。また、大目標を具体的行動に展開しようとするレベルでは、ミクロに見た性質が重視される。行動順序決定の局面では、対象物の相対的な関係が重視される。ある事例はマクロな見方をすると、「汚れがあり、汚い」という性質があり、ミクロな見方をすると「液体汚れがある」という性質があると見る必要がある。

概念間の類似性も概念をどのような観点で見るかで異なる。従来は、概念階層を用いた汎化で同じ概念に到達する[3]、あるいは、その汎化にかかるコストで判断していた[4]。例えば、「コーヒー」と「紅茶」はモノの意味において似ている。しかし、掃除の対象と見て行動を決めるレベルで具体的な状況を与えた「茶碗に残っている紅茶」と「机の上にこぼれているコーヒー」では似ていない。前者は、「飲みもの」とし、後者は「汚れ」とし

て認識する必要がある。このように、非常に似た概念も、見方によっては異なったものとなる。

そこで、視点の変化を考慮した階層として抽象度を設定し、各抽象度のレイヤ上に展開された記述を利用した事例ベース推論を用いた問題解決を行う。推論段階に応じた抽象度で見た類似度に基づき事例を検索、利用する。したがって、垂直的な複数事例の利用が可能になる。

3．抽象度レイヤに基づく階層的知識表現

1）レイヤの設定

視点を表す抽象度レイヤの上に概念を表現する。ある視点を定めた時の概念の表現は、その視点において状況を見たときの解釈となる。抽象度レイヤは、目的によって異なる。状況認識の構造や目的の木構造をキーとして設定することによって、推論目的に合致した抽象レイヤを設定する。例えば、掃除のプランニングの例では、「汚い」状態の認識に関する木（図1）をもとにレイヤを設定できる。

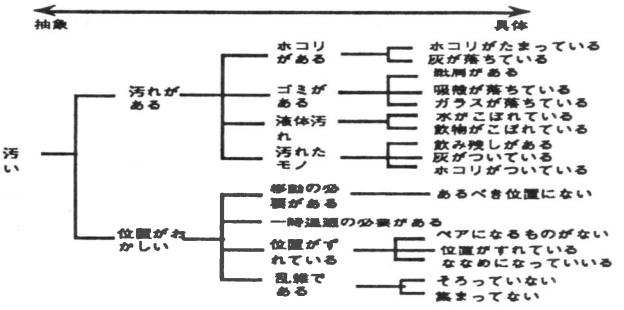


図1　抽象度の軸となる状態認識階層の例
「汚さ」の抽象階層

2）レイヤ内の記述

各レイヤ内では、そのレイヤ中の語彙、構文等が定義されるとともに、そのレイヤから上位のレイヤ（抽象度の高いレイヤ）への記述展開規則を持つ。この規則が、状況の見方の変換にあたる。

3）レイヤ間の記述

上位レイヤは、概念や状況のマクロな記述となり、下位のレイヤは同一の状況のより具体的でミクロな記述となる。掃除の例題における各レイヤ内の記述例を示す。

［例］机の上にコーヒーがこぼれている。
　　机の上にはガラスの置物がある。
(Layerホコリがたまっている ←具体的なレイヤ
　((in 机1 居間2)) ((こぼれている コーヒー3 on-机1))
(Layerホコリがある　　←中間的なレイヤ
　((in 机1 居間2)) ((こぼれている 液体3 on-机1)
(Layer汚れがある　　←抽象的なレイヤ
　((in 机1 居間2)) ((on モノ3 机1)(汚い on-机1))'

4）概念の類似度

着目レイヤを中心とした概念の類似度は(1)式とする。

$$DL_n(A,B) = \sum_{i=-m}^{m} k_{n+i} * D_{n+i}(A,B) \qquad (1)$$

k_n: 各レイヤの重要度を示す係数（$0 \le k_n \le 1$）。

D_n: あるレイヤ内での概念の近さ。

あるレイヤに着目した場合の概念の類似性は、そのレイヤを中心にした複数のレイヤでの類似性から計算する。周辺レイヤでの類似度の評価（類似度への寄与度）を相対的に変化させることで、レイヤ構造に視点による重み付けのメンバシップ関数を与えることになる（図2）。メンバシップ関数を調整することにより、目的に応じた重み付けが可能である。

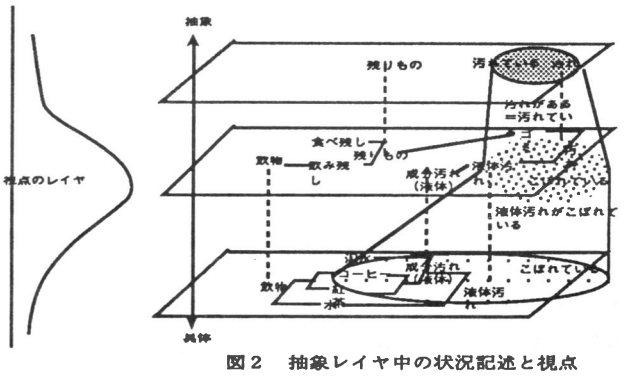


図2　抽象レイヤ中の状況記述と視点

4．抽象度レイヤを利用した事例ベース推論方式

上述の知識表現を利用し抽象度に応じたレベルの問題解決を行う事例ベース推論方式を説明する（図3）。

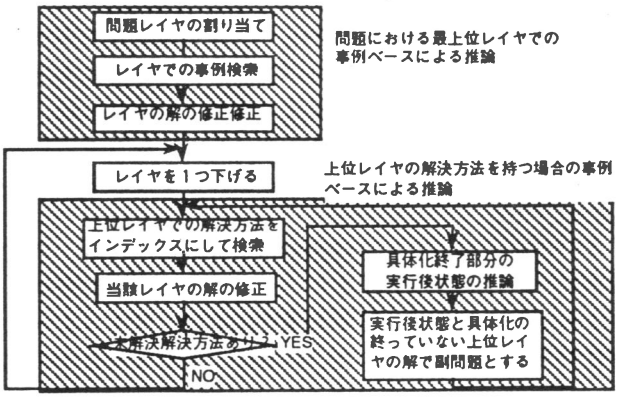


図3　抽象度レイヤを用いた事例ベース推論の概要フロー

1）問題のレイヤへの割り当て

与えられた問題の最初の問題解決を行う抽象レイヤを判断する。言語指示理解への応用では、ロボットへの言語指示中の理由の表現のレベルと対応させ、理由の表現中の認識状況に応じたレイヤを設定する。

2）事例の検索

判別されたレイヤで事例検索を行なう。事例と問題の現在レイヤ中の状況表現を比較し、類似度を計算する。

[1] 各レイヤの記述を結ぶリンクも張られる。また、下層レイヤでの1個以上の記述が上位レイヤでは1個の記述となることもある。

類似度の計算方法は後述する。

3）事例の修正

マッチした事例の解決方法[2]を問題と合うように修正し、このレイヤにおける解とする。修正は、マッチした概念の置き換えによる。

4）ゴールの下方レイヤへの展開

あるレイヤの状況が解決されると、1つ下方のレイヤでの状況を解決するために事例の検索を行う。これは、上位レイヤにおける解決方法の具体化に相当する。

上位レイヤの解決方法上位レイヤの解決方法は、事例検索範囲をしぼるインデックスとして用いられる。上位レイヤの解決方法の部分リスト[3]がマッチする事例を抽出し、現在のレイヤの状況がマッチするものを検索する。これによって、上位レイヤにおける解決方法の順序の早いものからいくつかについて、解決方法を現在問題にしているレイヤの抽象度に具体化することができる。

5）上位レイヤにおける解決方法の未解決部分の具体化

上位レイヤの解決方法のうち具体化されなかった部分は、副問題として事例を検索して解決する。副問題は、現在のレイヤで展開済みの部分解を実行したものとして推論を行った結果を状況とする。

上位レイヤにおけるゴールの具体化がすべて終了するまでこの操作を繰り返す。

現在のレイヤにおける変化した状況については、これ以上具体的な状況が存在しないので、副問題はこの段階ではの下のレイヤへ展開することはできない。したがって、深さ優先の問題解決を行い、順序が早いゴールの具体化を最下層レベルまですべて行った後に、分岐するレベルで残りの部分のゴールの展開へと進む方策を取る。

このようにすべての解決方法が、具体化され実行可能レベルにまで展開されると推論を終了する。

6）レイヤ内での意味表現(概念)の類似度の評価

各レイヤ内で、状況の類似度を以下のように計算する。

$$D_n(A,B) = kp * DLP_n(A,B) + DL_n(A,B) \quad (2)$$

$$DLP_n(A,B) = (DL_{n-1}(A,B)+1) * (DL_{n-1}(G(A),G(B)) \quad (3)$$

$$DL_n(A,B) = Average(D(A_i,B_i)) \quad (4)$$

$$D(A_i,B_i) = Average(D(A_{ij},B_{ij})) \quad (5)$$

$D_n(A,B)$: レイヤ(n)での状況A,Bの類似度

kp: レイヤに属する定数

$DLP_n(A,B)$: 上位レイヤ単独での類似度

$DL_n(A,B)$: レイヤ(n)内単独での類似度

G(A): 状況Aのゴール記述

A_i,B_i: 状況中の1個の独立する部分状況

$D(A_i,B_i)$: 部分状況中の1個の記述間の類似

$$Average(D(A_i,B_i)) = \sum_{h=1}^{m} D(A_h,B_h)/m$$

状況が複数の部分状況からなる場合は、状況記述の述語部の合致度の高いものをペアにして行う。

1個の記述の(上記、A_{ij},B_{ij} にあたる)の類似度

D(PA, PB) = f(n)* D(PredA PredB)) [述語動詞部]
+(1-f(n))* Average(D(ClauseA, ClauseB)) [項] (6)

レイヤの抽象度があがるほど述語を重視するように係数f(n)を調整する。今回は、述語動詞の類似度は、述語が等しいかどうかによって(1,0)を割り当てる。

レイヤ内における概念階層上の概念aと概念bの類似度D(a, b) (= D(b, a))をそのレイヤ中での概念階層上の距離の近さ（(7)式）と定義し、これを(1)式にあてはめ、そのレイヤにおける項となる概念間の類似度とする。

$$D(a,b) = kc * (1/(L(M)-L(a)+L(M)-L(b))) \quad (7)$$

M: 概念木を辿っていってマッチングした概念

L(概念): 概念階層上のレベル番号

5．言語指示理解への応用

本方式を自律ロボットの言語指示理解部へ応用した例を示す。

[問題] 発話：「机が汚れているからきれいにして下さい」
状況：子供部屋の机の上にコーヒーがこぼれている。
机の上にガラスの置物がある。

・理由表現から、レイヤは「汚れがある」とする。

[記述] (Order (命令内容 (Reason 汚れている)
(対象 机1) (命令 きれいにする))(命令者 主婦)…
(Layer ホコリがたまっている
((in 机1 居間2)) ((こぼれている コーヒー3 on-机1))
((at 置物4 on-机1)(材質 置物4 ガラス)))
(Layer ホコリがある
((in 机1 居間2))((こぼれている 液体3 on-机1))
((at 置物4 定位置)(材質 置物4 ガラス)))
(Layer 汚れがある
((in 机1 居間2)) ((on モノ3 机1)(汚い on-机1))
((on モノ4 机1)(at モノ4 定位置)))

・このレイヤでは、事例2を検索し、解を修正できる。

[事例2] 発話：「床が汚れているから掃除して」
状況：居間の床に土ぼこりやゴミがある。床の上には、椅子がある。
(Layer 汚れがある (解決方法
((動かす モノ5 (から 現在位置)(へ 一時退避場所))
(排除する モノ3・4 on-床1)
((動かす モノ5 (から 一時退避場所)(へ 定位置)))
((in 床1 客間2))((on モノ3・4 on-床1)(汚い on-床1))
((at モノ5 定位置))

・問題中の状況と事例中の状況が部分状況に分解し、述語の同じものでペアリングする。

((in 机1 居間2)) ((in 床1 客間2))
((on モノ3 机1)(汚い on-机1)) ((on モノ3・4 on-床1)(汚い on-床1))

[2] 解決方法の記述は、実際に過去の事例での解決順序を反映したものでり、解決の順序制約を示した半順序を伴う。

[3] 上位レイヤの解決方法リストの最後（半順序集合の最後）の解決方法の部分を0個以上取り除いたリスト。

((on モノ4 机1)(at モノ4 定位置)))

((on モノ5 床1)(at モノ5 定位置))

・このレイヤでの解決方法は、以下のように得られる。

(Layer 汚れがある

(解決方法 ((動かす モノ4 (から 現在位置)(へ 一時退避場所))

(排除する モノ3 on-床1)

((動かす モノ4 (から 一時退避場所)(へ 定位置))) (図4)

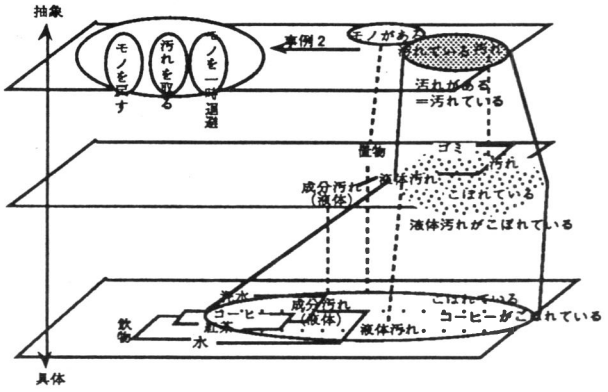


図4　抽象レイヤ中での問題解決（1）
問題の最上位階層での事例検索

・レイヤを下方のレイヤへ移す。

・上方レイヤの解と現レイヤの状況で、検索する。

・順序の早い2つの解決方法を満たす事例3が得られる。

[事例3] 発話：「廊下をきれいに拭いてください」

状況：廊下の床に水がこぼれている。廊下に椅子がある。

(Layer ホコリがある

(解決方法 ((運ぶ 椅子3 (から on-廊下1) (へ 定位置)))

(拭く on-廊下1 with-道具5)

((こぼれている 液体2 on-廊下1)) ((on 椅子3 廊下1))

(Layer 汚れがある

(解決方法 ((動かす モノ3 (から 現在位置) (へ 定位置))

(排除する モノ2 on-床1)……

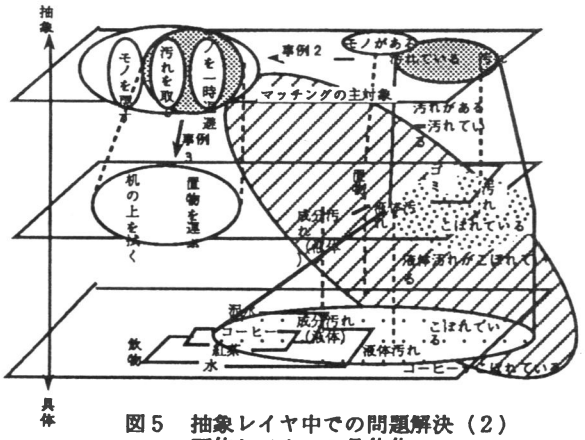


図5　抽象レイヤ中での問題解決（2）
下位レベルへの具体化

・事例中の解決方法を修正後、具体化の終っていない解と、現在のレイヤでの実行後状態推論から、副問題を構成する。

[もとの問題の解決状況]

(Layer ホコリがある

(解決方法 ((動かす 置物4 (から 現在位置) (へ 一時退避場所))

(拭く on-床1 with-道具5) (未解決)) (図5)

[副問題]

(Layer ホコリがある ((in 机1 居間2))

((at 置物4 定位置)(材質 置物4 ガラス)))

(Layer 汚れがある

(解決方法 ((動かす モノ4 (から 一時退避場所)(へ 定位置))))

・以下副問題による事例検索・具体化を行う（図6）。また、もとの問題の下方レイヤへの展開を続け、具体的行動を得る。

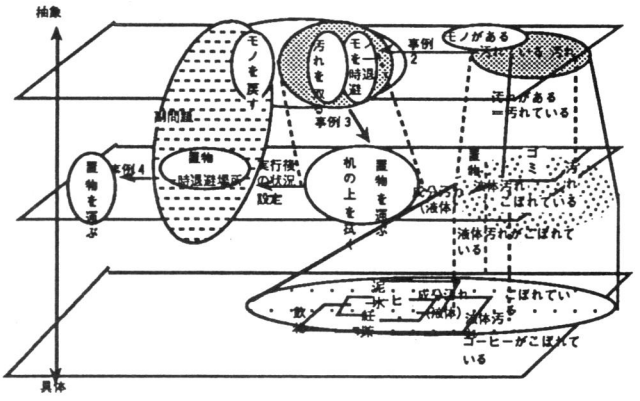


図6　抽象レイヤ中での問題解決（3）
副問題への展開と具体化

6．おわりに

本稿では、抽象度レイヤを導入し、視点に応じた抽象度で状況を把握する方法を提案した。この方法は、

1）目的にあった視点（抽象度）を選択できるので、推論目的やレベルにあった概念の類似性を抽出できる。

2）抽象度の違いに応じてそれぞれ適当な事例が検索でき、垂直的な複数事例の利用が可能であるので、柔軟に事例を利用できる。

しかし、以下のような研究課題が残っている。

1）抽象度の適切な設定方法

2）抽象レイヤ間での知識の有機的な展開方法

3）問題に応じた適当な類似度の計算方法

[参考文献]

[1] 小林重信, 事例ベース推論の研究課題, 情報処理学会研究報告91-AI-75, 29-38, 1991

[2] 鍋田茂子 寺野隆雄, 事例ベース推論を利用した情報検索ノウハウの蓄積と利用 -経済統計データベースへの適用-, 情報処理学会研究報告91-AI-75, 69-78, 1991

[3] 前田茂, 事例の修正結果に基づく事例ベースの洗練化, 情報処理学会研究報告91-AI-75, 79-85, 1991

[4] D. Navinchandra, Case Based Reasoning in CYCLOPS, a Design Problem Solver, in Janet Kolodner(ed) Proceeding of a Workshop on Case-Based Reasoning pp.286-301, 1988

[5] Janet Kolodner & Chris Riesbeck, Case-Based Reasoning (11th IJCAI Tutorial), 1989

F2－3（R3）

言語カテゴリとあいまいさの様相 ― 図形パターンの言語的記述実験 ―

Linguistic category and uncertainty modarity －An experiment of linguistical expression on figure patterns －

中村和男 横井孝志 小木 元 渥美浩章
Kazuo Nakamura Takashi Yokoi Hajime Ogi Atsumi Hiroaki

製品科学研究所
Industrial Products Research Institute

Abstract: We examined an experiment in which subjects were required to describe the geometrical features and impressions for stimuli of patterns with simple figures. From these data uncertainty modarity of linguistic category are investigated empirically, and the significance and the formulating possibility of fuzzy theoretical processing are considered. Consequently we frequently find prototypical expressions having itself uncertain meaning, gradation expressions attached to other ones making uncertain, and metaphorical expressions.

1. はじめに

ファジィ理論は日常的な言語における概念表現の意味的あいまいさを扱うための有効な方法論といわれてきた.（Zadeh[1]）しかし，言語表現のあいまいさの様相やファジィ理論による具体的な扱いの定式化に関する研究は多面的な議論の段階にあるといえよう.

筆者らはこれまで，日常的な言語表現のあいまいさの諸相と概念操作について文献や資料に基づき考察を加えてきた（[2][3]）が，ここではあいまい言語表現を実験的に取得し，実証的にあいまい表現の活用実態を分析，把握する．具体的には，単純な図形要素を複数個組み合わせてパターン化したものを刺激として，その形態や印象を言語により記述してもらう実験を行った.

2. 単純図形分布パターンの認知実験

＜目的＞ 図形の空間分布パターンの形態，印象表現に用いられる用語，表現様式などを抽出するとともに，適合度評定実験に用いる情緒的表現用語群の検討.
＜被験者＞ 大学の男女学生 １１人
＜調査方法＞ アンケート筆記，時間は自由
＜実験課題＞
(1) 図形パターン刺激を呈示し，その状況，印象を他人に伝達するための自由な言語表現をしてもらう.
(2) 各呈示図形と与言語カテゴリ表現の適合度を一次元尺度上で区間値として答えてもらう.
注）以下では(1) について報告する.
＜図形分布パターン刺激＞
乱数で位置，数，大きさ，形状を設定しコンピュータで生成したもの２０刺激（表1，図1参照）

＜質問の具体的表現および回答例＞

［設問１］
左に呈示された図の形を友人に伝えることを想定してください．友人が図の形を大まかに再現できるような伝達メモを作成して下さい.

（回答例）
大きさ，縦横の辺の長さが様々な長方形がいくつも重なり合っている．左からほぼ３分の１を境に左側には，７つの長方形があり，右側には，極小さな長方形を含んで二重～六重に重なり合っている．ただし，右上のはじに，どれとも重ならない縦長の長方形がある.

［設問２］
呈示された図の形全体についての特徴的性質やそれから感じる印象を簡単に記述して下さい.

表１ 刺激図形分布パターンの種類と着目点

着目点	刺激図形 点群	円群	矩形群
位置	○	○	○
分布	○	○	○
大きさ		○	○
形			○

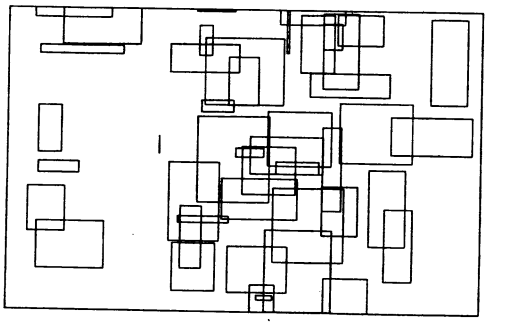


図１ 刺激図形パターンの例

（回答例）
中央部分が混雑している．重なり合って左から３分の１の部分に見えない線があるよう．リズムが生まれるような感じ．バランスの悪さがかえっておもしろい．町のネオンを思い浮かべる．

3．図形分布パターン表現用語の抽出

設問１，２の自由記述回答文から用語を切り出し，特に厳密な意味をもつ用語と本来あいまいさを意味的に含む用語を区別し，さらに，あいまいさをもたらす言語的ヘッジ，比喩表現などに着目した．典型的な３つの刺激についてその結果を表２に示した．

＜諸特性＞

・本来的には厳密表現であっても，なんらかのヘッジを語の前／後に付加して曖昧化するか，付加しなくてもほぼ○○のあたりという意味に転用することが多い．

・位置を表す右，左，上，下，中央などは暗黙には与えられたフレームを基準にしており，特にことわると特定の位置からの相対位置を表す．

・比較の「やや」と傾向性の「やや」の区別

Ａは極小さな円であり，ＢはＡよりやや大きい円．

Ｂはやや大きい円であり，Ａは極小さな円である．

・分布状態の総合的表現には様々な用語が用いられ，客観的な表現から感覚や感情，評価などの気持ちを込めたや情緒的表現まである．ここでは，便宜的に二分して整理したが境界はあいまいである．

・全体の印象表現にはかなり比喩表現が用いられる．点の散布図においては夜空の星座が，円の散布図では立体的な球としての見なしがしばしばみられる．

・言語的ヘッジについては，「ぼかし・明瞭化表現」と「傾向性表現」に大別できよう．前者は，付与される語の示す意味範囲を広げてぼかす／狭めて明瞭化するもので，「約」「ほど」／「真」などがこれにあたる．後者は，付与される語の意味の方向へ向く，近づく傾向を表し，付与語の本来の意味とはかなりずれた意味をもつ．「かなり」「とても」／「○○より」などがこれにあたる．ファジィ論的定式化にあたって留意が必要．

4．認知数量に関する言語表現

呈示図形分布パターンの要素図形数をどう言語表現するかを整理してみた．表３は要素図形間にほとんど重複がなく数え上げが可能な刺激についてまとめたものである．実験方法を考えると図形の認識段階と外部への言語表出段階であいまいさが入り込む可能性がある．

認識段階では一目見てその数が知覚できるレベルとやや努力して数え上げれば明確に認識できるレベル，そして努力しようという意欲も起こらないほどたくさんでせいぜい密度の見当やグルーピングで概数を推測するレベルがあろう．言語表出段階では，表出の目的に照らして適当なぼかし表現が用いられることになろう．この実験では再現のための伝達を想定しており，ぼかし表現でも極力狭い範囲を指示する語が用いられているとみられる．

表３によれば，以下の特性がうかがえる．

・７つ位までは明確な数値で表現されるのが原則で，まれにあいまい概念語が用いられる．．

・９つから１６個の間は明確な数値表現も若干の努力で可能だがぼかし表現を用いる場合と同程度の頻度である．あいまい概念語の使用は少ない．

・２１個を越えるとぼかし表現が中心になり，あいまい概念表現も多用されるようになる．

・ぼかし表現は通常は「○○位」「○○ほど」などであるが，比較的少数の場合「ｎ，ｎ＋１個」が，多くなるとあいまいな区間表現「３０～４０個」も見られる．

5．用語のあいまい意味構造の分析の試み

5．１　新たな分析法への期待

状況記述や情緒表現などの用語は微妙なニューアンスの違いを持ちつつある種の体系をなしていると考えられ

表３　重なり軽度の図形分布パターンの数量表現

刺激要素数	数量表現と頻度					
	明確		ぼかし		あいまい概念	
４０			30-40個位	1	多数	1
			40個ほど	1	たくさん	3
					いくつも	1
２７	27個	1	30個位	2	多く	1
			30個程度	1	たくさん	1
			30個ほど	1		
２１			20-30個	1	少数	1
			およそ20個	1		
			20個ほど	1		
１６	16個	4	20個位	1	たくさん	1
			15個位	1	いくつか	1
			15個ほど	1		
１５	15個	3	20個位	2	いくつか	1
			15,6個	1		
			15個ほど	1		
１２	12個	2	10数個	2	パラパラ	1
			10個ほど	1		
１０	10個	1	10個ほど	2		
９	９つ	2	10個ほど	3		
７	７つ	4			いくらか	1
６	６つ	1				
５	５つ	24			わりと	1
４	４つ	24				
３	３つ	34			少し	1
２	２つ	23				
１	１つ	50				
	単独	1				

表2　図形分布パターンの表現用語の類型

類　型：抽出用語と頻度 S(厳密) V(曖昧) M(比喩) E(情緒)
＜要素図形＞
S 形　:点(36) 円(32) 円周(1) 線(9) 縦線(1) 縦の線(1) 正方形(2)
V 形　:矩形(14) 長方形(9) 四角形(3) 孤(1)
S サイズ　:5Q(2) 5P(1) 3P(1) 1P(1)
V サイズ　:小(9) 小さい(9) 極小さい(2) 大(9) 大きい(4) 大きめ(1) 中(3) 中位(2) ある程度(1)
S 相対ｻｲｽﾞ:一番小さい(1) 一番大きい(2) 半分(1) 4分の1(1)
V 相対ｻｲｽﾞ:やや大きい(1) 中間(1) ｽﾞｯﾄ小さい(1)
V 長さ　:1Q弱(1)
V 形状変形:一部(2) 縦長(2) 細長い(1) 膨張(1) 切り取る(1)
＜要素図形の布置＞
S 位置　:左(4) 左側(1) 右(1) 上(3) 下(1) 極(1) 3分のn(6) 4分のn(6) 7分のn(2) 8分のn(1)
V 位置　:中央(28) 中心(10) 中央部(4) 中央下(1) 左上(17) 左下(6) 左(10) 左側(3) 左端(2) 左より(1)　左角(1)　左斜ﾒ上(1) 右下(15) 右(11) 右上(10) 右より(2) 右端(1) 右側(1) 右半分(1) 上(3) 上部(3) 上より(2) 上の方(1) 上側(1) 下(8) 対角線上(2) 周囲(2) 角(2) 枠(2) はじ(1) 奥(1) まわり(1) 手前(1)
S 相対位置:下(2) 上(1) 左(1) 左下(1) 右(1) 接する(2) n重(2) 中心(1) 枠内(1)
V 相対位置:左(3) 左上(2) 左下(2) 左より(1) 左側(1) 右より(2) 右(1) 右側(1) 右上(1) 右下(1) 上(3) 真上(2) 上側(1) 上の方(1) 高い(1) すぐ下(1) 中央(1) 重なる(6) 重なり合う(6) 一部重なる(1) 交差(4) 並んで(4) 切り取られる(2) 切れる(2) はみ出す(3) かくれる(2) 全体(2) 含んで(1)
M 相対位置:目(1) 鼻の穴(1) 口(1)
V 絶対距離:離れた(1)
S 相対距離:等距離(2)
S 絶対方向:垂直(1) 水平(1)
V 絶対方向:よこ(3) たて(2) 右上がり(1) 四方に(1) 左に(1)
S 相対方向:直交(1) 直角(1)
＜パターン＞
S 数量　:1つ(28) 1(7) 1本(2) 2つ(14) 2(5) 3(2) 3つ(3) 3種類(1) 4つ(2) 5つ(10) 5個(4) 6つ(1) 7つ(4) 17(1)

表2　（つづき）

類　型：抽出用語と頻度 S(厳密) V(曖昧) M(比喩) E(情緒)
V 数量　:少し(少ない)(2) 数個(1) わずかな(1) いくらか(1) いくつも(1) たくさん(9)多い(3) 多数(2) 10前後(1) 12,3個(1) 15程度(1) 20個ほど(1) 個々の(1) あまりない(1) 画面いっぱい(2) 数えにくいほど(1) 高い(1)
V 相対数量:ほとんどの(1) どれも(1) わりと(2)
V 分布　:ランダム(3) 不規則に(1) 複雑(3) 点在(1) 分散(1) 散らばる(2) シンプル(1) 空いた(1) まばら(5) すいた(2) ばらつく(1) 密集(4) 集中(3) 集まる(1) 混雑(3) 混む(1) 混み合う(2) 重なり(7) 重なり合う(7) 込み入った(1) 折り重なる(1) 重複(1) 余白(3) 空白(1) すき間(1) 広がる(1)
E 分布　:雑然(4) 乱雑な(3) 整然(1) まとまり(はない)(1) ごちゃまぜ(1) ごちゃごちゃ(1) ぐちゃぐちゃ(1) 重たい(2) 窮屈(1) ふわふわ(1) バランスの悪い(1) 寂しい(6) 空虚(1) 閑散(1) つまらない(1) がらん(1)
V 配列　:並んで(4) 連なる(1) つながる(1)
M 配列　:星座(2) 星(1) オリオン座(3) 三つ星(1) 人の顔(1)(惑星)
E 配列　:構成的(1) 意味ありげ(1)
V 運動性　:向かう(1) 流れる(2) リズム(1) 追って来る(1)
M 運動性　:渦(1)
V グループ:(かたまり)
V 種類　:さまざま(6) いろいろ(2) ばらばら(2)
V 種類　:異なる(1)(同じ) 順々に(1)
M 全体　:モンドリアン(2) 水面(1) 波紋(1) 模様(1) グラフ用紙(1) 町のネオン(2) 透明の球(1) 球(1) 泡(1) シャボン玉(1) 浮いた(1) 飛んで行く(1)
E 全体　:奥行き(4) 立体感(的)(3) ふわふわ(2) うるさい(2) リズム(2) 目が疲れる(1) せわしない(1) おもしろい(1) にぎやか(1) アクセント(1) 変化(1) 異質(1) プクプク(1)
＜言語的ヘッジ＞
V ぼかし　:くらい(6) ほど(1) 程度(2) ・明瞭　前後(1) ほぼ(9) 約(1) まったく(1) 真上(2) 正円のイメージ(1)
v 傾向性　:右より(6) 大きめ(1) 点に近い円(2) 点のような円(1) やや(11) 少し(7) かなり(2) とても(1) すごく(1) あまり‥ない(1)
v ﾕﾆﾊﾞｰｽ調整:数の割には(1)
v 比喩化　:ように見える(12) のような(4)

る．現在までこの種のあいまいな意味構造の分析としては形容詞対の群に対する評定からのＳＤ法がある程度で，これも線形空間の中の意味構造への展開となり，限界がある．ここでは，用語間の意味構造をファジィグラフ的な構造として分析する方法を提案しその試行を試みた．

5．2　分析法

＜用語間の親近関係(Proximity Relation)の構成＞

v，w：所与の用語（∈W）
s　　：所与の記述対象（∈S）
n(v,s)：記述対象sについての全サンプル文で用語vが現われる回数（取得データ）
f(v,s)：用語vの記述対象sへの適合性の度合
A_v：vに適合する記述対象のファジィ集合（⊂S）
$a_v(s)$：A_vのメンバーシップ関数（MF）
P　　：用語間のファジィ親近関係（⊂W×W）
p(v,w)：用語v，w間のMF

すると，

$$f(v,s)=\frac{n(v,s)}{\mathrm{Max}_{s\in S}\, n(v,s)} \qquad (1)$$

A_vのMFを

$$a_v(s) = f(v,s) \qquad (2)$$

とみなし，用語間のファジィ親近関係を以下で定義する．

$$p(v,w)=\frac{M(A_v \cap A_w)}{M(A_v \cup A_w)} \qquad (3)$$

ここにMは集合の大きさ（測度）で例えば

$$M(A_v) = \Sigma_{s\in S}\, a_v(s) \qquad (4)$$

とする（宮本ら[5]のシソーラスの構成法参照）．

注）このPは定義から反射的，対象的であるので親近関係と呼ぶが，推移的とは限らず類似関係とはいえない．

＜親近関係に基づくあいまい構造分析＞

(1) 同類語クラスの抽出

類似関係を構成するような用語のファジィ部分集合としてファジィ類似クラスの抽出を行う．すなわち，あるαレベル以上の関係度で同値関係を構成する，用語の部分集合としての同値類で極大なものの群を選定する．原関係Pが親近関係なので，これらのクラスは互いに排他的とは限らない．ただし，αの上昇に伴い類似クラスが分化してゆく構造を持つ．得られた各クラス内の要素は互いにある意味で似ているといえよう．また，いくつかのクラスに共通の要素はコア要素といえよう．

(2) 系統語クラスの抽出

親和関係Pの推移的閉包$P^* = P \cup P^2 \cup \cdots \cup P^n$を構成すると，これは推移性が加わって類似関係になる．そこでファジィ類似クラスを作ると，各αレベルでみれば同値類が用語群の分割を形成し，いわば同系統の用語の群へのファジィな分割を実現できよう．

5．3　用語間のあいまい構造分析の試み

上記手続きにより，以下のパターン記述や情緒的印象表現の用語群（出現頻度が１０回以上）を分析した．

単純，ランダム，まばら，分散，散らばり，
ｺﾞﾁｬｺﾞﾁｬ，広がり，並び，重なり，密集，集中，
かたまり，動き，流れ，寂しい，閑散，つまらない

その結果，メンバーシップ度が0.2 以上の低いレベルでの複数用語からなる類義語クラスの例としては，

C1＝｛つまらない，　単純｝
C2＝｛つまらない，　まばら，寂しい，閑散｝
C3＝｛ランダム，分散，散らばり，広がり，
　　まばら，流れ，つまらない｝
C4＝｛ランダム，分散，散らばり，広がり，
　　集中，かたまり，　密集｝
C5＝｛ランダム，分散，散らばり，広がり，
　　集中，かたまり，動き｝
C6＝｛ランダム，分散，散らばり，広がり，
　　集中，　動き，　流れ｝

また，0.34以上のやや高いレベルのクラス例としては，

D1＝｛分散，集中，　ランダム，｝
D2＝｛分散，集中，　密集，かたまり｝

などがある．C1とC2をみると「つまらない」という用語の意味が単純性と結びつく場合と，閑散として寂しいことと結びつく場合があり微妙なニューアンスの違いがわかる．C3～C6では共通コアが｛ランダム，分散，散らばり，広がり｝であるが，それらにも，まばらな場合／かたまりに密集してそれが分散する場合／動きや流れと関連する場合などがある．D1とD2は分散と集中が同居する状況にもランダムにばらまかれる場合と，密集してかたまりを成しそれらが分散する場合を示している．

6．まとめ

単純な要素図形の分布パターンの状態記述や情緒的印象表現をしてもらう実験調査を行った結果，言語カテゴリ自体単独であいまいな意味をもつ典型性表現，他の表現に付加されてあいまい化するぼかし表現，比喩表現が多用されていた．用語間のあいまいな意味構造の分析法についても新たな手法の提案を行った．

[参考文献]
[1] L.A.Zadeh: The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning,Inf. Sci., 8-3,199/249(1975)
[2] 中村：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回ﾌｧｼﾞｨｼｽﾃﾑｼﾝﾎﾟ(1990)
[3] 中村：あいまい概念の統合操作に関する考察，第１回ワークショップ：新分野へのファジィ応用(1991)
[4] G.Lakoff: Hedges:A study in meaning criteria and the logoc of fuzzy concepts, J.Philosophical logic, 2,458-508(1972)
[5] S.Miyamoto et al.: Generation of a Pseudo-thesaurus for information retrieval based on cooccurrences anf fuzzy set operetions, IEEE Syst. Man and Cybern., AMC-13, 1, 62-70(1983)

F3－1（R3）

ファジィ推論による経路選択モデルの推計精度について

Accuracy of Estimation by Route Choice Model With Fuzzy Reasoning

秋山　孝正　　中村　恭子　　邵　春福
Takamasa AKIYAMA　Kyoko NAKAMURA　Chunfu SHAO

京都大学　　ＪＲ西日本　　京都大学大学院
Kyoto University　West Japan Railway Co.　Graruate School of Kyoto Univ.

Abstract: Fuzzy reasoning has been applied to diversion rate model on urban expressway. As the analysis on factors of diversion has been already carried out, its result can be used for construction of the model. Route choice rate estimation by fuzzy reasoning was discussed from its structure and accuracy. First, the basical fuzzy reasoning model is introduced with consideration of reality to actual traffic behavior. Second, typical four kinds of implications are investigated comparatively to reveal their features on estimation of diversion rates. Third, defuzzification process in fuzzy reasoning was also considered. Four kinds of defuzzification are displayed to investigate in relation between shapes of membership function and estimation validity.

1．はじめに

交通行動現象のなかでも都市高速道路計画の視点から重要となるものは経路選択の問題である。これまでにもファジィ推論を用いて人間の判断を自然な形で表現し、高速道路・一般道路間の経路選択現象を記述するモデルが構築されている[1)]。これらは従来の関数式モデルに対して、表現自由性、推論形式による解釈の容易性などの点から、モデルの有効性が示されている。

しかしながら、現実道路網の交通需要推計に実用的に利用するためには、モデル記述上の有効性に加えて推計精度に関する検討が必要である。そこで本研究においては、ファジィ推論モデルの形式と推計精度の関係について検討を行う。まず都市道路網における経路選択を記述する際の基本となるファジィ推論モデルの概要について簡単に述べる。つぎに、ファジィ推論の含意公式の相違と推計精度の関係について述べる。ここでは代表的な含意公式を４種類取り上げ、推論形式の差異と推計誤差の関係を考える。またさらに推論結果を確定値に変換する非ファジィ化過程についても検討を行う。ここでも、基本モデルに対して、いくつかの非ファジィ化法を取り上げ、これらを用いた時の推計精度について考える。

最後に以上の検討から知られるファジィ推論モデルの特徴を整理するとともに、交通経路選択などの実用的モデル構築の場合の留意点について検討する。

2．ファジィ推論による経路選択モデル

2－1　都市道路網の経路選択

本研究は交通現象モデリングの視点から経路選択問題を取り上げる。図－１に示すように、ふつう都市道路網は一般道路網と高速道路網の複数道路網で構成されることが多い。この場合、個別道路網上の交通流の把握が重要な課題となるが、このためには道路網間の経路選択比率の推計が基本となる。これが経路選択問題であり、利用者の選択の結果、各ＯＤ（起終点：出発地→目的地への交通量）に関して、全道路交通量に対する高速道路利用交通量の割合として定義される値が経路選択率である。

したがって、ファジィ推論モデルは、起終点間の属性によっていかなる高速道路選択率になるかを推計するものであり、高速道路利用率推計モデルと考えられる。このような問題解決には、関数式モデル（属性と利用率の関係を数式によって関係づけたもの）が用いられることが多い。関数式によるモデル表現は簡便であり、また交通量配分モデルに内包される経路選択決定のサブモデルとして有効である。しかしながら、これらは人間の行動

原理を考慮したモデル化というより、実証データとの適合性を高めるための最適パラメータを統計的に決定するものである。したがって複数要因を組み合わせたモデル化などの場合に頑健性に欠ける点がある。ファジィ推論の利用はこのような問題の解決を目指してたものである。

２－２　ファジィ推論による利用率推計モデル

ファジィ推論による経路選択モデルの具体的作成手順については、すでにいくつかの研究がある[1)]。ここでは、推計精度に関する考察に関連して重要となる点を整理して述べる。まず、基本モデルは、近畿地区の主要道路網を対象としており、交通量推計のため121 ゾーンに分割した。全ＯＤのうちランダムに 100個のＯＤペアを抽出し、これを推計モデル作成の基本データとする。

高速道路利用に関する説明変数は、①時間差（一般道路の利用時間t_sと高速道路の利用時間t_hとの差［$t_s - t_h$］）、②単位距離料金（料金／高速道路利用距離）、③ＯＤ距離（経路上の算出距離）を考える。これらのメンバシップ関数には三角型のファジィ数を与える（PS, PBなど）。さらに、後件部に相当する高速道路利用率r_hは正規型メンバシップ関数によって定義する。

推論ルールは、いくつかのルール構成を比較検討した結果から図－２のように構成した。このうち、主要な意思決定ルールはＲ－２～Ｒ－10であり、時間差（５種）と単位距離料金（３種）の組合せに関連して経路選択判断を記述するものである。

さらにファジィ推論の形式としては、応用的意味から最も代表的方法とされる「論理積-max-重心法」を用いてモデル化を行い、これを推計精度検討の基本とする。

３．含意公式と推計精度

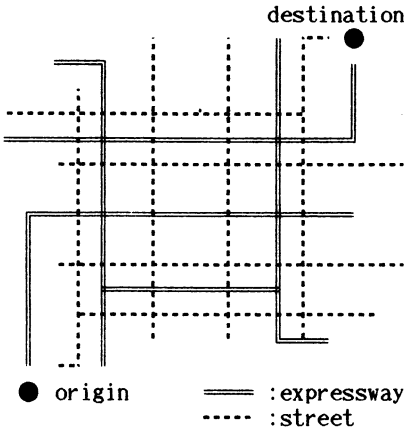
３－１　含意公式について

含意公式はファジィ推論において、推論形式を規定する主要な部分である。ここでは、比較のために典型的なt-normとして以下のものを取り上げることにした。

１）論理積：$x \wedge y = \min\{x, y\}$
２）代数積：$x \cdot y = x \times y$
３）限界積：$x \odot y = 0 \vee (x + y - 1)$
４）激烈積：$x \wedge y = \begin{cases} x \cdots y = 1 \\ y \cdots x = 1 \\ 0 \cdots x, y < 1 \end{cases}$

これら以外のt-normも数多く定義できるが、一般的なt-norm演算は論理積と激烈積の中間となることから、この４種のt-normを代表的含意公式と考えることができる。

ファジィ推論は、前件部の条件適合度と後件部との関係から推論を行うものであるから、含意公式の相違は、



図－１　都市道路網の構成例

R-1 : IF	L	IS	PS,				THEN Y IS	PVS
R-2 : IF	X_1	IS	PVS,				THEN Y IS	PVS
R-3 : IF	X_1	IS	PS	and X_2	IS	PS,	THEN Y IS	PM
R-4 : IF	X_1	IS	PS	and X_2	IS	PM,	THEN Y IS	PS
R-5 : IF	X_1	IS	PS	and X_2	IS	PB,	THEN Y IS	PS
R-6 : IF	X_1	IS	PM,				THEN Y IS	PM
R-7 : IF	X_1	IS	PB	and X_2	IS	PS,	THEN Y IS	PB
R-8 : IF	X_1	IS	PB	and X_2	IS	PM,	THEN Y IS	PB
R-9 : IF	X_1	IS	PB	and X_2	IS	PB,	THEN Y IS	PM
R-10 : IF	X_1	IS	PVB,				THEN Y IS	PVB

注）L；ＯＤ距離，X_1；時間差，X_2；単位距離料
　　Y；高速道路利用率

図－２　ファジィ推論のルール

推論結果を示すファジィ数の形状の相違となって現れる。経路選択モデルの場合にもこの推論形式の解釈が可能である。「論理積」は Mamdani法で知られ、演算が単純でファジィ制御で一般的に利用される。この場合後件部の上限が限定されることから、前件部の適合性を後件部の信頼度の上限とする推論である。「代数積」の場合は相似的に後件部全情報（分布形状）を考慮できる。この点後件部の適合性は相対的に保存され論理的合理性のよい記述ができる。しかし、交通経路選択現象のモデルとしては、利用者が常に「ファジィ数」全体を意識して判断が実行されると仮定することは必ずしも妥当ではないから、いずれが有効かを単純には結論づけれない。

また「限界積」および「激烈積」はさきの２方法と比べ、クリスプ判断に近い方法である。すなわち特定の条件が成立した場合に利用率を考える形である。演算形式としては、解釈が難しいが、人間行動のモデル化においては、特定条件がある場合に行動することを表している。したがって、この推計方法も人間が一部の情報で判断を行うという形のモデルとしては有効かもしれない。

３－２　各方法の推計精度の比較

ここでは、各方法の推計精度からみた比較を行う。具体的には、説明関数で最も重要となる「時間差」と被説

明変数「利用率」のメンバシップ関数形状を考えた。たとえば「時間差」について、図－３に示すように幅（W）を規定しする。このメンバシップ関数の幅を、7.5(min)を中心にして11ケースを設定した。また利用率についても12.5(%) 中心に11ケースを設定し、合計121ケースのパラメータについて推計精度を比較した。

推計誤差を考える場合、簡単に相関係数によって検討することもあるが、線形関係だけでなく、実用的な意味から推計精度の比較のためには、誤差の多少を議論する必要がある。ここでは、平均２乗誤差（RMSE:root mean square error）を用いることにした。すなわち、

$$RMSE=\sqrt{\Sigma(x_i-\hat{x}_i)^2/n} \qquad x_i:実績値,\ \hat{x}_i:推計値$$

である。さきに示した全ケースについて各含意を用いた場合の推計誤差を算出し、最も推計誤差の小さいものを最適値と考え、このケースを抽出した。この計算結果を表－１に示す。この表より分かるように、メンバシップ関数のパラメータのより、最適値を算出した場合には、各方法とも大きな推計上の差異がないものと考えられる。（いずれも４％程度の推計誤差を含んでいる。）

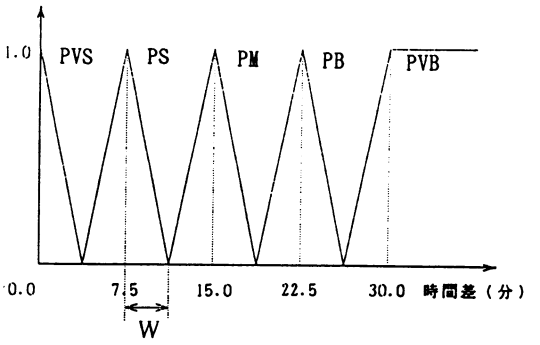
また同表より最終的に得られる関数の幅の決定値は、若干異なることがわかる。たとえば、代数積では変数の関数幅が全体的に大きい箇所にパラメータが存在している。また限界積、激烈積などの、被説明変数の関数幅は小さくなることがわかる。関数幅を小さくすることは、複数のメンバシップ関数の重複部分を減少させる意味を持つので、この結果はクリスプ推論に近い形式であることがわかる。しかしながら、全般的にいずれの方法を用いても最適パラメータ近傍の値では、推計精度が大きく変化することは少なく、特に実用上の推計精度の高低を議論できる範囲ではないようである。

以上の考察から、含意公式として各方法の大きな差異はないことがわかり、またメンバシップ関数の形状変化の与える影響も全体の推計有意性の意味からは、それほど大きくないことがわかった。

３－３　推論形式の変更

上記の４種の推論形式の他に、本研究では代数積－加算－重心法による推計精度についても同様の手順で検討した。これは、含意公式に代数積を用いる点は、前述の第２番目の方法と同じであり、非ファジィ化の際に、加算を行うものである。したがって、代数積を用いる方法の改良と考えられ、この場合には、誤差最小ケースは、RMSE=4.04%(W=8.25, B=any)となった。

したがって、ＰＳＧ法を採用することによって、若干推計精度の向上が見られる。また利用率の幅については、今回のケース設定の中では、任意の値でよいことがわかり、その意味では頑健なモデル構築が可能であることがわかる。これまでの研究にも見られるように、代数積－加算－重心法はファジィ推論の実用的改良法として有効であることがわかる[2)]。



図－３　時間差メンバシップ関数の幅

表－１　各含意公式の推計誤差の比較

方法	RMSE	相関	関数幅 (W,B)
論理積	0.0406	0.840	(7.50, 16.25)
代数積	0.0406	0.838	(9.00, 18.25)
限界積	0.0405	0.839	(7.50, 12.50)
激烈積	0.0409	0.833	(7.50, 12.50)

W:spred of membership function of t_s-t_h

B:spred of membership function of r_h

４．非ファジィ化法の比較

この演算手順のなかで、推論結果であるファジィ数を確定数に変換する非ファジィ化（defuzzification）は人間認知のモデル表現とその解釈を考慮する上で重要である。本研究ではファジィ推論モデルを構成する場合の代表的な非ファジィ化法を取り上げ、これらの具体的な演算方法の整理と高速道路利用率推計時の推計精度の点から各方法の比較検討を行った。

４－１　非ファジィ化法

ファジィ数から確定値を得るための非ファジィ化法には、数多くのものがあるが代表的方法として以下の４種類を取り上げた[3)]。

①重心法　　推論結果のファジィ集合Ｃ’の重心を代表点ｚとする。

②中央値法　推論結果のファジィ集合Ｃ’の面積を２等分する点を代表点とする。

③高さ法　　C_iの代表点z_iをファジィ集合C_i’の高さh_i’で荷重平均を取る。すなわち、

$$z=\frac{z_1\cdot h_1'+z_2\cdot h_2'+\cdots+z_n\cdot h_n'}{h_1'+h_2'+\cdots+h_n'}$$

④面積法　　C_iの代表点z_iをファジィ集合C_i’の面

積S_i'で荷重平均を取る。すなわち、

$$z=\frac{z_1\cdot S_1'+z_2\cdot S_2'+\cdots+z_n\cdot S_n'}{S_1'+S_2'+\cdots+S_n'}$$

これらを大別すれば、①、②は統合されたファジィ集合から代表点を求める方法であり、③、④は各推論規則から得られた個々のファジィ集合の特性を利用して代表点を求める方法であるといえる。

4－2　推計精度からみた各方法の比較

ここでは取り上げた非ファジィ化法に対して、含意公式の場合と同様、メンバシップ関数の幅を変化させて推計結果の精度比較を行う。したがって、対象となるケースはさきと同じ 121ケース（11×11）である。

ここでは、ファジィ制御での基本形式とされる「min-max-重心法」を基本として、「min-max-*」型の推論において非ファジィ化部分(*) を重心法［基本モデル］および上記３種として利用率推計計算を実行した。すなわち、含意公式はすべて論理積型であり、重心法で非ファジィ化を行う場合は、さきの論理積モデルと一致する。

利用率推計を阪神高速道路 100サンプルについて行い、推計精度の指標としてＲＭＳ誤差と相関係数を算出した点もさきの検討と同様である。

表－１は、各非ファジィ化法を用いた場合の全ケースの中でのＲＭＳ誤差の最小値、最大値を示したものである。誤差最小のケースを取り出すとすれば、各方法とも同程度の推計が可能であるといえる。また本例では、若干ではあるが面積法が最も良好な推計結果を与える。さらに、メンバシップ関数幅変更の影響は最大値との差異によりわかるが、重心法以外は比較的ケース間の推計差異は少ないといえる。

つぎに時間差関数幅の影響を見るために、転換率関数幅を固定し（Ｂ=12.5）、説明変数である時間差の関数幅Ｗを変化させた場合の推計誤差を図－４に示す。Ｗ（メンバシップ関数の重複）が小さい場合には、重心法の推計誤差が小さく、またＷの増加に伴って重心法では他に比べて急激に誤差が大きくなることがわかった。このことから重心法は時間差メンバシップ関数設定の影響を敏感に反映することがわかる。さらに相関係数を用いて以上の検討を行ったが傾向は同様であった。

5．おわりに

経路選択現象を記述するファジィ推論モデルを構築するための、含意公式と非ファジィ法についてそれぞれ推計精度の点から比較検討を行った。この結果以下の諸点が明らかになった。

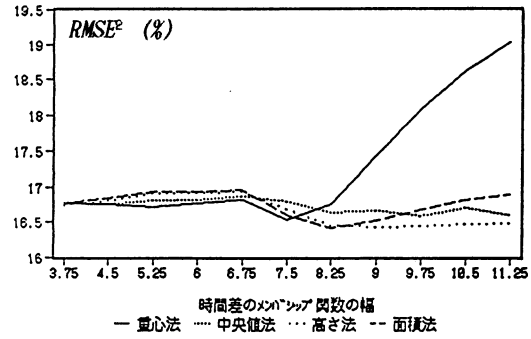
①推計精度の点では、含意公式、非ファジィ化ともにケース間の大きな差異がない。したがって、ファジィ推論ルールを決定した後のこれらの方法選択における影響をは比較的小さく頑健なモデル構築が可能である。

表－２　各方法の推計誤差の比較

方　法	最小値	最大値	関 数 幅(W,B)
重 心 法	0.0406	0.0436	(7.50, 16.25)
中央値法	0.0405	0.0412	(9.75, 6.25)
高 さ 法	0.0405	0.0411	(9.00, ----)
面 積 法	0.0405	0.0412	(8.25, 10.00)

W:spred of membership function of t_s-t_h

B:spred of membership function of r_h



図－４　ファジィ数の幅と推計精度の関係

②非ファジィ化に重心法を用いると、説明変数のメンバシップ関数の設定に関連して推計精度の変化が大きい。これは、頑健性の点からは好ましくないが、モデルの推計条件の改善が容易となることを示すものである。

③従来から基本的方法とされる、論理積－加算－重心型の推論は推計精度の点からも有効性が示され、また代数積－加算－重心法も改良法として十分利用可能であることがわかった。

以上のようにファジィ推論モデルは、経路選択行動記述においても、多数の演算形の規定が容易で、頑健性を持った推計が可能である。今後は推論ルールの具体的な構成方法なども含めた、モデル構成と演算形式について議論を進めていく必要があると考えられる。

なお本研究の遂行にあたり、データ収集等で阪神高速道路公団ならびに㈱地域交通計画研究所の御協力を得た。ここに記し感謝の意を表する次第である。

【参考文献】

[１]秋山孝正・邵春福・佐佐木綱：ファジィ理論を用いた転換率推計モデルについての比較研究，土木計画学研究・論文集，No.8，185-192（1990）

[２]水本雅晴：わかりやすいファジィ理論Ⅲ－ファジィ推論とファジィ制御，コンピュートロール，No.28，32-45（1989）

[３]秋山孝正・中村恭子・佐佐木綱：ファジィ推論による利用率推計モデルの構成と推計精度，土木学会第回年次学術講演会（1991）

F3－2（R3）

ファジィ理論による道路選択支援システムについて

ROAD ROUTING SYSTEM BY CONCEPT OF FUZZY SETS

高井　直人　　椎塚　久雄
Naoto TAKAI　　Hisao SHIIZUKA

富士通静岡エンジニアリング㈱　　工学院大学　電子工学科
Fujitsu Shizuoka Engineering LTD.　　Kogakuin University

Abstract : This paper aims at constructing a system for detecting the most near routeby time. It is using Dijkstra's method in the part of road routing, and it is impressing the necessary time by L-R fuzzy sets. In the comparison of fuzzy-sets-sizes, it is different from usual system and fit for our system, so that we propose to judge by comparison method using area ratio. The system is using "Class hierarchy" in set of data to raise efficiency of Dijkstra's method. "Class hierarchy" belongs to one of thinking ways, called "Object oriented", to make computer program.

1．まえがき

現在の日本は自動車の増加に対して，道路を始めとする自動車のための環境が追い着いているとは，言えない．特に首都圏では主要幹線道路の多くが慢性的な渋滞をかかえている．道路が増え環境が整備されれば，こうした不満も解消されるが，昨今の地価高騰下では，これ以上の道路の整備は相当に難しい，と言えるだろう．そこで，今ある環境で，能率を上げる試みとして，道路選択支援システムを開発してみた．本研究は，目的地まで時間的に最も近い道路行程を検索するシステムを構築することを目的としている．道路検索部にはダイクストラの手法を用い，その時間的なパラメータはＬ－Ｒファジィ数で表現している．ファジィ数の大小比較には，これまで発表されているシステム[3]と異なり，このようなシステムに，今までのものより適合した方法として，面積比率を用いた比較法を提案している．また，データ構造にはクラス構造を用いており，これにより扱える面積が広くなり，ダイクストラ検索の効率も上げることができる．

2．Ｌ－Ｒファジィ数とその比較

本システムでは，時間的な要素をファジィ数を用いて表わす．ダイクストラの手法（後述）を用いる時には，２つのファジィ数を足し合わせる計算が多く，計算量は，計算機にとって大きな負担になる．そこで，簡単にファジィ数の足し算ができるように，ファジィ数には，Ｌ－Ｒファジィ数を用いる．

2-1. Ｌ－Ｒファジィ数[2]

D.DuboisとH.Pradeによって提案されたＬ－Ｒファジィ数の定義を用いると，ファジィ集合mのメンバーシップ関数μ_mは式2-1.のように表わすことができる．

式2-1. Ｌ－Ｒファジィ数の式表示

$$\mu_m = \begin{cases} L((\bar{m}-x)/\alpha) & : x \leqq \bar{m} \quad \alpha > 0 \\ R((x-\bar{m})/\beta) & : x \geqq \bar{m} \quad \beta > 0 \end{cases}$$

式2-1.で表わされるようなファジィ集合mは，

$$m = (\bar{m},\ \alpha,\ \beta)_{LR}$$

とも記す．ここで$\bar{m}$はファジィ集合mのとりうる可能性のもっとも高い値を表わし，α，βはメンバーシップ関数の左右の拡がりを表わすパラメータである．（図2-1.参照）

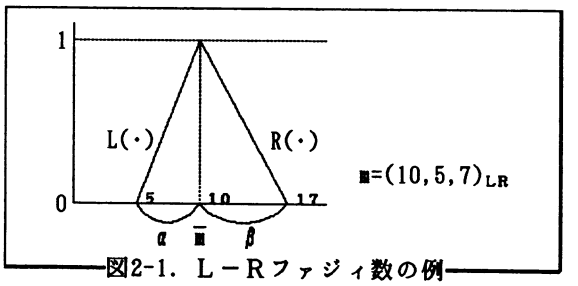


図2-1. Ｌ－Ｒファジィ数の例

2-2. Ｌ－Ｒファジィ数の足し算

２つのＬ－Ｒファジィ数の足し算は，次のように定義できる．

$$(m,\alpha,\beta)_{LR} \oplus (n,\gamma,\delta)_{LR} = (m+n,\ \alpha+\gamma,\ \beta+\delta)_{LR}$$

本来，連続なファジィ数同士の演算は大変な計算量を必要とする．メンバーシップ関数が直線で描けるような場合に限定される条件の時にＬ－Ｒファジィ数を用れば，こういった計算量は減らすことができる．

2-3.ファジィ数の大小比較

ファジィ数を比較する代表的なものとして，ここではαカットなどの“しきい値”を用いるものと，面積中央値を用いるものについて簡単に示す．

2-3-1.しきい値を用いた比較

しきい値を用いた比較というのは，簡単に言えば“確信度の低い部分を切り捨てて比較する”ということになる．そして結果はしきい値を変更したり，同じしきい値でも楽観的／悲観的と見方を変えたりすることで異なってくる．本システムにおける問題点としては，複数の結果が出るという点と，“確信度の低い部分をカットする”＝“速く到着する確信度と遅く到着する確信度をカットする”という点が挙げられる．本システムは道路行程選択で所要時間を問題にしているが，この方法の場合“速く到着する場合は問題はない”という点が全く考慮できない．

2-3-2.面積中央値を用いた比較

面積中央値というのは，その値でメンバーシップ関数を区切った時に左右の面積が等しくなる値のことである．この比較方法はしきい値を用いた場合のように複数の結果が出ることはない．問題の一つは解消されたわけであるが，“速く到着する確信度”と“遅く到着する確信度”を同じ比率で扱うところに，本システムではしきい値を用いた場合と同様の問題が残る．

2-3-3.カットの方法の工夫

αカットに代表されるような，横軸と平行な直線によってメンバーシップ関数を区切る場合も，面積中央値で左右を分ける場合でも，“速く到着する確信度”を“遅く到着する確信度”と同等に扱っているのは同じである．例えば，αカットの場合を図2-3.に示してみる．

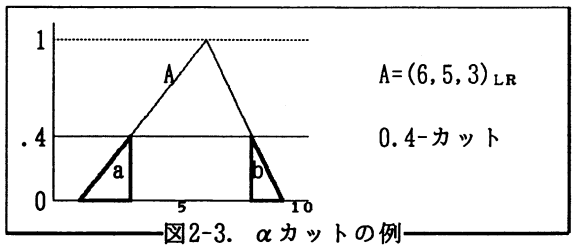


図2-3. αカットの例

図2-3.のような状況で，a（速く到着する確信度）を残して，b（遅く到着する確信度）をカットするのであれば，当然，区切る線は，面積中央値のように縦線でなくてはならない．

3．面積比率を用いた比較

そこで，メンバーシップ関数を縦の区切り線で切り取り，比較する方法を，ここで提案する．その比較手順を表3-1.に示す．

表3-1. 面積比率による比較の手順

①面積比率を適当な値に設定する．
②縦軸の原点から縦の区切り線を右へ，そのメンバーシップ関数全体の面積に対して，設定した面積比率になるまで移動させる．
③その区切り線の位置でファジィ集合の大小比較を行なう．

①の“適当な値”については60～80%が適当だと思われる．50%に設定すると，面積中央値での比較と同じ結果になる．この方法について計算面で考えると“面積を求める”という余分な計算が必要になる．普通のメンバーシップ関数であれば積分計算が必要になるところであるが，本研究において，ファジィ集合にはメンバーシップ関数を直線で描けるもののみを対称としているため，四則演算だけで面積を求めることができる．この方法を用いた例を図3-1.に示す．図3-1.から分かるように，面積比率の値を変えることによって，選択するルートも変わる場合がある．言い換えれば，2-3-1.のしきい値を用いた方法のように，面積比率を変化させることによって“楽観的／悲観的”と見方を変えることができる，ということである．もちろん，面積比率が小さい時は“楽観的”，大きい時は“悲観的”な見方をすることになる．そうすると，“面積比率は，どの程度に設定すれば良いか”が問題になるが，これはシステム上で試行を繰り返して標準値を定めるか，あるいはユーザーのニーズに合わせて変更するのも良いだろう．

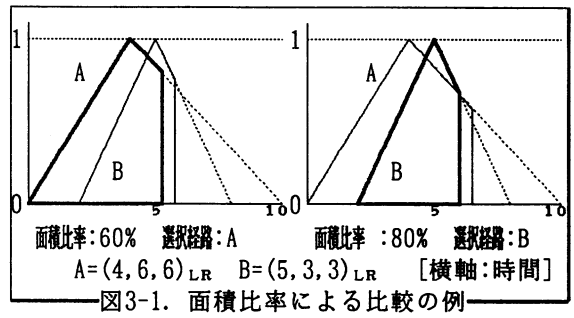


図3-1. 面積比率による比較の例

4．ダイクストラの手法とデータ構造

道路行程等の検索にはダイクストラ(Dijkstra)の手法を用いるのが一般的である．しかし，ダイクストラの手法は始点から始点以外のあらゆる点までの最短木を求めているため，そのままこの問題に導入したのでは大変効率が悪くなる．そこで，データ構造にクラスという概念を導入して高効率化を計る．

4-1.ダイクストラの手法[1]

ここでは，ダイクストラの手法について述べる．点ｉと点ｊを結ぶ枝で，点ｊへの向きの長さｄｉｊと点ｉへの向きの長さｄｊｉが与えられているとする．

$d_{ij} \neq d_{ji}$となっても良く，いずれか一方が無限大であっても良い（一方通行の道などを表わす時には片方は無限大になる）．経路$\boldsymbol{R}$:$(i_0, i_1, \cdots, i_r)$の長さを

$d(\boldsymbol{R}) = d_{i_0 i_1} + d_{i_1 i_2} + \cdots + d_{i_{r-2} i_{r-1}} + d_{i_{r-1} i_r}$

としたとき，$i_0 = i_s$（始点），$i_r = i_t$（終点）である経路において，$d(\boldsymbol{R})$を最小にするものを点i_sからi_tへの最短経路といい，その長さを最短距離という．

最短経路の性質として$(i_0, i_1, \cdots, i_{r-1}, i_r)$が点$i_0$から点$i_r$への最短経路であるとき，$(i_0, i_1, \cdots, i_{r-2}, i_{r-1})$は点$i_0$から点$i_r$への最短経路であるし，$(i_1, i_2, \cdots, i_{r-1}, i_r)$も点$i_1$から点$i_r$への最短経路となる．最短経路においては，その端の枝を除いて得られる経路もまた最短経路となる．

ダイクストラの手法では，すべてのd_{ij}が非負であるネットワーク上で，特定の1点i_sから他の任意の点への最短経路を求めることができる（d_{ij}が非負でない場合は，条件付けが必要となるが，道路データでは，負の値はとり得ないので，ここでは述べない）．ダイクストラの手法とは，基本的に以下の考え方によっている．そのアルゴリズムを表4-1.に示す．

「経路上で点iは点jのひとつ前の点であるとすると，$v_i < v_j$である．従って点i_sからv_jの小さい順に点i_jへの枝を延ばしていくと，最短経路の木を求めることができる．」

表4-1. ダイクストラの手法のアルゴリズム

①$v_i = \infty$, $i = i_s$, $v_{i_s} = 0$, $N_T = N - \{i_s\}$, $h = 1$
②すべてのj($j \in N_i \cap N_T$)に対し次の操作をする
　if $v_j > v_i + d_{ij}$ then $v_j = v_i + d_{ij}$, $p_j = i$
③if h=n-1 then end
④$\min(v_j, j \in N_T) = v_i (i \in N_T)$ となるi を求める
⑤$N_T = N_T - \{i\}$, $h = h+1$ として②へ戻る

i_s:始点, v_i:i_sからiまでの距離, n:点の総数
h:カウンタ, p_j:j点のひとつ前の最短距離の点
d_{ij}:iからjまでの距離, N_T:未探索の点の集合
N:全ての点の集合, N_i:iに接続している点の集合

4-2. クラス構造

ここでは，クラス階層について述べる．“クラス構造”の“クラス”とは，物事の共通項をまとめた抽象的なオブジェクトという意味である．そして，このクラスが階層構造になっているものを“クラス構造”とか“クラス階層”などと呼んでいる．図4-1.はクラスの階層構造の例として，“人間”というクラスについて示している．

この例では，“人間”というクラスの下に“黒色人種”“黄色人種”“白色人種”といったクラスがあり，さらに“黄色人種”というクラスの下には“日本人”“朝鮮人”“中国人”といったようなクラスがある．あるクラスよりも1段上のクラスを，

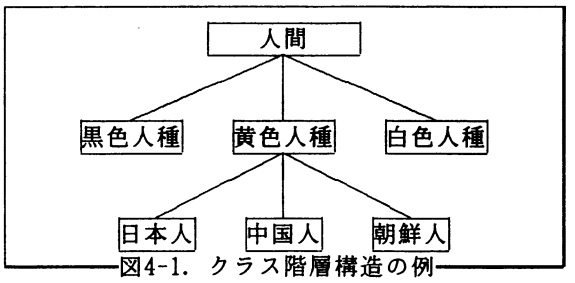


図4-1. クラス階層構造の例

そのクラスに対して“スーパークラス”といい，1段下のクラスは“サブクラス”という．

クラス構造になっているデータのメリットは，“クラスは，そのスーパークラスが持っている機能を，そっくりそのまま受け継ぐことができる”という点である．この性質のことを“インヘリタンス”（継承）という．図4-1.の例であれば，“日本人”“中国人”“朝鮮人”などは，それらのスーパークラスである“黄色人種”というクラスの持つ機能を，そっくり継承することができ，さらに“黄色人種”は，そのスーパークラスの“人間”というクラスを継承していることになる．したがって，クラス階層構造では，下位のクラスは，その上位のクラスが持っている機能をあらためて定義する必要がない．

4-3. クラス構造の導入

そのクラス構造は本システムでは，地図の領域を表わすデータに応用した．同じ地域を表わした縮尺の違う地図があったとする．10万分の1の地図と1万分の1の地図では，同じ地域を表わしていても，当然異なっている．10万分の1の地図では1万分の1の地図に載っている道路の内，主要なものしか記されていない．とすると，“10万分の1の地図”をクラスとすれば，“1万分の1の地図”は，それに対するサブクラスとしても良い．本システムでは，クラスを“高速”“国道”“県道など”の3つに分けた．その様子を図4-2.に示す．ここで，高速クラスは1辺100km，国道クラスは1辺10km，県道クラスは1辺1km の正方形領域である．また，検索領域は，表4-2.に示すルールで決定している．

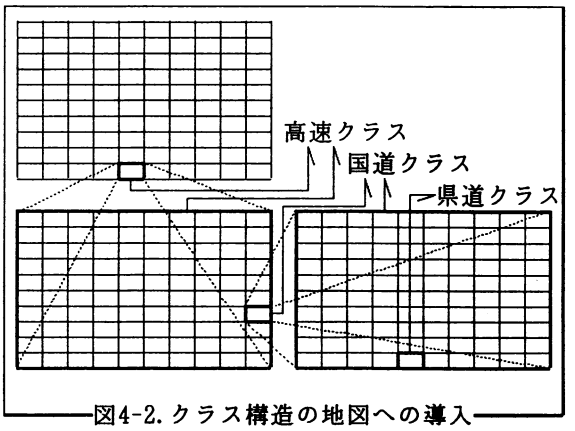


図4-2. クラス構造の地図への導入

表4-2.検索領域決定ルール

a) 始点と終点が県道クラスで同じか，隣り合う場合
- 始点，終点の属する県道クラスとそれぞれの周囲の８つの県道クラス
- 始点，終点の属する県道クラスの上位の国道クラスと高速クラス

b) 始点と終点が国道クラスで同じか，隣り合う場合
- 始点，終点の属する県道クラスとそれぞれの周囲の８つの県道クラス
- 始点，終点の属する国道クラスとそれぞれの周囲の８つの国道クラス
- 始点，終点の属する国道クラスの上位の高速クラス

c) 始点と終点が高速クラスで同じか，隣り合う場合
- 始点，終点の属する県道クラスとそれぞれの周囲の８つの県道クラス
- 始点，終点の属する国道クラスとそれぞれの周囲の８つの国道クラス
- 始点と終点の属する国道クラスとそれぞれの周囲の８つの高速クラス

d) 始点と終点が高速クラスでも隣り合わないほど距離がある場合
- サポートしていない

このように，始点から始点以外までのすべての点への最短木を検索するダイクストラの手法で検索する際，クラス構造を用いることによって，検索する範囲を限定することができる．また，クラス構造を用いることによって，広い範囲を扱うことができるようになる．

５．システムへのファジィ理論の導入

４章で述べたとおり，本システムでは，大変な量のデータを扱うことができる．高速クラスが 100個あれば，その中に国道クラスは１万個，県道クラスは 100万個も含まれる．データの入力者の負担を減らすためにも，本システムではファジィ理論を役立てている．

まず，道路のデータを入力する際に，道路を６つに大別し，以下のように番号を付した．

1) 都市圏上り
2) 都市圏下り
3) 都市間主要道上り
4) 都市間主要道下り
5) 都市内主要道
6) 良好な道路

しかし，上の６つに当てはまらない特殊な道路については個別設定も行なえるようになっている．

混雑度は“すいている”から“こんでいる”まで５段階に分け，次のように番号を付している．

1:すいている
2:ややすいている
3:普通
4:ややこんでいる
5:こんでいる

以上の設定から，次のように道路の時間毎の混雑度に関するルールを定めた．

道＼時	0-1	2-3	4-5	6-7	8-9	11-13	13-15	15-17	17-19	19-21	21-23
1)	1	1	1	3	5	4	3	4	5	4	3	2
2)	2	1	1	3	5	4	3	3	4	5	5	4
3)	1	1	1	4	5	4	4	4	5	5	4	3
4)	1	1	1	4	4	4	4	4	5	5	4	3
5)	1	1	1	1	3	4	5	4	5	4	3	2
6)	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	1

こうして，個別設定をしない道路は，道路の種類と時間を参照することによって，道路の混雑度を知ることができる．この混雑度と，道路の区間距離から通過に要する時間を求め，最短経路を検索する．

６．むすび

本システムでは，実際の道路状況のデータを入力していないため，結果が実際とイメージ的に合っている，というような“あいまいな”評価もできない．しかし，本研究の最終的な目的である“時間的に最も近い道路行程を検索するシステムの構築”は，ほぼ達せられたと思う．もちろん，実際の使用段階においては，更にデータを吟味しなくてはならないが，それもファジィ理論を用いたので，容易に変更することが可能である．また，本システムでは，ファジィ数の比較部分に面積比率による比較方法を用いた．この方法は本システムのように，メンバーシップ関数の片側に重みをつけた比較を行ないたい場合などに限って言えば，良好に動作すると思われる．

最後に，本研究に関していろいろ議論いただいた椎塚研究室の皆様に感謝申し上げます．

参考文献

[1]古林：“ネットワーク計画法”　培風館　1984
[2]矢野，坂和：“ファジィパラメータを含む多目的最適化問題に対する解の概念とその性質”，J.ORSJ Vol.29,No.1,March 1986 pp21-41.
[3]廣田他：“道路行程選択支援システム”　ファジィ実用化応用技術実例集 ＭＤＪ 1990 pp243-274

連絡先：〒163-91 新宿区西新宿 1-24-2
工学院大学電子工学科
椎塚　久雄
Tel (03)3342-1211 ext2649
Fax (03)3348-3486

F3－3（R3）

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

A Simulation Model for Road Traffic introducing Car Driving Operations by Fuzzy Control

本多　中二
Nakaji HONDA
電気通信大学
Univ. of Electro-Communications

猪飼　國夫
Kunio IKAI
（株）ＭＩベンチャー
MI Venture Co.,Ltd

板倉　直明
Naoaki ITAKURA
電気通信大学
Univ. of Electro-Communications

Abstruct : This paper proposed a new simulation model for road traffic introducing driving operations by using fuzzy control. This simulation model consists of system processor, environment processor and fuzzy processor. In order to discuss the possibility of the simulation model, we compared fuzzy control with PID control by means of simulation of driving operation of follow-up car.

1．はじめに

都市の人口集中に伴う自動車交通量増大により，市街地における慢性的な車の渋滞が社会的な問題となっている．この渋滞問題に対処する方策としては，車の総量規制及び新規道路の建設等の抜本的な方策が必要であるが，車ユーザーの要求の多様化及び地価の高騰等のため，これらの方策の実現は非常に困難であるのが現状である．従って，当面，渋滞問題に対処するためには，現状の道路施設を有効に使用するための細かな改善を行っていくことが現実的であり，そのために種々の道路交通シミュレーション技術が開発されてきた[1]．

道路交通シミュレーション技術のなかで，まず第一に挙げられるのが信号制御による交通管制のシミュレータ[2-5]である．これらのシミュレータの特徴は，巨視的な観点から自動車の流れをひとつの流体として捉え，この流体を以下に効率よく流すかを，交差点の信号制御の面から解析を行うことである．従って，これらのシミュレータでは，拘束条件が主として信号現示と道路容量であり，その他の道路構造，駐車車両などの拘束要因が大きい一般市街地の道路交通に対して，現実の道路交通をシミュレーションするには限界があった．

一方，一般市街地道路での渋滞発生メカニズムを詳細に解析するための手段として，微視的な観点から個々の自動車の動きをシミュレーションする道路交通シミュレータが研究されている．微視的観点からの道路交通シミュレータとしては，半場[6]が，追従運転する自動車にひとつの微分方程式を当てはめ，これらをシミュレートする自動車全部に渡って解くことにより，シミュレーションを行った．しかし，このシミュレータでは個々の自動車における意志決定要素が不足しており，一般市街地道路の表１のような具体的な道路交通問題例に対しては，ファジィモデル[7]などにより，自動車運転者の意志決定要素を充分に取り入れたシミュレータが必要であると考えられる．

そこで本研究では，従来の信号制御の影響に加えて，駐車車両の影響など運転者の視点からのより多くの道路状態の拘束条件を付加し，さらに計算の簡略化と精度の向上を同時に図るために，信号制御が主たる巨視的な道路交通シミュレーションモデルに，微視的な個々の車の挙動を，運転者の判断に基づくファジィ運転モデルとして接続するシミュレーションモデルを提案し，より細かな道路構造の影響も含めた渋滞解析に対応できるシミュレータを開発することとした．

本論文では，まず最初に，提案したシミュレーションモデルの構成を説明し，次に，ファジィ運転モデルを導入したファジィモデル自動車（Fuzzy Model Vehicle，略してＦＭＶ）の概念，及び，その試行シミュレーションとして，ファジィ追従運転モデルの構成を述べ，その実験結果からファジィモデル自動車を用いた本研究のシミュレーションモデルの可能性について検討を加えた．

表１．一般市街地道路における具体的な道路交通問題例

○都市部における駐車車両の道路渋滞に与える影響の解析
○イベントに対する集中交通流の管制，及び，その駐車場対策
○駅周辺交通流の渋滞の解析とその対策 （バス停設置場所の検討，駐停車禁止区域の設定等）
○交差点における通過車両台数効率の向上 （右折車線長，右折信号時間の最適化等）
○災害時における道路交通流の予測，及びその管制方法の検討
○緊急車両の現場到着時間の予測，及びその最短化のための経路検索

2．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

道路交通システムのように，トランザクションが次々に発生し，ある条件に従って移動し，消滅するものをシミュレートするには，ＧＰＳＳ型のシミュレータが適している．しかし，これらの汎用シミュレータを使って道路交通システムを微視的に記述するためには，自動車のトランザクションが要求する外部パラメータが多すぎ，かつ自身の行動決定論理が複雑すぎる．このため特定の部位の検討以外には，汎用シミュレータが適用しにくいのが現状であり，文献[2-5]にあるように専用シミュレータが一般的となっている．ここでは，専用シミュレータを作成するにあたって，シミュレータの各部分の独立性を高めるため，マルチプロセッサ型のシミュレータを作成することにした．

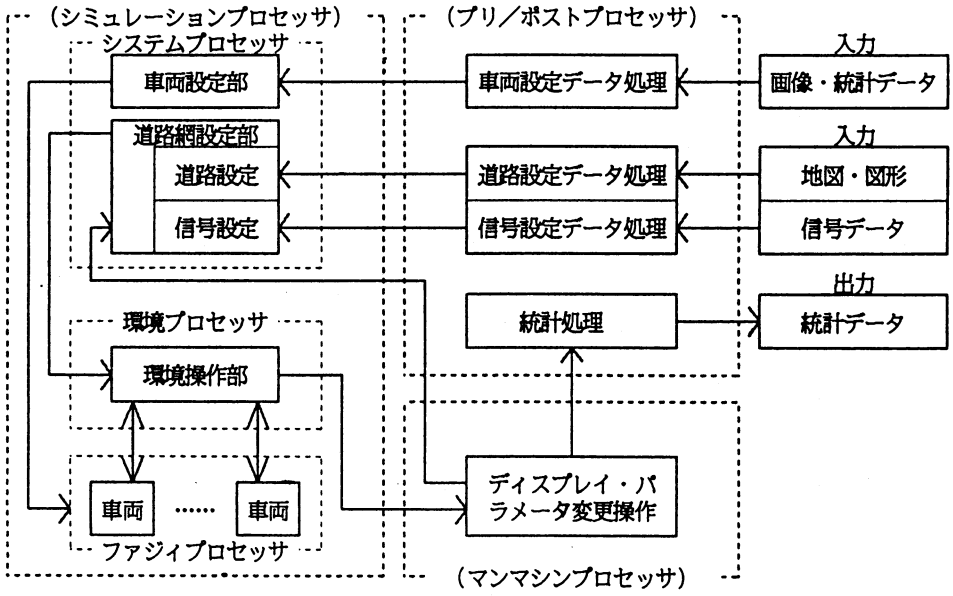


図1．提案したシミュレーションモデルの全体の構成

表2．提案したシミュレータにおける各プロセッサの処理内容

名　称	処　理	内　容
シミュレーションプロセッサ		
・システムプロセッサ	道路設定，信号設定，車両設定	道路データ，信号の変化，天候，車両の発生と条件付け等を行う．
・環境プロセッサ（システムプロセッサと兼用可）	各車両へのルート指定，ルート上のパラメータ提示	タイムスライスごとに，全車両にすべてのパラメータを与えると同時に，各車両からの現在値パラメータを得る．
・ファジィプロセッサ（独立）	現在値の作成，操作量の決定	各車両ごとに，自分の持つパラメータと環境プロセッサから得たパラメータより，人間に似たファジィ推論による決定メカニズムによって，自分の操作量を決定する．
マンマシンプロセッサ	現在値の表示，設定の変更	現在値を保存し，ディスプレイに表示する．道路の変更，信号の変更，車両の変更等を行い，種々のシミュレーション条件を作成する．
ポストプロセッサ（マンマシンプロセッサと兼用）	現在値の集計	保存した現在値群より統計処理を行い，対象となる交通網の効率やその他のデータを得る．
プリプロセッサ（マンマシンプロセッサと兼用可）	道路エディタ，信号エディタ，車両エディタ	実データよりシミュレーションに使うパラメータを抽出する．場合によっては，そのパラメータの変更を行う．

全体の構成は，図１に示すように４つのシミュレーション処理（車両設定部，道路網設定部，環境操作部，車両）と５つの補助処理（車両設定データ処理，道路設定データ処理，信号設定データ処理，統計処理，ディスプレイ・パラメータ変更操作）より成っている．シミュレーションプロセッサの実現に際しては，最低３つの独立したプロセッサ（システム，環境，ファジィの各プロセッサ）を使用する．表２は，このモデルで行うべき処理内容である．

このモデルの特徴となっているのは，車両と環境操作部で，個々の車両はファジィモデル自動車として，自車両のふるまいをファジィモデルにより決定する．このために専用のファジィハードウェアあるいはファジィシミュレータを使用する．車両の台数が多いときはこのファジィモデル自動車用のプロセッサの数を増すことによって，限りなく実時間シミュレーションに近付けることが可能である．環境操作部は，刻々と変化する個々の車両を取り巻く環境をダイナミックに各車両に与えることにより，実際の渋滞道路のシミュレーションを行う．

３．ファジィモデル自動車（ＦＭＶ）について

ファジィモデル自動車（ＦＭＶ）の構成概念を図２に示した．ＦＭＶは大きく分けて，運転者部分と自動車部分に分けられる．運転者の運転操作に関しては，図２のような各種パラメータ（表３を参照）を考え，これをフ

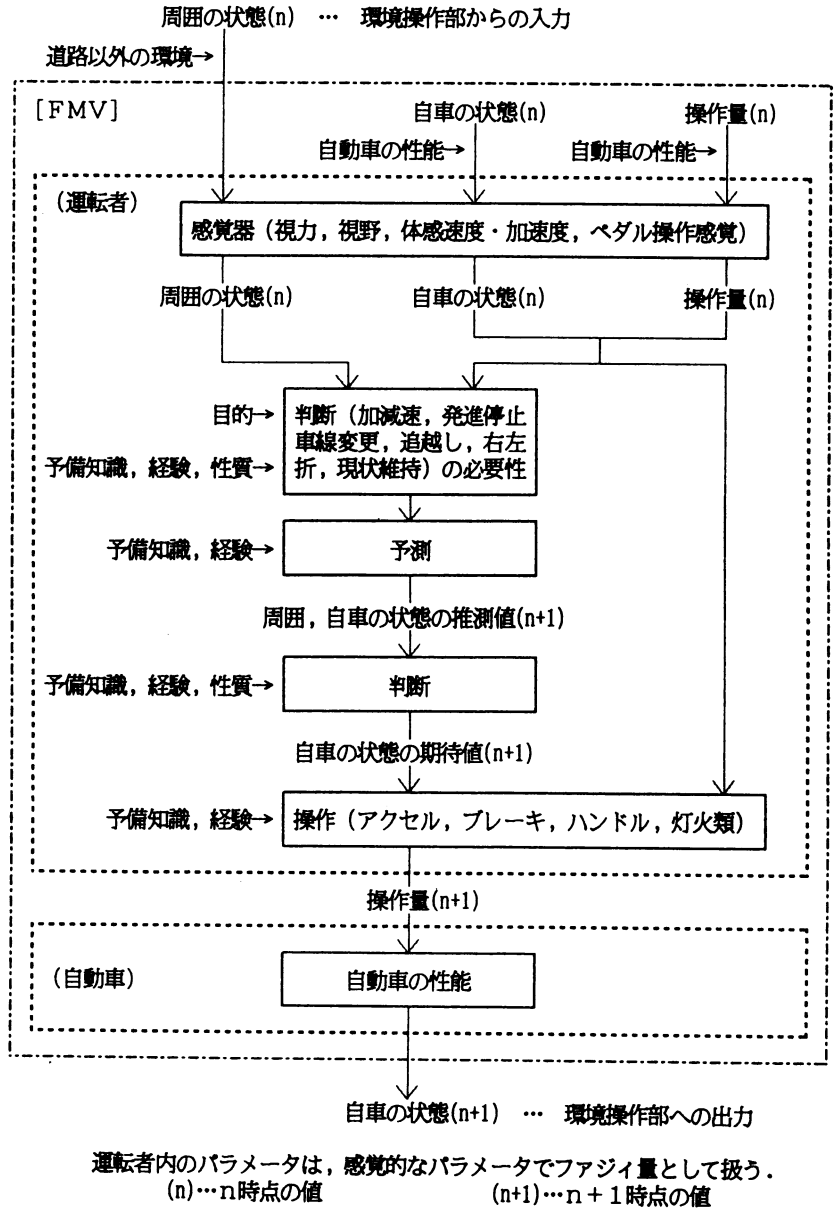


図２．ファジィモデル自動車の構成概念

ァジィモデルによるヒューマンシミュレーションとして，アクセル，ブレーキペダル，ハンドル操作などの操作量を自動車に対して与えるようにする．自動車部分は，与えられた操作量より，自動車の性能等を考慮した物理的な運動方程式から，自分の位置，速度，方向等を出力するようにモデルを設定する．

最終的には，表３に示す全てのパラメータの影響を考慮したファジィモデル自動車によりシミュレーションを行う予定であるが，本論文では，第一段階として，提案したシミュレーションモデルにおいて重要な基本要素となる，先行車に追従して走行する後続車とその先行車の二台だけを仮定し，後続車の運転者の追従運転操作だけをファジィモデルとしたファジィ追従運転モデルを構成し，追従運転をシミュレートした．そして，先行車の状態が後続車の状態に与える影響について，ファジィ制御で後続車を制御した場合と，ＰＩＤ制御で後続車を制御した場合とでシミュレーション実験を行い，両者を比較することで，ＦＭＶを利用したシミュレーションモデルの可能性について検討を加えた．

表3．ファジィモデル自動車における各種パラメータの分類と説明

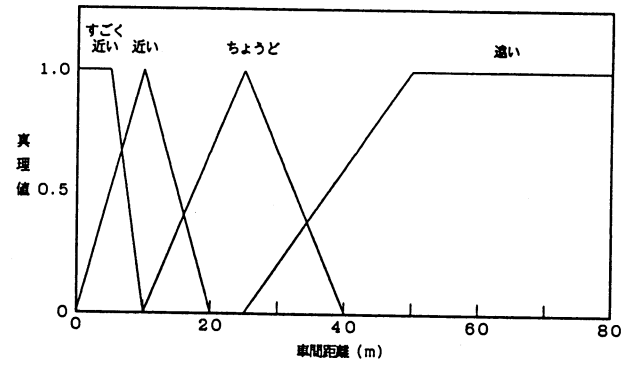
○環境設定部からのデータ
［周囲の状態パラメータ］
・レーン上の情報
信号機の位置と状態
横断中の歩行者の位置（特に右左折時）
他車の位置と速度
他車の方向指示，停止灯，駐車灯
・隣のレーン上の情報
左右のレーンの存在
自分の位置から前方，隣，後方の他車の位置と速度
・道路固有の情報
最高可能通過速度
上下坂による加減速度
路面上の障害および法定速度
一時停止およびバス停留所
車線幅
進行規制（右左折，直進，車線変更等の禁止）
［道路外の環境パラメータ］
・明るさ，天候，視界

○車両自体が出力，保持するデータ
［自車の状態パラメータ］ … 出力，保持
・車の速度，加速度，位置，方向
・灯火類（方向指示，ブレーキランプ）状態
［操作量パラメータ］ … 保持
・アクセル，ブレーキペダル踏み込み量
・ハンドル切り量
・灯火類操作

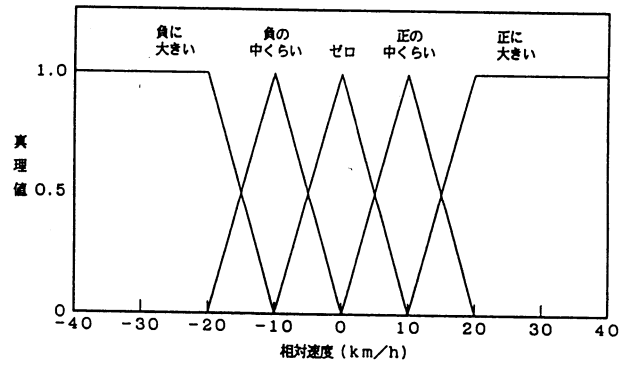
○車両設定部からのデータ
［目的］
・交差点右左折希望
・途中駐車希望
［予備知識］
・車の大きさ
・車の加減速性能
・車の種別（バス，タクシー）
［経験］
・初心者，熟練者度
［性質］
・慎重度，緊急度

4．ファジィ追従運転モデルについて

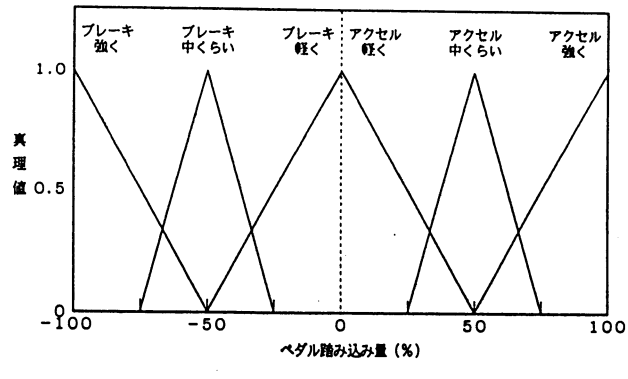
ファジィ追従運転モデルにおけるファジィ制御においては，種々のパラメータから，入力情報として相対速度



（ａ）車間距離



（ｂ）相対速度



（ｃ）ペダル踏み込み量

図３．ファジィ制御に用いたメンバーシップ関数

表4．ファジィ追従運転モデルに用いたファジィ制御ルール

		車間距離			
		遠い	ちょうど	近い	すごく近い
相対速度	正に大きい	アクセル強く	アクセル強く	アクセル中くらい	アクセル軽く
	正の中くらい	アクセル強く	アクセル中くらい	アクセル軽く	アクセル軽く
	ゼロ	アクセル中くらい	アクセル軽く	ブレーキ軽く	ブレーキ軽く
	負の中くらい	アクセル中くらい	ブレーキ軽く	ブレーキ中くらい	ブレーキ強く
	負に大きい	アクセル軽く	ブレーキ中くらい	ブレーキ強く	ブレーキ強く

と車間距離を，また出力情報としてアクセル・ブレーキ操作を選び出し，シミュレーションを行った．図３は，このファジィ制御に用いたメンバーシップ関数を示した．また，表４にファジィ制御ルールを示した．

さらに，このファジィ制御との比較のために，後続車をＰＩＤ制御した場合についても，シミュレーション実験を行った．ＰＩＤ制御は，車間距離を一定値（25m）に制御するように設定した．また，その各パラメータはジークラー・ニコルスの限界感度法によって設定した．

シミュレーション実験では，先行車の走行パターンとして，荒い（0-180km/hまでランダムに加減速をする）と一定（25km/hで一定速度を保つ）と収束（25km/hの前後10km/h以内で加減速を行う）の３つのパターンを用意した．

5．シミュレーションの結果と考察

表５は，シミュレーション実験から得られた車間距離の分散値と後続車の車速の分散値を，ファジィ制御とＰＩＤ制御とで比較してみた結果である．一般に，車間距離の分散値が大きい場合は，追従性が悪く，車間距離の分散値が小さい場合は，追従性がよいと考えられる．また，後続車の車速の分散値が大きい場合，急加減速度の度合が強く（乗り心地が悪い），後続車の車速の分散値が小さい場合，急加減速度の度合が弱い（乗り心地がよい）ものと考えられる．

従って，この点から，先行車の運転が荒い場合，一定の場合，及び収束の場合についてファジィ制御とＰＩＤ制御を比較してみる．まず，先行車が一定の場合，車間距離の分散値においては，ＰＩＤ制御の方が小さいが，車速については，ファジィ制御の方が小さくなっており，乗り心地が優先されている．この傾向は，先行車が収束の場合に著明に現れている．一方，先行車が荒い場合においては，車間距離の分散値，車速の分散値の両方とも，ファジィ制御の方が小さく，乗り心地，追従性ともに優れていることがわかる．

このことから，ファジィ制御の傾向をＰＩＤ制御と相対的に比べた場合に言えることは，先行車がおとなしい運転をしている場合には，乗り心地を優先しており，さらに，先行車が荒い運転をしている場合でも，ある程度の乗り心地を確保しながら，先行車に対する追従性も確保していることである．従って，現実の運転状況に対して，ファジィ制御の方が近い結果を示しているものと考えられる．

表５．車間距離の分散値と車速の分散値の比較

車間距離の分散値 [m²]			
	一定	収束	荒い
ファジィ制御	2．31	11．95	15．07
ＰＩＤ制御	2．01	7．12	21．21
車速の分散値 [(km/s)²]			
	一定	収束	荒い
ファジィ制御	48．4	77．7	445．2
ＰＩＤ制御	49．2	92．9	461．4

6．まとめ

本論文では，提案した道路交通シミュレーションモデルの微視的シミュレータ部分に導入したファジィモデルの妥当性について検討するために，確率的ふるまいをする先行車に追従するファジィ追従運転モデルを構築し，ＰＩＤ制御運転モデルとの比較を行った．その結果，先

行車の動きが荒いほどファジィ追従運転モデルの方が安定した結果が得られており，ファジィモデルは，人間の運転動作をより正確にシミュレーションできると考えられる．

今後は，さらに具体的なファジィモデル自動車を作り，渋滞が頻繁に発生する典型的な現実の道路を対象として，本研究で提案したモデルによるシミュレーションを積極的に行っていく予定である．

謝辞　この研究は自動車運転シミュレーション研究会（委員長：成蹊大学中西教授，副委員長：電気通信大学半場教授）での討論の結果を一部利用したもので，研究会に参加している諸氏に深く感謝の意を表する．

参考文献

[1]池之上慶一朗："交通シミュレーション技術について"，交通管制，No.16，pp.12-14(1979)

[2]栗本　譲："道路交通流解析のディジタルシミュレーションモデル"，土木学会論文報告集，No.320，pp.137-148(1982)

[3]尾崎晴男："街路網信号の評価シミュレーションモデル（ＤＥＳＣ）"，交通工学，Vol.24，No.6，pp.31-37(1989)

[4]M.Takahashi,T.Nakanishi,I.Miyoshi & T.Yamazaki: "General purpose road traffic control system simulator(TRACSS) with graphic subsystem", Proc. of the 2nd European Simulation Malti-conference, pp.177-181(1988)

[5]高橋道哉，中西俊男，三好　勲，山崎輝行："道路交通システムシミュレータ（ＴＲＡＣＳＳ）におけるグラフィックシステム"，日本シミュレーション学会第６回シミュレーションテクノロジーコンファレンス発表論文集，pp.191-194(1987)

[6]半場　哲："微視的モデルによる道路交通シミュレータ及びその応用に関する研究"，博士論文（東京大学）(1977)

[7]秋山孝正，佐々木綱："ファジィ流入制御モデルを用いた交通制御方法の評価と検討"，土木学会論文集，No.413，pp.77-86(1990)

F4－1（R3）

ファジィ確率変数による相関分析について

On correlation analysis based on a fuzzy random variable

渡辺則生　Norio Watanabe　中央大学理工学部 Chuo University

菊地登志子　Toshiko Kikuchi　白鷗大学経営学部 Hakuoh University

今泉忠　Tadashi Imaizumi　多摩大学経営情報学部 Tama Institute of Management and Information Sciences

Abstract: In this paper a fuzzy correlation coefficient between two fuzzy random variables is proposed under some conditions. We apply this coefficient to a 2x2 contingency table, where categories are represented by fuzzy sets, and we define an estimator of fuzzy correlation coefficient. We also give an example using real data.

1．はじめに

2変量データについて相関関係を議論するときには相関係数を用いることができる。しかし、データにあいまいさが含まれている場合は通常の相関係数を計算することはできない。しかしそのような場合でも、アンケートの回答結果の解析におけるように、項目間の関係を解析する必要性が生じることが多い。本稿では、あいまいさを含むデータについての相関の問題を論ずる。最初に、ファジィ確率変数に基づいて相関関係を表す尺度をある条件のもとで定義する。次に実際の2×2分割表のデータに応用してその有効性について検討を行う。

2．モデルと方法

2変量データ（X，Y）が得られるとする。X，Yにはあいまいさが含まれており、そのあいまいさはファジィ集合で表現されるとする。このとき、各標本ごとにX，Yが得られるという状況は、ファジィ確率変数によってモデル化することができる。ファジィ確率変数は Kwakernaak[1],[2] あるいは Puri and Ralescu [3] などにより定義されている。本稿では、実際の応用を考える上で有効であるという理由から、 Puri and Ralescu による定義の意味で「ファジィ確率変数」を用いる。

ファジィ集合の族Λ_X，Λ_Yを、X，Yの取り得る値の集合として、Λ_X，Λ_Yの任意の要素の台集合は実数空間Rの部分集合であると仮定する。そして（X，Y）を図1のような2次元のファジィ確率変数とする。すなわち、ある確率空間（Ω，B，P）に対し、写像（X，Y）：$\Omega \to \Lambda_X \times \Lambda_Y$が可測性の条件を満たすものとする。

$$\begin{array}{ccccc}(X,Y) & : & \Omega & \to & \Lambda_X \times \Lambda_Y \\ & & \Psi & & \Psi \\ & & \omega & \to & (X(\omega), Y(\omega))\end{array}$$

図1．ファジィ確率変数

これは、各標本ωに対しΛ_X，Λ_Yの要素であるファジィ集合X（ω），Y（ω）が観測されることを意味する。このようなモデルのもとで、X，Y間の相関関係を問題とする。ここで、次の仮定をおく。

(A1) 次の条件を満たす2次元実数値確率変数（x，y）が存在する。

$$(X(\omega_1), Y(\omega_1)) = (X(\omega_2), Y(\omega_2)) \longleftrightarrow (x(\omega_1), y(\omega_1)) = (x(\omega_2), y(\omega_2))$$

本稿では仮定(A1)のもとで議論を進める。ファジィ確率変数が離散型の場合には、(A1)は制約とはならない。

仮定(A1)のもとでは、実数値確率変数（x，y）の確率構造はファジィ確率変数（X、Y）の確率構造と同等となる。従って、X，Yの確率的な実現のしかたの関係という意味での相関については、x，yの相関と直接的な関係がある。X，Yがある意味で間隔尺度であり、x，yも同等な間隔尺度になっているときには、x，yについての相関係数$\rho = E[(x-Ex)(y-Ey)]/\{V(x)V(y)\}^{1/2}$が、X，Yの相関の強さを表す尺度になっていると言える。このような場合、確率的な構造におけるX，Yの相関を議論するためには、通常の確率変数である（x，y）の方で考えればよいことになる。

しかし、実際のデータから2項目間の相関を議論する場合は、2項目間の内容的な関係を問題にするのが一般的である。内容的な関係をみる場合は、X，Yにあいまいさが含まれてくることから、そのあいまいさを考慮にいれた方法を取る必要がある。この目的のためにはρでは不十分となる。そこで、あいまいさを考慮に入れた新たなX，Yの相関の尺度として、”ファジィ相関係数”ρ_fを次のように定義する。

$$\rho_f \equiv E\left[\frac{(X-\mu_x)}{\sigma_x}\cdot\frac{(Y-\mu_y)}{\sigma_y}\right] \qquad (1)$$

ただし、μ_x，μ_yはx，yの平均で、σ_x，σ_yは標準偏差であり、その存在は仮定する。また、右辺のかっこの中の差、スカラー倍、積は、すべてファジィ集合としての演算を意味する。また、右辺の期待値は、Puri and Ralescu[1]で定義されたファジィ確率変数の期待値とする。ファジィ確率変数Zに対するEZは、α-レベル集合によって次のように定義される。

$$(EZ)_\alpha = \int Z_\alpha \, dP \qquad (2)$$

ここで右辺は、集合値関数の積分である Aumann 積分で与えられる。Zの取り得る値であるファジィ集合のαレベル集合が常に閉区間である場合には$Z_\alpha = [\underline{z}_\alpha, \bar{z}_\alpha]$と表され

$$(EZ)_\alpha = [E\,\underline{z}_\alpha, E\,\bar{z}_\alpha] \qquad (3)$$

となる。ここで$\underline{z}_\alpha$，$\bar{z}_\alpha$は実数値確率変数である。

仮定(A1)を満たす（x，y）は多数存在するので、(1)によって定義されたρ_fは（x，y）に依存することになる。（x，y）への依存性を強調する場合には、$\rho_f = \rho_f(x,y)$と表し、”(x,y)を基にしたファジィ相関係数”と呼ぶことにする。X，Yの取り得る値の集合であるΛ_x，Λ_yの要素が、正規であり、グレードが1になる値が1点のみであれば、その1点をファジィ集合の代表値とし、X（ω），Y（ω）に対してそれぞれのファジィ集合の代表値をx（ω）、y（ω）と定義するのが適当あり、x，yの選択の問題は生じないであろう。それ以外の場合には、どのようなx，yを選ぶべきであるかという問題が生じてくる。

あいまいさを含むデータにおいて2項目間の関係の強さをみるときには、ファジィ集合ρ_fを求め、そのメンバシップ関数によって判断することができる。実際は、何等かの方法によってρ_fを推定してその推定量を基に議論することとなる。次節では、具体的な問題について、推定を含めて議論する。

3．2×2分割表への応用

例として、回答が "yes" または "no" であるような質問を二つ行ったときに得られる2×2分割表への応用を考える。ある個人に対して2項目の質問を行うとき、2項目に対する回答をそれぞれX，Yとおく。また、"no"，"yes" はそれぞれファジィ集合で表されているものとして、Xの取り得る結果のファジィ集合をA_0，A_1、Yの取り得る結果のファジィ集合をB_0，B_1とおく。このとき、確率$P_{ij}=P((X,Y)=(A_i,B_j))$がi,j=0,1について与えられたとき、X、Yはファジィ確率変数となる。また、(x,y)を、(A1)を満たす確率変数として、A_i，B_jに対応する実数値をa_i，b_jとおく。このとき、ファジィ相関係数ρ_fは次式で与えられる。

$$\rho_f = \sum_{i=0}^{1}\sum_{j=0}^{1}\frac{(A_i-\mu_x)\cdot(B_j-\mu_y)}{\sigma_x\,\sigma_y}\cdot P_{ij} \qquad (4)$$

$$\mu_x = \Sigma\, a_i P_{i\cdot}, \qquad P_{i\cdot} = \Sigma_j P_{ij}$$
$$\mu_y = \Sigma\, b_j P_{\cdot j}, \qquad P_{\cdot j} = \Sigma_i P_{ij}$$
$$\sigma_x^2 = \Sigma\,(a_i-\mu_x)^2 P_{i\cdot}$$

$$\sigma_y^2 = \Sigma\ (b_j - \mu_y)^2 P_{\cdot j}$$

(4)式右辺の演算はファジィ数の演算と同様に定義されるものとする。このρ_fによって2項目間の関係の強さの判断が可能となる。実際には、P_{ij}は未知である。今、同じ質問を独立にN人に対して行い、その結果を集計して分割表が得られたものとすると、分割表よりP_{ij}を推定することができる。従って(4)式においてP_{ij}をその推定値$\hat{P}_{ij}$で置き換えたものを$\hat{\rho}_f$とすれば、ρ_fの推定量$\hat{\rho}_f$が得られることになる。

2×2分割表においてはϕ-係数が定義されるが、x, y の相関係数をρとすると、ϕ-係数とρは一致する。また、$A_i = a_i$のときには$\rho_f = \rho$となる。従って、2×2分割表のρ_fはϕ-係数を拡張した指標と考えることもできる。

4．数値例

ある大学の経営学科の学生１０１人に対するアンケートにおいて、表１の２つの質問の回答を集計した結果、表２の分割表が得られた。

表１．質問内容

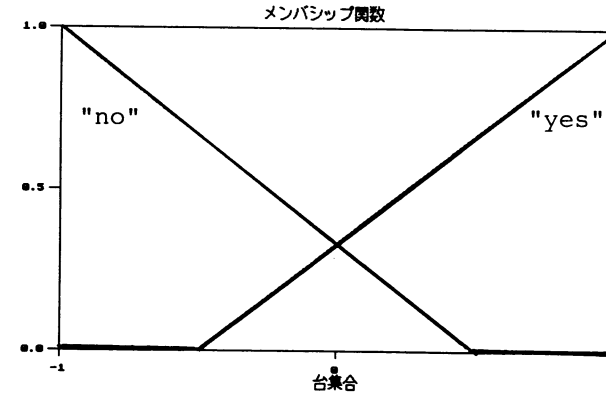
質問	回答
X: コンピュータに興味がありますか	ある、ない
Y: 情報処理試験に興味がありますか	ある、ない

表２．集計結果

X ＼ Y	ない	ある	計
ない	２２	１７	３９
ある	８	５４	６２
計	３０	７１	１０１

”ある”、”ない”は、X，Yともに同じファジィ集合で表されるものとして図２のようなメンバシップ関数を２種類想定し、それぞれを Case 1, Case 2 と呼ぶことにする。

Case 1.



Case 2.

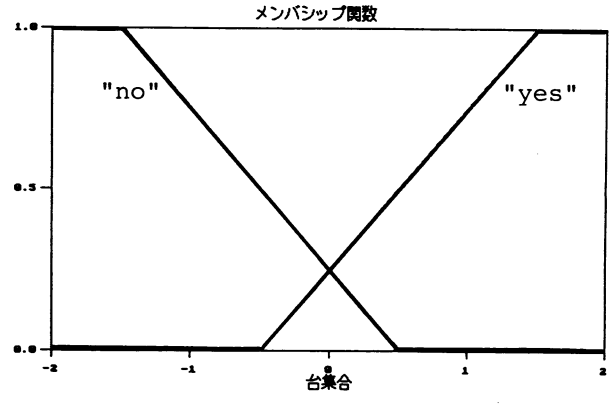
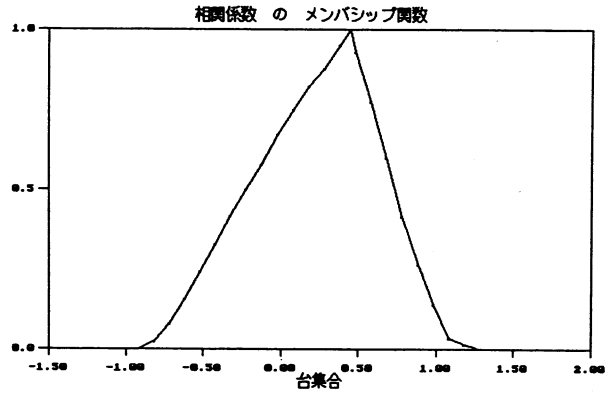


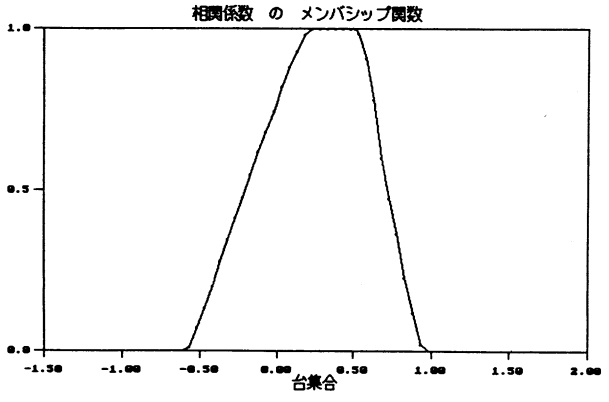
図２．メンバシップ関数

また、(A1)を満たすx，yとしては、Case 1 の場合はグレードが1になる点を選ぶことによって、$A_0, B_0 \longleftrightarrow -1$, $A_1, B_1 \longleftrightarrow 1$ と対応させた確率変数を選択すればよい。Case 2 の場合はここでは例としてふたつの確率変数を考える。$A_0, B_0 \longleftrightarrow -2$, $A_1, B_1 \longleftrightarrow 2$ として得られるものを x，yとし、$A_0, B_0 \longleftrightarrow -1.5$, $A_1, B_1 \longleftrightarrow 1.5$ として得られるものをu，vとする。そして3節の方法によって推定されたρ_fを下図に示す。
なお、x，yあるいはu，vの相関係数（ϕ-係数）の推定値は０．４６である。

Case 1. $\hat{\rho}_f(x, y)$



Case 2. $\hat{\rho}_f(x, y)$



$\hat{\rho}_f(u, v)$

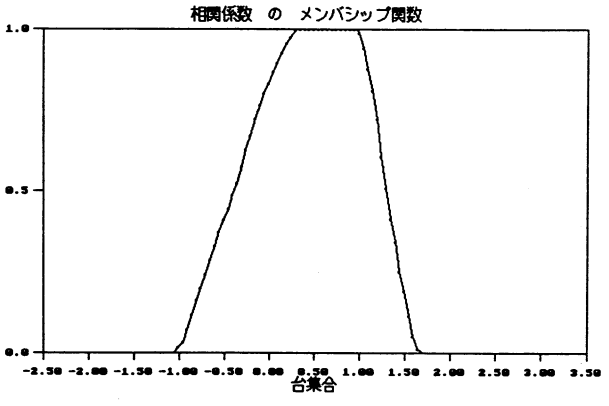


図３．ファジィ相関係数

”ある”、”ない”と答える傾向についてみるとふたつの項目間には０．４６という正の相関があることがわかる。しかし、”ある”、”ない”という回答にはあいまいさが含まれており、興味のありなしの程度に幅があることになる。従って２つのことに関する興味の関係を問題にする場合は、０．４６という数字ではなく幅を持たせて判断すべきと考えられる。図３で示されたファジィ集合がそのための指標となっている。あいまいさが大きいほど相関の強さのあいまいさが大きくなっていることがわかる。

５．考察

４の例より、(1)式で定義されたρ_fは、あいまいさを考慮に入れた指標として適用可能であると言えるが、次のような点が問題となる。

明らかにρ_fはＸ，Ｙの取り得る値のメンバシップ関数の形に依存してくるので、メンバシップ関数をどのように設定するかが第１の問題であろう。さらに、(A1)の仮定を満たす確率変数ｘ，ｙをどのように定義するかが問題となることもある。

また、(1)式で定義されたファジィ相関係数の台集合は、必ずしも－１以上１以下とはならない。ファジィ集合が正規であれば、ρ_fのグレードが１になる点の集合の中にϕ-係数が含まれ、その点は通常の相関係数の意味を有しているが、その他の点をそのまま相関係数の意味を持つ点と解釈することは一般にはできないので注意が必要となる。この点についてはさらに議論が必要であろう。

６．参考文献

[1] Kwakernaak, H.: Fuzzy random variables－Ⅰ. Definitions and theorems, Information Sci., 15, 1-29, 1978.

[2] Kwakernaak, H.: Fuzzy random variables－Ⅱ. Algorithms and examples for discrete case, Information Sci., 17, 253-278, 1979.

[3] Puri, M. L. and Ralescu, D. A. : Fuzzy Random Variables, J. Math. Anal. Appl., 114, 409-422, 1986.

F4-2 (R3)

ファジィ数量化II類によるあいまい回答肢の研究

A Study on Uncertain Categories in Questionnaires by Fuzzy Quantification Analysis Type 2

森本正昭　和多田淳三　吉岡雅人*　秋元　武*
Masaaki Morimoto　Junzo Watada　Masato Yoshioka　Takeshi Akimoto
電通　大阪工業大学　*プラスアイシステム
Dentsu Inc.　Osaka Institute of Technology　Pras-ai Inc.

Abstruct: Important and difficult in social and marketing researches is how to obtain and interprete data expressing the reality which we intend to understand,rather than how to analyze the data.Therein,it is most difficult to abstract their real interpretation and analyze the own meaning out of data using uncertain answers and middle point answers(named uncertain categories here).In the questionnaires the alternatives are expressed "undecidable","unknown",and so on.The answer to the alternatives includes various meaning.

In this paper we propose the fuzzy approach in order to analyze such uncertain categories and clarify the meaning quantitatively using fuzzy data analysis.

【はじめに】

社会調査や市場調査の場面で生起する人の心理的データを分析する場合には、分析手法のアルゴリズムよりも、どうすれば目的にかなったデータを入手できるかまたそのデータをどの様に解釈するか等の方がより重要な課題となる。

そこで本稿では質問紙調査で問題になるあいまい回答肢への回答の意味を取り上げ検討を加える。

質問紙調査に対する回答には、調査者側の意図と異なる反応が混入するとみなければならない。評定尺度法では程度表現（非常に、かなり、やや　等）の中間値として”どちらでもない””わからない”などのあいまい表現が使われる。このカテゴリーに対する反応には多様な意味が含まれている。　それは単に中間の意味だけでなく、どちらでもあったり、どちらでもなかったり、質問自体に疑問を差しはさんだりする場合もあろう。無回答に意味があるという場合もあろう。本稿ではファジィデータ解析法を使ってこの種の問題を数量的に明らかにする。

【研究のねらい】

評定尺度法による調査に対する回答は、３件法、５件法のように回答肢が少ないと中間回答が多くなり、また９件法のように回答肢が多いと信頼性が落ちるといわれている（文献１）。中間回答肢としてよく使われるのは図１の様な形式である。

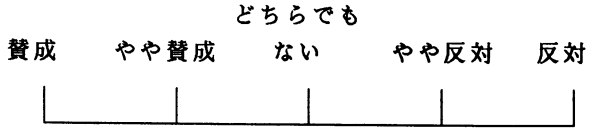


図１　中間回答肢の例

表現用語としては”どちらでもない”の他に”わからない”や”普通””中間”などが使われる。数値０を当てる場合もある。それは調査テーマや表現によって異なるが、パーソナリティ・テストでは”どちらでもない”と”わからない”では”どちらでもない”の方が中間の回答肢に答える率が高いという報告がある（文献２）。

（１）中間回答の種類

中間回答肢に答える場合として次のようなケースが考えられる。被験者がそのテーマに関心がある場合と関心がない場合で異なるが、

<u>質問内容に関心がある場合</u>

①　中位にある場合：　評定尺度値がプラスでもマイナスでもない中間にある、これが調査者側の意図に合っている。

②　両方とも該当する場合：　プラス、マイナスのどちらでもある場合で、回答者が最も迷うことになる。迷った挙げ句中間に回答してしまうが、これは設問自体が不備の場合が多い。

③　どちらでもない場合：　どちらも該当しないゼロの場合である。これは設問の尺度に無理がある。しかし”どちらでもない”を使っていれば、用語そのものは適切である。

④　複雑な場合：　内容が複雑で１次元の尺度上では答えられない場合である。これは設定場面を具体化するなど工夫すると良い。

<u>質問内容に関心がない場合</u>

⑤　知識不足で回答できない場合：　質問内容について知識が乏しいと中間回答に偏る。ファジィデータ解析ではファジィ群として知識の程度をメンバーシップ値で与えることが出来る。

⑥　回答拒否：回答事態が正確な回答を引き出しにくい場合（年収や女性に年齢を聞くときなど）

⑦　質問が多すぎる場合：　設問数が多くなると、後の方の回答は中間に偏るか、まるで信頼性に欠ける。

調査者側の意図と合致するのは①の場合だけである。その他はあいまい回答が混入することを覚悟しなければならない。質問様式に工夫を凝らすことにより、ある程度は避けることができるが、複雑な様式も受け入れられない。。文献３では、性格検査で２件法の回答に”中間”と”決められない”を加え、”中間”は程度差を、”決められない”は条件差にもとづくものとして質問票を設計したが、予想した一義的な結果は得られなかったとしている。

（２）マインド・データと実データの違い

ファジィ・データ解析では人の主観的データを対象にするので、マインド・データと実データとの違いは大変興味があるテーマである。ファジィデータとして[0,1]上の数量を与えるときこの問題は考えておく必要がある。その違いにどのような傾向があるのか、マインド・データの信頼性はどの程度かなどの問題である。後の項で実例を挙げて検討する。

【調査方法】

本稿の検討に使用したデータは次の調査結果にもとづいている。

『オンラインシステムについての利用者の評価調査』

実施時期：’９０年７月

対象者：オンラインシステムの利用者約１００名

調査のねらい：このシステムは人により、「良いという人」と「悪いという人」とに評価が二分していたため、アンケート調査を実施し、改善の指針を得ることにした。

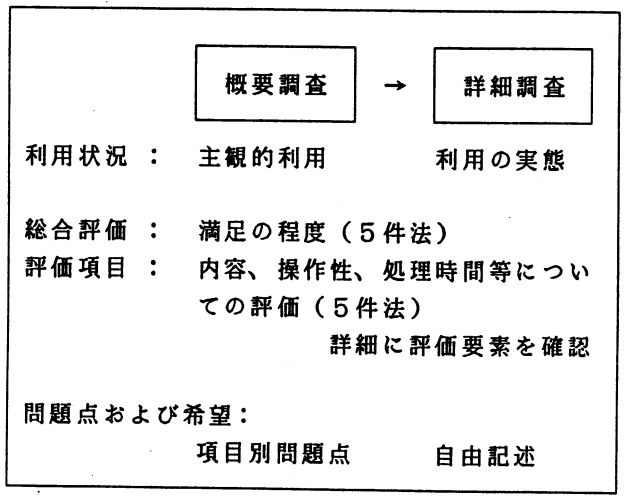


図２　調査票の概要

【調査結果】　利用実態のデータとの比較

上記調査票の１つの設問に

このシステムをあなたはどの程度使っていますか。

①　よく使う

②　ときどき使う

③　ほとんど使わない

④　使ったことがない

という質問があり、これに対するの利用者の回答は主観的程度を示しているが、実際の利用の程度はどうであろうか。一般にはマインドデータを実データと比べることはできない場合が多いが、コンピュータシステムの利用は正確に統計がとれるので比較が可能となる。図３はカテゴリー別に年間利用回数の度数分布を作ったもので興味深い結果が得られた。平均的な傾向は明らかに＜よく使う＞＜ときどき使う＞＜ほとんど使わない＞の順であるが、年間何百回も使っている人の中に＜よく使う＞ではなく、＜ときどき使う＞と答えている人が何人もいる。また５０回程度でも＜よく使う＞に答えている人もいる。＜使ったことがない＞は図示しなかったが、さすがに実態と同じであった。

主観を扱うファジィデータと実態との違いが大きいことを示している。また、程度表現言語利用の難しさを示している。

横軸＝年間使用回数　縦軸＝該当者数(最大を100)

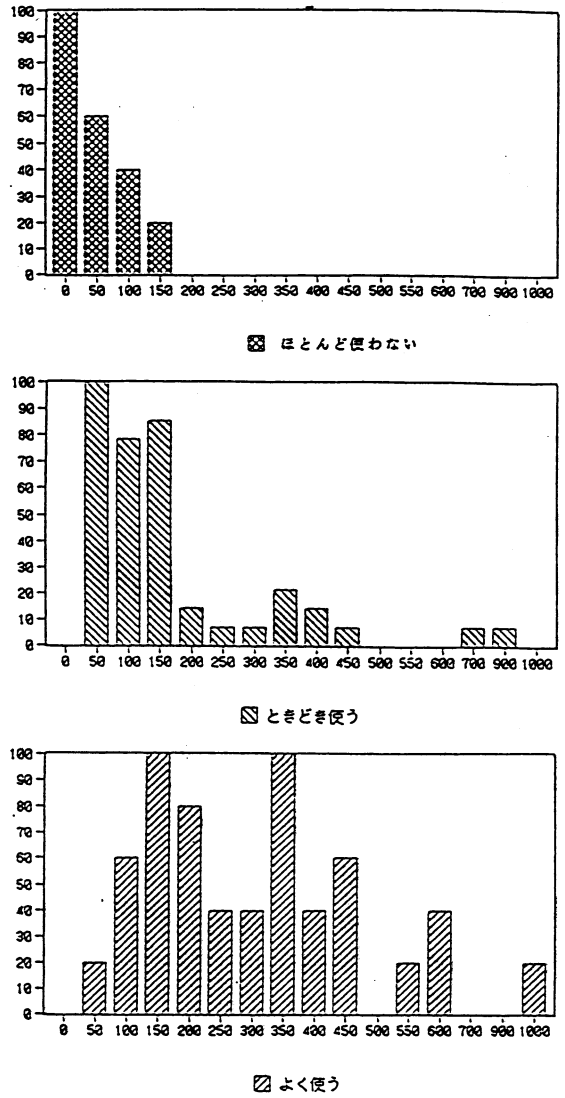


図３　マインドデータと実データとの比較

【中間回答の分析】

前述の中間回答の種類をさらに分類すると

1）評価値の中間値とみる場合

2）その他の要因の混在した第3の尺度とみる場合

に分けることができる。

分析1：　評価値の中間値とみる場合（その1）

ファジィデータ解析では、ファジィデータに対して[0,1]上の数量を与えるので、評価値の中間値とみるのならば

プラス評価＝1.0、　中間値＝0.5、　マイナス評価＝0.0　　という値を与えても問題はない。

総合評価値を外的基準とし

内容
操作性
処理スピード
アウトプット
マニュアル
親近度

を要因として、ファジィ数量化Ⅱ類にかけると表1左の結果が得られた。ただし、ファジィ数量化Ⅱ類ではプラス評価群、マイナス評価群の2アイテムに対してそれぞれ[0,1]上の値を与えている。中間回答の場合その2つのアイテムに0.5，0.5を与えている。表1左の結果は総合評価の要因が操作性、内容、アウトプットの順に寄与していることがわかる。しかし外的基準であるファジィ群に対して一様に1.0、0.5、0.0を当てて良いのかという問題がでてくる。

表1　2群判別のカテゴリーウェイト

	分析1 (1 ,0.5, 0)		分析2 (ﾌｧｼﾞｨ群)	
	ｶﾃｺﾞﾘｰｳｪｲﾄ	偏相関係数	ｶﾃｺﾞﾘｰｳｪｲﾄ	偏相関係数
内容	0.158	0.341	0.173	0.261
操作性	0.197	0.421	0.265	0.377
処理スピード	0.077	0.190	0.096	0.171
アウトプット	0.154	0.350	0.207	0.323
マニュアル	0.060	0.147	0.067	0.112
親近度	0.049	0.082	0.069	0.074

分析2：　評価値の中間値とみる場合（その2）

利用度合のメンバーシップ値をファジィ群として用いた場合

そこでこの問題に対してはもっと実用的な観点から、このシステムの利用度合を数量として与えることにする。前述の「利用実態のデータ」を累積度数分布にし、その値をメンバーシップ値としてファジィ群として与えることにする。

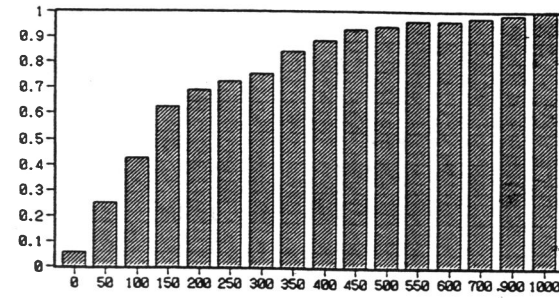


図4　使用度数の累積分布（メンバーシップ値）

これによってこのシステムをよく利用する人の意見を重視する、利用の少ない人の意見は余り問題にしないという実用的な選別が出来ることになる。ファジィ数量化Ⅱ類の分析結果は表1右のとおりである。カテゴリー・スコアーは操作性、アウトプット、内容の順になっている。大差はないが判別力はかなり改善されていることが表2の群別平均サンプルスコアによってわかる。

表2　　サンプルスコア

分析1：

	平均	標準偏差	最大	最小
プラス評価群	0.426	0.064	0.548	0.305
中間評価群	0.349	0.052	0.430	0.253
マイナス評価群	0.226	0.070	0.378	0.092

分析2：

プラス評価群	0.555	0.116	0.890	0.380
中間評価群	0.441	0.064	0.542	0.314
マイナス評価群	0.283	0.090	0.501	0.112

分析3：　他の要因の混入した第3の群とみる場合

ファジィ数量化Ⅱ類で外的基準となるファジィ群が3群あるケースを解くことにする。説明要因は分析1、2と同じである。その結果の1部を次の図5に示す。・記号がプラス群、＊記号がマイナス群、＋記号が中間群を示している。3群がほぼ左右中にポジショニングされていることがわかる。図のSCALE1をみると中間群はやはり中間に位置している。このテーマでは”どちらでもない”が中位を意味している要素が強いものと思われる。表3のSCALE2で高いスコアを示しているのは＜マニュアル 0.348＞、＜処理スピード-0.343＞、＜親近度-0.291＞で人的な対応の要因が強く出ている。SCALE2では中間群のサンプルスコアはSCALE1のように中位に必ずしも存在していない。

表３　カテゴリー・スコア（３群判別）

	SCALE1	SCALE2
内容	0.190	0.171
操作性	0.273	0.103
処理スピード	0.104	-0.343
アウトプット	0.196	-0.019
マニュアル	0.054	0.348
親近度	0.060	-0.291

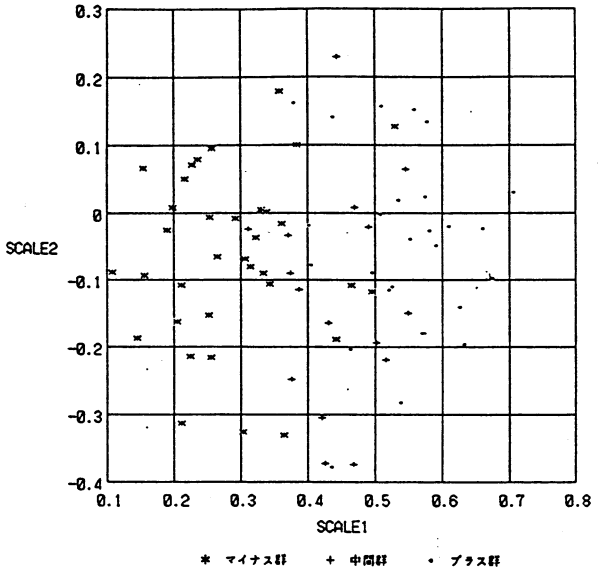


図５　３群のサンプルスコアの布置

さらに中間評価群を第３の群とみたときには他の２群との差が明確にでなければならない。そこでファジィ数量化Ⅱ類をプラス評価群と中間評価群、マイナス評価群と中間評価群についても計算した。その結果は表４のとおりである。要因のカテゴリー・スコアが群別にみるとかなり違ってくることがわかる。この結果は中間群の存在の意味を暗示するものであり、分析１や２のように１つの尺度でみるのでは評価の要因を見誤ることがありうることを示している。

表４　カテゴリーウェイトの比較

	マイナス群と中間群		プラス群と中間群	
	ｶﾃｺﾞﾘｰ ｳｴｲﾄ	偏相関 係数	ｶﾃｺﾞﾘｰ ｳｴｲﾄ	偏相関 係数
内容	0.198	0.315	0.359	0.295
操作性	0.347	0.440	0.325	0.305
処理スピード	0.206	0.343	0.052	0.064
アウトプット	0.189	0.313	0.433	0.347
マニュアル	0.069	0.095	0.209	0.259
親近度	0.207	0.224	-0.001	0.000

マイナス群との判別ではカテゴリー・スコアの高いのは＜操作性 0.347＞＜親近度 0.207＞＜処理スピード 0.206＞の順であるが、プラス群との判別では＜アウトプット 0.433＞＜内容 0.359＞＜操作性 0.325＞の順となっており、分析１や２と比べるとかなり様相が違っている。

このことは中間群が単に中位にある存在ではなく、質的に異なる特性を持っていることを意味している。

【考察】　ところで評定尺度の各カテゴリーに［0,1］上のどんな値を与えればよいのだろうか。通常は0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0のように等間隔の値を与えており多くの場合実用上問題はないが、ここに挙げた例のように意見が２分されるテーマの場合には、１つの尺度で回答を求めることに無理がある。そのときは１つの質問を２つに分けて両方の立場から回答を求めた方がよい。しかし、質問数が２倍になってしまうので回答者の負担が多くなることは難点である。

この例題では中間回答が少なかったが、中間回答が多いケースについても今後分析を試みたい。

ファジィデータの解析では個々の質問に対する反応の強さを知る必要がある。それには、1)回答に序列をつける　2)サブ質問への回答数を数量化する3)反応の強さを記号で示す　などの方法があり、自由記述の有無やその程度も重要な資料となる。しかし、調査事態を難しくし、妥当性のある回答を得にくい。

手段としてコンピュータを使った調査ではファジィなデータをとるときは幅のある入力をさせると回答はしやすいようである。質問紙によらない調査には工夫の余地がありそうである。

【おわりに】本稿の分析計算は主としてファジィ多変量解析パッケージ（ＦＭＡＰ）を使用して行なった。

「文献」

１）続　有恒　村上英治　心理学研究法９　質問紙調査　東京大学出版会　1975
２）前田憲一　質問紙調査法の検討　1974
３）続有恒　質問紙調査法に関する研究　心理学研究 24,299-309　1974
４）寺野寿郎、浅居喜代治、菅野道夫　ファジィシステム入門、　オーム社　1987
５）和多田淳三、田中英夫、浅居喜代治　ファジィ数量化Ⅱ類　行動計量学会　9,2,　1987

F4－3（R3）

データによる統計的「知」のあいまいさについての一考察

Uncertainty in statistical inference problems

小木　元
Hajime OGI

製品科学研究所
Industrial Products Research Institute

Knowledge from statistical inference contains many aspects of uncertainty. The concept of Akaike's information criterion (AIC) enables us to evaluate the amount of uncertainty by estimation error of statistical parameters. In this paper, firstly a statistical version of Powlak's rough set problem is briefly introduced, and three macroscopic points of uncertainty in the use of AIC to solve the problem are pointed out. Secondly, four types of uncertainty in a probabilistic situation and four more types of uncertainty concerning subjective reasoning in the situation are evaluated and compared using information. Thirdly, each type of uncertainty is evaluated and compared under the concept of AIC in a statistical situation. During comparisons, uncertainty concerning statistical inference and subjective reasoning is discussed.

1．はじめに

(1) Pawlak の情報システムの確率・統計問題への拡張

小木[1]は，Pawlak[2] の情報システムのラフ分割問題を確率的な問題に拡張し，データによる統計的推論に含まれるあいまいさを，マクロな観点から示した。その骨子は，情報システムの縮約問題を統計学的モデル選択の評価問題に置き換え，情報量規準と呼ばれる方法による問題解決過程のあいまいさの諸相を考察したものである。

未知の確率分布πに従う確率的関数をもつ情報システムを考える。試行によって得られたデータD（図1の上段）がその情報システムを特徴づける。

図1上段のsとs'の出目が同じ確率に従う，すなわち$\pi^{s}{}_{j}=\pi^{s'}{}_{j}$ (for all j) ならばsとs'を区別する必要はなく，t={s,s'}と置くことで縮約した情報システム（図1下段）が得られる。ここにデータをもとに未知の確率分布を考えながら情報システムを縮約する問題がある。

D	j_1	j_2	…	j_6
s_1	d_{11}	d_{12}	…	d_{16}
s_2	d_{21}	d_{22}	…	d_{26}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

↓縮約τ

D'	j_1	j_2	…	j_6
t_1	d'_{11}	d'_{12}	…	d'_{16}
t_2	d'_{21}	d'_{22}	…	d'_{26}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

図1．統計的情報システムの縮約
表記：$d'_{tj} = \cup_{s\in t} d_{sj}$

小木[1]は，この問題に統計学的な評価方法である情報量規準ＡＩＣの考え方，すなわち，「ＡＩＣを最小化することによって縮約の総合的な尤もらしさが評価できる」という考え方を適用できることを示すとともに，その解決過程に以下のあいまいさが含まれていることを示した。

1）情報量規準が最小に近い縮約は，情報量規準が最小の縮約と同様な総合的尤らしさをもち，解は一意には決められない[3]。
2）情報量規準自体，推定値であり，あいまい評価が必要である[4]。
3）あいまいな評価の結果は解釈や仮説など，問題の高次の解であるが，高次の解自体の評価方法は未だ提案されていない[5]。

(2) 本稿の位置づけ

本稿では，データから推定される統計的「知」のあいまいさについて，情報量規準の考え方から確率分布の「知」のあいまいさとの対比で，基礎的な考察を行う。

その目標は，上述のようなマクロな観点での統計的推論による「知」のあいまいさが，第2節以下に述べる基礎的な観点での統計的推定およびその主観的推測による「知」のあいまいさの上に成り立ちながら，評価自体の評価を問題とするために，後者のような直接的な方法では評価しにくい問題であることを明確にし，あいまいさの評価の両面について、今後の討議に委ねることである。

以下であいまいさの評価に主に用いるのは，平均情報量の概念である。平均情報量とは，特定の事象が生起したときに獲得される情報量を，その事象の生起確率によって平均した情報量である。

2. 確率既知の場合のあいまいさ

＜設定1＞　aとbのどちらか一つが生起する確率事象xがあるとする。この事象はある観測の仕方をすると，A＝{aが生起した}，B＝{bが生起した}，C＝{aが生起したかbが生起したかわからなかった}の3通りの観測結果になるとする。

事象i，i∈{a,b}が生起する確率をp_iとする。

事象の観測結果がj，j∈{A,B,C}となる確率をq_jとする。さらに事象iが生起して観測結果がjとなる確率をp_{ij}とする。

$p_{aA} + p_{ac} = p_a$，$p_{bB} + p_{bc} = p_b$，
$p_{aA} = q_A$，$p_{bB} = q_B$，$p_{ac} + p_{bc} = q_c$

(1) 平均情報量

確率分布のあいまいさは平均情報量で表される。

確率分布$\{p_i\}$のあいまいさは，

$$E_0(\{p_i\}) = -p_a \log p_a - p_b \log p_b$$

確率分布$\{q_j\}$のあいまいさは，

$$E_1(\{q_j\}) = -q_A \log q_A - q_B \log q_B - q_c \log q_c$$

確率事象の全体$\{p_{ij}\}$のあいまいさは，

$$E_{all}(\{p_{ij}\}) = -p_{aA} \log p_{aA} - p_{bB} \log p_{bB} - p_{ac} \log p_{ac} - p_{bc} \log p_{bc}$$

で表される。

(*) → $E_0(\{p_i\})$，$E_1(\{q_j\}) \leqq E_{all}(\{p_{ij}\})$

これは，$E_0(\{p_i\})$が{A,B,C}に関するあいまいさを含まず，$E_1(\{q_j\})$が{a,b}に関するあいまいさを含まないことを表す。

$\{q_j\} \backslash \{p_i\}$	q_A	q_B	q_c	平均情報量
p_a	p_{aA}	0	p_{ac}	E_0
p_b	0	p_{bB}	p_{bc}	
平均情報量	E_1			E_{all}

図2　設定1の関係と平均情報量

(2) Hartley 情報量[6)]

観測結果のあいまいさとしては，確率分布$\{q_j\}$のあいまいさ$E_1(\{q_j\})$に加えて，さらにHartley情報量の期待値$H_1(\{a,b\}) = q_c \log 2$がある。これは「観測結果がA，B，Cのどれであるか」のあいまいさ（それが判明することによって得る情報量）$E_1(\{q_j\})$に対して，残った「結果Cの場合にさらにそれがa，bのどちらであるか」のあいまいさに相当する。これを加えた全体のあいまいさは，

$$E_{max}(\{q_j\}) = E_1(\{q_j\}) + H_1(\{a,b\}) = -q_A \log q_A - q_B \log q_B - q_c \log q_c + q_c \log 2$$

$E_{max}(\{q_j\})$は，$p_{ac} + p_{bc} = q_c$の内訳が任意のときの$E_{all}(\{p_{ij}\})$の最大値に相当する。

このとき，次の問題を考える。

＜問題1＞　確率既知の場合の主観的な推測

観測の結果，Cを得る確率q_cを，ある割合κ（$0 \leqq \kappa \leqq 1$）でaとbに割り振って元の事象生起の確率分布$\{p_i\}$を推測し，推測結果を$\{r_i(\kappa)\}$とする。

$r_a(\kappa) = q_A + \kappa q_c$，$r_b(\kappa) = q_B + (1-\kappa) q_c$
$0 \leqq r_a(\kappa), r_b(\kappa)$かつ$r_a(\kappa) + r_b(\kappa) = 1$
なお，$\kappa_0 = (p_{ac} / q_c)$を正確な割合とする。

(3) 推測結果のあいまいさ全体の評価

このような主観的推測について，情報量の観点から，自己評価と相互評価を示そう。以下に示すように，自己評価と相互評価の違いは，自己評価は推測結果の確率分布がもつあいまいさ（非決定性）を表すのに対して，相互評価は主観的推測自体の正しさ（客観的な評価）を表す。これは全く異なるあいまいさの評価をもたらす。

(3-1) 推測結果のあいまいさ全体の自己評価

推測結果のあいまいさ全体は自己評価として次式の平均情報量で表される。

$$E_2(\{q_j\}, \kappa) = -q_A \log q_A - q_B \log q_B - \kappa q_c \log \kappa q_c - (1-\kappa) q_c \log (1-\kappa) q_c$$

○ $E_2(\{q_j\}, \kappa)$のκに関する性質：

1) $\kappa = \kappa_0$ → $E_2(\kappa_0) = E_{all}(\{p_{ij}\})$

2) κが0または1のとき，最小値

$E_2(\{q_j\}, 0) = E_2(\{q_j\}, 1) = E_1(\{q_j\})$

3) κに関して上に凸で，$\kappa_m = 1/2$のときに最大値

$E_2(\{q_j\}, \kappa_m) = E_1(\{q_j\}) + q_c \log 2 = E_{max}(\{q_j\})$

4) $E_1(\{q_j\}) \leqq E_2(\{q_j\}, \kappa) \leqq E_{max}(\{q_j\})$

このように，系のあいまいさの全体を比較すると，観測結果確率から推測結果確率を導くときに，系のあいまいさは減少する。これは，割合κという観測結果には含まれない先験情報が加わったことに因る。

(3-2) 推測結果のあいまいさ全体の相互評価

κが真の値κ_0に近いかどうかは次式で評価される。

$$E_3(\{q_j\}, \kappa) = -p_{aA} \log q_A - p_{bB} \log q_B - p_{ac} \log \kappa q_c - p_{bc} \log (1-\kappa) q_c$$

○ $E_3(\{q_j\}, \kappa)$のκに関する性質：

1) κに関して下に凸で，$\kappa = \kappa_0$のときに最小値

$E_3(\{q_j\}, \kappa_0) = E_{all}(\{p_{ij}\})$

2) $E_{all}(\{p_{ij}\}) \leqq E_3(\{q_j\}, \kappa)$

3) $p_{ac} \neq 0$，$p_{bc} \neq 0$のとき，$\kappa = 0, 1$で∞に発散

2)は，κのκ_0に対する不正確さをあいまいさとして評価したものと言える。

また，3)は，$p_{ac} \neq 0$，$p_{bc} \neq 0$のとき，$\kappa = 0, 1$という推測は全く正しくないことを示す。

(4) 推測結果の部分的あいまいさの評価

主観的推測のあいまいさ全体の評価に関連して，部分的あいまいさの自己評価，相互評価を以下に示す。E_2とE_4の関係はE_{all}とE_1の関係に，E_3とE_5の関係はE_{all}とE_0の関係に類似する。ただし後者は主観的推測自体の正しさに関係するため，あいまいさは大きい。

(4-1) 推測結果の部分的あいまいさの自己評価

推測結果のみかけのあいまいさは次式で表される。

$E_4(\{r_i(\kappa)\})$

$= -r_a(\kappa)\log r_a(\kappa) - r_b(\kappa)\log r_b(\kappa)$

○ $E_4(\{r_i(\kappa)\})$ の κ に関する性質:

1) (*) → $E_4(\{r_i(\kappa)\}) \leq E_2(\{q_j\}, \kappa)$

2) $\kappa = \kappa_0$ → $E_4(\{r_i(\kappa_0)\}) = E_0(\{p_i\})$

3) κ に関して上に凸で, $r_a(\kappa) = r_b(\kappa) = 1/2$ のときに極大値 $E_4(\{r_i(\kappa_m)\}) = \log 2$

極大値を持つ条件: $q_A \leq 1/2$ かつ $q_B \leq 1/2$

3)から, 図3の領域1では κ をどのようにとっても $E_4(\{r_i(\kappa)\}) \leq E_1(\{q_j\})$ であるが, 領域2では, κ のとりかたによって, $E_4(\{r_i(\kappa)\}) > E_1(\{q_j\})$ となる場合がある。

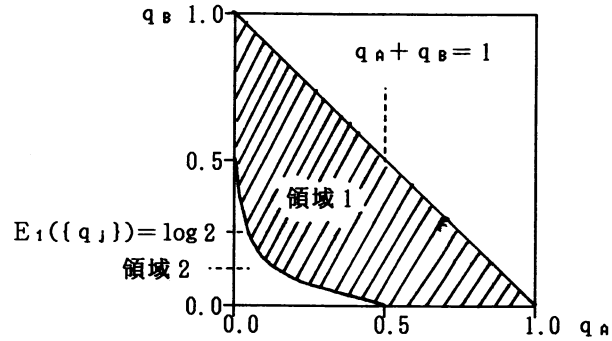


図3 $\forall \kappa \in [0,1]$ $E_4(\{r_i(\kappa)\}) \leq E_1(\{q_j\})$ となる $q_A - q_B$ 平面上の領域

(4-2) 推測結果の部分的あいまいさの相互評価

κ が真の値 κ_0 に近いかどうかは次式で評価される。

$E_5(\{r_i(\kappa)\})$

$= -p_a \log r_a(\kappa) - p_b \log r_b(\kappa)$

$= -p_a \log(q_A + \kappa q_C) - p_b \log\{q_B + (1-\kappa) q_C\}$

○ $E_5(\{r_i(\kappa)\})$ の κ に関する性質:

1) κ に関して下に凸で, $\kappa = \kappa_0$, すなわち, $r_a(\kappa_0) = p_a$, $r_b(\kappa_0) = p_b$ のときに最小値 $E_0(\{p_i\}) = E_5(\{r_i(\kappa_0)\}) \leq E_5(\{r_i(\kappa)\})$

2) (*) → $E_5(\{r_i(\kappa)\}) \leq E_3(\{q_j\}, \kappa)\})$

全体評価と部分評価の違いは, 部分的あいまいさの評価では推測の悪さの効果も部分的だと言うことである。

(5) 以上のあいまいさの大小関係をまとめて図4に示す。

E_0 ≦≦ E_5 ≦≦ E_3 → ∞

E_1 E_{all} E_{max}

E_4 E_2

図4 確率分布の「知」のあいまいさの大小関係

3. 確率未知の場合 (データに基づく統計的推定)

これまで述べた確率が既知の場合のあいまいさに対比して, 確率が未知で, ただ, 確率が推定できるようなデータが得られている場合について考察する。ここでは, 推定の不正確さ(推定誤差)があいまいさに影響を及ぼす。

なお, 右辺の期待値をとったものが左辺であることを「左辺～右辺」で示す。

＜設定2＞ 設定1の事象がaとbを合わせてn回生起し, 各々の回数が f_a, f_b であるとする。これを観測したときその結果がA, B, Cとなった回数が g_A, g_B, g_C であるとし, さらに, 事象iが生起して観測結果がjとなった回数を f_{ij} とする。

$g_A \leq f_a$, $g_B \leq f_b$,

$f_{aA} + f_{aC} = f_a$, $f_{bB} + f_{bC} = f_b$,

$f_{aA} = g_A$, $f_{bB} = g_B$, $f_{aC} + f_{bC} = g_C$

(1) 統計的推定

データ$\{f_i\}$が得られたとき, 生起確率モデル $\{s_a, s_b\}$ の平均情報量

$E_0(\{s_i\}) = -p_a \log s_a - p_b \log s_b$

の最小化をしたいが, $\{p_i\}$は未知である。$E_0(\{s_i\})$のなかの$\{p_i\}$を$\{f_i/n\}$に置き換えて最小化を行う。

このようなみかけの平均情報量

$E'_0(\{s_i\}) = -(f_a/n)\log s_a - (f_b/n)\log s_b$

を最小にするように推定される生起確率は,

$s_{a0} = f_a/n$, $s_{b0} = f_b/n$

である。この推定は最尤推定と呼ばれる。最尤推定では, 推定値 s_{a0}, s_{b0} の期待値は各々 p_a, p_b に一致する。

データ$\{g_j\}$のもとでのモデル$\{t_A, t_B, t_C\}$に対する最尤推定確率と, データ$\{f_{ij}\}$のもとでのモデル$\{s_{aA}, s_{bB}, s_{aC}, s_{bC}\}$に対する最尤推定確率を示す。

$t_{A0} = g_A/n$, $t_{B0} = g_B/n$, $t_{C0} = g_C/n$

$s_{aA0} = f_{aA}/n$, $s_{bB0} = f_{bB}/n$,

$s_{aC0} = f_{aC}/n$, $s_{bC0} = f_{bC}/n$

(2) 真の情報量

情報量規準の考え方[7]から, $E'_0(\{s_{i0}\})$はモデル $\{s_{a0}, s_{b0}\}$ の真の平均情報量 $E_0(\{s_{i0}\})$ではない。

坂元ら[7]は $E_0(\{s_{i0}\})$ と $E'_0(\{s_{i0}\})$ を比較して, 期待値として自由パラメータ数 (この場合は1) に比例する偏り (比例定数は1/n) があるとしている。

小木[4,5]は, 離散分布モデルでの偏りの評価として, $E_0(\{p_i\})$ と $E'_0(\{s_{i0}\})$ を比較して, 期待値として自由パラメータ数の半分 (この場合は1/2) に比例する偏り (比例定数は同じく1/n) があるとしている。

このような偏りは確率の推定自体には影響を及ぼさないが, 以下でモデル相互の情報量の比較をするために, $E'_0(\{p_i\})$, $E'_1(\{t_j\}_0)$, $E'_{all}(\{u_{ij0}\})$ を次式のように書き改めておく。ただし, $\lambda = (1/2n)$ とする。

$E_0(\{p_i\})$

$\sim -(f_a/n)\log s_{a0} - (f_b/n)\log s_{b0} + \lambda$

$E_1(\{q_j\}) \sim -(g_A/n)\log t_{A0} - (g_B/n)\log t_{B0} - (g_C/n)\log t_{C0} + 2\lambda$

$E_{all}(\{p_{ij}\})$

$\sim -(f_{aA}/n)\log u_{aA0} - (f_{bB}/n)\log u_{bB0} - (f_{aC}/n)\log u_{aC0} - (f_{bC}/n)\log u_{bC0} + 3\lambda$

$\{f_i\}\backslash\{g_j\}$	g_A	g_B	g_C	平均情報量
f_a	f_{aA}	0	f_{aC}	E_θ
f_b	0	f_{bB}	f_{bC}	
平均情報量	E_1			E_{all}

図4　設定2の関係と平均情報量

データ$\{g_j\}$からの平均情報量$E_1(\{q_j\})$に対する観測結果のあいまいさとしてはさらに Hartley 情報量の期待値の推定値 $H'=t_{C\theta}\log 2$ があり，これは「結果Cの場合にさらにそれがa，bのどちらであるか」のあいまいさに相当する。これを加えた全体のあいまいさは，

$$E'_{max}=-(g_A/n)\log t_{A\theta}-(g_B/n)\log t_{B\theta}-(g_C/n)\log t_{C\theta}+2\lambda+t_{C\theta}\log 2$$

E'_{max} は，$f_{aC}+f_{bC}=g_C$ の内訳が任意のときの E_{all} の最大値よりλだけ小さい。これは，内訳にあたるパラメータ数（この場合は1）が推定されないことに対応して，E_{all} の最大値より E'_{max} が小さくなったもので，本来 $E_{max}\sim E'_{max}+\lambda$ である。

推定されるパラメータ数がより少ないモデルでは，パラメータ推定の誤差にともなうあいまいさがより少ないことに対応する。

このとき，次の問題を考える。

＜問題2＞　確率未知の場合の主観的な推測

観測の結果，Cを得る回数g_Cを，ある割合κ（$0\leqq\kappa\leqq1$）でaとbに割り振って元の事象生起の回数分布$\{f_i\}$を推測し，推測結果を$\{h_i(\kappa)\}$とする。

$h_a(\kappa)=g_A+\kappa g_C$，$h_b(\kappa)=g_B+(1-\kappa)g_C$

$0\leqq h_a(\kappa), h_b(\kappa)$ かつ $h_a(\kappa)+h_b(\kappa)=n$

(3) 推測結果のあいまいさ全体の評価

推測結果のあいまいさ全体の自己評価は次式で表される。

$$E_2(\{q_j\},\kappa)\sim-(g_A/n)\log t_{A\theta}-(g_B/n)\log t_{B\theta}-\kappa(g_C/n)\log\kappa\, t_{C\theta}-(1-\kappa)(g_C/n)\log(1-\kappa)t_{C\theta}+2\lambda$$

推測結果のあいまいさ全体の相互評価，すなわち，κ が真の値 κ_θ に近いかどうかは次式で評価される。

$$E_3(\{q_j\},\kappa)\sim-(f_{aA}/n)\log t_{A\theta}-(f_{bB}/n)\log t_{B\theta}-(f_{aC}/n)\log\kappa\, t_{C\theta}-(f_{bC}/n)\log(1-\kappa)t_{C\theta}+2\lambda$$

(4) 推測結果の部分的あいまいさの評価

(4-1) 推測結果の部分的あいまいさの自己評価は

$\{h_a(\kappa), h_b(\kappa)\}$から，生起確率モデル $\{u_a(\kappa), u_b(\kappa)\}$ のみかけの平均情報量 $E'_4(\{u_i(\kappa)\})=-(h_a(\kappa)/n)\log u_a(\kappa)-(h_b(\kappa)/n)\log u_b(\kappa)$ を最小にするように推定される生起確率は，

$u_{a\theta}(\kappa)=h_a(\kappa)/n$，$u_{b\theta}(\kappa)=h_b(\kappa)/n$

である。このとき $u_{i\theta}(\kappa_\theta)=s_{i\theta}$ である。

平均情報量は次式で表される。

$$E_4(\{r_i(\kappa)\})=-r_a(\kappa)\log u_{a\theta}(\kappa)-r_b(\kappa)\log u_{b\theta}(\kappa)\sim-(h_a(\kappa)/n)\log u_{a\theta}(\kappa)-(h_b(\kappa)/n)\log u_{b\theta}(\kappa)+\lambda$$

○ $E_4(\{r_i(\kappa)\})$ の κ に関する性質（2）

1) (*) → $E_4(\{r_i(\kappa)\})+\lambda\leqq E_2(\{q_j\},\kappa)$

2) $\kappa=\kappa_\theta$ → $E_4(\{r_i(\kappa_\theta)\})=E_\theta(\{p_i\})$

3) κ に関して上に凸で，

$u_{a\theta}(\kappa)=u_{b\theta}(\kappa)=n/2$ のときに極大値

$E_4(\{r_i(\kappa_\theta)\})=\log 2$

極大値を持つ条件：　$t_{A\theta}\leqq1/2$ かつ $t_{B\theta}\leqq1/2$

データから推定される $E_4(\{r_i(\kappa)\})$と $E_1(\{q_j\})$ の比較が，確率分布から導かれる比較と質的に異なるのは，自由パラメータ数に比例する偏りの項の存在である。$E_4(\{r_i(\kappa)\})$ のそれは $E_1(\{q_j\})$ のそれより λ 小さい。これは，自由パラメータを多くもつ生起確率モデル $\{t_A, t_B, t_C\}$ は，生起確率モデル $\{u_a, u_b\}$ に比較して，推定（決定）しなければならないパラメータが多いために，推定結果にあいまいさ（誤差）が多い。その結果，図2の斜線領域にあたる $t_{A\theta}-t_{B\theta}$ 平面上の斜線領域（κによらずに$E_4(\{r_i(\kappa)\})\leqq E_1(\{q_j\})$となる領域）は，図3に比べて大きくなる。

(4-2) 推測結果の部分的あいまいさの相互評価

κが真の値 κ_θ に近いかどうかは次式で評価される。

$$E_5(\{r_i(\kappa)\})=-p_a\log r_a(\kappa)-p_b\log r_b(\kappa)\sim-(f_a/n)\log u_{a\theta}(\kappa)-(f_b/n)\log u_{b\theta}(\kappa)+\lambda$$

(5) 以上のあいまいさの大小関係をまとめて図5に示す。図4との大小関係の変化は，パラメータの推定誤差評価の影響による。

$$E_\theta\leqq E_5<E_3\to\infty$$
$$E_1\leqq E_{all}\leqq E_{max}$$
$$E_4\leqq E_2\leqq E'_{max}<E_{max}$$

図5　データによる統計的「知」のあいまいさの大小関係

4. まとめ

本稿では，確率分布の「知」とデータによる統計的「知」について，情報量規準の考え方を用いて統計的推定にともなう推定誤差の観点を確認し，あいまいさの比較について構造的な違いを示した。情報量規準としては小木[4,5]の修正情報量規準を用いた。また，主観的推測が絡む単純な問題を設定し，推測の悪さの効果が著しく大きいことを確認した。

＜文献＞

1)小木：ﾜｰｸｼｮｯﾌﾟ:新分野へのﾌｧｼﾞｨ応用(第1回) 1991
2)Powlak: Int.J.Man-Machine Studies 20-5 1984
3)小木：行動計量学 14-1 1986
4)小木：第17回日本行動計量学会大会 1989
5)小木：第18回日本行動計量学会大会 1990
6)Klir&Folger: "Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information", Prentice Hall 1988
7)坂元他：「情報量統計学」共立出版 1983

F5－1（R3）

ファジィ観測データに基づくキュムラントの補正と統計的仮説検定

Corrections of Cumulants from Fuzzy Observation Data and Statistical Testing of Hypotheses

奥田 徹示
Tetsuji OKUDA
大阪工業大学
Osaka Institute of Technology

広沢 博
Hiroshi HIROSAWA
オムロン（株）
OMRON Corporation

浅居 喜代治
Kiyoji ASAI
大阪工業大学
Osaka Institute of Technology

ABSTRACT: In this paper, we consider fuzzy observations on a probability space. When statistics are calculated from fuzzy data obtained by fuzzy observations, the corrections for the effect of fuzziness are given in order to estimate actual cumulants transforming the effect of fuzziness contained in fuzzy observations into correction terms. Furthermore, the statistical testing of hypotheses from fuzzy data is discussed. From this discussion, the meaning of the application of fuzzy data to the correction problems of cumulants will become clear.

1．まえがき

統計学の分野において，正確な観測ができないかまたはコストの関係で，ある区間に属する事象が何件発生したかというような，いわゆるグルーピングデータに関する分析が古くよりなされてきている．特に，正規分布のような比較的滑らかな分布を念頭においたシェパードの補正は現在でも有名で，十分実用性を持っていると思われる．このシェパードの補正は，1898年のシェパード[1] の論文以来有名になったと思われる．その後，ピアソン[2] やフィッシャー[3] を初め多くの研究者によって1930年代まで多くの分析がなされたが，1943年のケンドール[4] の著書にそれまでの研究成果がまとめられている．

本研究では，観測値に主観的なあいまいさを伴う場合の統計的なデータ処理について考察している．ここでは，Zadeh[5] の定義したファジィ事象の確率概念と Sheppard の補正[1]～[4]を計算する場合の考え方とを基礎としている．すなわち，あいまいな幅をもって観測されたファジィ観測値の中心の値を代表値として，この値を通常の統計的手法に当てはめて計算するとき，必要と思われる補正量をメンバシップ関数を背景として考察している．モーメントに対する補正については既に報告しているが[6][7]，ここではキュムラントについての補正およびその仮説検定への応用可能性について考察する．なお，通常の Sheppard の補正に対するキュムラントに関する結果は[8]などが参考になる．ここでの結果は，Sheppard の補正のファジィ観測への拡張であると考えられる．

2．ファジィ観測データに基づくキュムラントの補正

いま，母集団の密度関数を$f(x|\theta)$とする．θは母数を意味している．特に，必要のない場合はθを省略する．通常，観測値はある１点 $x_j \in X$ が観測されたものとして，これをデータの値として用いる．ここでは，点 x の周りのある幅H に主観的なあいまいさを伴っている場合を考える．このようなファジィ観測を区間 $H_j=[x_j-h/2, x_j+h/2]$で定義されるファジィ事象としてとらえる．メンバシップ関数 $\chi_j:H_j\to[0,1]$ は，$x\in H_j$ のファジィ事象 χ_jへの帰属度を表わしており，$\chi_j(x_j)=1$ であるものとする．

さて，このようなファジィ事象として観測値を受け取る場合，ここではこれをファジィ観測値，ないしはファジィデータと呼ぶことにする．このファジィ観測値の出現確率は密度関数 f(x) のもとでは，ザデー[5] の定義より，

$$P_j=\int_{-h/2}^{h/2}\chi(v)f(x_j+v)dv \tag{1}$$

と表わされる．ここで，$\chi(v)$は区間$[-h/2,h/2]$で定義されるメンバシップ関数で，$\chi_j(x)=\chi(x-x_j)$ である．この確率を，区間 H_jの中心値 x_jをこのファジィ観測値χ_jの代表点とみなし，代表値x_jの出現確率と考える．これら代表値を用いて統計的処理を施そうとするのがここでの考え方である．本稿では，$x_{j+1}=x_j+h/2$で，$\Sigma p_j=1$を満たすような次の３種類のメンバシップ関数を考えるものとする：

（三角形型）　；$\chi(v)=-2|v|/h+1$, (2)

（２次曲線型）；$\chi(v)=(8/h^2)(|v|-h/2)^2Q+(1-8v^2/h^2)(1-Q)$, (3)

（台形型）　　；$\chi(v)=\max\{0,1\wedge(-|v|/(2e)+h/(8e)+1/2)\}$. (4)

ただし，$Q=[2(|v|+h/4)/h]$で，$[A]$はAの整数部を意味するガウス記号である．また，ｖ及びｅの範囲は，それぞれ$-h/2\leqq v\leqq h/2$ 及び $0<e\leqq h/4$ である．

さて，代表値$\{x_j\}$から計算される積率母関数は

$$\phi(s)=\sum_{j=-\infty}^{\infty}\exp(sx_j)\int_{-h/2}^{h/2}\chi(v)f(x_j+v)dv \tag{5}$$

であり，Euler-Maclaurin の和分公式[4]が妥当性を失わないとして，

$$\phi(s)=\frac{2}{h}\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-h/2}^{h/2}\exp\{s(u-v)\}\chi(v)f(u)dudv \tag{6}$$

が導ける．そこで，

$$\phi(s)=\frac{2}{h}\int_{-h/2}^{h/2}\exp(-sv)\chi(v)dv \tag{7}$$

として，$\phi(s)$ の対数をとって，

$$\log\{\phi(s)\}=\log\{\phi(s)\}+\log\int_{-\infty}^{\infty}\exp(su)f(u)du\equiv\sum_{k=1}^{\infty}\frac{c_ks^k}{k!} \tag{8}$$

と表せば，c_kはファジィ観測値の代表値から計算される生のキュムラント(raw cumulant)になる．つまり，β_kを密度関数 $f(x)$ に対する正確なキュムラントとすると，

$$\sum_{k=1}^{\infty}\frac{c_ks^k}{k!}=\log\{\phi(s)\}+\sum_{k=1}^{\infty}\frac{\beta_ks^k}{k!} \tag{9}$$

なる関係が成立することになる．したがって，$\log\{\phi(s)\}$ のベキ展開を求めれば，キュムラントの補正を導くことができる．

ところで，Bernoulli 多項式

$$\frac{z}{\exp(z)-1}=\sum_{j=0}^{\infty}\frac{B_jz^j}{j!} \tag{10}$$

を

$$\frac{2}{\exp(z)-1}-\frac{2}{z}+1=2\sum_{j=2}^{\infty}\frac{B_jz^{j-1}}{j!} \tag{11}$$

と変形して，この両辺を 0 から z まで積分すると，

$$\log\frac{2\cosh(z)-2}{z^2}=2\sum_{j=2}^{\infty}\frac{B_jz^j}{(j!)j} \tag{12}$$

となる．B_jは Bernoulli数と呼ばれ，$B_0=1$, $B_1=-1/2$, $B_2=1/6$, $B_4=-1/30$,..., $B_3=B_5=\cdots=0$ の値を持っている．

そこで，三角形型ファジィ観測の場合，

$$\phi(s)=\{(2\cosh(sh/2)-2)/(sh/2)^2\} \tag{13}$$

となるので，(12)式の関係を用いると，

$$\log\{\phi(s)\}=\Sigma\{B_j h^j/(j2^{j-1})\}\{s^j/(j!)\} \tag{14}$$

となり，

$$\beta_r=c_r-B_r h^r/(r2^{r-1})\ (r>1) \tag{15}$$

なる関係が得られる．したがって，キュムラントの補正公式として，

$$\beta_2=c_2-h^2/24,\ \beta_4=c_4+h^4/960,\ \beta_6=c_6-h^6/8064,\ \cdots\cdots \tag{16}$$

が導かれる．

同様な計算法を用いて，２次曲線型の場合，

$$\phi(s)=\sinh(sh/4)(2\cosh(sh/4)-2)/(sh/4)^3, \tag{17}$$

$$\beta_r=c_r-B_r(2^r+2)h^r/(r2^r)\ (r>1), \tag{18}$$

台形型の場合，

$$\phi(s)=\{\sinh(se)/(se)\}\{\sinh(sh/4)/(sh/4)\}, \tag{19}$$

$$\beta_r=c_r-(B_r h^r/r)\{1/2^r+(2q)^r\}\ (r>1) \tag{20}$$

が導かれる．ただし，e=qh と変換している．

三角形型，２次曲線型，台形型の何れの場合も，r 次の補正のオーダはh^rになっている．したがって，h がそれほど大きくなく，h^4以上の項が無視できるとすれば，キュムラントの補正は２次の項のみについて考慮すればよいことになる．

〔数値例〕数値例として次のベータ分布

$$f(x)=x^9(1-x)/B(10,2),\quad 0\leqq x\leqq 1 \tag{21}$$

を考える．h=0.4 として，三角形型のファジィ観測の場合について，Table 1 の頻度を用いて４次までのキュムラントを調べると Table 2 のようになり，キュムラントの補正は十分実用的であることが分かる．

Table 1. Frequencies

k	x_k	P_k	k	x_k	P_k
0	0.0	0.0000001	3	0.6	0.1251655
1	0.2	0.0001396	4	0.8	0.5560721
2	0.4	0.0087903	5	1.0	0.3098322
				(TOTAL)	0.9999998

Table 2. Corrections of cumulants

k(order)	β_k(true)	c_k(raw) (error)	Corrected (error)
1	0.8333333	0.8333332(-0.0000001)	———
2	0.0106838	0.0177458(0.0070620)	0.0110791(0.0003953)
3	-0.0010176	-0.0009273(0.0000903)	———
4	-0.0000901	-0.0000014(0.0000887)	0.0000253(0.0001154)

なお，ここでの補正が正しく働くかどうかは，Euler-Maclaurin の和分公式の適応の妥当性にかかっている．このことについては文献[4]を参照されたい．一般的に，密度関数 f(x) の尾部が適当な滑らかさを保つことが条件となる．通常の Sheppard の補正に対して，この指摘は多くの文献にみられるが，[9]には簡明な記述がある．実際の計算面からは[4],[10]などが参考になる．また，これらとは異なった観点からの分析が[3]に見られる．われわれの場合も同じであるが，必ずしも極端な滑らかさは必要ではない．

3．仮説検定への応用

さて，正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ からのファジィ観測値の分布は，Euler-Maclaurin の和分公式の近似誤差が無視できて，$O(h^r) \fallingdotseq O(r \geqq 4)$ の場合，$c_1 \fallingdotseq \mu$，$c_2 \fallingdotseq \sigma^2+h^2/24$，$c_3 \fallingdotseq c_4 \fallingdotseq \cdots\cdots \fallingdotseq 0$ となるので，ファジィ観測値の分布も，たとえば三角形型のファジィ観測の場合，ほぼ平均μ，分散$\sigma^2+h^2/24$ の正規分布と考えても大きな障害にはならないであろうと考えることができる．このような意味で，モーメントの補正公式に比べて，キュムラントの補正公式は理論上の見通しを分かりやすくするといった利点がある．たとえば，適当なサンプルサイズのもとで，正規母集団を基本とする検定統計量を，ファジィ観測データをもとに構成する事ができると考えられる．なお，実際には，あいまいさの幅 hをσとの比で考えたい場合は$x/\sigma=u$，したがって $h/\sigma=\alpha$ などと変換しておけば，$O(h^r)$ は $O(\alpha^r)$ で評価できる．

そこで，正規母集団に対して，ファジィデータによる仮説検定の可能性について考える．通常，分散σ^2が既知の正規母集団に対して，母集団の平均がμの場合，$z=(\bar{x}-\mu)/(\sigma/\sqrt{n})$ が標準正規分布に従うとみなして検定を行う．ただし，$\bar{x}$は標本平均である．ここで，ファジィデータを用いて統計量 z を作る場合，キュムラントの補正公式から，適当なサンプルサイズのもとで，

$$z=\frac{\bar{x}-\mu}{\sigma'/\sqrt{n}} \tag{22}$$

とすれば，z は標準正規分布に従うとみなすことができ，検定に利用できる．ただし，$\beta_2=c_2-c_2'$ と表わして，$\sigma'^2=\sigma^2+c_2'$ である．同様な考え方から，χ^2 統計量は

$$\chi^2=\sum_{i=1}^{n}\left\{\frac{x_i-\mu}{\sigma'}\right\}^2 \tag{23}$$

と構成できる．また，統計量の作り方から，σと直接関係ない t 統計量は $t=(\bar{x}-\mu)/(S/\sqrt{n})$ として構成できる．ただし，$S^2=\Sigma(x_i-\bar{x})^2/(n-1)$ である．F 統計量に対しても同様な考え方で構成できる．

明らかに，以上の議論は，3 次以上のキュムラントの補正がほぼ 0 となる事実を用いたもので，統計解析としてはごく粗い論理に基づく議論である．したがって，実用上の観点からこのような議論が成立するかどうかはシミュレーション等で確かめる必要がある．なお，若干のシミュレーションは実施しているが，比較的良好な結果が得られている[11]．

最後に，本研究は，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ものである．

参　考　文　献

1. Sheppard, W.H.: On the Calculation of the most Probable Values of Freqency-Constants·····, Proc. Lon. Math. Soc., 29, 358, 1898.
2. Peason, K. et.al.: On Corrections for the Moment-Coefficients·····, Biometrika, 12, 231, 1919.
3. Fisher, R. A.: On the Mathmatical Fundations of Theoretical Statistics, Phil. Tran. Roy. Soc.,A, 222, 309, 1921.
4. Kendall, M. G. and A. Stuart: The Advanced Theory of Statistics, Vol.1, C.Grif., London, 1943.
5. Zadeh, L. A.: Probability Measures of Fuzzy Events, J. Math. Anal.Appl., 28, 421, 1968.
6. 奥田，古殿，浅居：ファジィ観測データに基づく統計的推定，計測自動制御学会論文集，26, 564, 1990.
7. 奥田，古殿，浅居：２変量ファジィ観測データに基づくモーメント推定，日本ファジィ学会誌，1, 415, 1990.
8. Langdon, W.H. and O. Ore: Semi-Invariants and Sheppard's Correction, Ann. Math., 31,230-232,1930.
9. Cramer, H.: Mathematical Methods of Statistics, Princeton Univ. Press, 1946.
10. Kendall, M.G.: The Conditions under which Sheppard's Corrections are Valid, J. Roy. Stat. Soc., 101, 592-605, 1938.
11. 広沢：ファジィ観測データに基づく統計的検定に関する研究，平成２年度大阪工業大学修士論文，1991.1.

F5－2（R3）

ファジィ観測データに基づく最尤推定判別関数

Discriminant Function Using Approximate Maximum Likelihood Estimation by Fuzzy Observation Data

古殿　幸雄　　奥田　徹示　　浅居喜代治
Yukio KODONO, Tetsuji OKUDA and Kiyoji ASAI

大阪工業大学　経営工学科
Department of Industrial Management, Osaka Institute of Technology

Abstract: In usual statistical data analysis, the statistical data are described by exact values. However, in mordern complex and large-scale systems, it is difficult to treat the systems using only exact data. In this case, it is inevitable to treat non-exact data involving human vagueness. In this paper, these data are defined as fuzzy data and new methods which can treat the fuzzy data by usual statistical methods are proposed. That is, we treated that the new methods are developed for obtaining maximum likelihood estimates of parameters of discriminant function of two groups under fuzzy observations. Futhermore, the validity of our methods is investigated by the computer simulation.

1．はじめに

一般的なデータ解析においては，観測値をできるだけ正確なものとするために，観測者の主観的なあいまいさはできるだけ排除される傾向にある．しかし，そのためにはかなりの技術的・時間的・経済的な労力を必要とする場合が多い．また，現在のように統計学の適用分野が広範囲になってくると，必然的に人間の主観性を含むデータを取り扱う必要がある．このようなあいまいなデータに基づくデータ解析の方法として，モーメント推定に対する補正公式[1],[2] が導かれている．

これに関連して，ファジィデータによる最尤推定の基本的な方法論についてはすでに報告[3] されているが，本研究では，その手法を用いて一般的な判別関数の係数を推定する方法についての議論を行う．ここで用いる判別関数としては，説明変数が１つの場合と２つの場合とを取り上げている．特に，説明変数が２つの場合は，２変量ファジィデータからの最尤推定量を導き，判別関数の係数を推定している．

2．ファジィ観測

通常の観測値は，ある１点$x_i \in X$が観測されたものとして，これをデータの値として用いる．しかしながら，観測値x_iに主観的なあいまいさを伴う場合，ファジィ観測値を，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 として表わす．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 への帰属度を表わしている．

いま，母集団の密度関数を$f(x)$ とし，ファジィ観測値χ_i をファジィデータと呼び，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．

ここでは，次の３種類のメンバシップ関数を想定する．

i)　三角形型

$$\chi_i(x)=-\frac{2}{h}\,|x|+1 \qquad (1)$$

ii)　２次曲線型

$$\chi_i(x)=\frac{8}{h^2}\left(|x|-\frac{h}{2}\right)^2\left[\frac{2}{h}\left(|x|+\frac{h}{4}\right)\right]+\left(1-\frac{8x^2}{h^2}\right)\left(1-\left[\frac{2}{h}\left(|x|+\frac{h}{4}\right)\right]\right) \qquad (2)$$

iii)台形型

$$\chi_i(x)=\max\left\{0,\min\left(1,-\frac{1}{2e}|x|+\frac{1}{8e}+\frac{1}{2}\right)\right\} \qquad (3)$$

なお，［A］は，Aの整数部を表わすガウス記号であり，台形型の形状パラメータeの範囲は$0<e\leq h/4$ である．

さて，ファジィ事象χ_i の出現確率は，ザデー[4] の定義により，

$$P_i=\int_{x_i-h/2}^{x_i+h/2}\chi_i(x)f(x)dx \qquad (4)$$

と表わされる．ただし，$\chi_i(x)=\chi(x-x_i)$で，また$x_{i+1}=x_i+h/2$ $(i=0,\pm1,\pm2,\cdots)$である．なお，$\Sigma P_i=1$は満たされる．

たとえば，台形型のファジィ観測は，図1のように表わされる．

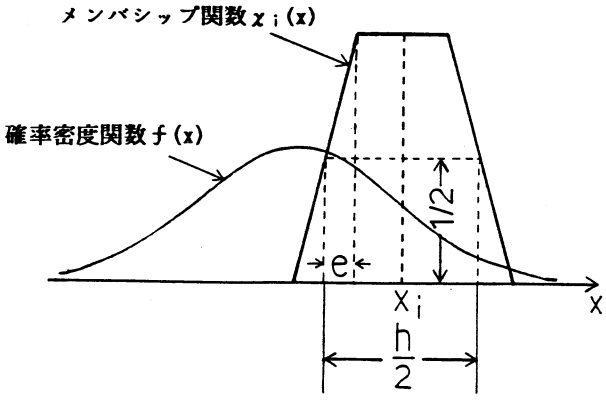


図1　台形型ファジィ観測

3．ファジィ観測データに基づく最尤推定法

さて，母集団の確率密度関数$f(x)$をテイラー展開し，ファジィ集合χ_iのr次のファジィモーメントを

$$d_r=\int_{x_i-h/2}^{x_i+h/2}\chi_i(x)(x-x_i)^r dx \qquad (5)$$

と定義すると，式(4)は

$$P_i=\sum_{r=0}^{\infty}\frac{f^{(r)}(x_i)}{r!}d_r \qquad (6)$$

と表わすことができる．

d_rの具体的な形として，r=2n+1（nは非負整数）のときは0となり，r=2nのとき，

（三角形型）

$$d_r=\frac{h^{r+1}}{(r+1)(r+2)2^r} \qquad (7)$$

（２次曲線型）

$$d_r=\frac{(2^{r+2}-1)h^{r+1}}{(r+3)(r+1)(r+2)2^{2r}} \qquad (8)$$

（台形型）

$$d_r=\frac{h^{r+1}}{s(r+1)(r+2)}\left\{\left(\frac{1}{4}+s\right)^{r+2}-\left(\frac{1}{4}-s\right)^{r+2}\right\} \qquad (9)$$

となる．ただし，台形型において，e=sh $(0<s\leqq 1/4)$と変換している．

このr次のファジィモーメントを用いて，式(6)は

$$P_i=d_0 f(x_i)+\frac{d_2}{2!}f^{(2)}(x_i)+\frac{d_4}{4!}f^{(4)}(x_i)+\cdots \qquad (10)$$

となる．この式(10)の両辺に対数をとり，テイラー展開を施し，h^4以上の項を$O(h^4)$とすると，

$$\log P_i=\log d_0+\log f(x_i)+\frac{d_2}{2d_0}\left\{\frac{(x_i-\mu)^2}{\sigma^4}-\frac{1}{\sigma^2}\right\}+O(h^4) \qquad (11)$$

を得る．ただし，後述する判別関数は，２群のデータが正規母集団に従って観測されるものと仮定しているので，$f(x)$には正規分布を用いている．

ここで，ファジィ事象χ_iが発生したときの観測されるファジィデータの個数をn_iとし，ファジィ区間の数をIとすれば，尤度関数は，

$$L(\theta)=\prod_{i=1}^{I}n_i P_i \qquad (12)$$

と表わすことができる．ただし，θは母集団のパラメータを表わし，$n_1+n_2+\cdots+n_I=N$とする．

そこで，この式(12)より導かれる次の尤度方程式

$$\sum_{i=1}^{I}n_i\frac{\partial \log P_i}{\partial \theta_k}=0 \quad , \quad (k=1,2) \qquad (13)$$

を解くことにより最尤推定量を導く．

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Newton-Raphson法を用いて近似的に解く．

$O(h^4)$以上の項は，無視できるほど小さいものとして，結果のみを示せば，

$$\mu=\mu_F \qquad (14)$$

$$\sigma^2=\sigma_F^2-\frac{2d_2}{h} \qquad (15)$$

を得る．（添字のFはファジィデータから求められた値を示す．）

従って，平均に関しては，そのままファジィデータから推定される値を用いるが，分散に関しては，式(15)を用いて推定する．

また，２変数の場合については，２変量母集団の確率

密度関数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

$$d_{m,n}=\int_{x_i-h/2}^{x_i+h/2}\int_{y_j-k/2}^{y_j+k/2}(x-x_i)^m(y-y_j)^n\chi_i(x)\chi'_j(y)dxdy \tag{16}$$

と定義すると，

$$P_{ij}=\sum_{m=0}^{\infty}\sum_{n=0}^{\infty}\frac{d_{m,n}}{m!n!}\cdot\frac{\partial^{m+n}f(x_i,y_j)}{\partial x_i^m\partial y_j^n} \tag{17}$$

と表わすことができる．

$d_{m,n}$ の具体的な形として，m あるいはn が奇数次のときは0 となり，m およびn が偶数次のとき，

（三角形型）

$$d_{m,n}=\frac{h^{m+1}k^{n+1}}{(m+2)(m+1)(n+2)(n+1)2^{(m+n)}} \tag{18}$$

（２次曲線型）

$$d_{m,n}=\frac{(2^{m+2}-1)h^{m+1}(2^{n+2}-1)k^{n+1}}{(m+3)(m+2)(m+1)(n+3)(n+2)(n+1)2^{2(m+n)}} \tag{19}$$

（台形型）

$$d_{m,n}=\frac{h^{m+1}k^{n+1}}{st(m+2)(m+1)(n+2)(n+1)}\left\{\left(\frac{1}{4}+s\right)^{m+2}-\left(\frac{1}{4}-s\right)^{m+2}\right\}\left\{\left(\frac{1}{4}+t\right)^{n+2}-\left(\frac{1}{4}-t\right)^{n+2}\right\} \tag{20}$$

となる．ただし，台形型において，$e_x=sh$，$e_y=tk$ ($0<s\leqq 1/4$，$0<t\leqq 1/4$) と変換している．

このm,n 次のファジィモーメントを用いて，尤度方程式を解けば，

$$\mu_x=\mu_{xF} \tag{21}$$

$$\mu_y=\mu_{yF} \tag{22}$$

$$\sigma_x^2=\sigma_{xF}^2-\frac{4d_{2,0}}{hk} \tag{23}$$

$$\sigma_y^2=\sigma_{yF}^2-\frac{4d_{0,2}}{hk} \tag{24}$$

$$\rho=\rho_F+\frac{2\rho_F}{hk}\left(\frac{d_{2,0}}{\sigma_{xF}}+\frac{d_{0,2}}{\sigma_{yF}}\right) \tag{25}$$

を得る．

これらの結果は，式(25)の相関係数の推定量を除いて，モーメントの補正公式による推定量と一致している．

4．判別関数推定のシミュレーション

ある２群を判別するための判別関数において，説明変数が１つの場合と２つの場合とを取り上げ，前章で導かれたパラメータを用いて，判別関数の係数を推定する．

シミュレーションは，より現実的な状況を想定し，台形型の形状パラメータe を変動させて行った．このとき，発生したデータをそのまま用いた場合，ファジィデータを用いた場合，および本手法を適用した場合を行った．

説明変数が１つの場合，マハラノビスの汎距離より求められる判別式は，

$$L_{12}=ax+b \tag{26}$$

である．ただし，

$$a=\frac{\mu_1-\mu_2}{\sigma^2},\quad b=\frac{\mu_1^2-\mu_2^2}{2\sigma^2}$$

である．

この式(26)は，簡単のために，２群の母分散が等しいものとしている．ここでは，この式(26)の係数a，b を推定するものとする．

このときのシミュレーション結果の一部を図２に示す．データは，区間[0 ,200]で，群１の平均μ_1=80，群２の平均μ_2=120 ，共通の標準偏差σ=23 の正規分布に従ってデータを発生させ，h=20，e=2.5±1.0とした．なお，e の値は，その変動にかかわらず2.5 を用いた．

また，説明変数が２つの場合の判別関数は，

$$L_{12}(x,y)=ax+by+c \tag{27}$$

である．ただし，

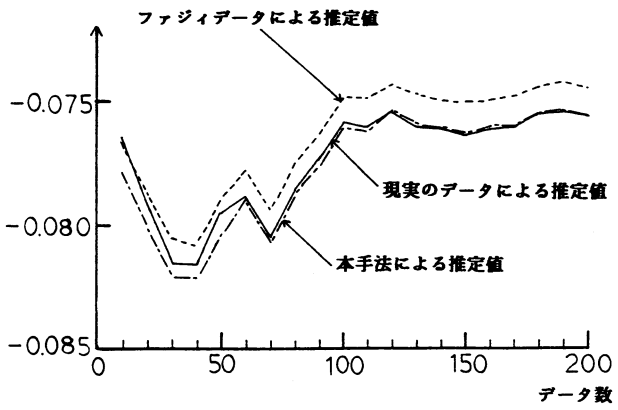
$$a=\frac{1}{(1-\rho^2)}\left(\frac{\mu_{x1}-\mu_{x2}}{\sigma_x^2}-\rho\frac{\mu_{y1}-\mu_{y2}}{\sigma_x\sigma_y}\right)$$

$$b=\frac{1}{(1-\rho^2)}\left(\frac{\mu_{y1}-\mu_{y2}}{\sigma_y^2}-\rho\frac{\mu_{x1}-\mu_{x2}}{\sigma_x\sigma_y}\right)$$

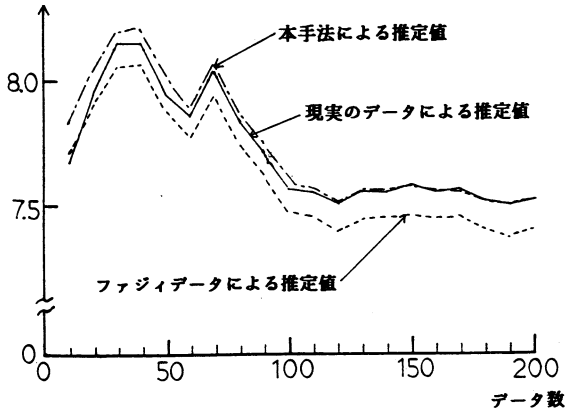
$$c=-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left(\frac{\mu_{x1}^2-\mu_{x2}^2}{\sigma_x^2}-\frac{\mu_{y1}^2-\mu_{y2}^2}{\sigma_y^2}-2\rho\frac{\mu_{x1}\mu_{y1}-\mu_{x2}\mu_{y2}}{\sigma_x\sigma_y}\right)$$

である．

先程と同様にして，簡単のために，２群の分散共分散

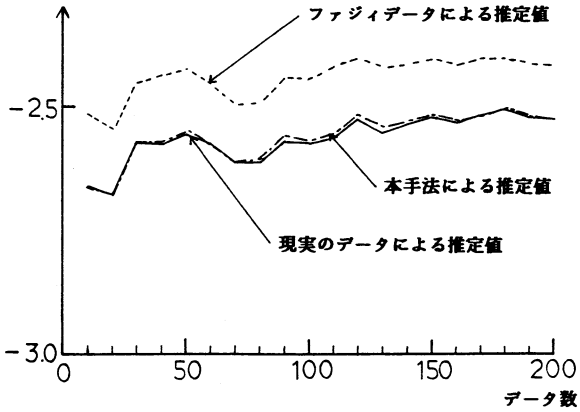


(a) 係数ａの推定値

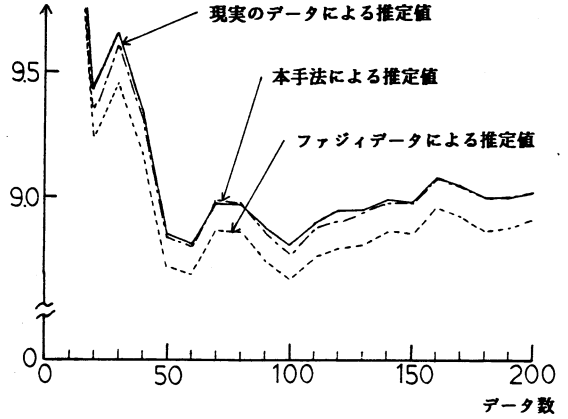


(b) 係数ｂの推定値

図２　判別関数の係数推定
－説明変数が１つの場合－



(b) 係数ｂの推定値

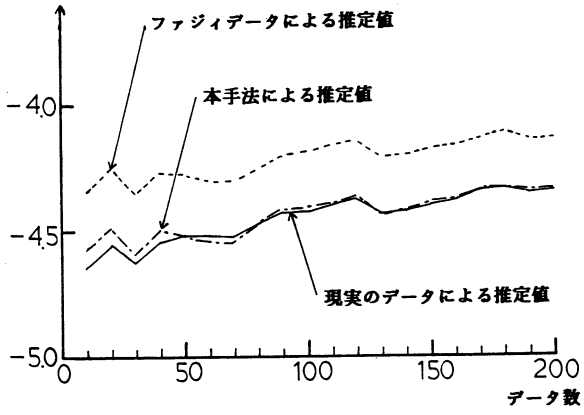


(c) 係数ｃの推定値

図３　判別関数の係数推定
－説明変数が２つの場合－

行列が等しいものとしている．ここでは，この式(12)の係数ａ，ｂ，ｃを推定するものとする．

このときのシミュレーション結果の一部を図３に示す．データは，区間[0 ,200]内で，群１の変数の平均を各々μ_{x1}=70，μ_{y1}=120，群２の変数の平均を各々μ_{x2}=80，μ_{y2}=110，共通の標準偏差σ=22，相関係数ρ=0.7の２変量正規分布に従って発生させ，h=k=20，e_x=e_y=2.5 ± 1.0とした．なお，計算には，e_x=e_y=2.5を用いた．



(a) 係数ａの推定値

なお，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」の一貫として行ったものである．また，本研究を進めるに当たりご助言を頂いた本学の杉浦寅彦教授に深甚なる謝意を表する．さらに，平成２年度浅居研究室，濱本健二氏，松原嘉彦氏，川西新吾氏，越智武氏には，シミュレーションを行う上で，その一部にご協力して頂いた．ここに記して謝意を表する．

参考文献

[1]奥田，古殿，浅居：ファジィ観測データに基づく統計的推定，計測自動制御学会論文集，26巻，5号，564-571（1990）

[2]奥田，古殿，浅居：２変量ファジィ観測データに基づくモーメント推定，日本ファジィ学会誌，2巻，3号，415-428（1990）

[3]奥田，古殿，前原，浅居：ファジィ観測からの最尤推定，第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，143-146（1990）

[4]Zadeh, L. A. : Probability Measures of Fuzzy Events, J. Math. Anal. Appl., 28, 421-427 (1968)

F1－1（R7）

言語指示によるファジィ学習制御

Fuzzy Learning Control Based on Linguistic Instructions

朴 桂珏　　菅野 道夫
Gaikark PARK　Michio SUGENO

東京工業大学　システム科学専攻
Tokyo Institute of Technology, Dept. of Systems Science

Abstract:This paper presents a scheme of fuzzy learning control based on linguistic instructions which are understood by a combination of elements and their tendencies of evaluation sets. The sets are constructed by elements that evaluate the performance of fuzzy controller. Evaluation rules of performance are generated by relations between the combination and the background knowledge. The controller is modified to satisfy the supervisor's intention by this repeated learning.

1. はじめに

言語を用いた人間の最も高度な学習は、ランダムな試行錯誤の繰り返し動作による手足の動きの習熟でなく、予め持っている知識と言語指示との結び付きによって新たな技を身に付けたり、知識を獲得したりするプロセスである。従って、言語レベルの学習とは、無知の状態から学習していくのではなく、システムにすでに備わっている基本的なルールと背景知識を用いて、ルールの修正と新たなルールを生成していく過程である。

本研究ではシステムの挙動をマクロに評価できる要素で評価要素の集合を構成し、スーパバイザーの言語指示を評価要素の組合せによって理解する。また容易にその要素の探索を行うように要素間の因果ネットワークを作って利用する。背景知識を用いて、求めた評価要素と傾向で評価ルールを生成し、コントローラルールの後件部の修正値を求める。修正値にルール修正用の背景知識から求めた重みを付けてコントローラを修正する。この過程を繰り返し、スーパバイザーの意図を満足できるまで学習を行う。

2. 言語指示による学習

実行結果としてResult-Bを出力するシステムに対して、スーパバイザーはLearned-Bという結果を望むマクロな言語指示Ｌｉを与えるとする。システムがいかに指示言語を理解して、その意味をコントローラに反映し、ルールの修正と生成によるLearned-Bを出力できるかが大切な課題となる。

2.1 言語指示の理解

言語指示による学習において重要な部分は指示言語の理解である。スーパバイザーの指示言語をシステムが備えている場合は、マッチング等の手法によって理解できる。しかし、全くシステムが持っていない言語で指示して来る時、いかにその意味を獲得して行くかが大きな問題となる。システムの実行結果をスーパバイザーが観察し、指示 → システムの実行 → 観察 → 指示という繰り返しの過程を行って、パフォーマンスの改善やスーパバイザーの意図通りの実行結果の出力を図ろうとする。この時スーパバイザーはその結果に対しミクロな指示をするのではなく、全体のパターンを大別できる幾つかの特徴的な要素を選別して評価し、マクロな言語指示をするのが普通である。これに着目して本研究では、実行結果を大別し、評価できる評価要素の集合を構成する。その要素の組合せによって言語指示を理解する。

2.2 評価要素

評価要素の集合は実行結果を評価でき、マクロな意味を持っている要素で構成されている。その集合をＰ、要素をPiとする。

$$P = \{P1, P2, P3, \ldots, \}$$

各要素Piは三つの傾向を持つものとする。

$$Pi \Rightarrow \begin{cases} \Delta Pi(+) : Piが増加する傾向 \\ \Delta Pi(0) : Piは言語指示とは関係ない \\ \Delta Pi(-) : Piが減少する傾向 \end{cases}$$

任意の言語指示Ｌｉに対して⊿P1(+), ⊿P2(+), ⊿P3(-)が選ばれたとすると、その意味は次のように解釈される。

> Ｌｉ ⇒ P1をより大きく、P2をより大きく、P3をより小さく

(+)は指示前の実行結果”より大きく”、(-)は”より小さく”するということを意味する。この様に出力のパターンを評価できる要素の集まりで評価要素の集合を構成し、その要素の組合せによって入力言語指示を理解する手法である。

2.3 評価要素の探索

評価要素の探索は学習用のルールを用いて行われる。学習用ルールは各評価要素に関して、その要素の傾向が著しく目立つように実行するファジィルールである。

例えば、評価要素の一つが追従の傾き(P1)だとする。指示Ｌｉの中にこの要素の意味が含まれているかを探索するために、学習用ルールを用いて追従の傾きが、学習前のコントローラの初期実行より”非常に大きい結果”を出力して見せる。スーパバイザーは⊿Pi(+)、⊿Pi(-)、⊿Pi(0)の中から一つを選んで入力する。次々に全ての評価要素に対応する各々の学習用ルールを利用して同じ過程を繰り返せば、評価要素とその傾向の組合せによって指示言語を理解することができる。しかし、このような単純な発見的探索は、要素数の増加に従って探索数とともに学習用ルールの種類も爆発的に増える。

本研究では、もっと少ない探索で指示言語の意味を発見できる様に、予め用意した要素間の関係に基づいた因果ネットワークを利用して意味探索を行う。

2.4 評価要素間の因果ネットワーク

因果ネットワークを構成する発想として次の様な命題を考える。”雪が多く降ると道が滑りやすい、そうすると事故を起こしやすい。”この関係が示す様に、雪の降る程度という一つの要素と傾向がわかれば、道という要素と滑る程度の傾向、事故と発生の傾向が自然な因果関係で結び付けられていることがわかる。このように一つの評価要素とその傾向の探索ができれば、関係のあるその他の要素と傾向の探索ができるように因果ネットワークを構成して評価要素の集合を表現する。このネットワークを用いることによって、数の少ない探索で指示言語の意味を獲得することができる。

例）評価要素の集合: Ｐ＝ {P1,P2,P3,P4}

言語指示：Ｌｉ

$$\Delta P1(-) \Rightarrow \Delta P2(+) \Rightarrow \begin{cases} \Delta P3(-) \Rightarrow \Delta P4(+) \\ \Delta P3(0) \Rightarrow \Delta P4(0) \\ \Delta P3(+) \Rightarrow \Delta P4(-) \end{cases}$$

Ｌｉ＝P1(-) and P2(+) and P3(-) and P4(+)

Ｌｉ＝P1(-) and P2(+)

Ｌｉ＝P1(-) and P2(+) and P3(+) and P4(-)

一次の探索:P1,P2 二次の探索:P3, P4

3. 評価ルールの生成とコントローラの修正

スーパバイザーの指示をコントローラに反映するため、求めた評価要素と傾向に基づいて評価ルールを作る。そのルールを用いて実行結果を評価し、スーパバイザーの意図が満足されるまでコントローラの修正が繰り返して行われる。

指示Ｌｉに対してP1(+)、P2(-)という要素が探索されたとする。”P1の要素は現在の結果より大きく、P2の要素はより小さく”という意味である。評価ルール作成用の背景知識Ｉを用いて、要素の種類で評価ルールの前件部を、要素の傾向で後件部を作成する。

後件部は要素別に予め(+)傾向と(-)傾向に対して規格化され、各々三つずつ用意されたルール群を選択する。

評価ルールによって求めた後件部の台集合の移動値(MODI)を全てのルールに適応して一括的に修正していくことは無謀で、パフォーマンスもあまり改善されない。システムの特性上、幾ら修正されてもはNegativeでないといけないルールや、Positiveでなければならないルール等の制約条件が存在する。また後件部がある限界以上移動されるとパフォーマンスに悪い影響を与える等、複雑な制限条件がある時は単純な台集合の移動のみでは、スーパバイザーの意図通りにコントローラを修正することはできない。

本研究では、後件部の修正とパフォーマンスの推移との関係に基づいたルール修正用の背景知識Ⅱを用意する。その知識を用いて求めた重み(WTi)を修正値に付けて、ルール群別に修正していく。

4. 例題：トラックシステムのシミュレーション

トラック・トレーラシステムは Nguyenら [2] によって使われた例題で、トラックのバックのみでトレーラを車庫に入れる非線形で複雑なシステムである。

4.1 システムの概要

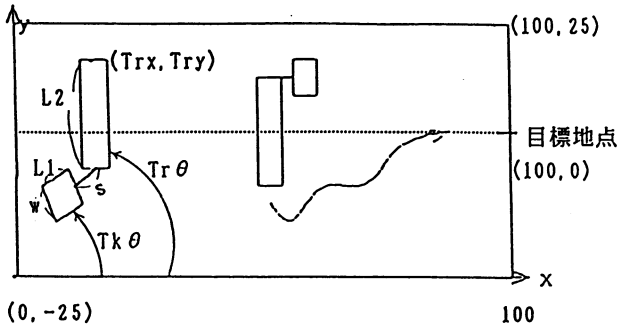


図 4.1 トラック・トレーラシステム

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たトレーラを目標地点に入れるシステムである。しかし、与える初期状態によっては入庫できる場合や、不可能な場合もある。また入庫できる状態の中にも目標地点との距離関係によって、早めに追従すべき状態や、回転して入れるべき状態も存在する。

本研究では、等速度で動くと仮定したシミュレータを作り、シミュレーションを行う。

＊. 制限条件

1)壁にぶつかると停止する。

2)トラックの向きとトレーラの向きとの相対角度が90度以上となると停止し、制御は失敗である。

＊. 仕様

L1=4, L2=12, W=2.5, S=2

駐車場；幅:50, 長さ:100

4.2 ファジィ制御器の構造

制御器はシミュレータの操作を行って蓄積した”エキスパートの経験・知識”を用いて設計した３入力１出力システムである。

(Try, Tkθ, Sd) → θ

＊．入力変数

Try；トレーラ後尾の中心のｙ軸座標

Tkθ；トラックの向き

Sd；Tkθ－Trθ(Trθ：トレーラの向き)

-90＜Sd＜90 （制限条件より）

Sd＜0：右ハンドルを使える余裕角

Sd＞0：左ハンドルを使える余裕角

＊．出力変数

θ；ハンドルの操作量(θ<0；右，θ>0；左)

物理的にトレーラ後尾のｘ軸座標を前件部の変数として取るべきである。しかし、前件部変数が増えることに伴うルール数の増加と学習時のシステムの柔軟性を考慮して、Trxを前件部の変数として扱っていない。もっと少ないルール数で知識と常識を用いた言語レベルの学習を行うことによって上記の問題点は解決できる。

7分割して構成されたルールのメンバシップ関数を図4.2に示す。

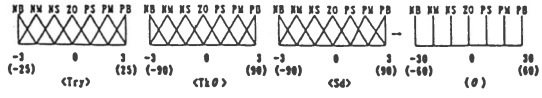


図 4.2 制御用メンバーシップ関数

コントローラを構成するルール数は入力変数の組合せによって 7*7*7=343個であるはずだが、角度と位置関係によって作られたルール数は211個である。ルールの内容は次のようなものである。

R1:Tryが NB, Tkθが NB, Sdが NBならば、θはNB

R2:Tryが NB, Tkθが NB, Sdが ZOならば、θはNM

R3:Tryが PB, Tkθが NM, Sdが NBならば、θはNS

R4:Tryが PB, Tkθが PB, Sdが PBならば、θはPB

4.3 言語指示による学習

学習ははｙ方向を図 4.3のようにZERO, SMALL, MEDIUM, BIGの四つに分け、領域別に行われる。また前件部変数Tryのグレードを1.0とし、学習が行われる。

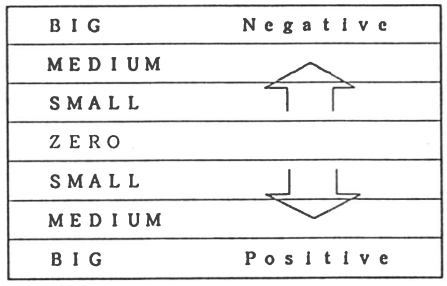


図 4.3 Try領域の分割

＊．評価要素

次のような四つの要素を用いる。

P1：次の領域までの到達時間

P2：次の領域までの追従の傾き

P3：ZERO領域での行き過ぎ量

P4：ZERO領域での目標地点への安定追従の開始時間

ZERO以外の領域ではP1，P2の要素だけを探索することになる。

＊．因果ネットワーク

トレーラの位置した領域別と、学習の開始地点がNegative領域かPositiveかによって因果ネットワークを構成する。

1)SMALL－BIGの間の領域

. Negative領域

⊿P1(-) ⇒ ⊿P2(+), ⊿P1(+) ⇒ ⊿P2(-)

. Positive領域

⊿P1(-) ⇒ ⊿P2(-), ⊿P1(+) ⇒ ⊿P2(+)

2)ZEROの領域

. Negative領域

⊿P3(+) ⇒ ⊿P4(+)

⊿P3(-) ⇒ ⊿P4(-)

. Positive領域

⊿P3(-) ⇒ ⊿P4(+)

⊿P3(+) ⇒ ⊿P4(-)

＊．評価要素の探索

言語指示が与えられると、学習用ルールを使い、実行結果をスーパバイザーに見せて、指示の意図に合う要素と傾向の選択を要求する。この時入力される言語指示は次の様なものである。

L1：”もっと早め追従せよ”

L2：”もっとゆっくり追従せよ”

L3：”滑らかに追従せよ”

図 4.4の左図の様に初期状態をMEIDIUM領域に与える。

・初期状態：(Trx, Try)=(70, -15)

(Tkθ, Trθ)=(-10, 10)

図 4.4の右図の様に学習前のコントローラで実行した結果をスーパバイザーは観察し、SMALLからZERO領域への追従しない状態についてＬ１を指示する。

指示Ｌ１：もっと早めに追従せよ

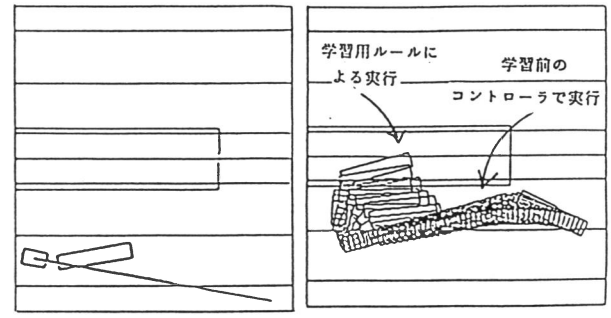


図 4.4 初期状態と学習用ルールによる実行

システムは学習用のルールを用いて⊿P1(-)の様子を実行してみせる。スーパバイザーがOKと入力すると、因果ネットワークによって⊿P2(+)の傾向も探索せずに決まる。指示の意味は次の様に解釈される。

L 1 ＝⊿P1(-) and ⊿P2(+)

4.4 評価ルールの生成とコントローラの修正

探索された評価要素と傾向を"背景知識Ⅰ"に結び付けて評価ルールが生成される。

図 4.4の右図のように学習開始の領域がSMALLの場合は次の様な背景知識を利用する。

> ＊. TryがSMALL、かつTry:Negativeの時
> P1が減少していくためには：台集合を左へ移動
> P2が増加していくためには：台集合を左へ移動

上記の知識は形のみを持つ前件部の三つのメンバーシップ関数と、固定された三つの後件部で表現し、各々の要素と傾向別に用意して置く。⊿P1(-)に関する知識を表現したメンバーシップ関数を図 4.5に示す。

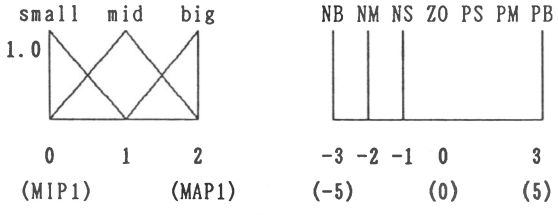


図 4.5 ⊿P1(-)のメンバーシップ関数

初期状態から直進して次の領域まで到達する最小時間をMIP1とし、最大値は、MAP1=5*MIP1でチューニングによって適切な値を求める。

MIP1=｜Try-DOVD｜/V

Try:初期状態のｙ座標、DOVD:次の領域のｙ座標

Ｖ：トレーラの速度

後件部は一回の修正を最大 5までにする様に、最大値は５、最小値は－５にする。⊿P1(-)によって作成された評価ルールは次の通りである。

PER1: P1が smallならば、後件部の移動値は NS

PER2: P1 midならば、後件部の移動値は NM

PER3: P1 bigならば、後件部の移動値は NB

ただし、NB:Negative big

NM:Negative medium

NS:Negative small

要素P2,P3,P4の場合も学習開始の状態と背景知識Ⅰの関係によって評価ルールを作る。評価ルールによって後件部の修正値 MODIが求められる。

後件部の修正は経験から求めたルール修正用の”背景知識Ⅱ”で選んだ重みWTiとMODIを利用して行われる。

表 4.1 のようにコントローラのルールを四つの群で分けて修正する。またルール群別の後件部によって分類され、重みを付けて置く。 Negative SMALL領域での背景知識Ⅱの内容を表 4.1に示す。

表 4.1 修正のためのルール群の分割と重み

	NB NM NS ZO	PS PM PB
NB NM NS	SEC1	SEC2
ZO PS PM PB	SEC3	SEC4

＊. Tryが Negative SMALL

SEC1:NB, NM, NS; Wt1=1.0
ZO, PS, PM, PB; Wt2=0.5
SEC2:NB, NM, NS; Wt3=0.25
ZO, PS, PM, PB; Wt4=0.5
SEC3:NB, NM, NS; Wt5=0.5
ZO, PS, PM, PB; Wt6=0.5
SEC4:NB, NM, NS; Wt7=0.5
ZO, PS, PM, PB; Wt8=1.0

後件部の最終的な修正値は次式によって求める。

newθ i=oldθ i+MODI*Wti

ただしシステムの特性上、PositiveルールとNegativeルールはいくら修正されてもZOまでを修正可能の限界とする。

評価ルールによって５回の学習が行われ、目標地点にほぼ近づいていく結果を図 4.6に示す。

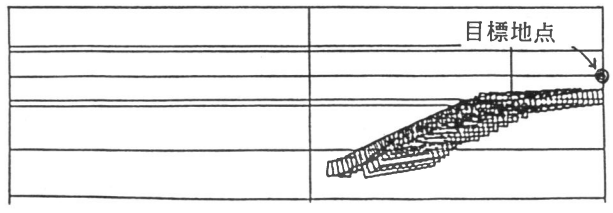


図 4.6 学習終了後の実行結果

5. おわりに

本研究ではスーパバイザーの言語指示によってコントローラを修正し、指示の意図を満足していく言語レベルの学習を試みた。

マクロに実行結果を評価できる評価要素とその傾向の組合せによって指示言語を理解するアルゴリズムを提案した。このアルゴリズムには評価要素の探索の際、容易に要素の探索ができるように、因果ネットワークを用いる方法を採用した。

例題としてトラック・トレーラシステムに本アルゴリズムを適用し、比較的良好な結果を得た。

課題として、獲得した指示言語の管理や履歴によって予測しながら学習を行う手法の開発があげられる。

参考文献

[1]菅野, ファジィ制御, 日刊工業新聞社, (1988)

[2]D. Nguyen and B. Widrow, The Truck Backer-Upper, In Proceedings International Conference on Neural Networks, 399-407, (1990)

F1－2（R7）

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

A Self-generating Method of Fuzzy Inference Rules and its Application to Aquisition of the Rules for Obstacle Avoidance of a Mobile Robot

荒木 昭一, 野村 博義, 林 勲, 若見 昇
Shoichi ARAKI, Hiroyoshi NOMURA, Isao HAYASHI, Noboru WAKAMI

松下電器産業(株) 中央研究所
Central Research Laboratories,
Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.

ABSTRACT: In this paper, we propose a self-generating method of fuzzy inference rules. In this method, optimizing the parameters of the rules by the decent method, some rules are generated in the areas having large inference error. So, the optimal number of membership function and rule are decided automatically. We apply this proposed method to obstacle avoidance and show some results attained by computer simulation.

1. はじめに

最近，ファジィ推論の実用化が進むにつれ，ルールやメンバシップ関数を自動的に決定する手法が提案されてきている．ニューラルネットワークの構造や学習機能を用いる手法としては，林らのニューラルネット駆動型ファジィ推論[1]や堀川らのファジィニューラルネットワーク[2]などがある．また，最適化法の1つである降下法に基づきルールのパラメータを調整する手法としては，市橋らの逐次型ファジィモデリング[3,4]や野村らの手法[5]などがある．しかしこれらの方法では，ルールあるいはメンバシップ関数の数などをあらかじめ設定する必要があり，その決定にはクラスタリングやその他のシミュレーション実験を必要としていた．

本研究では，最適なルールやメンバシップ関数の数を持つファジィ推論ルールを自動的に獲得するため，降下法に基づきルールのパラメータを調整しながら，前件部のメンバシップ関数で分割された領域毎に推論誤差を調べ，推論誤差の大きい領域に逐次ルールを生成していく手法を提案する．さらに，すでに獲得されたルールに対して新たな入出力データが与えられた場合に，既存のルールを損なわずに新たにルールを追加する手法を示す．

まず数値例として，本提案手法を非線形関数の同定に適用し，その有効性を示す．次いで，移動ロボットの障害物回避ルールの獲得に適用した結果を報告する．

2. ファジィ推論ルールの自動生成手法

ここでは，まず本提案手法で用いるルールの形式とその調整方法を説明する．次にルールの生成方法を説明した後，具体的にファジィ推論ルールの獲得手順を示す．

本提案手法では，入力変数を $x_1, x_2, \ldots, x_n$，出力を y として，以下の形式のファジィ推論ルールを獲得する．

$$\begin{aligned}&\text{IF } x_1=A_{1\,0} \text{ and } x_2=A_{2\,0} \text{ and}\ldots\text{and } x_n=A_{n\,0} \text{ THEN } y=w_0\\&\text{IF } x_1=A_{1\,0} \text{ and } x_2=A_{2\,0} \text{ and}\ldots\text{and } x_n=A_{n\,1} \text{ THEN } y=w_1\\&\qquad\qquad\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\end{aligned} \tag{1}$$

$$\text{IF } x_1=A_{1\,j^1} \text{and } x_2=A_{2\,j^2} \text{and}\ldots\text{and } x_n=A_{n\,j^n} \text{ THEN } y=w_k$$
$$\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots$$

ただし，$A_{i\,j^i}(i=1,2,\ldots,n;j^i=0,1,\ldots,m^i)$は，入力変数 x_i における第 j^i 番目のメンバシップ関数，w_k $(k=0,1,\ldots,N-1)$ は k 番目のルールの後件部の実数値である．

ルールの総数 N は，

$$N = (m^1+1)(m^2+1)\cdots(m^{n-1}+1)(m^n+1) \tag{2}$$

となり，ルール番号 k は次式で与える．

$$k = j^1\{(m^2+1)(m^3+1)\cdots\} + j^2\{(m^3+1)(m^4+1)\cdots\} + \cdots + j^{n-1}(m^n+1) + j^n \tag{3}$$

メンバシップ関数 $A_{i\,j^i}$ は次式で表される $a_{i\,j^i}$ を頂点，$(a_{i\,j^i+1} - a_{i\,j^i})$ を幅とし，隣りあうメンバシップ関数のメンバシップ値の和が1となる三角型とする．

$$A_{i\,j^i}(x_i) = \begin{cases} \dfrac{1}{a_{i\,j^i} - a_{i\,j^i-1}}(x_i - a_{i\,j^i-1}) & ;a_{i\,j^i-1} \leqq x_i \leqq a_{i\,j^i} \\ 1 - \dfrac{1}{a_{i\,j^i+1} - a_{i\,j^i}}(x_i - a_{i\,j^i}) & ;a_{i\,j^i} \leqq x_i \leqq a_{i\,j^i+1} \\ 0 & ;x_i \leqq a_{i\,j^i-1},\ a_{i\,j^i+1} \leqq x_i \end{cases} \tag{4}$$

図1にメンバシップ関数の例を示す．

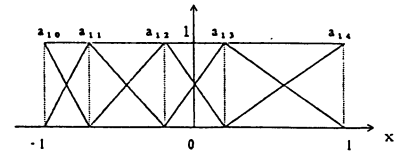


図1．メンバシップ関数の例

ファジィ推論の出力 y^* は以下の式で求める．

$$\mu_k = A_{1\,j^1}(x_1) \cdot A_{2\,j^2}(x_2) \cdot \cdots \cdot A_{n\,j^n}(x_n) \tag{5}$$

$$y^* = \sum_{k=0}^{N-1} \mu_k \cdot w_k \tag{6}$$

ただし，μ_k は k 番目のルールの前件部の適合度を表す．

ルールのパラメータの調整は，後件部の実数値 w_k を文献[4,5]と同様，次式により更新する．

$$w_k(m+1) = w_k(m) - K_w \cdot \mu_k \cdot (y^* - y^r) \qquad (7)$$

ただし，m は調整回数，K_w は学習係数である．

次にルールの生成方法について説明する．ルールは以下の３つの手順により生成される．

１）ルールの生成領域の決定

ルールを生成する領域は，前件部の入力変数毎に設定されている隣りあうメンバシップ関数により分割されている領域毎に，その領域に属している入出力データに対して推論誤差を計算し，最も推論誤差の大きい領域とする．推論誤差を計算する領域の具体例を図２に示す．図２のように２つの入力変数 x_1, x_2 についてそれぞれ３つのメンバシップ関数が設定されている場合，x_1について R_{10}とR_{11}，x_2についてR_{20}とR_{21}の計４領域になる．

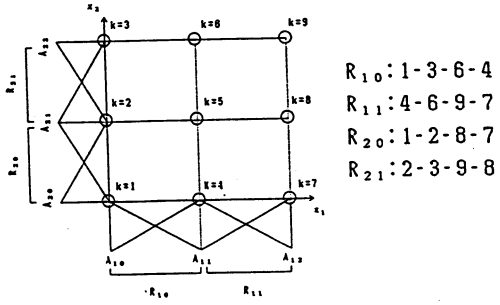


図２．ルールの生成領域

２）前件部のメンバシップ関数の生成

１）で決定された領域に，メンバシップ関数をその中心値 $a_{ij}{}^{j}$の値で生成し，その値が小さい順にメンバシップ関数の番号 j^i を更新する．図２の領域R_{10}を２等分するようにメンバシップ関数を生成した例を図３に示す．

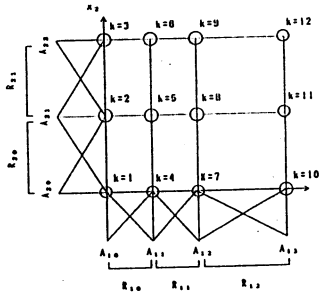


図３．前件部メンバシップ関数の生成例

３）後件部の実数値の生成

更新されたルールの後件部の実数値は，おのおののルールの前件部の中心値 $a_{ij}{}^{j}$の値を入力とした更新前のルールによるファジィ推論の出力値とする．

本提案手法によるファジィ推論ルールの獲得手順を以下に示す．

[ステップ1]

獲得するファジィ推論ルールの推論精度 T_1，および推論誤差の減少度合を表すしきい値 T_2 を設定する．

[ステップ2]

ファジィ推論ルールと入出力データ番号 p の初期設定を行う．前件部のメンバシップ関数は各入力変数毎に少なくとも２つ設定する．

[ステップ3]

p 番目の入出力データ $(x_{1p}, x_{2p}, \ldots, x_{np}, y_p{}^r)$，p=1, 2,...,$N_d$ を読み込む．

[ステップ4]

入力データ $(x_{1p}, x_{2p}, \ldots, x_{np})$ に対して(5),(6)式によりファジィ推論を行う．

[ステップ5]

後件部の実数値 w_k の値を(7)式により更新する．

[ステップ6]

入出力データ番号 p と入出力データ数 N_d を比較する．

$p \neq N_d$ ならば p を１増やしてステップ3へ．

$p = N_d$ ならば ステップ7へ．

[ステップ7]

推論誤差D(t)とその変化量△D(t)を次式で計算する．

$$D(t) = \frac{1}{N_d} \sum_{p=1}^{N_d} | y_p{}^* - y_p{}^r | \qquad (8)$$

$$\triangle D(t) = D(t) - D(t-1) \qquad (9)$$

t は入出力データの１通りの入力回数を表す．

[ステップ8]

推論誤差D(t)と推論精度 T_1 を比較する．

$D(t) > T_1$ ならば ステップ9へ．

$D(t) < T_1$ ならば ファジィ推論ルールの獲得終了．

[ステップ9]

推論誤差の変化量△D(t)の符号sgn[△D(t)]を調べる．

sgn[△D(t)]＞0 ならば ステップ11へ．

sgn[△D(t)]＜0 ならば ステップ10へ．

[ステップ10]

推論誤差の変化量の絶対値｜△D(t)｜と推論誤差の減少度合のしきい値 T_2 を比較する．

｜△D(t)｜＞T_2 ならば p を初期化してステップ3へ．

｜△D(t)｜＜T_2 ならば ステップ11へ．

[ステップ11]

メンバシップ関数で分割されている領域毎に推論誤差を計算し，新たにルールを生成する領域を決定する．

[ステップ12]

ステップ11で決定された領域に前件部のメンバシップ関数を生成し，ルールを更新する．

[ステップ13]

ステップ12で更新されたルールの後件部の実数値の値を更新前のルールを用いて計算し，入出力データ番号 p を初期化してステップ3へもどる．

以上の手順によりすでに獲得されたルールに対して新たな入出力データが与えられた場合に，さらにルールを追加獲得するには，すでにあるルールを獲得したときの推論誤差よりも推論誤差が大きい領域のみにルールを生成すればよい．ただし，ルールの調整はその領域の内部にあるルールに対してのみ行う．これにより他の領域のファジィ推論の出力は変化しない．ルールの追加例を図４に示す．●は既に獲得されているルール，○と□は新

たに追加されたルールを表しており，本提案手法では□のルールのみ調整を行う．

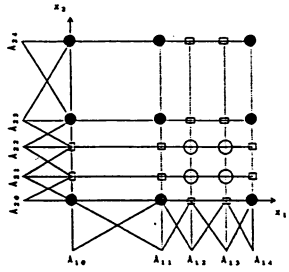


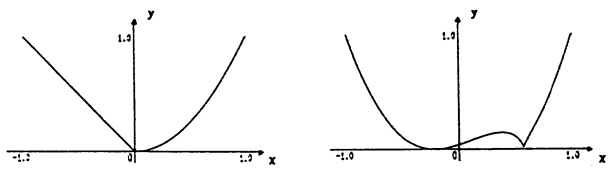
図4．ルールの追加例

ここで，本提案手法のルールの生成方法について考察する．簡略推論を用いる逐次形ファジィモデリング[4]では，入力変数の変域のメンバシップ関数による分割数を学習の途中で増加させる手法が提案されている．この手法は，まず入力変数毎にメンバシップ関数を2つ設定した分割数2のルールを調整し，そのルールでは推論誤差が小さくならず，正確な同定ができない場合に，各入力変数を等分割するようにメンバシップ関数を任意の数に増やし，ルールを増加させるものである．このとき，増加後のルールの後件部の実数値の値は，増加後の前件部メンバシップ関数の中心値に対する増加前の2分割のルールを用いたファジィ推論の出力値としている．このため，分割数の増加によるルールの増加の前後でファジィ推論の出力が変化せず，ルールの調整を継続することによりさらに推論誤差を小さくすることができる．しかしこの手法では，メンバシップ関数の最適な増加数を決定するのにシミュレーション実験を必要とする．

本提案手法のルールの生成方法は，基本的にこの手法に基づくものであるが，メンバシップ関数で分割されている領域毎に推論誤差を計算し，推論誤差の大きい部分的に2分割の領域にルールを逐次生成するので，自動的に最適な分割数が決定できる．さらに入力変数の変域が非等分割になり，非線形性の強いところにルールが集まるので，より少ないルールで推論誤差を小さくすることができる．

3．非線形関数の同定

本提案手法を2種類の非線形関数の同定に適用した結果を示す．同定対象とした関数は図5に示すような関数であり，



(a)　　(b)

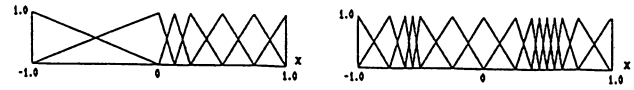
図5．同定対象の非線形関数

次の式で表される．

$$(a)\ y = \begin{cases} -x & ; -1 \leqq x \leqq 0 \\ x^2 & ; 0 \leqq x \leqq 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$(b)\ y = 2^{-2/3}(1.27x+0.27)^2\{1-(1.27x+0.27)\}^{2/3} \quad (11)$$
$$; -1 \leqq x \leqq 1$$

ここでは，同定用データを区間[-1,1]内の43点とし，推論精度が0.01であるルールを獲得した．獲得されたルールの前件部メンバシップ関数を図6に示す．



(a)　　(b)

図6．獲得された前件部メンバシップ関数

図5，図6から，本提案手法によれば非線形性の強いところに集中してルールが獲得されることがわかる．

また，他手法との比較結果を表1に示す．比較は同程度の推論精度を得るためのルール数で行った．

表1．他手法との比較

	ルール数		推論誤差	
	(10)式	(11)式	(10)式	(11)式
文献[4]の手法	20	21	0.0010	0.0034
本提案手法	10	17	0.0009	0.0031

表1の結果から，本提案手法によれば，より少ないルールで同程度の精度を持つファジィ推論ルールを獲得することができるといえる．また，ここでは同定用のデータとして区間 [-1,1] を等分割した一様に分布しているものを用いたが，偏りのあるデータに対して本提案手法を適用すれば，データのない領域は推論誤差が0となるので余分なルールが生成されることがなく，さらに少ないルール数で同程度の推論精度を持つファジィ推論ルールが獲得されると考えられる．

4．移動ロボットの障害物回避ルールの獲得

本提案手法を移動ロボットの障害物回避に適用したシミュレーション結果を報告する．ここでは，実験者がロボットを操作した入出力データ（ロボットと障害物の距離d[m]と方向（角度）θ[rad.]を入力データ，ロボットの回避ベクトルのx座標成分A_xを出力データとする．（図7参照））から障害物を回避するノウハウをファジィ推論ルールとして獲得した．なお，ロボットの回避ベクトルのy座標成分A_yは一定とした．

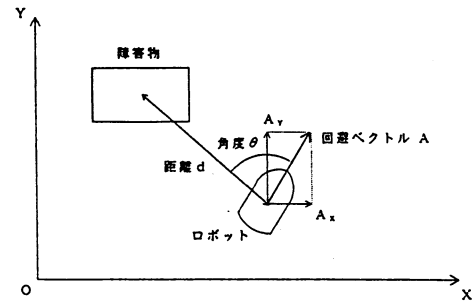
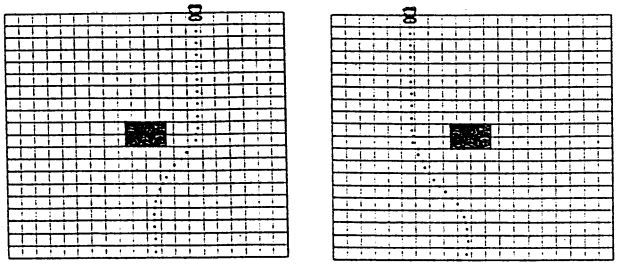


図7．障害物回避ルールの入出力変数

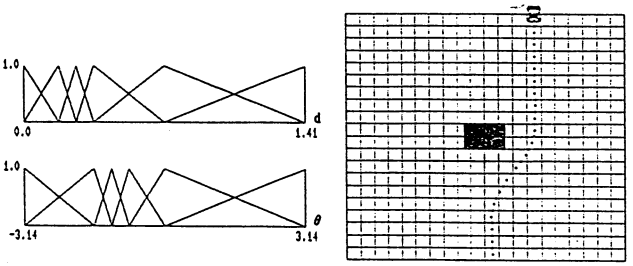
実験者が手動コントローラを用いてロボットに障害物を回避させた軌跡を図８に示す．(a)は障害物を右から回避した場合，(b)は左から回避した場合を表している．



(a)　　(b)

図８．実験者による回避動作

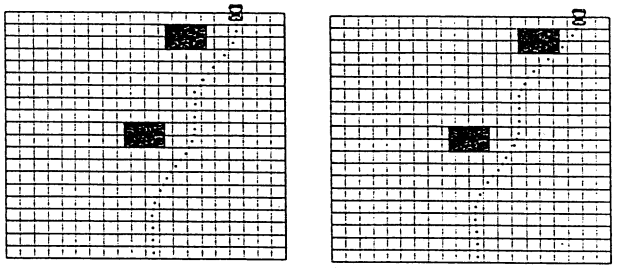
図８の(a)の右回避動作から得た入出力データから本提案手法により獲得したルール前件部のメンバシップ関数を図９の(a)に，獲得されたルールにより自動的に障害物を回避させたときの軌跡を図９の(b)に示す．この結果より障害物を右から回避するルールが獲得されていることがわかる．



(a)　　(b)

図９．獲得された右回避ルールとその回避動作

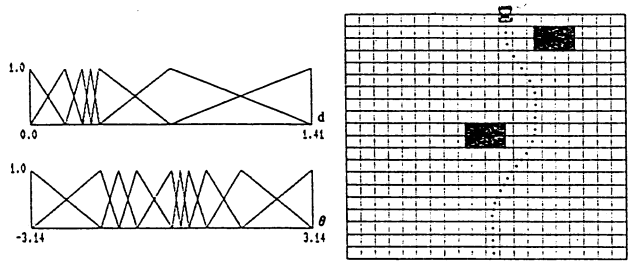
さらに同じルールを用いて２つの障害物を回避させたときの軌跡を図１０に示す．図１０の(a)のように障害物がロボットの進行方向に対して左側にあるときはうまく障害物を２つとも回避できているが，図１０の(b)のように第２の障害物が右側にある場合には，右に回避するルールしかないためうまく回避できない．



(a)　　(b)

図１０．２つの障害物に対する回避動作

そこで，図８の(b)の左回避動作から得た入出力データを用いて，新たにルールを追加獲得する．右に回避するルールだけでは回避できなかった図１０の(b)と同じ配置の障害物に対して，新たに獲得したルールにより自動的に回避させた結果を図１１に示す．この結果より右に回避するルールを損なうことなく左に回避するルールが獲得されていることがわかる．



(a)　　(b)

図１１．左回避ルール追加後の回避動作

5．おわりに

本研究では，降下法に基づきルールのパラメータを調整しながら，推論誤差の大きい領域に逐次ルールを生成していく手法を提案し，非線形関数の同定によりその有効性を示した．さらに，すでに獲得されたルールに対して新たな入出力データが与えられた場合に，既存のルールを損なわずに新たにルールを追加する手法を示し，移動ロボットの障害物回避ルールの獲得に適用した．

参考文献

[1] 林，高木：神経回路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講演論文集，pp.55-60，(1988)

[2] 堀川，古橋，大熊，内川：ファジィニューラルネットの構成法とその性能評価，第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.57-62，(1990)

[3] 市橋：階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習，第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.539-542，(1990)

[4] 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)

[5] 野村，林，若見：ニューラルネットの学習則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，平成３年電気学会全国大会，s10-27/s10-30，(1991)

［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
荒木　昭一
TEL (06)906-4849
FAX (06)906-7252

F1－3（R7）

ファジィ制御のためのメンバーシップ関数の自動調節法

Auto-tuning of Membership Functions for Fuzzy Controler

和多田 淳三*、山本 隆広[1]、浅居喜代治（大阪工業大学工学部経営工学科）

Junzo Watada, Takahiro Yamamoto, Kiyoji Asai (Osaka Institute of Techonology)

Abstract: In realizing a fuzzy control, we must aquisit control rules from experts' knowledge or experiments and define the membership functions which specify the meaning of linguistic variables in fuzzy rules. It is more difficult to describe the membership functions which realize the semantics of linguistic variables, rather than to specify control rules themselves in terms of real and experimental situations of the problem.

In this paper a leaning method is employed to obtain the well behaving membership functions. Therein the simulation results of the auto-tuning algorithm is presented.

Keywords: Autotuning, Fuzzy Controler, Leaning method

1 はじめに

本論文においては専門家の知識をもとに言語表現による制御規則を用いることで効果的な制御を実現するファジィ制御について、制御対象について十分な知識がない場合でもファジィ制御のメンバーシップ関数の自動調節を行う方法を提案する。ここでは、学習アルゴリズムとして山登り法を用いていおり、制御対象が複雑であったり場合、システムの構造が未知である場合においても、あるいはそれらの構造が動的に変化する場合においても、適切にファジィ制御器のメンバーシップ関数を自動調節する方法を提案する。

ファジィ制御器においてはルールテーブルの決定及びそこで用いられるメンバシップ関数の調整がファジィ制御の効果を決定付ける重要な要因である。しかしながら、ファジィ制御のためのルールテーブルの決定やメンバシップ関数の調整は試行錯誤で行うことが多い。このため、本研究では一次遅れ系を例にとってメンバシップ関数のパラメータの学習法に山登り法を用いることにより、ファジィ制御系の最適化を図ることが可能であることを明らかにし、比較検討を行う。

2 制御対象

本研究では制御対象として、多くのシステムへの応用が可能である一次遅れ系のシステムを取り扱う。一次遅れ系システムの代表としては、むだ時間を持つ液面プロセスモデルをあげることができる。このモデルの伝達関数は次のようになる。

$$G(s) = \frac{K\, e^{-L\, s}}{1 + T\, s} \tag{1}$$

なお、今回は後件部ファジィ数の領域をチューニング対象としている。これは、ゲイン定数Kのチューニングにあたると考えられるので、ゲイン定数Kは1とした。

このシステムの制御結果の評価をするために、評価関数Jを

$$J = \int_0^{t_{max}} |u_0 - u| dt \tag{2}$$

と定義する。これは図1の目標値u_0と制御値uとのなす斜線部の制御偏差面積で示される。

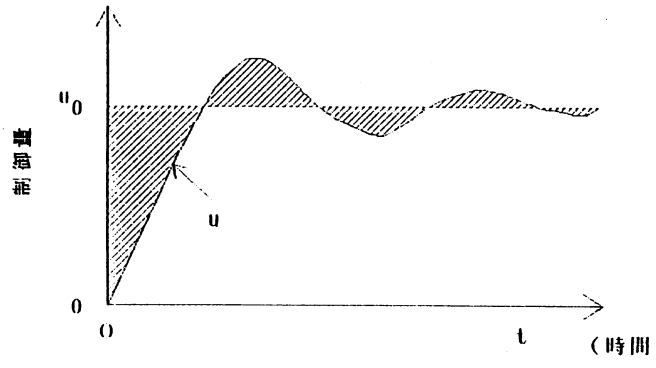


図1．評価関数　J

3 ファジィ制御 1),2),4)

ファジィ制御とは人間の判断など、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計算機に実行させるものである。ファジィ制御で使われるファジィ制御規則とこれに基づく推論の形式を持つものをファジィ制御器（ファジィコントローラ）と呼ぶ。

if（前件部）－then（後件部）型のファジィ制御規則とは、制御に必要な制御対象等の状態に関する情報をx_1、x_2、制御量をyとすると

if x_1 is small and x_2 is big, then y is medium.
if x_1 is big and x_2 is medium, then y is big.

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る。

ファジィ制御器は複数個のファジィ制御規則の集合とファジィ推論部から構成される。制御規則の前件部変数x_1、x_2はファジィ制御器の入力、後件部変数yは出力と呼ばれる。ファ

[1]現在、松下電器産業株式会社

ジィ推論部では、実際の入力が与えられたとき、適用可能な制御規則を用いてファジィ推論を行うことにより出力を計算する。

ファジィ制御器の形式は、前件部と後件部の形式、ファジィ変数の型、推論法の３つの点から分類されるが、これらは相互に関連があり、必ずしも独立ではない。

3.1 ファジィ推論法

ファジィ制御に最も多用されているマムダニのファジィ推論法について述べる。最も簡単なファジィ推論として、次のようなものを考える。

前提１： x が A かつ y が B ならば、z は C である。
前提２： x が A' かつ y が B' である。
結　論： z は C' である。

ここで、x 、y 、z は対象を、A 、A'、B 、B'、C 、C' はファジィ集合をそれぞれ示している。

この場合、前提１からファジィ関係Ｒを求めて、これに入力として前提２のA’、B’が与えられるものとし、これらの合成として結論C’が求められる。ファジィ制御に用いられるのはこのファジィ合成を用いるもので、ファジィ制御系及び最も簡単な場合のファジィ推論による制御の原理を図２及び図３に示す。

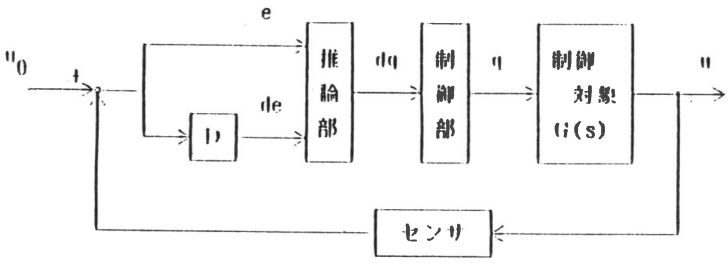


図２． 制御系のブロック図

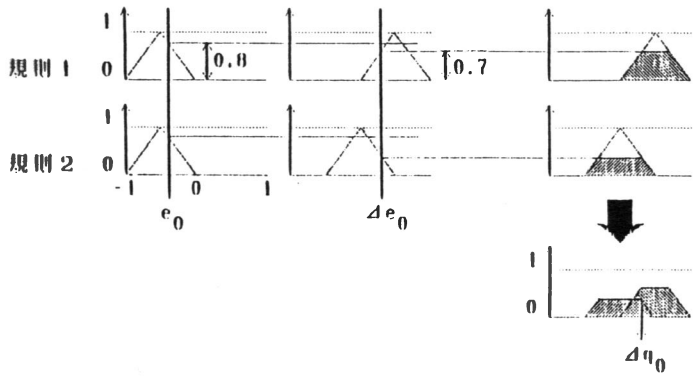


図３． ファジィ推論の例

図２、図３において、制御量の目標値からのずれ（制御偏差）e と、その単位時間当りの変化Δe とから推論して、制御対象への操作量Δq_0を決定する。いま、規則１（制御偏差 e が負に少しずれ、かつ e の変化率Δe が正に少しずれているならば、操作量Δq を正に少しずらす）に対して、e 、Δe 、Δq のメンバシップ関数を簡単に三角形状で近似する。これに、e_0及びΔe_0が与えられると、それぞれのメンバシップ関数が0.8 及び0.7 となって、これらの小さいほうの0.7 が論理積として選ばれ、Δq のメンバシップ関数を少し小さく修正する。同様にして、規則２に対して、操作量Δq のメンバシップ関数がかなり小さく修正される。次に規則１及び規則２のΔq のメンバシップ関数の論理和を取って得られたメンバシップ関数の重み付き平均を求め、操作量Δq_0が得られ、制御対象に加えられる。以上の手順が、図３のファジィコントローラで次々と進められ、熟練技能者に近い制御が行われる。

ここに述べた推論法は、簡単であるがファジィ数を用いているために、計算速度が遅いことが難点である。この点を改良するために提案されている後件部のファジィ数を実数値とした簡略化ファジィ推論について述べる。

いま、入力変数をｘ、ｙ、出力変数をz とすると、簡略化ファジィ推論の制御規則は次のように表わすことができる。

$$\text{If } x \text{ is } A_i \text{ and } Y \text{ is } B_i \text{ then } z \text{ is } f_i. \tag{3}$$

ここで、A_i、B_iはファジィ数、f_iは実数値である。

入力データ A'、B'が入力されると、上式から次の結論が得られる。

$$\mu_i(f_i) = \mu_{A_i}(A') < \mu_{B_i}(B') < 1 \tag{4}$$

(3) 式の制御規則は複数個あるので、(4) 式の結果を総合した最終の推論結果は次のようになる。

$$z = \frac{\sum \mu_i(f_i) \cdot f_i}{\sum \mu_i(f_i)} \tag{5}$$

簡略化ファジィ推論は、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。

ここに述べた推論方法は「min-max-重心法」(以下「MM法」と略す）と呼ばれるもので、マムダニ[3]がスチームエンジンの制御に適用して以来、多くの研究がなされてきているが、いくつかの問題点も呈示されている。

１つは、前件部の適合度を求める場合に前件部の条件が２つあれば、その適合度の小さい方を取っていたが、これでは残りの一方の適合度は全く無視されてしまうことになる。２つめは後件部の統合法についてである。後件部を統合する場合、いくつかの推論結果が同じ位置にかたまっているとき、「MM法」ではその最大のものを採用していた。しかし、最大であった１つの推論結果がその位置にあった場合でも、いくつかの推論結果があった場合でも同じ結果になってしまう。

4 シミュレーションの方法

4.1 ファジィ制御器

制御のために得られるデータは制御量と目的値との差 e とその差Δe の変化量の２つとし、出力されるデータは操作量の変化量Δu とする。

各メンバシップ関数の形状と、ルールテーブルを以下に示す。学習の対象は、Δe の領域 a とΔu の領域 b とする。

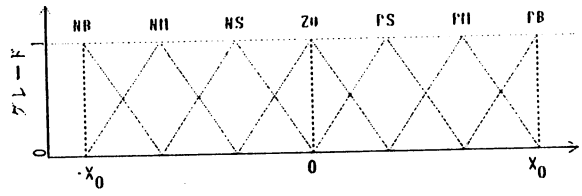


図4． e のメンバシップ関数

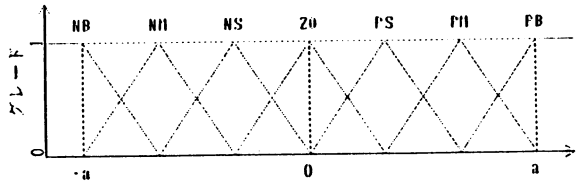


図5． Δe のメンバシップ関数

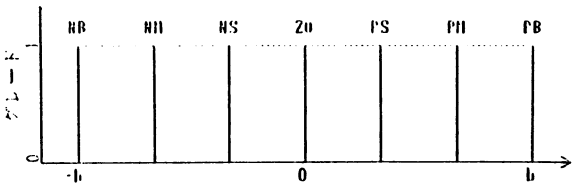


図6． Δu のメンバシップ関数

4.2 シミュレーション

本研究の安定性の実証のために、コンピュータによるシミュレーションを行った。制御対象の応答を模擬するために、制御対象を微分方程式で表現し、これを4次のルンゲ－クッタ法によって解いている。シミュレーションは、推論演算には「Ｍｉｎ－Ｍａｘ－重心法」と「代数積－加算－重心法」の二通りを用い、さらに演算の高速化のために簡略化ファジィ推論法を用いた。また比較のために、ＰＩ制御系の比例ゲイン K_p及び積分時間 T_iのチューニングに、同様の学習法を用いて最適解を求めている。比較例としてＰＩ制御を採用した理由は、ＰＩならば、ファジィ制御と全く同じ入力条件で動作するので、比較に最適であると考えられる。

ここでは、a 、b ともに 10^{-2} から 10^{2} までの広い範囲の値をとったため、ここでは前件部 a 、後件部 b ともに

$$a = 10^{-a'} \tag{6}$$

$$b = 10^{-b'} \tag{7}$$

となる a'、b'を用いてチューニングした。

なお a'、b'の初期値はともに-1.0 とする。刻み幅の初期値は0.1 とし、最小値は0.01 とする。

表2にMM法の前件部の得られた最適値 a'、図8にそのグラフを示めす。また、表3および図9はMM法の後件部の得られた最適値のグラフを示めしている。さらに、そのときの評価値Ｊを表4に示めす。図１０は時定数１０でのチューニングされた状態での応答を示している。

また、ＰＩ制御系へ学習法を適用した場合の結果について述べる。チューニングするパラメータは比例ゲイン K_p及び積分時間 T_iである。したがって、a に K_p、b に T_iをあてはめて、学習を行った。a 、b の初期値はそれぞれ1.0 、5.0 とする。刻み幅の初期値は0.1 とし、最小値は0.01 とすてシミュレーションを行った。このＰＩ制御系に適応した場合においても非常に良好な結果が得られた。

表 1: 制御ルール

		Δe						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
e	NB				NB			
	NM				NM			
	NS				NS			
	ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
	PS				PS			
	PM				PM			
	PB				PB			

5 シミュレーションの結果と検討

本研究に用いられた学習法と評価法によって、ファジィ制御ルールのメンバシップ関数の領域を学習する事によって、ファジィ制御をむだ時間を持つ一次遅れ系へ適用した場合のパラメータの学習ができることがわかった。また同様に、ＰＩ制御の比例ゲインと積分時間の学習にも適用できることもわかった。

表２． MM 法の前件部の最適値 a'

むだ時間	時定数 5	10	15	20	25	30
1	-0.35	-0.43	-0.47	-0.51	-0.52	-0.55
2	-0.53	-0.66	-0.72	-0.77	-0.77	-0.81
3	-0.69	-0.79	-0.85	-0.90	-0.91	-0.94
4	-0.69	-0.84	-0.93	-0.98	-1.02	-1.04
5	-0.72	-0.88	-0.97	-1.03	-1.07	-1.11
6	-0.75	-0.92	-1.01	-1.09	-1.13	-1.16

これにより、これまでは人の主観によって決められることの多かったファジィ制御のメンバシップ関数の領域を最適値にチューニングすることができる。

本研究では定値制御を例として用いた。このような定値制御の応用として、在庫管理問題への適用が考えられる。ある時点での在庫水準を初期値として、適正在庫水準を目標値とすればマクロ的な観点から応用できるものと考えられる。特に石油タンク等の在庫管理問題のように、液体の在庫管理であると仮

定すれば、本研究のモデルが液面プロセスモデルであるのでそのまま適用することが可能になる。特に、本研究における手法では、時定数やむだ時間等の特性値に関係なくパラメータを最適にすることができるので、需要等の対象の変動にも柔軟に対応することが可能であると考えられる。

本研究では大学院米田元君に協力を頂いた。ここに記して謝意を表する。

参考文献

1) M.M.Gupta and Y.Tsukamoto, "Fuzzy logic controllers - A perspective," in Proc. Joint Automatic Control Conf., San Francisco, Aug. 1980. pp. FA10-C.

2) Chuen Chien Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller - Part I & II",IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol. 20, No. 2, March/April, 1990, pp. 404-435.

3) E.H.Mamdani and S.Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, "Int. J. Man Mach. Studies, vol.7, No.1, pp.1-13, 1975.

4) 菅野道夫："ファジィ制御"、日刊工業新聞社、1988。

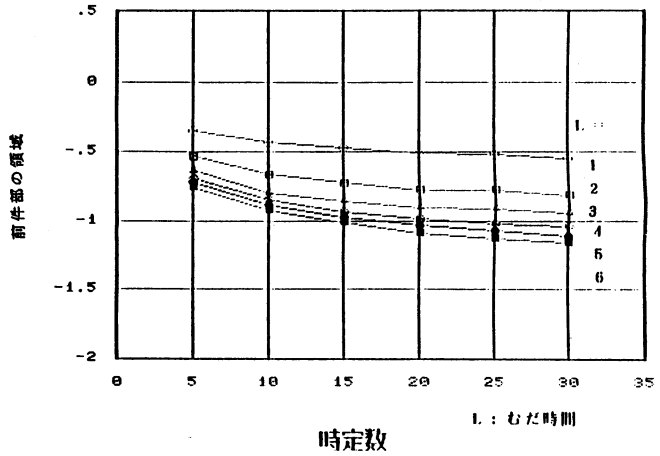


図8． MM 法の前件部の最適値のグラフ

表3． MM 法の後件部の最適値 a'

		時定数					
		5	10	15	20	25	30
むだ時間	1	-0.71	-0.50	-0.36	-0.28	-0.19	-0.14
	2	-1.22	-1.01	-0.89	-0.83	-0.74	-0.70
	3	-1.46	-1.29	-1.20	-1.11	-1.04	-1.00
	4	-1.62	-1.51	-1.38	-1.31	-1.25	-1.20
	5	-1.73	-1.65	-1.58	-1.46	-1.41	-1.35
	6	-1.83	-1.77	-1.70	-1.58	-1.53	-1.50

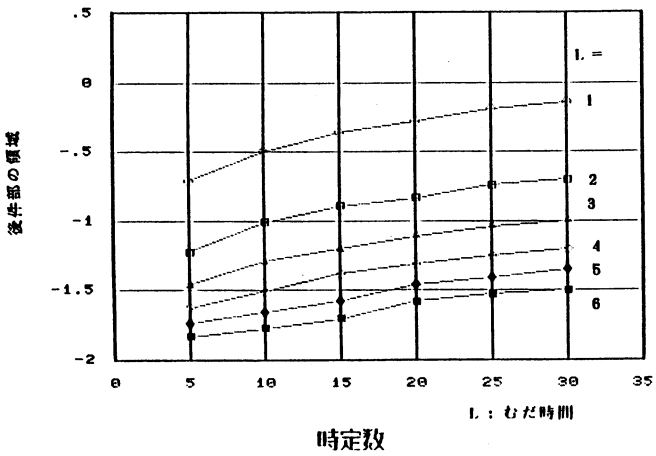


図9． MM 法の後件部の最適値のグラフ

表4． MM 法の得られた最適値での評価値 J

		時定数					
		5	10	15	20	25	30
むだ時間	1	3.262	3.435	3.528	3.598	3.634	3.646
	2	5.926	6.461	6.714	6.848	6.935	7.038
	3	8.300	9.250	9.667	9.920	10.097	10.235
	4	10.509	11.816	12.460	12.863	13.147	13.327
	5	12.611	14.229	15.173	15.671	15.957	16.333
	6	14.654	16.548	17.694	18.390	18.859	19.247

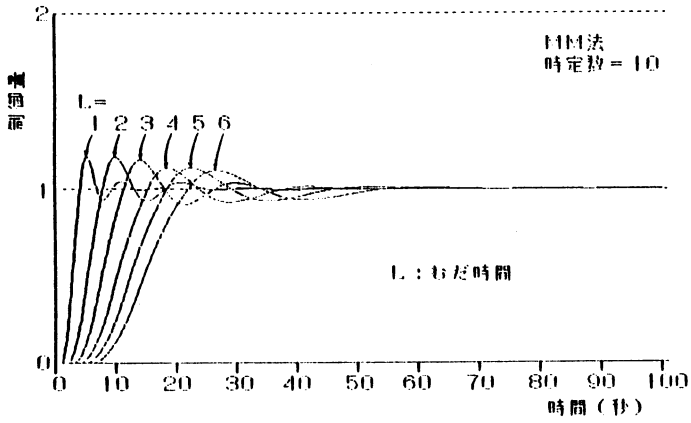


図10． MM 法での時定数10の場合の
得られた最適解での応答

F2－1（R7）

リアルタイム学習型ファジィ制御の一方法

A METHOD OF REAL-TIME LEARNING FUZZY CONTROL

有川晴彦
Haruhiko ARIKAWA

水本雅晴
Masaharu MIZUMOTO

アーク・テクノリサーチ株式会社
Ark Techno-Research Inc.

大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication Univ.

Abstract: This paper proposes a method of real-time learning fuzzy control, which improves control results, i.e. overshooting, reaching-time and its amplitude, by using virtual control goal. Then, the applicability of this method is verified by computer simulations.

1．はじめに

実時間（リアルタイム）で制御応答を評価して、スケーリングファクタや制御ルールを調節または生成することにより、制御器を自動的にチューニングする研究は、前田ら[1]や筆者ら[2]によるものがある。

本報告では、そうした制御ルールの調整や生成などを行うものではないが、リアルタイム学習型のファジィ制御に関する一提案を行い、その学習アルゴリズムを説明する。具体的には、一時的で仮想的な制御目標を採用することにより、結果的に、観測値に対して一時的なオフセットを持たせて、古典的制御性能に準じた評価基準、つまりオーバーシュートや目標到達時間、および振幅といった制御結果の改善を計る。

さらに、コンピュータシミュレーションによる本手法の検証を行い、その結果を示す。

2．仮想制御目標による学習アルゴリズム

一般的に制御結果が収束する場合、制御目標との偏差を減少するように制御器が操作量を制御した結果、目標到達時間（ＲＴ）後に制御目標点に到達しながらもそれを通過してオーバーショート（ＯＶ）する。そこで折り返して再び制御目標に近づくが、再び制御目標点を通過して、一定の振幅（ＡＭ）を持つ点で再び折り返す。こうして何回かハンチングを繰り返した後、ついには制御目標値に収束する（図１）。そこで通常、制御結果の改善とは、ＲＴ、ＯＶ、ＡＭの３つを同時により小さくすることである。

しかし通常、ファジィ制御アルゴリズムは簡便であるが、ＯＶを完全に無くすことは難しいと考えられる。そこで、ＯＶは必ずあるものと考え、逆に制御器内部で、次式(1)により導かれる制御目標値を一時的かつ仮想的に採用し、それに対するＯＶを利用することで、結果的に、観測値に対して一時的なオフセットを持たせる方法が、本提案の学習アルゴリズムである。

$$VG^{NEW} = VG^{OLD} \times GL / (GL + OV^{OLD}) \qquad (1)$$

ここに、VG^{NEW}：今回学習時の仮想制御目標値
VG^{OLD}：前回学習時の仮想制御目標値
ただし初期値はＧＬに等しい
ＧＬ　：本来の制御目標値
OV^{OLD}：前回学習時のＧＬに対するＯＶ
ただし初期値はゼロとする

OV^{OLD}は実数で、それ以外は正の実数とする。

また学習１回とは、制御開始時から制御目標値にある程度（許容誤差内）収束するまでを１回とする。

仮想制御目標値を適用するタイミングは、測定値が初めて仮想制御目標値に到達してから（図２の時刻Ａ）、仮想制御目標値に対してのオーバーショートより再び折り返すまで（図２の時刻Ｂ）とする。この区間で、例えば制御偏差は、ＧＬとの差ではなく、VG^{NEW}との差として求められるので、結果的に、観測値に対して、ＧＬとのＯＶが減少する方向へのオフセットを持たせることができる。

図２の時刻Ａまで本来の制御目標に従う理由は、ＲＴを小さくするためである。

また学習を繰り返すことにより、$VG^{NEW} \fallingdotseq VG^{OLD}$となって、仮想制御目標値が最適化され、学習に収束性があることが分かる。

3．シミュレーション結果

菅野の液面制御のためのファジィ制御ルール（表１）[3]を用いて、１次遅れの系に対するコンピュータシミ

ュレーションを行い、本手法の検証を行い、その結果を示す。

表１　液面制御のためのファジィ制御ルール

Δe / e	NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
NB				PB	PM		
NM				PM			
NS				PS	ZR		NM
ZR	PB	PM	PS	ZR	NS	NM	NB
PS	PM		ZR	NS			
PM				NM			
PB			NM	NB			

上の表において、

e ： 制御偏差　　Δe ： 制御偏差の一階差分

PB : Positive Big　　PM : Positive Medium

PS : Positive Small　　ZR : Zero

NS : Negative Small　　NM : Negative Medium

NB : Negative Big

つまり底に小さな穴の開いた水槽に水を入れる場合を考える。蛇口をひねって水槽に水を入れ始めると、水位は上昇するが、同時に底の穴から水が漏れ始める。水位が上昇すればするほど、漏水も大きくなるが、ついには注水量と釣り合い、水位の上昇は止まる、といったものである。

ただし、時定数は２０とし、かつ遅れ時間は無いものとした。またファジィ推論法はＭＩＮ－ＭＡＸ－重心法であるが、後件部をシングルトンとする簡略ファジィ推論法とした。簡略ファジィ推論法を用いた理由は計算の簡略化のためであるが、Mamdani の推論結果と大きな差異がないうえに、今後もし代数積－加算－重心法などの推論法を採用した場合、一定の条件下においては通常の計算結果と完全に一致するなど、その有用性や発展性に着目したからである。

図３は、学習１回目の制御結果を示している。ただし初期値においてＯＶ^{OLD}はゼロで、ＶＧ^{OLD}＝ＧＬより、ＶＧ^{NEW} ＝ＧＬであるから、学習結果は制御結果にまったく反映されていない。つまり、通常の学習無しの制御結果と等しい。真ん中の横に引かれた実線は、本来の制御目標値である。

図４～図８は、それぞれ、学習２回目～学習６回目の制御結果である。ただし、点線は学習１回目の時の制御結果を示しており、対比し易くしている。ＲＴをあまり犠牲にせずにＯＶが改善され、結果としてＡＭも改善されていることが分かる。

図７は、学習の結果、仮想制御目標値が低く設定され過ぎたために、目標水位に到達する以前に水位が下がり始めている。つまり、負のＯＶである。しかしその次の図８に、前回の学習結果が反映されて、再び正のＯＶになっている。さらにその後、学習を何回繰り返しても、制御結果は図７と図８あるいはその中間状態を繰り返すことが確かめられている。

また図には掲載しなかったが、仮想制御目標値の適用区間を、前節の時刻Ａ～時刻Ｂではなく、制御開始時刻～時刻Ｂとすれば、この例では、ＲＴが２倍近くになることが分かっている。

４．おわりに

リアルタイム学習型ファジィ制御に関しての一提案を行い、そのアルゴリズムを説明して、シミュレーション結果を述べた。一時的な仮想制御目標を設定することにより、制御結果が改善されることを示した。

しかし本提案は、制御ルール自体を生成もしくは調節するもの [1][2][4][5] ではなく、ある程度調整された制御ルールの存在が前提として必要である。

今後の課題として、本提案と、制御ルール生成や調節の学習アルゴリズムとの組み合わせ、および、仮想制御目標値の算出方法やその適用タイミングの改良などが挙げられる。

参考文献

[1] 前田幹夫・村上周太・山崎久代：自己調整ファジィ制御装置の設計，第５回ファジィシステムシンポジウム予稿集，pp.89-94，Kobe Japan.(1989)

[2] 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)

[3] 菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社（1988）

[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倒立振子の学習制御，　第５回ファジィシステムシンポジウム予稿集，　pp.183-187，Kobe Japan.(1989)

[5] 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，pp.157-165（1990）

○ 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

有　川　　晴　彦

Tel:075-611-1131 FAX:075-611-1031

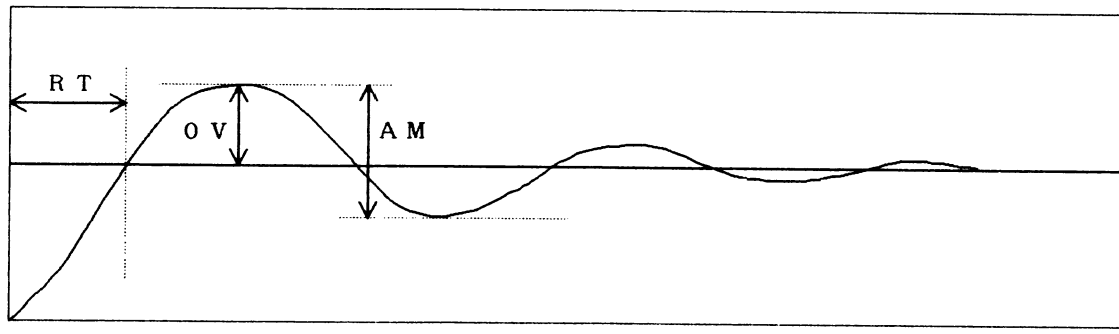


図１　制御結果の評価

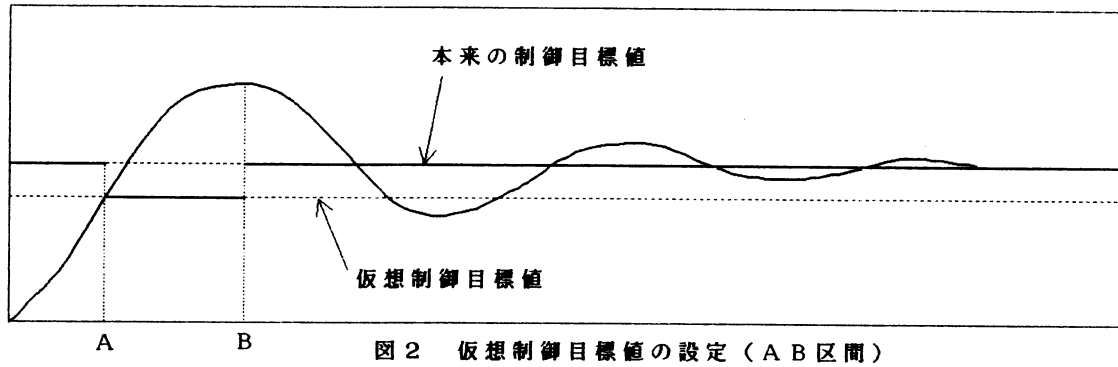


図２　仮想制御目標値の設定（ＡＢ区間）

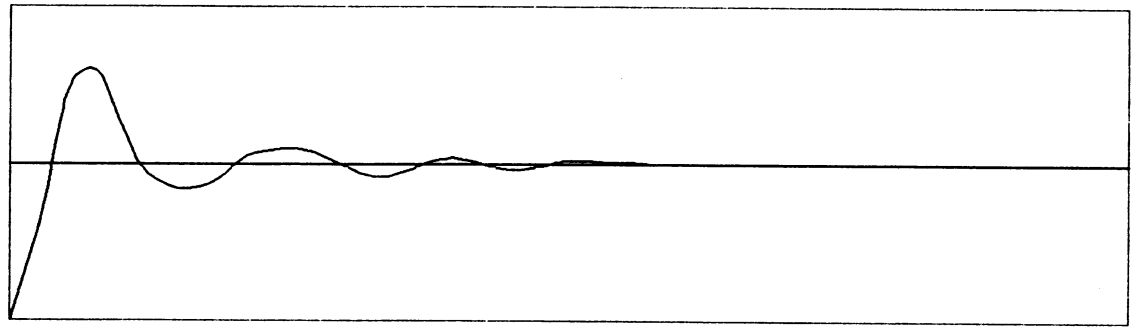


図３　学習１回目（無学習）

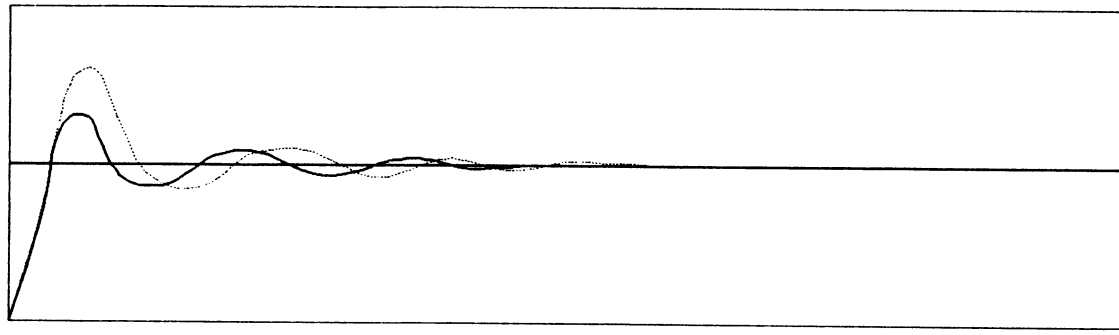


図４　学習２回目

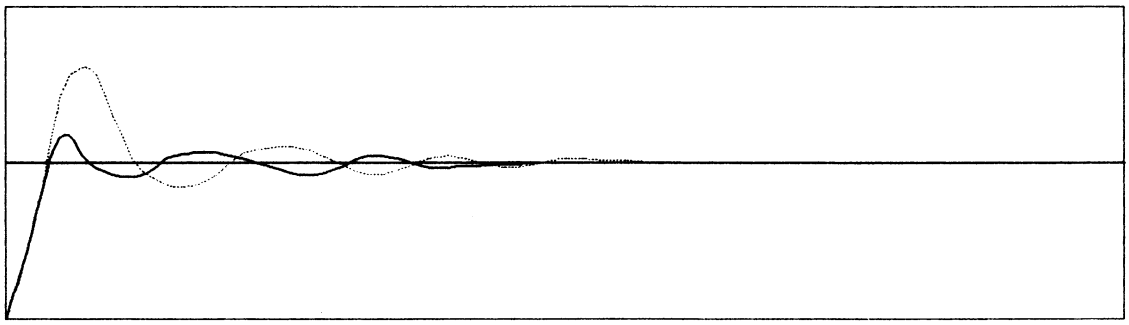


図５　学習３回目

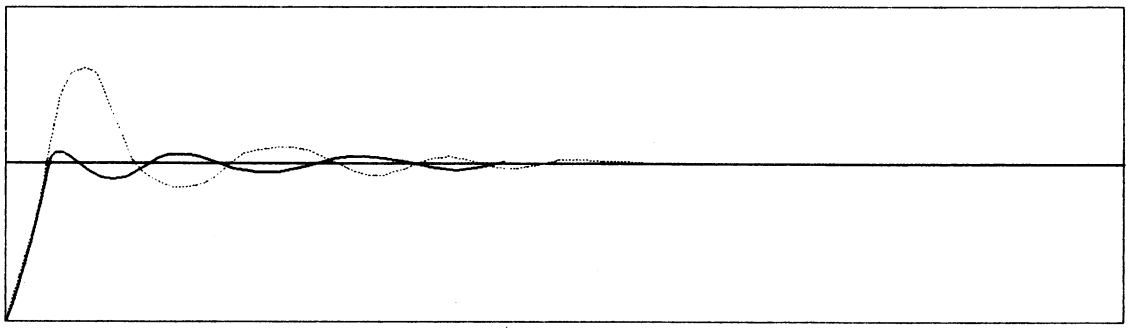


図６　学習４回目

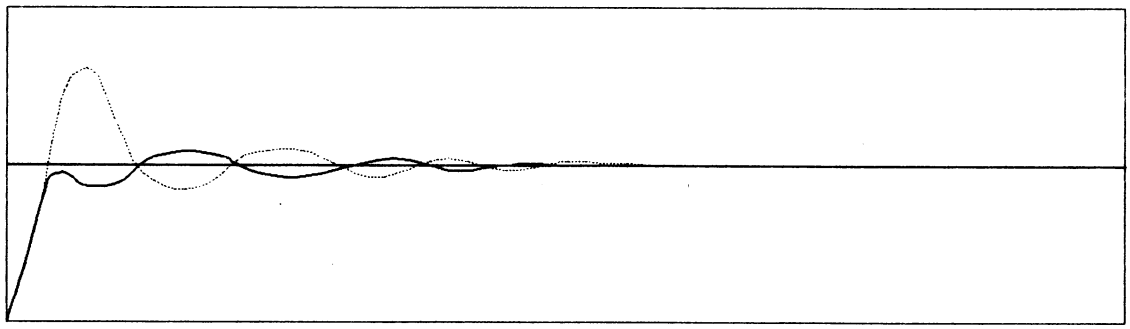


図７　学習５回目

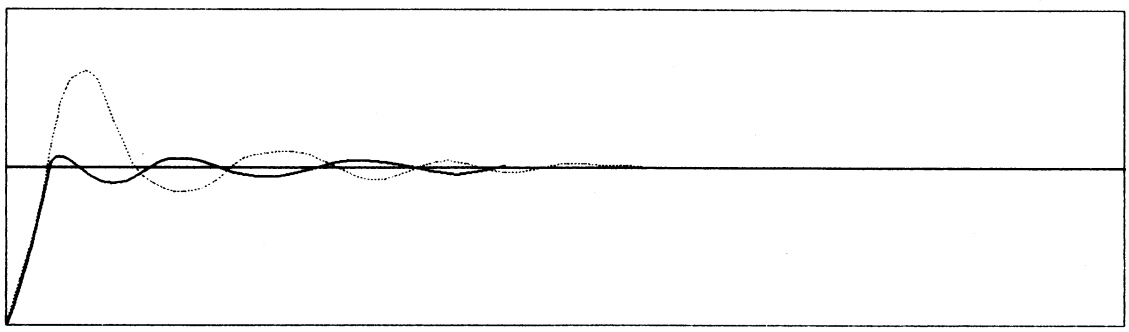


図８　学習６回目

F2－2（R7）

ファジィ セルフ・オーガナイズ手法の開発

Development of Fuzzy Self-Organising Algorithm

宮本 章広
Akihiro Miyamoto
富士ファコム制御株式会社
FUJIFACOM CORPORATION

柳下 修
Osamu Yagishita
富士電機株式会社
FUJI ELECTRIC Co.,Ltd.

Abstruct : We extended the Singlton-which was proposed by Yamazaki,Sugeno and others, and has been used in Fuzzy Self-Organising Algorithm to the fuzzy set. Then this paper describe the learning of Fuzzy Self-Organising Algorithm and the method of adjusting its parameters. Futhermore, by using this system, we simulated the practical real operating data and gaind good result. So we report and discuss about this results.

1．はじめに

最近、ファジィ制御が家庭電化製品に応用されたり、"ファジィ"という言葉が流行語に選ばれるなど、ファジィ制御は言葉だけではあるが、一般的に知られるようになってきた。それに伴いプロセス制御の分野においてもファジィ制御が現代制御理論に代わって、実用化されてきている。〔1〕〔2〕〔3〕

しかし、現時点においてファジィシステムの構築や調整は、専門的知識を持っているＫＥに頼らざるをえない状況であり、専門的知識を持たない者でも簡単にシステムの構築や調整できるツールが必要となっている。そこで今回、菅野、山崎らが提案した自己学習形ファジィコントローラ〔4〕の後件部に用いられていたシングルトンをファジィ集合に拡張したシステムを開発した。その自己学習形ファジィコントローラ（以下ＦＳＯと略す）の学習アルゴリズムとパラメータの調整方法について述べる。さらに本システムを用いて、実プラントにおける操業データを用いたシミュレーションを行って、良好な結果が得られたので報告する。

2．ＦＳＯ制御パラメータの調整方法

2．1 ファジィ推論方法

ＦＳＯで使用する推論方法はＭＡＸ－ＰＲＯＤＵＣＴ重心法で後件部で積を用いた手法とする。制御規則は、前件部５命題、後件部２命題である。以下にその方法を示す。

$$\text{IF } X_1=A_1, X_2=B_1 \text{ THEN } u=C_1$$

$$(h_{a1}) \quad (h_{b1}) \quad (h_{c1})$$

$$\omega_1 = h_{a1}(x_{10}) \wedge h_{b1}(x_{20})$$

$$h(z) = \max \omega_1 \cdot h_{c1}(z)$$

$$u_0 = \frac{\int h(z) \cdot z dz}{\int h(z)\, dz}$$

ここで、A_1, B_1, C_1 はファジィ集合 A,B,Cのラベルである。また、前件部、後件部共に三角形を基本とするファジィ集合であり、それぞれ５種類、７種類が用意されている。

2．2 前件部パラメータ調整方法

前件部パラメータ（前件部ファジィ集合の三角形の頂点 P1,P2,P3 ）の調整は、１組の新しい入出力データを与えたとき、その出力データと、ファジィ推論値との残差が小さくなるように調整する。

新入出力データ…$Y_0, X_{10}, X_{20}, \cdots, X_{m0}$

Y_0 ：オペレータの操作値

$X_{10} \sim X_{m0}$：プロセス計測値

$\overline{Y}$ ：ファジィ推論値

残差＝$Y_0 - \overline{Y}$

$$= Y_0 - \frac{\Sigma Z_k \left(\max \omega_1 \cdot h_1(Z_k) \right)}{\Sigma \max \omega_1 \cdot h_1(Z_k)} \quad (1)$$

$k = 1, \cdots, k_{max}$：操作出力台集合（重心計算用）

$i = 1, \cdots, i_{max}$：規則数

$\omega_1 = \min h_{a1n}(x_{m0})$：前件部命題の最小グレード値

ここで後件部ファジィ変数は、jmax個（jmax≦imax）とすると

ω_j(j=1,2, …… jmax)として(1)式を整理し、jに関して次の形に表現するできる。

$$\text{残差} = Y_0 - \frac{A_1 \cdot \omega_1 + A_2 \cdot \omega_2 + \cdots + A_{jmax} \cdot \omega_{jmax}}{B_1 \cdot \omega_1 + B_2 \cdot \omega_2 + \cdots + B_{jmax} \cdot \omega_{jmax}} \quad (2)$$

$A_1, A_2, \cdots\cdots, A_{jmax}, B_1, B_2, \cdots\cdots, B_{jmax}$: 定数

残差＝0　とすると次式が得られる。

$a_1 \cdot \omega_1 + a_2 \cdot \omega_2 + \cdots\cdots + a_{jmax} \cdot \omega_{jmax} = 0$　(3)

$a_j = Y_0 \cdot B_j - A_j$（＝定数）

一方、入力値（$x_{10} \cdots\cdots x_{m0}$）から直線(4)上の最近点の値を各ωの最適調整値とする。但し、a_jが0の場合は除き次元数を下げる。

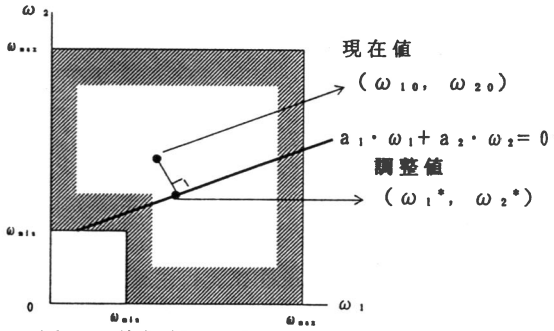


図1　前件部2変数の時の調整空間

制約条件

$\omega_{min} < \omega_1^*, \cdots\cdots, \omega_{jmax}^* < \omega_{max}$　(4)

上記制約条件を満たさない場合は調整しない。

(4)式を満たすω*と現在値ω_0より次式を用いて新しい調整値を$\bar{\omega}$とする。

$$\bar{\omega} = \omega_0 + \alpha \cdot (\omega^* - \omega_0) \quad (5)$$

$$\alpha = \alpha_1 \cdot \alpha_2 \quad (6)$$

α_1 ＝1／jmax(jmax:jmaxの中でαが0でないもの)　(7)

$$\alpha_2 = 1 / (1 + |\omega^* - \omega_0|) \quad (8)$$

次に前件部パラメータを$\bar{\omega}_j$を用いて調整する。図2に調整方法を示す。

調整対象規則：$\bar{\omega}_j$に対応する$\bar{\omega}_{j0}$を与えた規則

調整対象メンバーシップ関数：対象規則の前件部の最小グレード値を与えるメンバーシップ関数

以上の様にして残差を0に近づけるように、つまりファジィ推論値がオペレータの操作値と同じになるように前件部のパラメータを調整する。前件部のパラメータを調整する場合、制約条件としてファジィ推論値とオペレータ操作値との差にしきい値を設定し、その値より小さいときに行う。

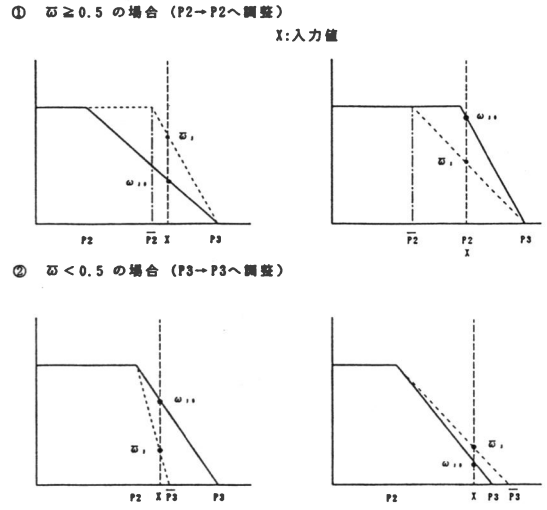


図2　前件部パラメータの調整

2．3　後件部パラメータ調整方法

後件部パラメータの調整は，前件部パラメータが調整不能な入出力データが与えられたとき、そのデータのファジィ推論値との残差が小さくなるように、後件部パラメータの変更を行う。後件部パラメータの調整アルゴリズムは、基本的に前件部パラメータの調整アルゴリズムと同じである。但し、後件部パラメータを変更するときは、平行移動のみとする。

3．テストデータによるシミュレーション

3．1　シミュレーションについて

ＦＳＯのパラメータ変更の正当性を検証するために、2入力1出力のランダムデータに対してシミュレーションを行った。ランダムデータの作成は、計算機の乱数により2入力変数を一対とする0～10までの数値を360組発生させ、以下に示す制御規則（図3）とメンバーシップ関数（図4）でファジィ推論を行い出力を作成した。

TST2

		SA	MM	LA
T	SA	SA	SM	MM
S	MM	SM	MM	ML
T	LA	MM	ML	LA
1				

図3　ルールテーブル

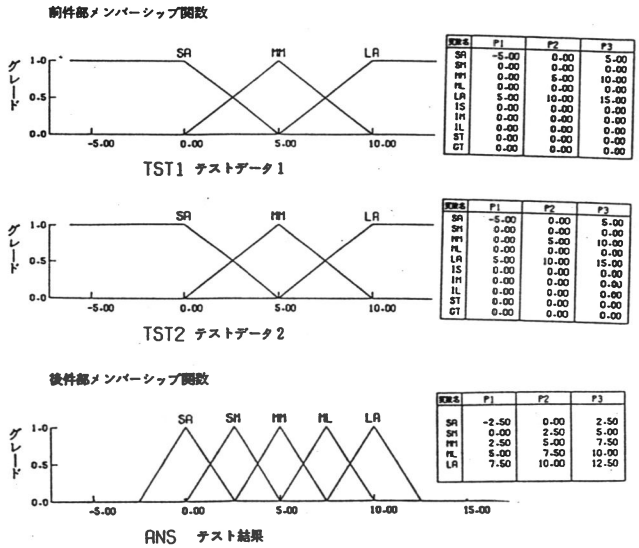


図４　メンバーシップ関数

これにより作成されたデータを教師データとし、前件部メンバーシップ関数である図４中のＴＳＴ１のパラメータを図５のようにずらす。（以下　ずらす前を状態Ａずらした後を状態Ｂとする）ＦＳＯが学習を２回繰り返し行うことにより、教師データとの誤差が減少するか確認する。

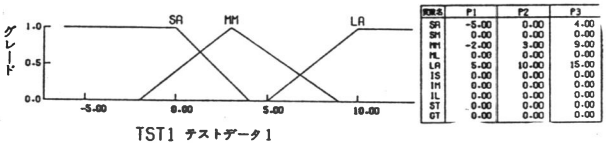


図５　変更したメンバーシップ関数

図６に学習前の状態Ａを実線で、状態Ｂを破線で示し図７に残差の繰り返し学習による変化の過程を示す。図８には学習後のメンバーシップ関数の状態を示す。図からもわかるようにＦＳＯの調整アルゴリズは、正しいと判断できる。

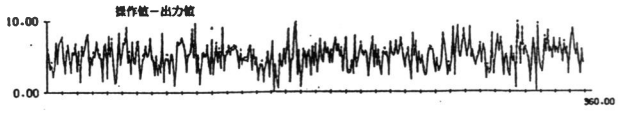


図６　学習前の状態Ａと状態Ｂ

３．２　その他の知見

その他ＦＳＯの性能を把握するため、様々なシミュレーションを行ったので紹介する。

(1)　収束性能

メンバーシップ関数の移動割合（移動割合＝移動量／(P3-P1)；P1,P3 は１つのファジィラベルの三角形の底辺のＸ座標）を５０％にしたとき収束性能は約１５０回（１組の入出力値でＦＳＯを行うことを１回とする）程度の学習で収束することを確認した。

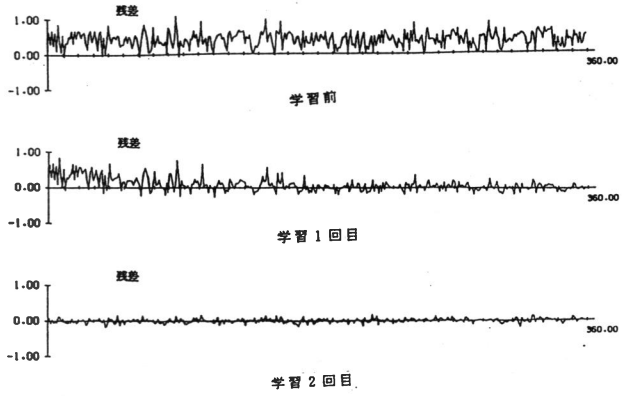


図７　残差の変化

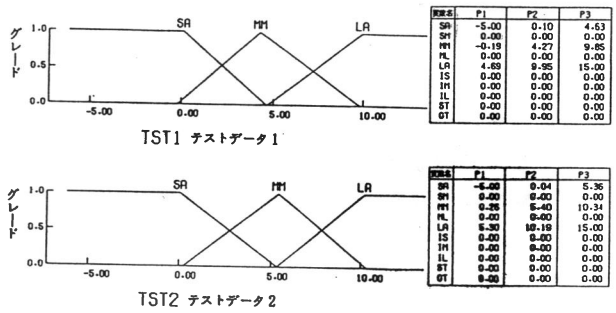


図８　学習後のメンバーシップ関数の状態

(2)　ずれ限界

教師データが正しければ、最適なメンバーシップ関数のパラメータから５０％近く外れていても、調整可能であることを確認した。

(3)　外乱に対する影響

ＦＳＯをシステム化して実プラントに適用する場合、必ず、計測誤差やオペレータの操作誤りから来る外乱が発生する。しかし、ＦＳＯは、外乱に対して誤り通りに調整を行ってしまう。そこで外乱に対してＦＳＯはどの様な影響を受けるか調査した。その結果から外乱によって乱されたパラメータを、正しい教師データで直すには隣合った前件部ファジィラベルの交差があれば、調整可能であることを確認した。

(4)　動作不可能な場合

ＦＳＯでは、ＭＡＸ統合部が単一のラベルのみで構成している場合は動作しない。

４．実操業データによるシミュレーション

３章のシミュレーションは、テストの為に作られたデータであり、実プラントで起こる、オペレータの操作ミスによる矛盾や、計測誤差による教師データの矛盾がま

ったく含まれていない。本章では、実プラントから得られたデータを基にシミュレーションを行い、ＦＳＯの正当性を検証する。

4．1　シミュレーションについて

今回使用する実プラントの操業データは、浄水場の薬品注入制御である。浄水場の処理プロセスは河川から取水した原水に対して、原水の濁度、濁度勾配、アルカリ度、ＰＨ、出口濁度の５つの要素を総合的に判断し、薬品の注入する量を決定している。この５入力１出力系のプロセスに対して、制御規則とメンバーシップ関数を作成し、ファジィ推論を行う。この推論値をオペレータの操作値に近づけることを目的として、ＦＳＯの学習を行う。

4．2　シミュレーション結果

実操業データを、教師データとして学習を２回繰り返した。図９にオペレータの操作値（実線）とファジィ推論値の学習前と、学習後の比較を示す。図10に残差の繰り返し学習による変化の過程を示す。

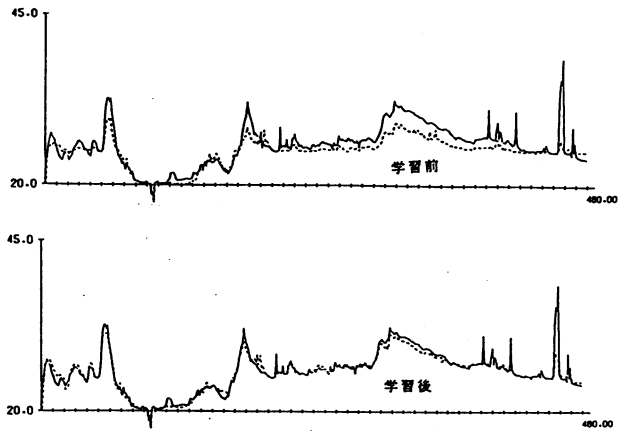


図９　オペレータ操作値とファジィ推論値

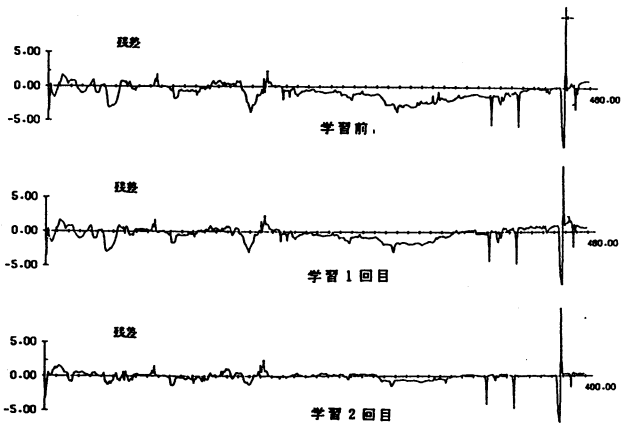


図10　残差の変化

実操業データで行ったシミュレーションでも、ＦＳＯは良好な結果を得ている。これにより、ＦＳＯの調整アルゴリズムは大きな外乱（異常データ）の含まれている実操業データに対しても、調整の可能なことが確認できる。

5．おわりに

プロセス制御分野で、今後ファジィ制御の適用を伸ばしていくためには、専門家に頼っているファジィ知識ベースの構築を、誰でも手軽に出来るような支援システムが必要となるであろう。ＦＳＯがその一つとして役割を果たすことが期待できる。

謝辞

最後に、システムを実現するにあたり、多くの御指導を頂いた東京工業大学の菅野道夫教授に、深く感謝致します。

参考文献

〔１〕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, pp.597-604(1984)

〔２〕佐竹ほか「適応形ファジィコントローラによる雨水ポンプの協調制御」電気学会論文誌Ｃ、Vol.109,No.5,pp.361-366(1989)

〔３〕緒方、伊藤「セメント原料粉砕竪型ローラミルへのファジィ制御の適用」富士時報、Vol.63,No.10 pp.698-700(1990)

〔４〕山崎、菅野「自己学習ファジィ・コントローラ」計測自動制御学会論文臭、第20巻８号 (8/1984) pp50-56

〔問い合わせ先〕

〒１９１

東京都日野市富士町１　豊田システム開発センター

富士ファコム制御株式会社

第１システム開発部）第２システム開発課

宮本　章広

☎　0425-85-1294(ダイレクトイン)

Fax　0425-86-8016

F2－3（R7）

予見学習ファジィ制御

A Fuzzy Control Algorithm with a Forecast-Learning Function

前田幹夫*，佐藤武雄**
Mikio Maeda and Takeo Sato

* 九州工業大学　工学部　電気工学科　情報工学教室
Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
Kyushu Institute of Technology

** 朝日新聞社
Asahi Shinbun Publishing Co.

Abstract:This paper deals with a fuzzy control algorithm with a forecast-learning function. This fuzzy control law is one that 1)the control resposes are predicted, 2) the control rules and the scaling factors are adjusted on the basis of the predictive response values, and 3) the target system are controlled by new control rules and new scaling factors.
In this paper, we describe the design of the forecast-learning fuzzy controller and discuss the usefulness of this fuzzy controller for the real system from the results of control simulations.

1．はじめに

ファジィ制御[1]の特徴として，制御対象を制御するための定性的なノウハウを，if～then 型の言語的制御則（linguistic control rule; LCR）で表現することができる点があげられる．つまり，制御対象の厳密な定量モデルを必要とせず，入出力の定性的関係を表す知識（制御則）のみで制御装置を設計できることである．

しかし，ファジィ制御では制御則（制御知識）の構成が重要であり，いかに完璧に専門家の知識やオペレータの経験を制御則として表現できるかが問題となるが，この作業は容易な事ではない．たとえ，うまく構成できたとしても，制御対象の動特性が大きく変動したり，大きな外乱が加わる場合は，これらの制御則はもはや適切ではなくなる．

そこで，本稿では，あらかじめ，ある程度適切な制御則を与えておき，一定時間先の制御応答を予測し，そのデータと制御則調整ルールを用いることによって，ファジィ制御装置の制御則の修正と，スケーリングファクタの調整を自動的に行う予見学習方式と，これを用いた学習ファジィ制御装置の構成並びに予見学習ファジィ制御方式について述べる．

2．ファジィ制御

2．1　ファジィ制御装置

ファジィ制御装置は一般的に図1の点線内のように構成される．図において，ＬＣＲはファジィ制御則，ＦＲはファジィ推論部のことである．そして，S_1，S_2，S_3，S_4はスケーリングファクタ（ＳＦ，規格化定数）であり，ファジィ制御装置の静的ゲインを決定する値でもある．

ある対象に対する制御において，オペレータ，あるいは，ユーザが希望する制御結果（応答）が得られるように，制御装置自身が自己を構成する制御則と制御装置のゲインを調整する学習機能を自己学習調整機能といい，それを装備したＦＬＣを自己学習調整ファジィ制御装置（図1参照）と呼ぶ．自己調整法の利点は，設計者あるいはオペレータが適当に初期チューニングを行うだけで，学習ルールによって自動的にＦＬＣを適切な装置にチューニングできるからである．

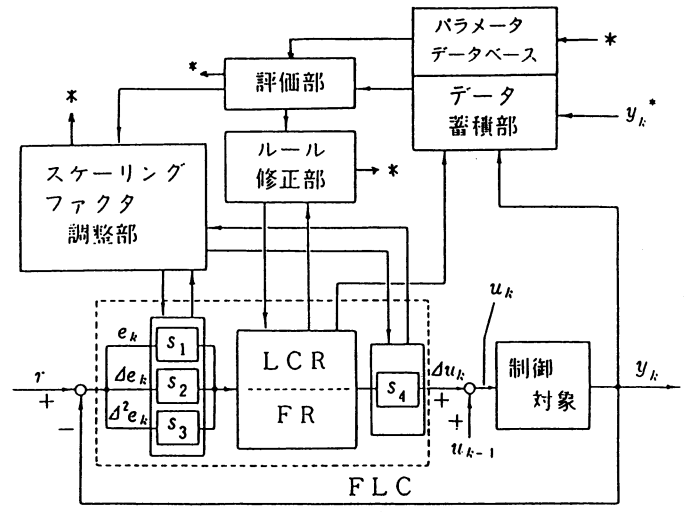


図1　自己学習調整ファジィ制御装置

図1のデータ蓄積部は操作量，制御量のパターンや学習結果などを格納し，評価部は制御結果や制御応答を評価すると共に，その結果をルール修正部，スケーリングファクタ調整部に伝える．スケーリングファクタ調整部は評価部からの制御応答あるいは結果の評価，過去の学習結果（"制御応答あるいは対象の特性⇒制御則やＳＦ"などの知識）を基に図1のS_1，S_2，S_3，S_4を調整する．ルール修正部は，制御応答の評価結果と過去の学習結果を参考にしながら，実時間で制御則のファジィ集合を修正する．

本稿で提案するファジィ制御装置は表1に示すような27個の制御則で構成されている．ルールの条件部変数は制御偏差　e_k，制御偏差の一階差分 Δe_k，制御偏差の二階差分 $\Delta^2 e_k$をとり，結論部変数は操作量の一階差分 Δu_kとしている．ルールのファジィラベル分割数は，現在，条件部は3分割，結論部は7分割である．なお，これらの分割数は対象の非線形性の程度に応じて数を増やし，使用されない制御則は削除することも必要である．

表1　ＦＬＣの制御則

e is P

Δu		Δ²e		
		P	Z	N
Δe	P	PB	PB	PM
	Z	PB	PM	PS
	N	PM	PS	ZE

e is Z

Δu		Δ²e		
		P	Z	N
Δe	P	PM	PS	ZE
	Z	PS	ZE	NS
	N	ZE	NS	NM

e is N

Δu		Δ²e		
		P	Z	N
Δe	P	ZE	NS	NM
	Z	NS	NM	NB
	N	NM	NB	NB

e：制御偏差
Δe：制御偏差の一階差分
Δ^2e：制御偏差の二階差分
Δu：操作量uの一階差分
P:Positive, N:Negative,
Z:Zero, PB:Positive Big,
PM:Positive Medium,
PS:Positive Small, ZE:Zero,
NS:Negative Small,
NM:Negative Medium,
NB:Negative Big

2．2　簡略ファジィ推論

簡略推論法は，ファジィ推論の高速化と簡単化を主眼とした推論法であり，前田ら[2]によって提案された方法である．

ここで，ｎ個のルールが次のように表されるとする．

$$\begin{aligned} &R1: \text{If } x_1 \text{ is } A_1,\ x_2 \text{ is } B_1 \text{ then } y \text{ is } C_1 \\ &R2: \text{If } x_1 \text{ is } A_2,\ x_2 \text{ is } B_2 \text{ then } y \text{ is } C_2 \\ &\quad\vdots \qquad\quad \vdots \qquad\quad \vdots \qquad\quad \vdots \\ &Rn: \text{If } x_1 \text{ is } A_n,\ x_2 \text{ is } B_n \text{ then } y \text{ is } C_n \end{aligned} \tag{1}$$

ただし，x_1，x_2 は条件変数，ｙは結論変数（Δu）である．そして A_i，B_i，C_i (i=1,...,n) はファジィ集合であり，各々はメンバーシップ関数 $\mu_{Ai}(x_1)$, $\mu_{Bi}(x_2)$, $\mu_{Ci}(y)$ (i=1,...,n)をもつ．

いま，条件変数x_1，x_2の非ファジィ情報x_1^*, x_2^*（実数値）が与えられると，ｙは重み付き平均法によって(2)式のように推論される．

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} [\mu_{Ai}(x_1^*) \circledcirc \mu_{Bi}(x_2^*)] \cdot y_i}{\sum_{i=1}^{n} [\mu_{Ai}(x_1^*) \circledcirc \mu_{Bi}(x_2^*)]} \tag{2}$$

ここで，y^*はｙの推論値（実数値）であり，y_iは メンバーシップ関数 $\mu_{Ci}(y)$が最大値を取るときのｙの値である．そして，$\circledcirc$は min(代数積も可能)をさし，・は代数積を表す．この式の特徴は，結論部が同一のファジィ集合（シングルトン）の場合，それに対する条件部の適合度を加算した推論結果となる．もし，加算したくなければ，結論部に同一変数を持ついくつかの条件部の適合度の最大値を，その結論の適合度とする事もできる．このようにすると，この簡略法による結果は，Mamdaniの推論結果に接近する．

3．自己学習調整法[3],[4]

3．1　制御則の予見修正

ルール修正には過去（制御時点以前）に使用したルールの修正と現時点で使用が予定されるルールの修正（予見修正）がある．過去に使用したルールを修正する場合，もう一度新たに同じ制御を行ったときにのみ効果が得られ，これから先の制御には影響しない．そこで，ここでは実時間でルール修正の効果が得られる，予見修正について述べる．

ルールの予見修正では，ｍサンプル後の制御応答を予測し，その制御応答を目標応答に一致させるために，ｍサンプル後の制御状態に責任があると思われるファジィ制御装置の制御則を実時間で修正する．

制御則は，

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1i},\ x_2 \text{ is } A_{i2},\ x_3 \text{ is } A_{i3} \quad \text{then} \quad y \text{ is } B_i$$

A_{i1}, A_{i2}, A_{i3}, Bi(i=1～N)：ファジィラベル

で構成される．前件部のメンバーシップ関数は三角型であるのに対し，後件部は簡略推論を用いるため，実数値 b_i (i=1～27) をとる．この値b_iは，制御則テーブル（操作量決定テーブル）に格納されており，推論はこのテーブルを用いて行う．制御則の修正では，各ルール毎に異なる修正値を加えることで，後件部の実数値b_iの値を増減させている．

ルールの予見修正を行うために，まず図2に示すような目標応答 y_t^*を決める．目標応答は，目標値ｒ，目標到達時間 RT*，及び制御対象のむだ時間 LT などの近似関数により求められる．次に，現時点ｋからｍサンプル

後の制御応答の予測を行う．予測方法は，確定モデル，ファジィモデルなどを用いる方法が考えられるが，ここでは，一例として最も簡単な予測式を(3)式に示す．

$$\hat{y}_{k+m} = y_k + \Delta y_k + m \cdot (\Delta y_k - \Delta y_{k-1}) \qquad (3)$$

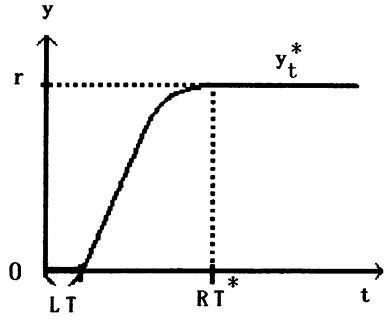


図２　目標応答

(3)式で求められたｍサンプル後の予期される制御応答（制御量）を目標応答に一致させるべく，現在の制御条件（状態）によって使用される制御則の後件部を修正する．修正に用いるルールを表２に示すが，条件部には予期される制御応答と目標応答との偏差パターンが記述されている．

表２　制御則結論部の修正ルール

	e_{k+m}^*	Δe_{k+m}^*	Δb_i
(1)	N	N	N B
(2)	N	Z	N M
(3)	N	P	N S
(4)	Z	N	N S
(5)	Z	Z	Z E
(6)	Z	P	P S
(7)	P	N	P S
(8)	P	Z	P M
(9)	P	P	P B

これらのルールを簡略推論することによって，Δb_iを求め，次式を用いることによって，制御則の結論部が修正される．

$$b_i^{NEW} = b_i^{OLD} + \Delta b_i \cdot w_i^k \quad (i=1\sim27) \qquad (4)$$

ここで，

w_i^k　：ｋ時点のｉ番目のルールの適合度
b_i^{OLD}：ｋ時点で使用されるルールの後件部の値
b_i^{NEW}：b_i^{OLD}の修正後の値．

である．

３．２ スケーリングファクタ調整

本ファジィ制御装置では，ＦＬＣの入力（条件部変数）ｅ，Δe，$\Delta^2 e$のファジィラベルは，区間$[-s_1,s_1]$，$[-s_2,s_2]$，$[-s_3,s_3]$，出力（結論部変数）Δuのファジィラベルは区間$[-s_4,s_4]$としているので，スケーリングをほどこすことによって，それらは，制御装置内部ではすべて区間[-1,1]に規格化される．

ＳＦの調整ルールは，経験則であり，制御応答パターン別に記述された操作量修正ルールを用いて行われる．表３，４にその調整ルールを示す．

表中の左側縦のファジィラベルは，現時点で使用される制御則のうち，最も適合度が高いルールの条件部の変数のファジィラベル（７分割であるが，シミュレーションでは PB,PM,PSをPとし，NB,NM,NSをNとする）である．そして，上部の Δb_iは制御則結論部の修正分をさしている．二重線の枠内はスケーリングファクタの増減量を表したファジィ数である．さらに　　は，スケーリングファクタ調整のみでは効果が薄いため，ルール修正を同時に行うのが望ましいことをさす．

表３　スケーリングファクタ S_i(i=1,2,3)調整ルール

修正条件部		mサンプル前の操作量修正量 Δu^*						
		PB	PM	PS	ZE	NS	NM	NB
mサンプル前規則	PB				ZE	PS	PM	PM
	PM	NS	NS	NS	ZE	PS	PS	PM
	PS	NM	NS	NS	ZE	PS	PS	PS
	ZP	NB	NM	NS	ZE	ZE	PS	PS
	ZN	PS	PS	ZE	ZE	NS	NM	NB
	NS	PS	PS	PS	ZE	NS	NS	NM
	NM	PM	PS	PS	ZE	NS	NS	NS
	NB	PM	PM	PS	ZE			

ZP:Zero Positive, ZN:Zero Negative

表４　スケーリングファクタ S_4 調整ルール

修正結論部		mサンプル前の操作量修正量 Δu^*						
		PB	PM	PS	ZE	NS	NM	NB
mサンプル前規則	PB	PB	PM	PS	ZE	NS	NM	NM
	PM	PM	PS	PS	ZE	NS	NS	NM
	PS	PS	PS	PS	ZE	NS	NS	NS
	ZP	PS	PS	ZE	ZE	NS	NS	NS
	ZN	NS	NS	NS	ZE	ZE	PS	PS
	NS	NS	NS	NS	ZE	PS	PS	PS
	NM	NM	NS	NS	ZE	PS	PS	PM
	NB	NM	NM	NS	ZE	PS	PM	PB

ZP:Zero Positive, ZN:Zero Negative

これらのルールを用いて簡略推論を行うことにより，スケーリングファクタS_1～S_4の変化分，ΔS_1～ΔS_4が求められる．これをその時点でのスケーリングファクタに加えることにより，調整されたスケーリングファクタが得られる．これを式で表すと，

$$S_i^{NEW} = S_i^{OLD} + FP(e_{k+m}^*)\cdot\Delta S_i,\ (i=1\sim4) \quad (5)$$

となる．FPは誤差のファジィ評価を表す．

ルールの修正，スケーリングファクタの調整は，制御が目標通りに行われている際には行う必要がないので，e_kがほぼ０のときには修正を行わないか，もしくは修正幅を小さくする．

また，本制御装置ではゲインに対する評価を行っていないため，限界を越えて修正を行うと，発散振動や異常な変動が現れる場合がある．そこで，これに対処するため，常に制御応答を監視しておき，振動が現われたとき，つまり，制御装置のゲインが大きくなり過ぎて，制御性能が悪化した場合，制御則やスケーリングファクタを少し前の制御性能が良い状態に戻し，修正をやめることにしている．

４．シミュレーション

予見学習型ファジィ制御装置の有効性を検討するために，制御シミュレーションを行う．制御対象はむだ時間のある１次遅れ系である．

また，外乱に対する有効性を検討するため，一定時間以後より制御系に外乱を与える．これは，ファジィ制御装置と制御対象との間に，一定周期の正弦波状の外乱を加えたり，制御対象の特性を変動させたりするものである．

図３は，学習を行わなかった場合の制御結果，図４は，ルール修正とスケーリングファクタ調整を行った場合の制御結果である．

図中のesumとは，外乱が入ってから制御を終えるまでの目標応答と制御応答の差の合計であり，学習によって制御がどの程度改善されたかの目安となる．これらの結果のesumを比べてみると，表５のようになる．表中の値から，制御則修正，スケーリングファクタ調整，これらの両方式という順に制御誤差は改善しているのが分かる．また，ここでは示さなかったが，他の制御系においても同様の結果が得られた．以上のことから，予見学習制御方式が有効であることが分かる．特に，頂点維持制御には非常に有効であると思われる．

５．おわりに

ファジィ制御装置のパラメータ（制御則の結論部，スケーリングファクタ）調整は，制御装置を設計する場合の重要なポイントとなる．特に動特性の変動する系，外乱のある系などでは自己学習調整機能は必ず要求される機能である．シミュレーション結果から本稿で提案した方法は有効であると言える．

今後は，この予見学習ファジィ制御装置を他のさまざまな系に適用し，学習を積み重ねることで，最良のファジィ制御装置となるように仕向けねばならない．また，本制御方式とファジィ予測制御方式を統合することも良策であると思われる．

参考文献

[1]菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社 (1988)

[2]前田，村上：ファジィ制御とその応用，システム／制御／情報，Vol.34，No.5，pp.282～287(1990)

[3]前田幹夫，他：自己調整ファジィ制御装置の設計，第５回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.89～94(1989)

[4]前田幹夫：ファジィ学習制御，第33回自動制御連合講演会，pp.161～162

表５　esumの値

	esum	割合
普通の制御	52.1773	1
ルール修正	42.3907	0.812
ｽｹｰﾘﾝｸﾞﾌｧｸﾀ調整	34.7206	0.665
両方	33.6830	0.645

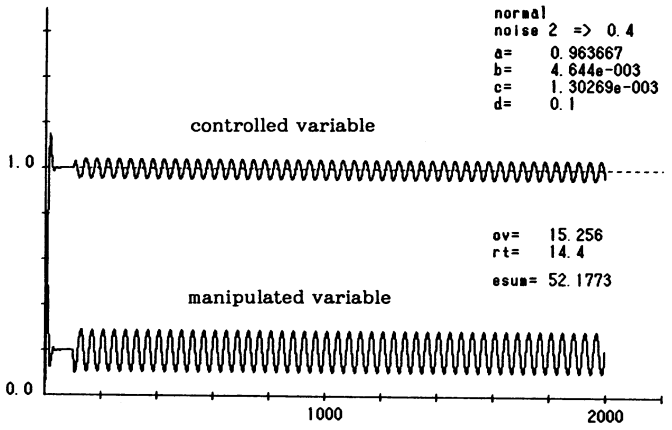


図３　学習なし

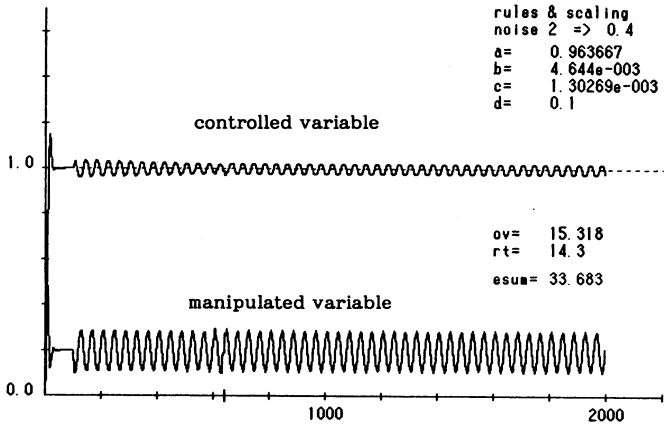


図４　学習を行ったとき

F3－1（R7）

ソフトクラスタリングを用いたダム貯水池の実時間操作

Expert System of Real-time Reservoir Operation with Soft Clustering

小尻利治
Toshiharu KOJIRI

藤井忠直
Tadanao FUJII

岐阜大学
University of Gifu

岐阜県庁
Governmental Office of Gifu Prefercture

Abstract : In this paper, the expert system of real-time reservoperation for flood control will be proposed introducing the fuzzy concept. The representative patterns of typhoon courses and hydrographs are classified with fuzzy custering algorithm. Then, the height methodology in inference process is taken to gain the reasonable controlled effects. Moreover, the actual release in the short control time step is decided by using the fuzzy tuning system.

1．はじめに

台風時の貯水池操作を実施するにあたっては、（Ⅰ）将来の台風進路、（Ⅱ）台風性降雨による降雨予測、流入量予測、（Ⅲ）貯水状態の観測情報が不可欠である。しかし、前もって台風進路を予測することは困難で、過去の類似台風からの予測に頼ることが多い。そこで、台風性降雨に限定し、ソフトクラスタリングを導入して過去の台風の分類とその分類された台風の進路（クラスター）に属する降雨の再分類を行う。さらに、知識ベースに関しては、進路、降雨、貯水量、流量で2段階の知識（IF-THEN ルール）を作成し、ファジイ制御によって放流量の決定を行う。また、チューニング操作を加え、微少時間での制御のずれを抑えるものである。

2．貯水池操作に関するエキスパートシステム

エキスパートシステムを構成する主なシステムとしては、知識ベース（データベースを含む）・ルールベース・推論機構・知識獲得支援モジュール・推論過程説明モジュールがある。これを貯水池操作にあてはめると以下のようになる。

Ⅰ知識ベース

知識ベースは、全ての知識を一定の形式で蓄積したものであり、ここでは他から得られる情報を一定の形式に変換されるものも含む。貯水池操作に用いる知識（情報）として、台風情報（位置・中心示度・方向）、水文情報（貯水量・流入量）が相当する。

Ⅱルールベース

過去の台風データ（位置・中心示度・方向）・水文データ（貯水量・流入量）・放流量系列を保存しておくものであり、IF-THEN形式で表したものがルールベースである。

Ⅲ推論機構

知識ベース内の知識を利用して、外部から与えられたデータあるいは事実を解釈し、結論を導き、ユーザへ提示するモジュールである。求めに応じて結論の根拠などを説明するなどの推論制御を行う場合もある。ここでは、1時間毎に得られる天気予報・随時得られる水文情報・時折得られる台風情報を利用する。そこで、台風情報と天気予報を利用し1時間先の流入量を考慮して放流量を決定し、10分毎に水文情報を利用して10分毎の放流量を決定する。

Ⅳ推論過程説明モジュール

単に結論を示すだけでなく、”なぜこの結論に至ったのか”を示すための説明モジュールである。具体的には、制御を始めるか、終わるか、継続するか、の判断説明（予測ハイドログラフ等）・放流量決定過程（それぞれの類似度等）である。

Ⅴ知識獲得支援モジュール

エキスパートシステムの生命は、問題領域のエキスパートから獲得された専門的な知識である。この知識の質と量によって、システムの能力が決まると言っても過言でない。しかし、貯水池操作において、膨大な知識の量は計算速度を遅くするばかりでなく、保存しておく膨大なメモリー領域を必要とする。実時間操作であるため、計算速度・領域の点から知識の集約化が不可欠となる。また、現在ある台風情報に関する知識を更新するための判断・更新手順等も必要である。

以下の貯水池操作エキスパートシステムの構成は図－1のようになる。

3．知識ベース・ルールベースの作成

a)台風分類

現在、気象台が発表している情報はコース、中心示度、

速度、最大風速など種々あるが、もっとも降雨量と相関の高いものの一つは、コースである。そこで得られる情報（位置、中心示度、方向）の中より、コース（位置、方向）について分類を検討する。

これまでの分類化手法は、ファジイ理論を使わない場合が多く、クリスプ的に分類されていた。しかし、ファジイ理論を使った分類方法では、サンプルがいくつかある集合のうち１つ以上の集合の要素になっても良いという規則の中でパターン分類を行うことになる。元来、台風のコースは明確に分類できるものでなく、その中間コースをとる台風は２つあるいはそれ以上の集合（進路パターン）に属していると見るのが妥当である。このような観点により、台風のコースはファジイ集合であるとみなすとともに、分類方法としてしきい値を有するソフトクラスタリング手法を用いる[1]。距離の概念でパターン分類を行うため、クラスターセンターＺｊとサンプルＸｉの距離を最小にすることが目的となる。数式で表すと、

$$\text{minimize } f(Z,W,X)=\sum_{j=1}^{K}\sum_{i=1}^{N} Wij^{m}\cdot Dxz^{2} \qquad (1)$$

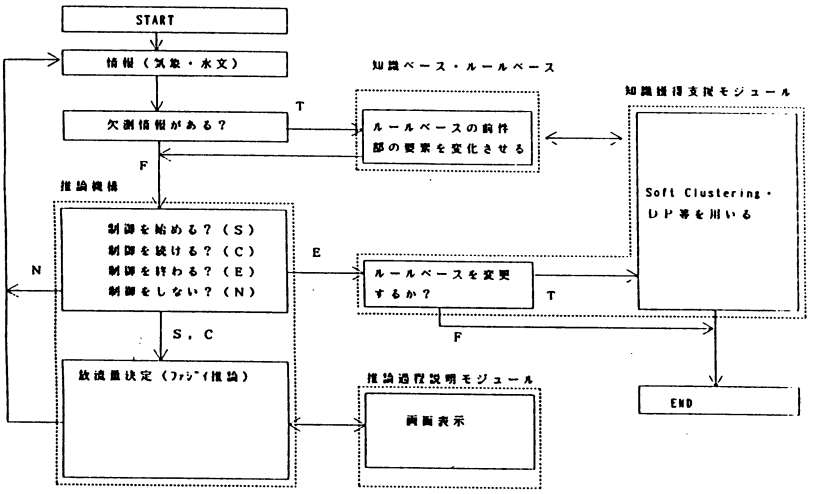
となる。ただし、Wij（≧０）は適合度（もしWij＜TWならばWij＝０）、Nはサンプル総数、Kはクラスターセンター数、TWはしきい値、Dxzはサンプルとクラスターセンターとの距離、mは定数である。このDxzは距離を表しているが、台風のコースは、直進するもの、カーブを描きながら進ものなどが存在するため、距離の定義を以下のようにする。

”代表的な台風（クラスターセンター）のコースと新たに分類する対象台風（サンプル）との長さの最小値を距離と定義する。”

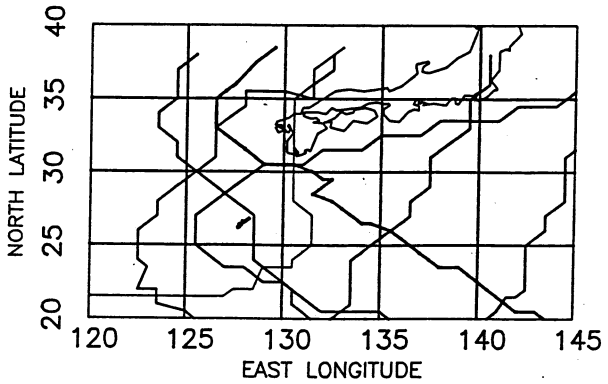
対象とした解析領域は、東経１２０度から１４５度まで、北緯２０度から４０度までとした。さらに、サンプルとなる台風は、１９００年から１９８０年までの近畿地方に大きな被害をもたらした８４個のケースを用い、前述の距離の概念を用いてパターン分類した結果を図－２に示す。

b)各洪水の分類

台風の分類が終わり、ここでサンプル台風が有するハイエトグラフのパターン分類を行い、代表台風のハイエトグラフを求めるものである。この代表ハイエトグラフは、今後の降雨傾向、総降雨量をファジイ理論を用いて予測するための基礎となるものである。代表台風による降雨特性を特徴づけるため、代表台風の集合の要素だけ、すなわち、代表台風の基となったサンプル台風が持つハイエトグラフだけを用いて、代表台風毎に行う（図－３参照）。距離の概念でパターン分類を行うため目的関数は式（１）を用いる。ここで、クラスターセンター（代表ハイエトグラフ）とサンプルとの距離Dxzのとりかたは、



図－１　貯水池操作手順



図－２　台風の分類結果

$$Dxz = \min_{t0}\{\max_{t}\{|\,x(i,t)-z(j,t0)\,|\}\} \qquad (2)$$

$$1\leqq j\leqq K,\ 1\leqq i\leqq n$$

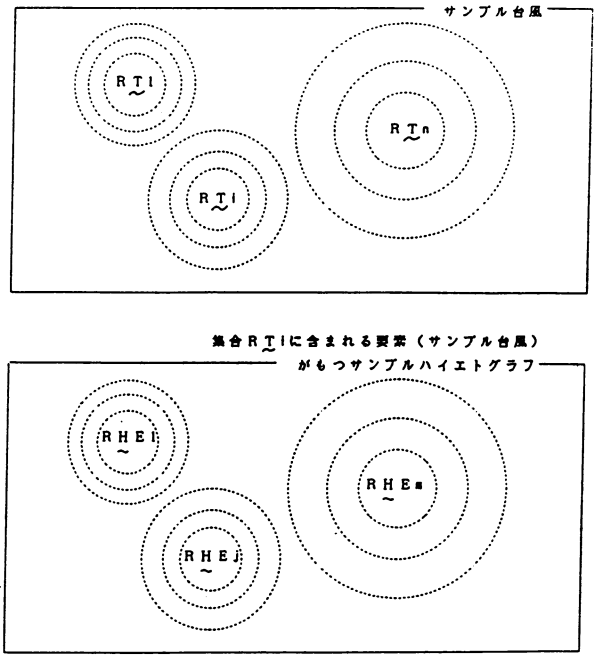
ここで、x(i,t)は、サンプル番号iの時刻tにおける降雨量、z(j,k)は、クラスターセンターjの時刻tにおける降雨量である。Ｋは、クラスターセンターの総数、ｎは、サンプルの総数、ｍは定数である。

ハイエトグラフの分類が終わると、この代表ハイエトグラフに以下の貯留関数法を用いて代表ハイドログラフを作成する。

$$f\cdot re(t)-q(t)=ds(t)/dt \qquad (3)$$

$$s(t)=K\cdot q(t)^{P} \qquad (4)$$

ここに、ｆは流出係数、ｒｅ（ｔ）は単位時間あたりの有効降雨強度、ｑ（ｔ）は流出遅れ時間を考慮した単位流出高、ｓ（ｔ）は流域貯留高である。また、Ｋ、Ｐは流域に固有なパラメータである。また、長期にわたり欠測のある流入量系列は、洪水特性が把握できないという理由で除外する。その結果、数時間（数ステップ）の台風の進路が分かると洪水特性と流入量系列を予測するこ



図－３　ハイドログラフの分類化

とができる。

c)ルールベースの作成

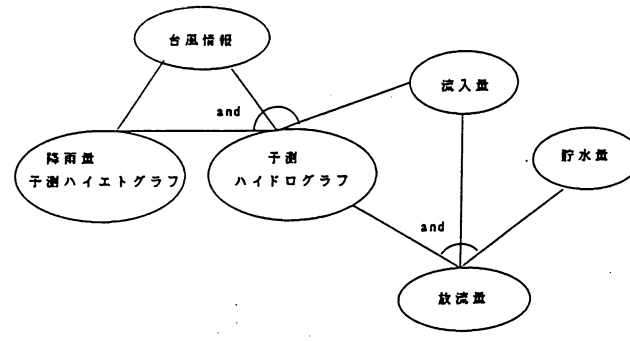
計算放流量の決定方法は、現在観測されている台風とパターン分類された代表台風との類似度を求め、代表台風の持つ代表ハイエトグラフ、ハイドログラフを類似度に応じて合成し、仮想（予測）ハイエトグラフ、ハイドログラフを求める。この予測ハイドログラフの規模に応じて知識を選択し、ハイドログラフ、流入量、貯水量との類似度を求め放流量を決定する（図－４参照）。よって、知識を選択する場合のIF-THEN形式における前件部の要素は、台風、ハイエトグラフ、ハイドログラフとなり、後件部は、洪水の規模に対処する知識となる。すなわち、

IF TYP=FTYP(i) , HYE=FHYE(j) , HYD=FHYD(k)
THEN KNB=KB(i,j,k)　　(5)

である。ここに、TYPは台風、FTYP(i)は台風に関するファジイ集合、HYEはハイエトグラフ、FHYE(j)はハイエトグラフに関するファジイ集合、HYDはハイドログラフ、FHYD(k)はハイドログラフに関するファジイ集合、KNBはファジイ空間i,j,kにおける選択された知識である。さらに、放流量を決定するIF-THEN形式における前件部の要素は、ハイドログラフ、流入量、貯水量となり、後件部の構成要素は放流量となる。すなわち、

IF HYD=FHYD(l) , QI=FQI(m) , S=FS(n)
THEN QO=QR(l,m,n)　　(6)

である。ここに、HYDは流入量系列、FHYD(l)はハイドログラフに関するファジイ集合、QIは流入量、FQI(m)は流入量に関するファジイ集合、Sは貯水量、FS(N)は貯水量に関するファジイ集合、QOはファジイ空間l,m,nにおける



図－４　ルールベースの概念

放流量である。

４．推論機構

実時間での治水制御にあたっては、各時点でまず最初に、Ⅰ）制御を始める、Ⅱ）制御を続ける、Ⅲ）制御を終える、Ⅳ）制御をしないの判断が行われる。

次に、前件部命題(TYP,QI,S)に対して、その適合度(ω lmn)は、全てのメンバーシップ値が反映される相加平均法を用いる。ここに、TYP,QI,Sは観測されている台風進路、流入量、貯水量であり、l,m,nは分類された各パターンを示す。したがってファジイ推論より放流量QOは、

$$QO=\Sigma\,\omega\,lmn\cdot QR(l,m,n)/\Sigma\,\omega\,lmn \qquad (7)$$

となる。ここで、QR(l,m,n)は後件部である。

５．チューニング操作

現システムで求められるのは、１時間毎の状態に対する放流量である。しかし、予測された流入量が、１時間継続する可能性は極めて少なく、その結果、次の制御時刻には、想定された貯水量が達成できない場合もある。つまり、将来の制御効果が減少され、新たな制御方針を必要とすることになる。そこで、１０分程度の単ユニットで貯水位が観測されているとして、貯水量を入力、ゲート操作量を出力とする１０分単位のチューニング操作を導入する[2]。得られている情報としては、時刻ｔにおける貯水量S(t)、推論結果で得られた１時間後の貯水量S(t+1)である。流入量はその間に変動があるとして外乱とみなす。この二つの情報より１０分毎の目標貯水量$\mathbb{S}$(n)が得られる。ここで、ｎは(t,t+1)間での１０分毎の各制御時点を表す（n=1,…,6)。今、目標貯水量と実際の貯水量の偏差をE(n)、ゲート操作量をU(n)とすると、

$$U(n)=k\cdot O(n) \qquad (8)$$

$$\Delta E(n)=E(n)-E(n-1) \qquad (9)$$

$$=\mathbb{S}(n)-S(n)-\mathbb{S}(n-1)+S(n-1) \qquad (10)$$

$$\Delta U=U(n)-U(n-1) \quad (11)$$

となる。ここに、O(n)は放流量、kはパラメータである。これらを用いて制御規則を表現すると、

IF E=PB , ΔE=ZO THEN ΔU=PB (12)

のようになる。また、E、ΔEのメンバーシップ関数は、

$$fE(E)=(-|E-bE|+aE)/aE \quad (13)$$

$$fdE(\Delta E)=(-|\Delta E-bdE|+adE)/adE \quad (14)$$

と設定できる。ここで、bE, bdEはメンバーシップ関数の値が1になる値で、E, ΔEの状態を表す代表値に相当する。aE, adEはメンバーシップ関数の傾きを表すパラメータである。よって、適合度ωijは、相加平均法を用いると、

$$\omega ij=(fEi(E)+fdEj(\Delta E))/2 \quad (15)$$

となり、修正放流量は、

$$\Delta U(n)=\Sigma_i \Sigma_j \omega ij \cdot \Delta Uij / \Sigma_i \Sigma_j \omega ij \quad (16)$$

となり、時刻nにおけるゲート操作量U(n)は、

$$U(n)=U(n-1)+\Delta U(n) \quad (17)$$

となる。

6．適用と考察

台風(T5915)についての制御結果を図－5、チューニング操作を導入した場合を図－6に示す。ここで、実線が流入量、破線が放流量を表す。図－5に示されるようにピーク流量が現れる3時間前に貯水量を減らし、ピーク時刻前後で貯水量が満杯になるまで洪水調節を行っている。貯水容量からみると本貯水池は伊勢湾台風クラスの出水を制御するのが限度であるが、流入量が計画流入量(1100m^3/sec)を多少越えても制御可能である。チューニング操作は、チューニングによって微少な変動を吸収し、目標貯水量に近づける傾向がある。

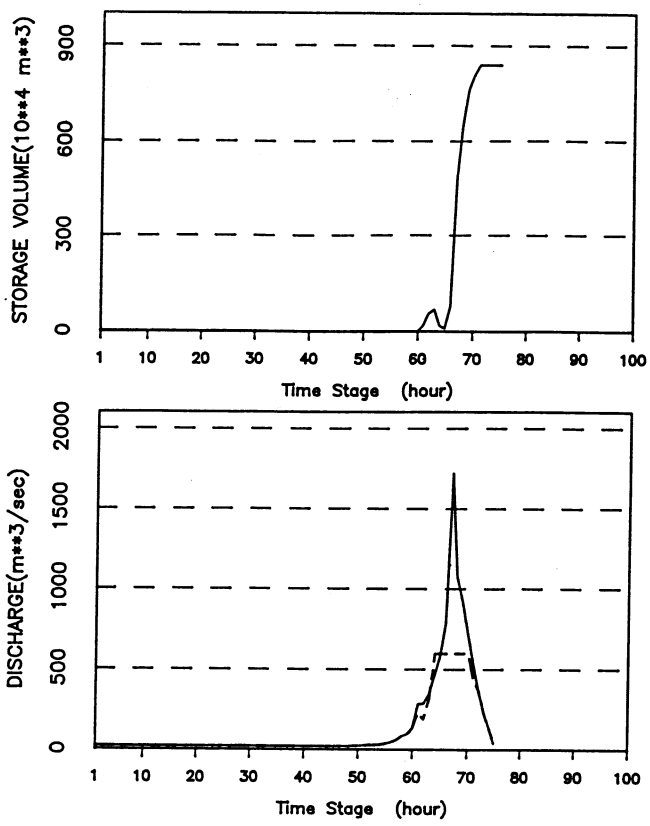
7．おわりに

本システムは、かなりの信頼度で効率の高い制御を行うことが可能であった。ダム管理者へのユーザーインターフェイスも備わっており、目視的、直感的に理解できる放流量支援システムといえよう。

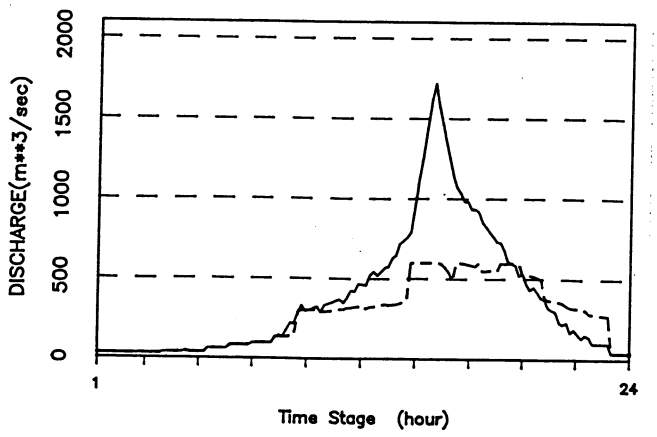
8．参考文献

[1] S.Z. Selim and M.A. Ismail, Soft Clustering of Multidimensional Data, Pattern Recognition, Vol.17 No.5, 559-568 (1984)

[2] B.P. Graham and R.B. Newell, Fuzzy Adaptive Control of a First-order Process, Fuzzy Sets and Systems 31, 47-65 (1989)



図－5　制御結果



図－6　チューニング操作結果

F3－2（R7）

ファジィ推論による文評価
Evaluation of sentences with fuzzy inference

合阪　省　　中村隆宏
Satoshi AISAKA　*Takahiro NAKAMURA*

株式会社 コンピュータ アプリケーションズ
技術研究室
Computer Applications Co., Ltd.
Research & Development for Advanced Technologies

Abstract

This paper reports on fuzzy sentence weighting based on our word weighting method in Japanese. There are few reports on fuzzy modeling in non-engineering area, particularly in Natural Language Processing or in weighting problem like word weighting for Information Retrieval. We find that fuzzy sets are much more suitable to such an aspect of subjective weighting of humans and to handle parameters difficult to define quantitatively.

In 1990 we developed a fuzzy expert system to weight terms in Japanese text for auto-indexing, combining grammatical features and statistical parameters in fuzzy rule sets. Based on this system, a machine excerpts system was designed with a simple notion that the sentences including keywords with higher weight should be taken as the key-sentences so that it might better help users to skip through the full text to save time.

Therefore contextual discontinuity by extraction came out of this notion. Furthermore so called "Islands Problem" that the lower the extraction rate to a whole text is the more frequently excerpts include the same terms was found. We felt the necessity of re-evaluation of each sentence according to its length, contents of weighted terms and sentence category. In this paper, we report on a framework of inference mechanism of sentence weight, using fuzzy sets of sentence length and contents of weighted terms produced by our word weighting module. So that we improved Keyword Density Method and fragmentality of excerpts by use of X-window interface.

1　はじめに

近年、非制御系におけるファジィ・モデリングが議論されるようになってきており、特に情報検索系や、自然言語処理の分野においてこのモデリング手法が有望視されるようになってきた。実際、これらの分野においてこそファジィ理論の真骨頂が発揮されるというのがわれわれの持論である。

情報検索系では、インデックス付けの自動化や、自動抄録などが従来から広く研究されてきているが、実際にはファジィによるモデリングは少ない。しかし、これはあくまで計算機科学・工学の側の事情であって、少なくとも日本語文章の形態的な研究においては、われわれの見るところ、ファジィの手法を有効に利用できると思われることが少なくない[2, 4]。これらの研究をファジィ理論応用の立場から見ると、きわめて示唆にとんでいる。

そのような背景のもと、われわれは、テキストデータベースにおける、ファジィルールを使用した語彙のインデックス付けの研究を行なってきたが[5]、さらにそこから、分化・派生する形で計算機による日本語文章の抜粋を行なうプロトタイプシステムを試作した。われわれは、最終的には、テキストデータベースにおける、自動抄録システムを目指している。

今回は、テキストデータベースからの自動抄録を目的として作られた、文評価システムの元祖ともいえる、キーワード密度法との対比によって、われわれの文評価システムを概観し、われわれが行なった文評価へのファジィルールの応用の成果について述べることにする。

2 文評価概観

2.1 キーワード密度法の問題点

先に述べた通り、伝統的な自動抄録の手法である、キーワード密度法についてその方法と問題点を概観してみる [7]。

キーワード密度法とは、一言でいえば、ある文章中に含まれる高頻出語は、その文章においてのポイントを示すものであり、したがって高頻出語の密度が高い文ほど、その文章のテーマをよく表現しているという考え方に基づくものである。

この方式は、基本的には人間の感覚に素直なのだが、実際にこの方式により抄録文を作成してみると、主として以下のようなことが問題となる。

1. 接続詞を含む文に対する考慮がされていないので、抄録文のつながりが不自然になる。
2. キーワードとして選ばれる語は、ある一定の頻度以上という基準で選ばれるわけだが、その基準を越えたものは、一律に同一の重み付けのものとして扱われてしまう。これは、不自然である。語の重要度が、文の重要度に連続して反映されないことになる。
3. キーワード密度の高い文が重要視されるのだが、文の長さそのものは評価の基準に直接入っていないので、例えば小説の会話文で、主人公 (高頻度語) に対する、「何何さん!」というような、極端に短くて、かつキーワードが含まれている文が、重要なものとして抄録されてしまう。

2.2 "Islands Problem"

われわれが従来からとっていた方法では、文の得点を、その文の中の最高得点の語の得点であるとしていたためにある大きな問題が存在した。その問題とは、原文に対する抜粋文の割合を減らしていくと、その文章の中で再上位の得点の語を含む文だけが抽出されて、抄録文が寸断されてしまい、あたかも大洋に小さな島が点在しているようなイメージで、前後関係のつながりが希薄になった抄録文が作成されてしまう、という問題であった。これをわれわれは *"Islands Problem"* と呼んだ。

2.3 文評価の考え方

以上、キーワード密度法についてその基本的な考え方と、問題点を一瞥し, 従来のわれわれの方式についても言及した。計算機によって、文の意味を把握することや、文章の構造をトップダウンに分析することが、現時点では事実上不可能であることを思えば、Luhn のこの「語」に着目した、いわばボトムアップ的アプローチ [3] を完全に捨て去ることはできない。むしろ逆に、現時点でもっとも有効な手法であるとわれわれは考えている。

このような立場から、キーワード密度法での問題点は、先にふれたように「語」の評価をいかにわれわれの感覚に自然な形で、「文」の評価に結び付けていくかという点に帰着すると思われる。その評価の過程で、極端に長さが短い文の問題も取扱われるべきであろう。

今回われわれは、この観点に立ってファジィルールを利用した文の重要度の判定を行なってみた。以下にそれを見ていくことにする。

3 ファジィルールによる文評価

3.1 文評価の要素

文評価を行なうにあたって、以下の三つの要素に着目した。

1. 文の長さ
2. 語の重要度
3. 形態的特徴による文の分類

以下に、これらについて個別に考察し、その後、ファジィルールという観点から、この三者の関わり合いがどのようなものであるかということを考えていくことにする。

3.1.1 文の長さ

先に見たように、キーワード密度法では文の長さ (一文に含まれる語彙数) が、抄録の質のよしあしに大きく関係しているにもかかわらず、直接には全く考慮されていなかったが、極端に短い文や長い文は重要度の判定の際に特別な考慮が必要であると思われる。

それでは文の長短というものは、いかにして判定されるのであろうか? そもそも文の長さの測定の仕方にも、異なった方法がありうる。われわれの方法では、名詞を含む文節の数を文の長さとしており、述部は対象としていない。しかし、文の形式は単純なものばかりでなく、一つの文中に複数の述部を持つ複文や、関係詞を持つ文がある。このような文では、述部一つあたりの名詞節の数を考慮に入れなければいけないという考えも成立しうるわけだが、今回は便宜上、前者のより単純な方法によっていることをお断りしておく。

今回われわれは、各文の長さ (x_i) の平均 ($\overline{x}$) からのずれ D_i を、その尺度とし, すべての文について、D_i を求めた (図:1)。

$$D_i = x_i - \overline{x}$$

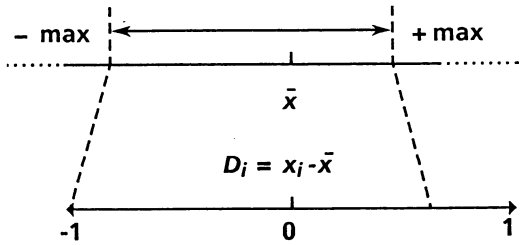


図:1 文の長さのスケールの考え方

3.1.2 語の重要度

一文中に n 語のキーワードがあり、w_i を各キーワードの評価点とすると、文全体の評価点 WS は以下の式で与えられる。

$$WS_i = \sum_{i=1}^{n} w_i^2$$

ここで、w_i を 2 乗しているわけは、評価点の高いものをより際だたせるためである。これにより、得点の範囲が広がり低い点数を持つ語の重要度を相対的に引き下げていることになる。

3.1.3 形態的特徴による文の分類

永野 賢の研究によれば、文をその主語と、述部の形態的特徴から分類できるという [4]。その分類の中に、判断文という文の形式がある。判断文は例えば、A は B である (だ) という形で話者の判断を叙述するものである。つまり、判断文は単に形式上の主語を提示するという役割を越えて、話者・書き手が想定している話題・題目を提示する役割を果たしているという。

われわれは、この判断文の話題提示の性格に注目して、判断文かどうかの区別を文の重要度の判定に利用することにした。すなわち、「〜は」という主語を持つ文を主題提示の文と見なすことで、その他の文と区別して取扱うことによって、より妥当な重要度評価を行なえるのではないかと考えている。この方法は、文の形態的特徴を拾うだけなので、比較的容易であり、かつ効果がかなり期待できる。

3.2 文評価のまとめ

前節までで、文のファジィ評価を行なう際の要素の一つ一つについての検討を行なった。3 つ目の判断文かどうかという項目については、ファジィ表現の必要がないので、その結果が真か偽かのそれぞれの場合に合わせて、結論部の違うルールを用意した (図:2)。

4 日本語文章からの抜粋

先に述べてきた文評価のメカニズムを利用して、われわれは日本語文章の抜粋システムを作成した。これは、X ウインドのインターフェースを持ち、抜粋したい文書

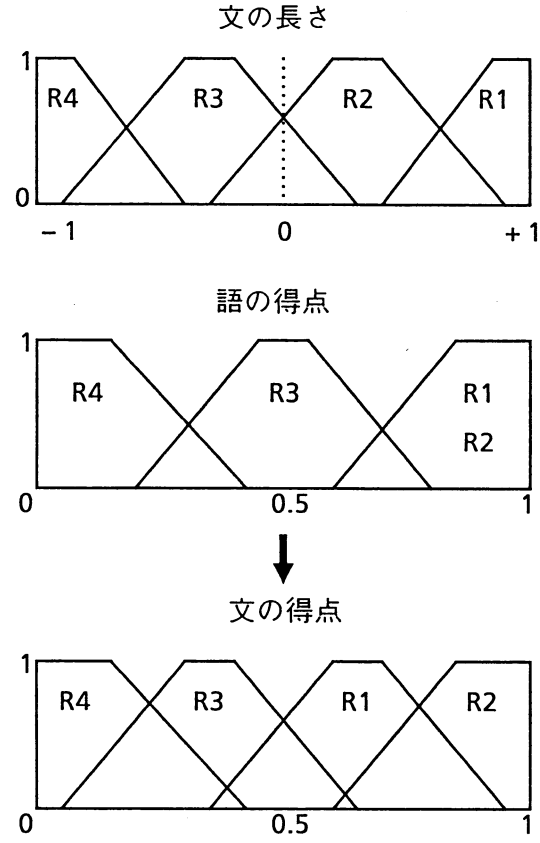


図:2 ファジィルールの例 (部分)

を指定するとその抜粋結果を表示するものである。そして、この表示の仕方に工夫が凝らしてある。

抜粋された文章は、当然切れ切れになっているのだが、その省略箇所に、それとわかるような表示を行ない、かつその表示の部分をボタン・インターフェースにしておいて、そこをマウスでクリックすることによりその場所で省略された部分を、隣のウインドに表示することができるようになっている (図:3)。

また、抜粋文を作成する際には先の文評価の方法にプラスして、接続詞の取扱いを重視している。接続詞がある場合、それを無視して抜粋することにより、時として抜粋文が原文と全く逆の意味を持ちうることがありうるし、抜粋文がとても不自然なものになってしまう。それを避けるため、抜粋文が接続詞を含む場合には、得点に関係なく、その抜粋文の一つ前の文も同時に抜粋することにしている。

5 まとめ

1. 接続詞処理: 現在は、単純に接続詞を含む文の、一つ前の文を取り出しているだけであるが、そこで取り出された文がまた接続詞を含んでいる場合がある。しかし、その場合にはそれ以上前の文に遡及した処理は行なわないようにしている。

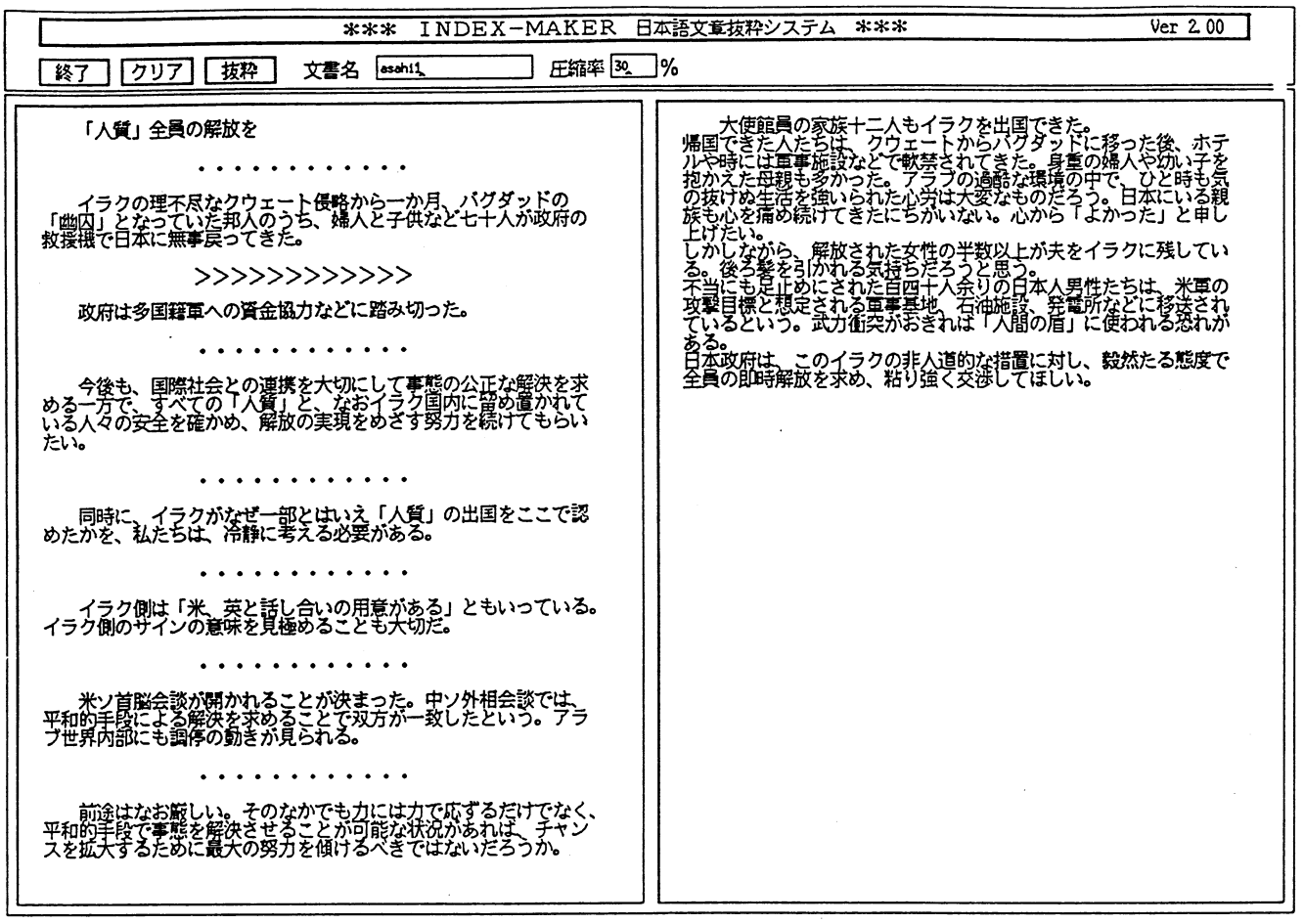


図:3 抜粋システムの実際 (朝日新聞、90年9月3日の社説より)

2. システム評価: このシステムによって評価された重要度が、本当に妥当なものかどうかという評価はきわめて大切であり、評価法についてのわれわれの見解はすでに報告した [6]。今後一層改善を計りたい。

3. ルールのチューニングの生産性: メンバーシップ関数をXウインド上で、グラフィカルに編集できるようなツールの必要性を痛感したので、今後の課題の一つにあげたい。

参考文献

[1] 安達隆一 構文論的文章論 大阪, 和泉書院 (1987)

[2] 馬場俊臣 「主要語の連鎖と反復語句との交渉」 永野 賢編 文章論と国語教育, pp.68-83 東京, 朝倉書店 (1986)

[3] Luhn,P.H. *"The Automatic Creation of Literature Abstract"* IBM J., Vol.2 (1958)

[4] 永野 賢 文章論総説 東京, 朝倉書店 (1986)

[5] 中村隆宏 日本語文書の重要語評価について 1990年度人工知能学会全国大会 (第4回) pp.297-300 (1990)

[6] 中村隆宏 日本語抜粋システムの評価について 1991年度第42回情報処理学会全国大会 pp.188-189 (1991)

[7] 田中章夫 「抄録のための言語処理」 田中章夫、石綿敏雄、荻野綱男、古田 啓 著 運用II・人文系研究のための言語データ処理入門 朝倉日本語講座 6, pp.1-41 東京, 朝倉書店 (1983)

F3－3（R7）

LIFE FEShell ファジィプロダクションシステムにおけるあいまいさの取り扱いとその実現

Management of Uncertainty in LIFE FEShell Fuzzy Production System

小山　宏*　三好　力*　深海　悟**　馬野　元秀***
Hiroshi KOYAMA　Tsutomu MIYOSHI　Satoru FUKAMI　Motohide UMANO

* 国際ファジィ工学研究所
Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE)

** NTTデータ通信株式会社
NTT DATA Communications Systems Corporation

*** 大阪大学　工学部　精密工学教室
Department of Precision Engineering, Faculty of Engineering, Osaka University

Abstract : LIFE FEShell is a fuzzy expert system shell that can handle knowledge and data that includes various kinds of uncertainty. The shell is based on fuzzy logic, possibility theory, fuzzy measure and fuzzy integral. LIFE FEShell is composed of 4 parts as follows.
(1) Fuzzy production system (FPS),
(2) Fuzzy frame system (FFS),
(3) Object editor (knowledge editor and debugging tool for FPS),
(4) Frame editor (knowledge editor and debugging tool for FFS)
In this paper, focussing on the fuzzy production system (FPS), the uncertainty handling facilities especially the semantic pattern matching mechanism, is described in detail.

1.はじめに

あいまいな知識、データを取り扱うことのできるファジィエキスパートシステム構築ツールの研究開発が各所で進められている[1]~[4]。これは、エキスパートシステムの構築に際しあいまいな知識、データの取り扱いが避けがたい場合が多いとの認識に基づくものである。

ところで、一般にあいまい性といっても、いくつかの性格の異なったものが存在し、現実にエキスパートシステムを開発しようとすると、これら複数種類のあいまい性を同時に取り扱う必要が生じる。しかし、複数種類のあいまい性を同時に取り扱える機能を持ったツールはほとんど存在しないのが実状である。

そこで、我々はこれら問題点の改善を目的として、ファジィエキスパートシステム構築ツールLIFE FEShell[5]の試作開発を進めている。

本稿では、LIFE FEShellのファジィプロダクションシステム（FPS）に焦点を絞り、まずプロダクションシステムの枠組みの中で取り扱えるあいまい性について整理し、ファジィ論理[6]、可能性理論[7][8]およびファジィ測度・ファジィ積分[9][10]の各理論を使用して実現したFPSにおけるあいまい性の取り扱い機能について述べる。

なお、LIFE FEShell FPSは文献[11]のシステムをベースに機能を拡張したものである。

2.あいまい性の分類と表現方法

本システムではプロダクションシステムの枠組みの中で取り扱えるあいまい性を次のように分類し、表現している。

(1)ルール条件部と結論部の関係のあいまいさ

ルールの条件部が満たされても結論部が確実に成立するとは限らないというあいまいさである。本システムではこのあいまい性を可能性理論に基づき取り扱う。具体的には、ルール条件部が満たされた時に結論部が成立する可能性測度の値を各ルールに設定可能としている。すなわち、真理値空間[0,1]上での可能性分布関数$\pi_r(u)$が各ルールに対して設定可能で、$\pi_r(1)$の値はルール条件部が満たされた時に結論部が成立する可能性測度の値を、$\pi_r(0)$の値は結論部が成立しない可能性測度の値をそれぞれ表す。

(2)ルールの条件部中のあいまい(ファジィ)な条件

ルール条件部内のファジィ条件はファジィ論理に基づくファジィ述語、具体的にはファジィ真理値関数により記述する。

(3)ルール条件部を構成する複数の条件項間の相互依存関係

ファジィな条件を許すと、ルール条件部で記述される複合条件が、この中に出現する各条件項のand(t-norm)、or(t-conorm)およびnotによる結合だけでは表現しきれない場合があることが知られている[12]。そこで、ルール条件部は、各条件項をand、or、notで結合した形式の複合条件に加え、別途定義したファジィ測度で各条件項をChoquet積分する形式の複合条件も記述できる。これにより、相互依存的な関係からなる複合条件を表現することができる。

(4)あいまいな(漠然とした)データ

例えば「Tomの身長は170cmぐらいである」といった漠然としたデータ（不完全なデータ）を許すものである。

これは、当該データの定義域上の可能性分布関数により表現する。

(5)信頼性の高くないデータ

ワーキングメモリエレメントとして例えば、完全には信頼できないデータの存在を許すものである。例えば、「Tomの身長はたぶん170cmである」を意味するようなデータがこれに該当する。本システムではデータの信頼性も可能性理論に基づき取り扱う。これは上記(1)と同様に、真理値空間[0,1]上での可能性分布関数π(u)を各データに付与することで表現する。

3.LIFE FEShell FPSにおける具体的処理方式

3.1ルールとワーキングメモリエレメント

本システムにおけるルールとワーキングメモリエレメントについて述べる。なお、以下ではＦＰＳのシンタックスにはよらず一般的な形式で説明する。

(1)ルール

ルールは以下の2種類の形式が記述できる。

(i)形式1

(π_r(u)) IF C_1*C_2*$\cdots$*C_n THEN A_1 A_2 $\cdots$ A_m.

π_r(u)：真理値空間[0,1]上での可能性分布であり、ルール条件部と結論部の関係の不確かさを表す。

C_i：条件項(パターンもしくはファジィ述語の列)

パターン：クリスプな値もしくは可能性分布で表現された値

ファジィ述語：$P(x_1, x_2, \cdots, x_s)$　もしくは　not $P(x_1, x_2, \cdots, x_s)$

＊：andもしくはor

A_i：システム提供コマンドもしくはユーザ定義の関数

(ii)形式2

(π_r(u)) IF (FN)(C_1, C_2, $\cdots$, C_n) THEN A_1 A_2 $\cdots$ A_m.

FN:別途定義されたファジィ測度gの名前。

但し、$\Omega=\{C_1, C_2, \cdots, C_n\}$, $g_{FN}(\Omega)=1$

(2)ワーキングメモリエレメント

ワーキングメモリエレメントは一般に以下の形式が記述できる。

π_w(u)／(e_1, e_2, $\cdots$, e_k)

π_w(u)：一般に真理値空間[0,1]上での可能性分布である。

e_i：クリスプな値もしくは可能性分布で表現された漠然とした値

3.2パターンマッチング

本システムでは、ルールとワーキングメモリエレメントのマッチングは4つの段階を経て実行される。以下で

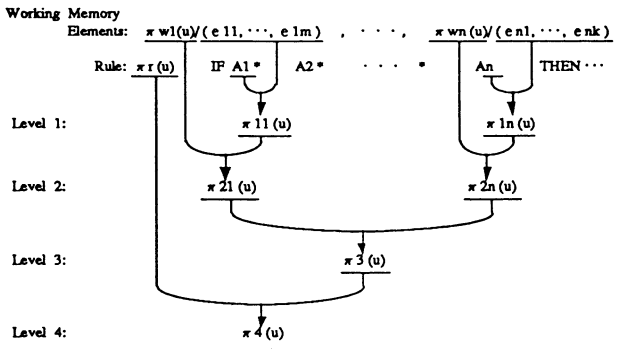


図-1　パターンマッチングのレベル

は、これをレベル1～レベル4で表す（図-1参照）。いずれの段階のマッチング結果も真理値を表す空間[0,1]上の可能性分布で表現される。

1)レベル1のマッチング

ルール中のC_iとワーキングメモリエレメント中のｅｉのマッチングである。本マッチングは(i)パターンとデータのマッチング、(ii)ファジィ述語とデータのマッチングの2種類に分けられる。

(i)パターンとデータのマッチング

パターンとして表された値とワーキングメモリエレメント(データ)が一致しているか否かを判断する処理である。一般にパターン、データ共に可能性分布が記述可能なため、マッチング結果は真理値をあらわす空間[0,1]上での可能性分布となる。

本マッチングにおいては一般に結果はYesもしくはNoとはならないため、本システムではマッチング結果を真理値空間[0,1]上の可能性分布で表現する。

{Pos(a≠b)/0, Pos(a=b)/1}={π(0)/0, π(1)/1}

ここで、

$\pi(1)$=Pos(a=b)
$=\max_i(\min(\pi_a(x_i), \pi_b(x_i)))$

$\pi(0)$=Pos(a≠b)
$=\max_i(\min(\pi_a(x_i), 1-\mathrm{Nec}(b=x_i)))$

なお、ここではaとbはnon-interactive[7]であると仮定する。また、

a∈X　aの可能性分布：$\pi_a(X)$

b∈X　bの可能性分布：$\pi_b(X)$

$X=\{x_1, x_2, x_3, \cdots, x_n\}$　　Xは離散的とする。

(ii)ファジィ述語とデータのマッチング

真理値関数の形で定義されたファジィ述語とワーキングメモリエレメント中のデータとのマッチングである。本マッチングは拡張原理に基づいて計算され、一般にマッチング結果は真理値をあらわす区間[0,1]上での可能性分布となる。具体的には、ファジィ述語Ｆの真理値関数を$\mu_F(x)$（ただし　$\mu_F: X \rightarrow [0,1]$）とし、ワーキング

メモリエレメント中のデータが$\pi_d(x)$なる可能性分布関数で与えられているとすると、マッチ度は区間[0,1]上での可能性分布$\pi_1(u)$として以下のように拡張原理に基づき定義される。

$$\pi_1(u)=\begin{cases}\sup_x\{\pi_d(x) \mid \mu_F(x)=u\} & \text{if } \mu_{F^{-1}}(x)\neq\phi\\ 0 & \text{if } \mu_{F^{-1}}(x)=\phi\end{cases}$$

また、ルール中でファジィ述語Fにnotが付加されている場合、not Fに対するマッチ度$\pi_1(u)$はFに対するマッチ度$\pi_1'(u)$をもとにして以下のように計算される。

$$\pi_1(u)=\pi_1'(1-u)$$

(iii)ひとつの条件項のマッチ度

条件項C_iが$(c_{i1}, c_{i2}, \cdots, c_{in})$、ワーキングメモリエレメントが$\pi_w(u)/(e_1, \cdots, e_n)$であるとき、個々のマッチ度は上記(i)および(ii)より得られる。ここで、個々のマッチ度を$\pi_{i1}(u), \cdots, \pi_{in}(u)$とする。これらを統合してレベル1のマッチ度$\pi_1(u)$を次式によって求められる。

$$\pi_1(u)=\sup_{u=T(u1,\cdots,un)}\min(\pi_{i1}(u1), \cdots, \pi_{in}(un))$$

2)レベル2のマッチング

レベル1のマッチング結果$\pi_1(u)$とワーキングメモリエレメント

$\pi_w(u)/(e_1, e_2, \cdots, e_s)$

における$\pi_w(u)$との統合である。これは可能性理論と拡張原理に基づき、以下のように計算される。

$$\pi_2(u)=\sup_{u=\min(x,y)}\min(\pi_w(x), \pi_1(y))$$

3)レベル3のマッチング

レベル3のマッチングはルールの形式により異なる。

(i)形式1のルールの場合

ルール条件部の各条件項C_iに対するレベル2のマッチング結果を条件中の*すなわちand、orの定義に従って統合する処理である。ここでandとしては任意のt-norm演算が、orとしては任意のt-conorm演算が使用可能である。なお、可能性分布をなす値に対するt-norm演算およびt-conorm演算は拡張原理に基づいて計算する。

$$\pi''(u)=\sup_{u=T(x,y)}\min(\pi(x), \pi'(y))$$

(ii)形式2のルールの場合

ルール条件部の各条件項C_iに対するレベル2のマッチング結果の列を被積分関数としてファジィ測度g_Fによりファジィ積分(Choquet積分)する。ここでファジィ測度g_Fとしては以下の条件を満たす任意のものが使用可能である。

$$g_F(\phi)=0$$
$$g_F(\Omega)=1 \qquad \text{但し} \quad \Omega=\{A_1, A_2, \cdots, A_n\}$$

本積分においては被積分関数が可能性分布の列となっていることが特徴的である。すなわち、被積分関数をhとするとhは以下のように定義される関数である。

$$h: \Omega \rightarrow [0,1]^U$$
$$h(A_i): U \rightarrow [0,1]$$
$$h(A_i)=\pi_{2i}(u)$$

ただし、ここで[0,1]は可能性測度の値の空間であり、Uは真理値を表す区間[0,1]である。

本積分の結果を$\pi_3(u)$とすると、$\pi_3(u)$は以下のように定義される

$$\pi_3(u)$$
$$=(C)\int h dg$$
$$=\sup_{u=(c)\int(u1,u2,\cdots,un)dg}\min(\pi_{21}(u1), \pi_{22}(u2), \cdots, \pi_{2n}(un))$$

なお、本Choquet積分による評価は、$g_F(\Omega)=1$なるファジィ測度を対象としていることから、被積分関数に対してある種の平均演算をほどこしたものに等しくなる。本システムにおいて平均演算を採用せずChoquet積分を採用した理由は、ファジィ測度g_Fを与える方が平均演算子の同定よりユーザにとって容易だと判断したことによる。

4)レベル4のマッチング

ルールの条件部とワーキングメモリエレメントのマッチングはレベル3までで完了である。レベル4のマッチングは、レベル3のマッチング結果$\pi_3(u)$とルールに付与されたルール条件部と実行部の関係に関する確からしさ$\pi_r(u)$を統合する処理である。本処理は以下の式に基づいて実行される。

$$\pi_4(u)=\sup_{u=\min(x,y)}\min(\pi_3(x), \pi_r(y))$$

ここで$\pi_4(u)$はレベル4のマッチング結果を表し、この値がルールの実行部に引き渡される。なお、現バージョンのＦＰＳでは、レベル4のマッチング結果$\pi_4(u)$をルール実行部の手続き中で使用可能とすることでこの値の使用方法はユーザにまかせている。

4.FPSの動作例

本システムに関する動作例を以下に示す。ただし、シンタックスは実際のFPSのシンタックスとは異なり簡略表記した。

事実データとして表-1の情報が得られたとする。

表-1　Tomのデータ

氏名	身長	体重	年令	年収
Tom	about170	true/55	26	400

ここで、about170、trueは可能性分布で次のように定義したとする。

about170 = {0.5/165, 1.0/170, 0.5/175}

true = {1.0/1.0, 0.3/0.0}

次に、

「もし　背が高く　かつ　体重が軽い
　ならば　その人はスマートである　とまあいえる」

といったルールが得られた時にTomが条件に一致している度合を図－２の手順で得ることができる。ただし、「高い」、「軽い」はそれぞれファジィ述語であり次のように定義したとする。

$\mu_{high}(u)$ = {0.25/165, 0.5/170, 0.75/175, 1.0/180}

$\mu_{light}(u)$ = {1.0/50, 0.75/55, 0.5/60, 0.25/60}

また、ルール自身の確からしさ「まあいえる」を真理値空間上の可能性分布として{1.0/1.0, 0.3/0.0}とする。

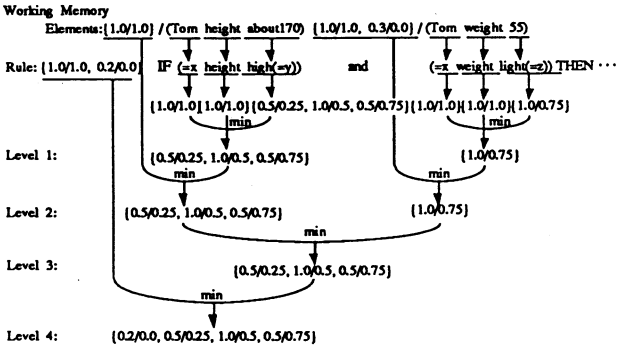


図-２　Tomが条件に一致する度合

するとTomが条件を満たしている度合は

{0.2/0.0, 0.5/0.25, 1.0/0.5, 0.5/0.75}

となる。

また、ルールとして

「もし 背が高く かつ 年令が若く かつ 収入が多い
　ならば　その人は人気がある」

が知識として得られた時、各条件項を被積分関数としてファジィ測度を定義しファジィ積分を行うことが可能である。ファジィ述語「若い」「多い」を次のように定義し、

$\mu_{young}(u)$ = {1.0/22, 0.9/23, 0.8/24, 0.7/25,
0.6/26, 0.5/27, 0.4/28, 0.3/29, 0.2/30}

$\mu_{big}(u)$ = {0.25/350, 0.5/400, 0.75/450, 1.0/500}

ファジィ測度を

{0.5/(身長), 0.6/(年収), 0.4/(年令), 0.8/(身長 年収),
0.7/(身長 年令), 0.7/(年収 年令),
1.0/(身長 年収 年令)}

とすると、Tomの人気の度合は

{0.5/0.465, 1.0/0.54, 0.5/0.645}

となる。

5.結論

LIFE FEShell ＦＰＳで採用しているあいまい性取り扱い機能及び簡単な例題を示した。本システムの特徴は以下の通りである。

(1)ルールの条件部と結論部間の関係のあいまいさ、ルール条件部内におけるファジィな条件、漠然としたデータおよびデータの信頼性が同時に出現する状況が取り扱える。

(2)ルール条件部内の各条件項の関係として、and、orのみならず、ファジィ測度で定義される複雑な関係も取り扱うことができる。

これらの特徴により、ＦＰＳは広範囲な悪構造問題に適用可能である。

なお、現在LIFE FEShellを使用した外国為替取引支援エキスパートシステム、画像理解エキスパートシステム等を開発しており、その結果得られた知見をもとにさらに機能向上を図っていく予定である。

［参考文献］

[1] W. Siler: "FLOPS: A Fuzzy Expert System Shell", Proc. 2nd IFSA Congress, pp.848-850 (1987).

[2] K.S.Leung and W.Lam : "Fuzzy Concepts in Expert Systems", IEEE Computer Magazine, Vol. 21, No.9, pp.43-56 (1988).

[3] J.Bowen and J.Kang : "A Fuzzy Multi-paradigm Language", Fuzzy Sets and Systems, vol.34, pp.263-291 (1990).

[4]H.Farreny, H.Prade and E.Wyss : "Approximate Reasoning in a Rule-Based Expert System Using Possibility Theory : A Case Study", Infornation Processing '86, pp.407 - 413 (1986).

[5]T.Miyoshi, H.Koyama, S.Fukami, T.Takagi and M.Umano : "LIFE Fuzzy Expert System Shell", First International Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis, pp.196-201 (1990).

[6]L.A.Zadeh : "Fuzzy Sets", Information and Control, Vol.8, pp.338-353 (1965).

[7] L.A.Zadeh : "Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility", Fuzzy Sets and Systems, vol.1, No.1, pp.3-28 (1978).

[8] D.Dubois and H.Prade : "Possibility Theory", Plenum Press (1988).

[9] M. Sugeno : "Fuzzy Measures and Fuzzy Integrals - a survey ", in Fuzzy Automata and Decision Process (Gupta, Saridis and Gains eds.), North Holland (1977).

[10] T.Murofushi and M.Sugeno : "An Interpretation of Fuzzy Measures and the Choquet Integral with Respect to a Fuzzy Measure", Fuzzy Sets and Systems, Vol.29, pp.201-227 (1989).

[11] M.Umano: "Implementation of Fuzzy Production System", Proc. 3rd IFSA Congress, pp.450-453 (1989).

[12]H.-J. Zimmermann and P. Zysno : "Latent Connectives in Human Decision Making", Fuzzy Sets and Systems, Vol.4, pp.37 - 51 (1980).

F4－1（R7）

都市ごみ焼却プラントの異常診断システム

Diagnostic System for Refuse Incineration Plant

小野秀隆
Hidetaka ONO

三菱重工業㈱
Mitsubishi Heavy Industries, LTD.

Abstruct: DIANA is an abnormality diagnostic system which has been developed for all components as a backup function of the operation in a refuse incineration plant. The flexibility of its resoning engine has been achieved by means of fuzzy theory. This paper introduces the system distinctive features.

1．まえがき

近年の都市ごみ焼却プラントは、通常の火力プラントと同様のボイラ／タービン発電システムと、「ごみ」を燃料とした燃焼炉及び周辺機器とからなる大規模な構成となっている。今では、自動ごみクレーン、運転用ＤＣＳ、燃焼監視用画像処理センサ、ファジィ燃焼制御[1]等の実用化により、プラントのワンマンオペレーションが可能となっているが、機器の異常に際してはその原因推定と対策処置に属人的な部分が残っている。運転員の負担軽減と運用の安定化にとって、異常時処置の自動化は次なる大きなテーマである。

今回、この実現の第一ステップとして、ファジィ理論を応用したオンライン異常診断システム（名称：ＤＩＡＮＡ，DIAgnosis and NAvigation system ）を開発[2]、実用化したので概要を紹介する。

2．システム構成

プラント全構成機器を対象とする大規模システムとして、推論機能、知識管理用データベース機能をミニコンで、マンマシン機能をワークステーションで分担し、プロセスデータ入出力は運転用ＤＣＳ経由で実施する構成とした（図１参照)。また、公衆電話回線経由で遠隔地からデータベースを参照可能な機能が付加されているので、知識管理のためのナレッジエンジニアは必ずしも現場に常駐する必要はない。診断結果は音声メッセージを主体として出力し、運転中のオペレータにも操作上の負担とならないよう配慮した。

3．診断方法

3.1　異常の分類

ＤＩＡＮＡが対象とする異常は、兆候レベルと警報レベルの二段階とする。前者は、何れかの機器が異常となり、関連するプロセスデータにその兆候が現われた段階、後者は、さらに異常が進展し、プロセスデータが警報レベルを越えた段階とする。

図２は両者の時間経過を概念的に表現したもので、プロセスの状態があいまいな兆候段階で、早期に異常を検知できる「兆候検知」は、連鎖的に発生する重大な異常を未然に防止できる重要な技術である。

一方、警報検知では、異常発生時の原因推定に使用する関連プロセスデータが必ずしも事前に想定したシナリオ通りになっているとは限らないため、診断の柔軟性が重要である。

以上の理由から、ＤＩＡＮＡにおいてはファジィ理論を利用して推論の柔軟性を得ることとした。

従来のファジィ燃焼制御[1]も含めた三つの異常診断方法の概要を表１にまとめた。

3.2　ファジィ理論の適用

（１）プロセスデータの扱い

プラントが定常状態に入ると、各プロセス値は固有の平均値とゆらぎ幅で安定する。通常、オペレータはこの固有値を記憶し、その変化から経験的に異常の兆候を察知するが、プラント全項目についてこれを実施するのは困難である。そこで、ゆらぎ幅より大きな不感帯幅を持つ警報発令用上下限設定値を設け、異常発生時のプロセスデータの逸脱を自動監視するシステムを取り入れているのが一般的である。しかし、上下限値の決定は多分に

あいまいで、狭過ぎると過剰警報となり、広過ぎると異常の発見遅れといった問題が発生する。正常域と異常域の境界がぼやけているこの種の問題をクリスプに扱うのは無理があり、ファジィ処理がむしろ自然といえる。

ＤＩＡＮＡにおいて入力プロセスデータは一旦「正常」と「異常」のメンバシップ関数（これを「状態メンバシップ関数」と呼ぶことにする）に割り当てられ、その後の処理に利用されるので、定常値からの逸脱の程度に応じて、メンバシップ値が連続的に変化し、柔軟に診断が実施されるメリットがある。

（２）ファジィ推論

今回、異常原因の同定にはＣＤＭ（Cause Diagnosis Matrix：異常事象・原因マトリクス）法を採用した。図３はその一例を示し、複数の異常事象の組み合わせの状態から原因候補を一個に絞り込む同定手法である。結果は、確信度（ｃｆ）の大小で表現されるが、ファジィ推論の重心法を応用したｃｆの計算方法を図４に示す。

図３の異常事象は、各原因候補に関連してもたらされた「結果」あるいはその原因候補が真の原因となり得る「前提条件」等であるが、それらを状態メンバシップ関数に割り当てた時、事象が持つ状態メンバシップ値（ｍｆ）は、異常事象・原因マトリクスの交点に事前に組み込まれた重み（ｗ）毎に割り当てられたメンバシップ関数（図４の三角形、これらを「結論メンバシップ関数」と呼ぶことにする）の圧縮量として利用する。結論の確信度は、おのおのの原因候補が真の原因と断定し得る可能性を－１～＋１の「確信度直線」で表現した時の重心位置に対応する。

実際の確信度計算においては、計算を簡略化するため、すべての結論メンバシップ関数の形を相似の二等辺三角形とすると、確信度計算式は、

$$cf_j=\sum_{i=1}^{n} x_{ij}w_{ij}\Big/\sum_{i=1}^{n} x_{ij}$$

$$=\sum_{i=1}^{n} \alpha mf_{ij}w_{ij}\Big/\sum_{i=1}^{n} \alpha mf_{ij}$$

$$=\sum_{i=1}^{n} mf_{ij}w_{ij}\Big/\sum_{i=1}^{n} mf_{ij} \qquad (1)$$

ただし、　cf_j　：ｊ番目の原因候補の確信度

x_{ij}　：ｊ原因候補のｉ番目の結論メンバシップ関数の重心Ｘ座標

w_{ij}　：ｊ原因候補のｉ番目の結論メンバシップ関数の重み

mf_{ij}：ｊ原因候補のｉ番目の状態メンバシップ値

α　：二等辺三角形の重心座標の頂点座標に対する比率（$\alpha=x_{ij}/mf_{ij}$）

となる。

図５～図７は、表１に示す三つの診断方法の概要を図示したもので、プロセスデータの扱い、推論方法の基本的な考え方は同じである。なお、図７のファジィ燃焼制御に関しては、推論結果に従って、異常復旧操作信号をプラントに自動的に出力する自動処置機能を持っている。

４．稼働状態

ＤＩＡＮＡは、実用初号機が１９９１年４月より実稼働に入っている。試運転期間中に実施した、人為的な異常発生に対し、システムは妥当な推論結果を出力し、十分実用的であることがわかった。

なお、自然発生異常は頻度が少ないことから、今後はリモート監視機能を利用して、新しい異常が発生する毎に診断結果をタイムリーに調査、追跡して行く予定である。

５．おわりに

ＤＩＡＮＡには、ファジィ理論の適用で従来のエキスパートシステムにはないいくつかの新しいメリットが加わった。すなわち、

（１）プロセスデータをメンバシップ値に置き換えることにより、異なる状況毎に多数のルールで表現する必要がなくなった（ルール数が減少）

（２）この結果、知識の入力、管理作業が簡単になった

（３）プロセス状態が十分確立していなくても、異常発生後の初期段階の推論結果に意味付けが可能となったので、早期異常検知に有効である

（４）知識パラメータ値の変更に対して反応が過敏でないため、推論の大まかな傾向が設定し易い（チューニングが容易）

等である。

なお今後は、システム稼働実績をデータベース化して知識に有効にフィードバックするしくみを開発するとともに、高い原因的中率が得られる異常については、自動復旧操作の機能を積極的に組み込んで行く予定である。

〔１〕H.Ono et al.,Combustion Control of Refuse Incineration Plant by Fuzzy Logic,Fuzzy Sets and Systems Vol.32 No.2(1989)

〔２〕小野ほか、都市ごみ焼却プラントの異常診断システム、三菱重工技報　Vol.27 No.4(1990)

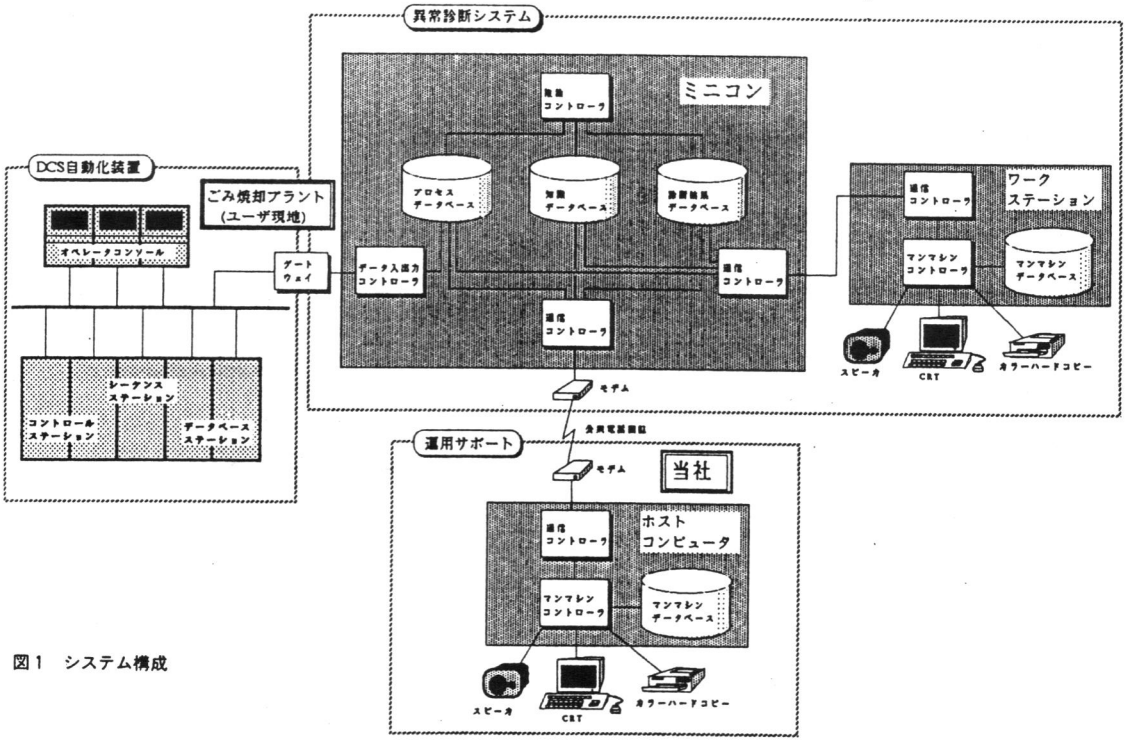


図1　システム構成

表1　異常診断の方法

	兆候解析	警報解析	ファジィ燃焼制御
診断トリガ	モデル規範型 偏差検知	上下限逸脱検知	ファジィ推論 (常時)
検知レベル	追従型 (ファジィ値)	固定型 (ファジィ値)	固定型 (ファジィ値)
原因同定方法	パターンマッチ (CDM-S)	パターンマッチ (CDM-A)	パターンマッチ (CDM-F)
知識の形式	プロセスモデル式 メンバシップ関数 ルール	メンバシップ関数 ルール	メンバシップ関数 ルール
知識源	プラント 定量，定性モデル	プラント 定性モデル	オペレータ 経験則
利用するデータ	時系列	スナップショット	スナップショット
診断対象	炉，ボイラ，蒸気， 空気，排ガス系	プラント全体	燃焼系

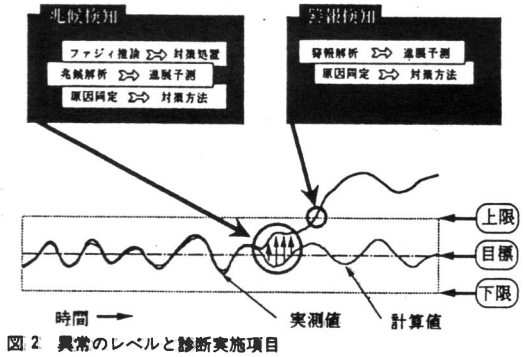


図2　異常のレベルと診断実施項目

異常事象＼原因		燃焼空気系 原因1	原因2	原因3	・	・			
		cf	cf	cf	cf	cf	cf	cf	cf
燃焼空気系 異常事象1	mf	1	.6	0	.5	.4	.6	0	-.3
異常事象2	mf	-.3	-1	0	.3	.3	0	-1	-1
異常事象3	mf	-.2	.4	.6	.7	-.2	0	-1	
・	mf	.2	-.3	0	.2	0	-1	-.2	
・	mf	.5	0	.3	-.4	0			

W　:重み

図3　異常事象・原因マトリクス

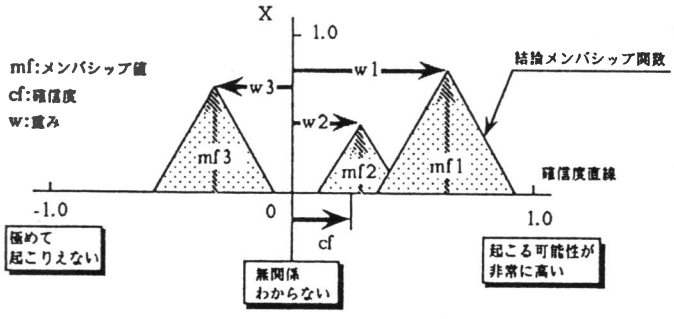


図4　確信度の計算方法

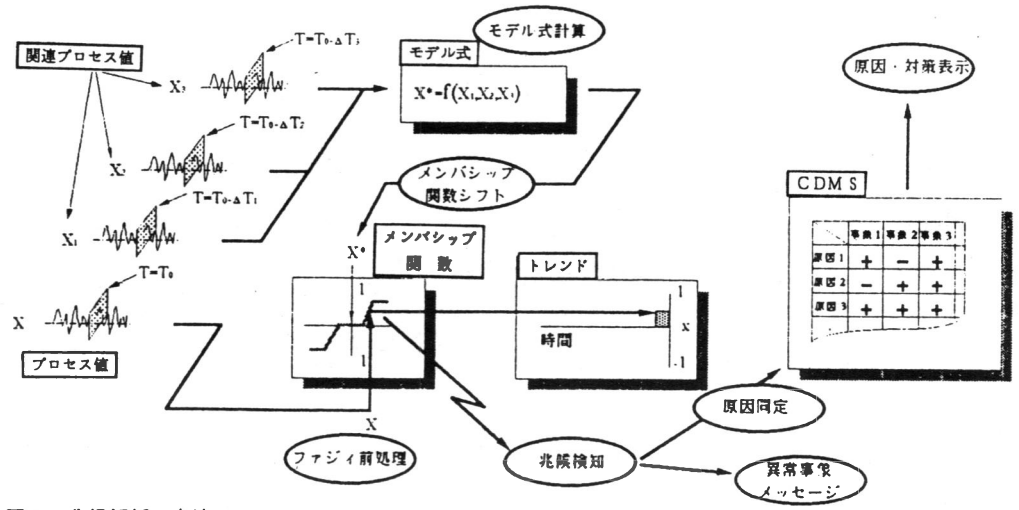


図5　兆候解析の方法

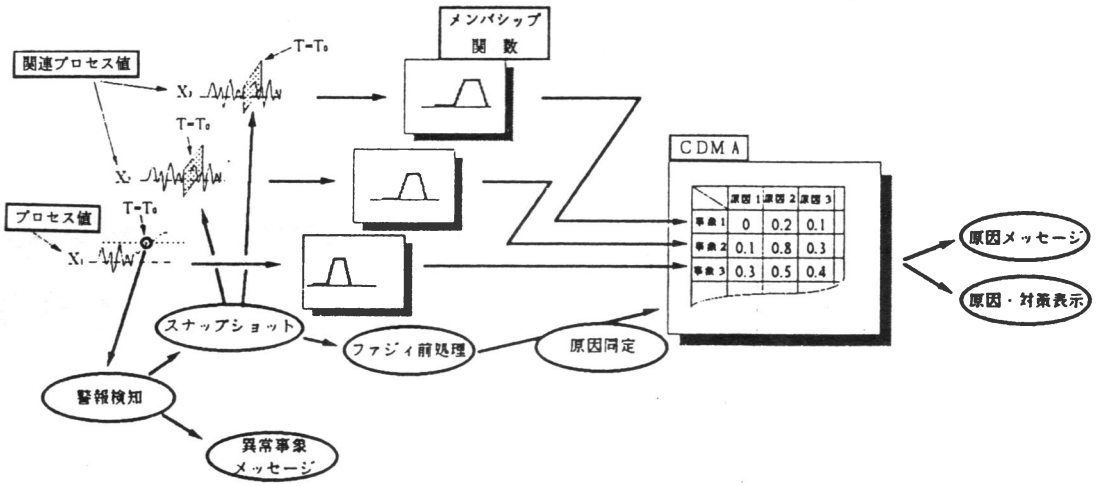


図6　警報解析の方法

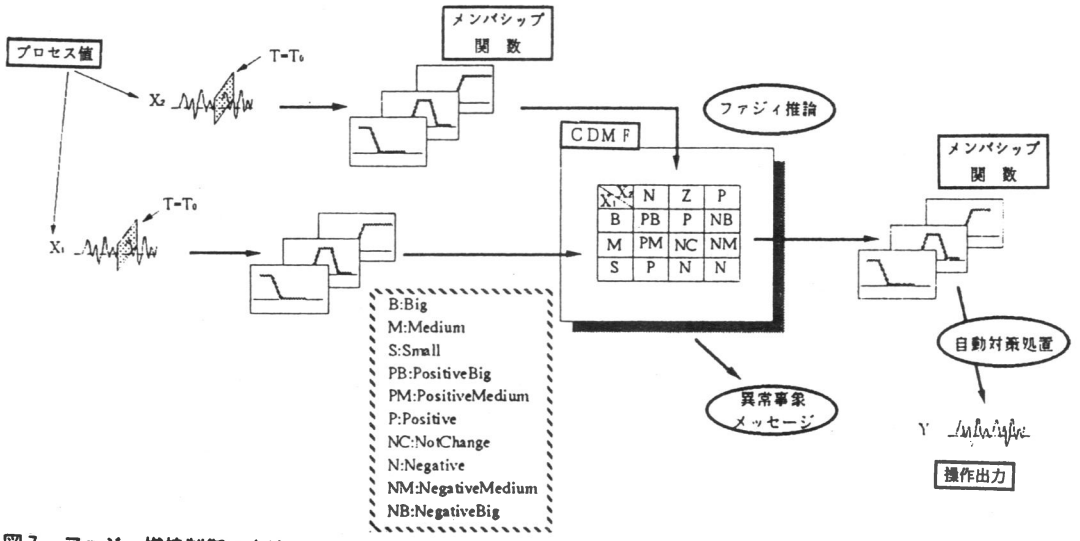


図7　ファジィ燃焼制御の方法

F4－2（R.7）

機械学習により生成された規則とあいまいな情報とによる加熱炉出口温度予測システムの開発

Fuzzy oriented Expert System to determine Heater outlet temperature applying Machine Learning

谷 哲次　　迫田 誠
Tetsuji TANI　　Makoto SAKODA

出光興産株式会社
Idemitsu Kosan Co., Ltd.

Abstract: Knowledge acquisitions will become bottlenecks when we try to develop expert systems. Several approaches are considered to overcome these bottlenecks. Machine learning is one of such approaches. And there is one method which is called "ID3" in machine learning approach.

We started to try to develop an expert system using ID3 to determine outlet temperature of crude oil heater. But we found difficulties to maintain accuracy by using only "crisp" IF-THEN rules. So, we added fuzzy theory to overcome the difficulties.

By defining fuzzy sets and using fuzzy modeling, we succeeded to develop useful expert system. And we could maintain accuracy without adding new rules or without modifying rules during refinery operators used.

1．はじめに

エキスパートシステムの作成手法としてプロダクションシステムがよく用いられているが、このエキスパートシステム構築時の問題点として知識獲得がある。これを自動化すべく機械学習の研究がなされている[4]。帰納的学習法ＩＤ３もその１つであり、データ（事例）からＩＦ－ＴＨＥＮ型のプロダクションルール（以下ルールと記す。）を自動的に生成する[2]。

しかし、このようなルールによる知識表現および推論においてはあいまいな知識の取扱いや近傍知識の補完に問題があることが指摘されている[5]。

したがって、データからルールを生成してこのルールからエキスパートシステムを構築しても、データ自体にあいまいさ（幅）がある場合や必要な知識が無いために近傍知識で補完して結果が欲しい場合は十分に機能を発揮できない。一方、ファジィ理論はあいまいさを表現したり知識の補完に有効であり、その実用例も報告されている[6]。

今回研究の対象としたのは、原油混合比率と処理量などから原油を処理する際の最適な原油加熱炉出口温度（以下加熱炉温度と記す。）を予測する問題である。

熟練オペレータは、まったく同じ混合比率の運転経験が無くても、原油の油種を重い原油、軽い原油などに置き換え、よく似た運転データを数点検索し、それらを補完する形で適切な加熱炉温度を予測していた。

そこでこのことに着目し、データ（事例）の原油油種を重い原油、軽い原油などのファジィ集合に再編集し、加熱温度の傾向が似ているデータ群にまとめて傾向を算出し、その傾向を補完する方法としてファジィモデリングの考え方を導入したエキスパートシステムを開発した。

検証および実運転の結果は良好であったので、その内容を報告する。

2．対象とする問題

2．1　装置概要

中東諸国をはじめ石油産出国から輸入された原油は、製油所の原油タンクに入荷される。各原油は産油国の名称で呼ばれる。同一タンクに同一原油のみで構成されることは少なく、一般に原油タンク内では混合原油となる。

次に、原油は通油計画に基づき各原油タンクから順次蒸留工程へ移送される。移送された混合原油はまず脱塩器により塩分や泥分を除去し、加熱炉にて３００℃以上に熱せられたのち常圧蒸留塔に送られ、石油ガス留分、ガソリン留分、灯油留分、軽油留分、重油留分に分留される。ガソリン留分、灯油留分、軽油留分の各留分には要求性状があり、これを満足するように抜出される。（図１）

加熱炉温度は収益面から各留分性状が満足する範囲で極力高温が望ましいが、温度が高すぎると軽質留分の留出量が増え塔頂の凝縮器の設備能力制約等の制約になる。また、温度が低すぎると収益面から不利になり、かつ塔底系の設備能力制約になる事から最適な加熱炉温度が存在する。

この最適加熱温度を設定すると各留分の抜出し量が予測でき、したがって各留分の抜出しポンプ容量や抜出し量の監視範囲が設定できる。しかし、この温度は常に一定ではなく、原油の原油混合比率、処理量や各留分の要求性状により変化する。

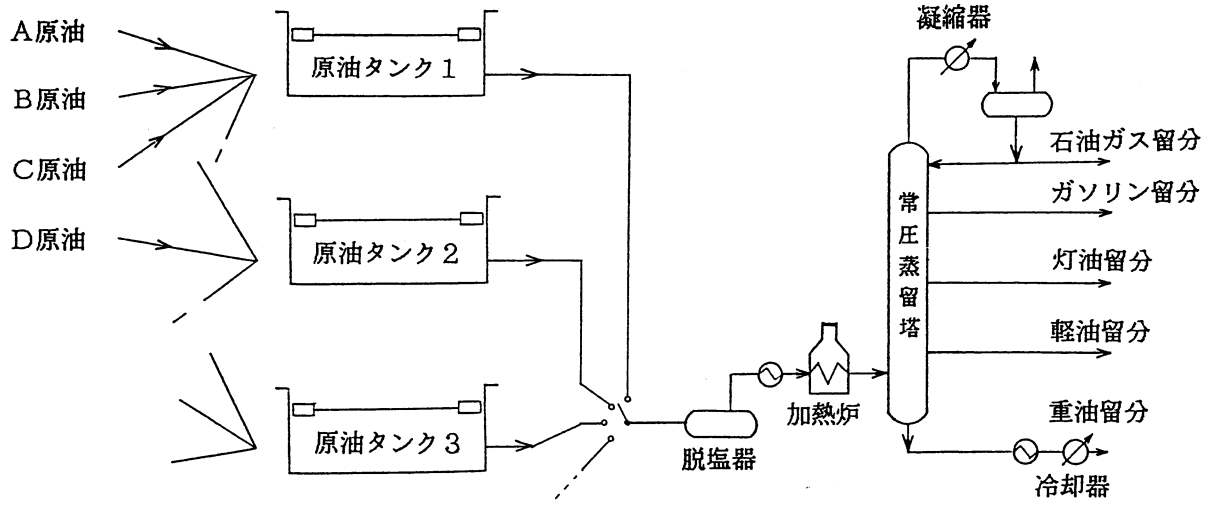


図１　原油処理概略フロー

２．２　システム化の必要性

出光興産千葉製油所では３日に１回程度の割合で原油タンクの切替えを実施しており、この時最適な加熱炉温度を設定する必要がある。

従来、オペレータは原油切替えごとに次回処理される原油の混合比率、処理量、各留分の要求性状が類似している過去の運転データを検索して最適加熱炉温度を予測していた。しかし、この作業は時間を要し、オペレータの経験知識に大きく依存しているため運転ノウハウを共有できなかった。

そこで、ノウハウの共有化と作業の効率化を図るべく原油切替え時の最適加熱炉温度予測システムを開発した。開発にあたっては、処理量の多い低流動点（Low Pour Point)原油を対象にした。開発の方法は最適運転時のデータから帰納的に一般則を発見し、これをシステム化することを考えた。データからの知識獲得には帰納的学習法ＩＤ３の活用を試みた。

２．３　ＩＤ３概要

ＩＤ３は情報量を使用してデータ（事例）を分類することによりルールを生成する。以下にそのアルゴリズムを紹介する[2) 3)]。（図２）

今ｍ件のデータが与えられ、簡単のためその結果が、”＋”または”－”の２値に分類できるものとする。

”＋”の事例がｎ件あるとすると全体ｍ件の持つ情報量Ｍ(s) は

$$M(s)=-\frac{n}{m}*\log_2\frac{n}{m}-\frac{m-n}{m}*\log_2\frac{m-n}{n} \qquad (1)$$

次に事例の属性Ａは連続値をとるものとし、属性Ａによりｘ以上とｘ未満の２グループに分割し、その時ｘ以上のグループがｋ件あり、そのうちℓ件が”＋”の結果を持っていたとすると、Ａがｘ以上グループの持つ情報量Ｂ（Ａ≧ｘ）は

$$B(A\geqq x)=-\frac{\ell}{k}\log_2\frac{\ell}{k}-\frac{k-\ell}{k}\log_2\frac{k-\ell}{k} \qquad (2)$$

同様にＡ＜ｘグループの情報量Ｂ（Ａ＜ｘ）も計算でき、Ｂ（Ａ≧ｘ）とＢ（Ａ＜ｘ）の全体情報量の期待値は

$$\frac{k}{m}*B(A\geqq x)+\frac{m-k}{m}*B(A<x) \qquad (3)$$

従って分類による情報量の増加は(1)式の情報量－(3)式の情報量となり、これは属性Ａで分類することによる情報増加量である。ＩＤ３はこのような情報量の増加が最大になる属性Ａおよびしきい値ｘを計算し、事例を分類する。

以下同様にすると

ＩＦ　Ａ≧ｘ

　　かつ　ＩＦ＊≧＊

　　　かつ …… ＴＨＥＮ　結果＝”＋”

となり、ＩＦ－ＴＨＥＮ型のルールを生成することができる。このＩＤ３の特長として

① どの属性で分類すれば効率的かを情報量を用いて選択できる。

② 分類のしきい値（上記の例ではｘ）を情報量を用いて計算できる。

が挙げられる。（ID = Iterative Dichotomiser)

２．４　研究経緯

当初の狙いは、ＩＤ３を使って

ＩＦ　クウェート原油≧５０％

　　かつ　ＩＦ　処理量≧20,000kℓ/d

　ＴＨＥＮ　加熱炉温度＝３００℃

のようなルールを生成し、これを活用して加熱炉温度を予測することであった。しかし、新しい事例ごとにルールが増加し、このようなクリスプなＩＦ－ＴＨＥＮ型ルールのみでシステムを構築するには限界があることが判明した。

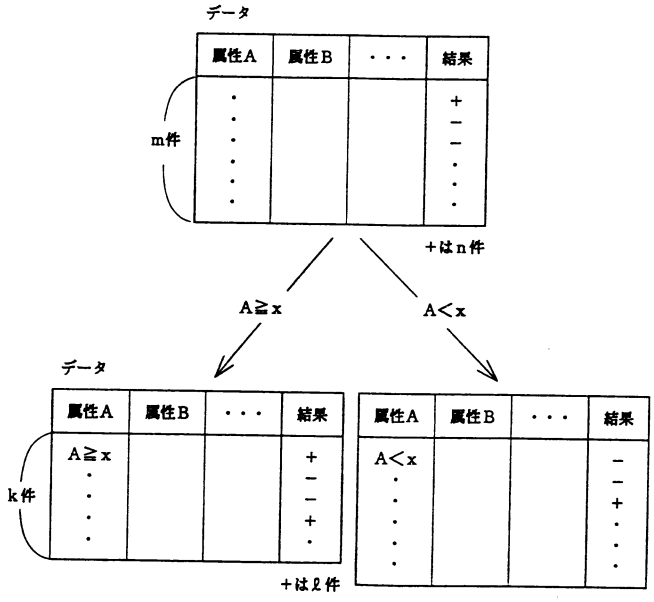


図2　ＩＤ３アルゴリズム

２．５　あいまいさの必要性

熟練オペレータは、混合比率、処理量、各留分の要求性状が決まると、データと経験を活かし最適加熱炉温度をかなり正確に予測できる。オペレータは次のようなステップで加熱炉温度を予測する。

ステップ１．最も混合比率の高い原油名に注目する。もし、その原油の混合比率がかなり高ければステップ５へ進む。

ステップ２．その原油が重いか、軽いか、中位かを判断し、それと類似した原油名を混合原油油種構成の中から見つける。

ステップ３．類似した原油の混合比率を加算し、原油を特徴づける。

ステップ４．もし加算された混合比率が低ければ、次に混合比率の高い原油名に注目し、ステップ２、ステップ３を繰返す。

ステップ５．特徴づけられた原油油種構成に類似した混合比率で、かつ処理量や各留分の要求性状が類似した過去の運転データを検索する。

ステップ６．検索されたデータの加熱炉温度の傾向から加熱炉温度を決定する。

このようにオペレータは原油名、混合比率や処理量をクリスプな量としてはとらえずに、”Ａ原油が多い”とか”重い原油が多い”で、かつ”処理量が高い”時の”加熱炉温度は３５０℃位”だったので次回も３５０℃に設定するといったあいまいさを活用している。

したがって、このようなオペレータの判断をシステム化する際、あいまいさを取扱う必要があった。

３．問題解決方法

３．１　混合原油の特徴把握

熟練オペレータは、比重、重油留分率、ガソリン留分率等により、経験的にガソリン留分の多い原油を軽質原油、重油留分の多い原油を重質原油として分類している。そして、混合原油の構成油種間でよく似た原油を一つにまとめ、混合原油の特徴をとらえている。

そこで、原油油種構成を経験則によりグループ化することにより、熟練オペレータと同じような特徴把握能力を持たせた。具体的には下記のごとく、原油名により超軽質、軽質、軽中質、重中質および重質原油の５グループのファジィ集合に分類した。

$X=\{x_1, \cdots, x_i, \cdots, x_n\}$; x_i は原油名、ファジィ集合をA_1 ：超軽質原油，・・・，A_5：重質原油とすれば

$$A_1 = \mu_{A_1}(x_1)/x_1 + \cdots + \mu_{A_1}(x_n)/x$$
$$\cdots$$
$$A_5 = \mu_{A_5}(x_1)/x_1 + \cdots + \mu_{A_5}(x_n)/x$$

但し、$\mu_{A_i}(x)$ はｘ原油の原油グループＡｉでのメンバーシップ値を示す。

３．２　加熱炉温度予測方法

原油混合比率と処理量が与えられると各原油の代表性状より加重平均によりガソリン留分量や重油留分量の概略値は算出できる。しかしながら、その留分量がそのまま装置から留出されるわけではない。例えばガソリン留分量が多すぎると塔頂の凝縮器の制約になり、重油留分量が多すぎると塔底の設備能力の制約になるなど混合原油が持つ留分量をそのまま留出できない。最適加熱炉温度はこのような装置制約も考慮して設定される。実際オペレータは処理量や混合原油の特徴などがよく似た運転データを検索し、加熱炉温度の傾向を見る。

したがって、加熱炉温度推定値を算出する際、精度を上げるために、部分空間ごとに簡単な線形式で表現できるファジィモデリングを利用した。

作成した加熱炉温度推定式Ｔは

規則1:IF　処理量が高い
　THEN $T=f_1$(重油粘度、ガソリン留分量、 ・・・)　(4)
規則2:IF　処理量が低い
　THEN $T=f_2$(重油粘度、重油留分量、 ・・・)　(5)

但し、f_1、f_2は線形関数である。

前件部の変数を「処理量」とした理由は

(1)　ＩＤ３による加熱炉温度の分類で「処理量」による分類が情報量から見ると最も効率的であること。
(2)　処理量の高低により加熱炉温度の傾向が大きく変化することが経験的に知られていること。
(3)　現場のオペレータが使いやすく、他の変数による再分割は実用上必要なかった。

ことによる。

前件部の「処理量」のメンバーシップ関数をオペレータの経験に基づき求め、各空間ごとに重回帰分析により線形関数f_1、f_2を求めた。

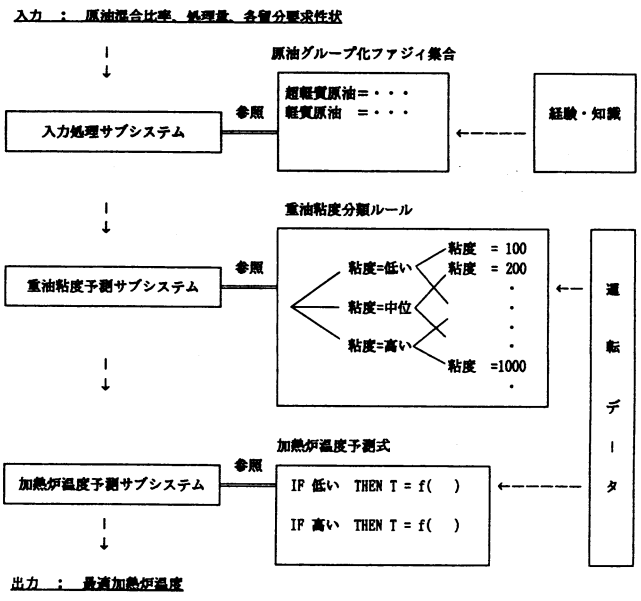


図３　最適加熱炉温度予測システム

また、重回帰分析の因子決定には変数減少法を用いた。

３．３　重油粘度予測

上記(4)式、(5)式の独立変数に重油粘度があるため、加熱炉温度を算出するには重油粘度を決定する必要がある。一方、重油粘度は加熱炉温度の関数であり、一般に加熱炉温度を上げるほど重油粘度は高くなる。

よって、重油粘度を加熱炉温度を用いずに決定する必要があった。

そこで、過去の運転データを超軽質・軽質等５グループの混合比率と処理量などで分類して重油粘度を予測することにした。

クリスプなルールを作成し検証したところ、ある事例においては推定粘度が実績に対して大きくはずれることがあったので、分類ルールを作成する際、粘度が高くなる、低くなる、中位であると言う中間結果を求め、この中間結果から重油粘度を決定することにした。このように分類することにより、全ての事例に対し、推定粘度が大きくはずれることを防いだ。また、この分類ルールにはＩＤ３を階層的に使用した。（図３中の重油粘度分類ルール参照）

４．システムの概要と効果

４．１　システムの概要

今回開発したシステムの概要を図３に示す。入力は原油混合比率、処理量、各留分の要求性状である。出力は最適加熱炉温度である。

入力処理サブシステムにて原油の特徴をファジィ集合として把握する。重油粘度予測サブシステムでは、運転データの分類ルールにより重油粘度を予測する。加熱炉温度予測サブシステムにおいては、ファジィモデリングを活用して加熱炉温度を予測する。

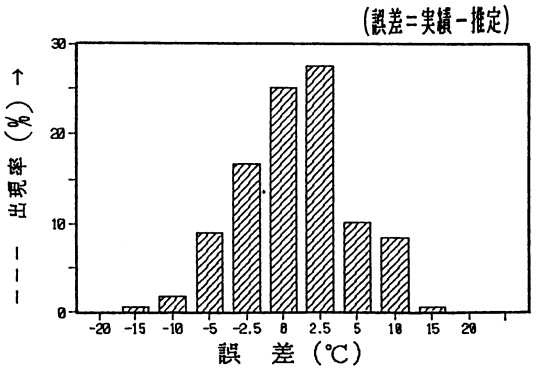


図４　最適加熱炉温度予測誤差

４．２　システムの効果

このシステムを開発し次の効果を得た。

(1) 加熱炉温度予測のノウハウが共有化できた。

(2) 加熱炉温度予測の時間を短縮できた。（約1/60）

(3) 精度は、過去２年間のデータ１７０件で検証したところ、予測誤差±５℃で精度８０％であり、熟練オペレータと同程度の精度を得た。（図４）

また、実運転でも予測誤差が±４℃程度の精度を得ている。

５．おわりに

本研究では、データから知識獲得を行いエキスパートシステムを構築する際、ファジィ理論の考え方を導入した。このことによりシステムを実用化できた。

今後、本研究で得られた知見を常圧蒸留塔の留分性状予測に活用する計画である。

最後に、本研究をまとめるに当たり、有益な助言を頂いた金沢大学工学部の田中一男氏に深謝致します。

参考文献

〔１〕寺野、浅居、菅野、応用ファジィシステム入門、オーム社(1989)

〔２〕J.Quinlan, "The effect of noise on concept learning", in Machine learnig: An artificial intelligence approach, eds.by R.S. Michalski,J.G.Carbonell & T.M.Mitchell (1985)

〔３〕D,Michie , "Current Developments in Expert Systems",in Applications of Expert Systems, eds.by J.R.Quinlan (1987)

〔４〕B.R.Gaines, M.L.G.Shaw," FOUNDATIONS OF KNOWLEDGE ACQUISITION", JKAW'90 pp3-24(1990)

〔５〕小林重信、知識システム技術の現状と将来、計測と制御、vol27,10,pp1-10(1988)

〔６〕馬野元秀、ファジィ・エキスパート・システムの現状と展望、日本ファジィ学会誌、vol2,2, pp3-12(1990)

〔７〕田中英夫、ファジィモデリングとその応用、朝倉書店、(1990)

F4－3（R7）

自動車のファジィ走行エキスパートシステム

Fuzzy Drive Expert System for Automobile

前田幹夫，高田雄二，村上周太
Mikio Maeda, Yuji Takada, Shuta Murakami

九州工業大学　工学部　電気工学科　計算機教室
Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
Kyushu Institute of Technology

Abstruct:This paper deals with a fuzzy expert system foa an auto-cluise car. This system are consistof the speed control rule, the steering control rule, the environment recognition rule, and the learning-evaluation rule. The speed and steering of the vehicle are controlled as same as a human operator(driver) on the basis of information from the environment recognition unit.

1．はじめに

近年の自動車の普及率は大変高くなってきた．そんな中で，年間の自動車事故や死亡者の数も増加している．その事故の原因の中には，居眠り運転，わき見運転なども含まれている．また，近年の高速道路網の発達とともに，長距離運転の機会も増えてきており，ドライバーの負担がかなり高いために，ドライバーの疲労が増加している．そこで，ドライバーの負担を軽減し，居眠り運転やわき見運転による事故を防止するために，著者らはファジィ論理を用いた自動車の速度と操舵の研究を行なってきた．[1][2]制御には，ファジィ推論を応用したファジィロジック制御装置（ＦＬＣ）が用いられる．制御装置は，速度制御部，操舵制御部に分かれている．

この制御装置を中心とした，自動車の走行エキスパートシステムの構築を行う．

2．速度・操舵制御系

速度・操舵制御系をFig.1に示す．制御系は，ファジィ制御装置，制御対象（自動車）から構成されている．

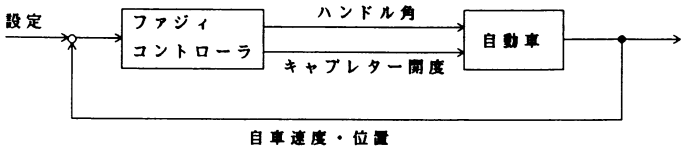


Fig.1　速度・操舵制御系

ファジィ制御装置は，速度制御部，操舵制御部に分かれており，制御装置には，目標速度などの設定，および自動車の速度・位置が与えられ，ドライブ知識ルールを用いてファジィ推論を行い，ハンドル操舵角，スロットル操作量を決定する．

3．走行エキスパートシステム

3.1　システム構成

Fig.2にシステム構成を示す．

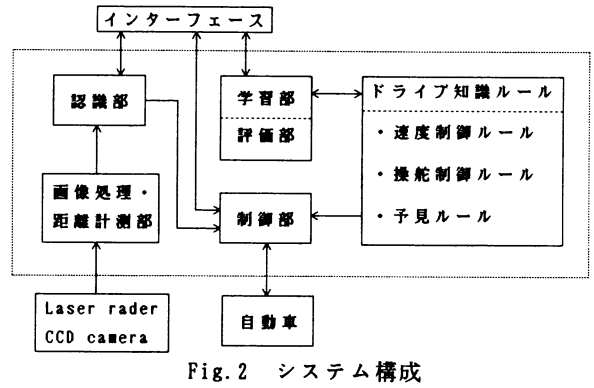


Fig.2　システム構成

システムは，ＣＣＤカメラ，レーザーレーダー，画像処理・距離計測部，状況認識部，制御部，ドライブ知識ルール，学習部，評価部，インターフェースから構成される．外部情報の取得は，ＣＣＤカメラ，及びレーザーレーダーを用いる．なお現在のところ，自動車に掲載できるほど小型で，高性能，高速の画像処理装置がないことと，レーザーレーダーのみでも制御装置の有効性を検討するのに十分な認識が出来るので，シミュレーションではレーザーレーダーのみを用いて制御する．そこで，認識の精度を上げるため，レーザーレーダーは，全部で５本で構成される．Fig.3にレーザーレーダーのスキャン方向を示す．

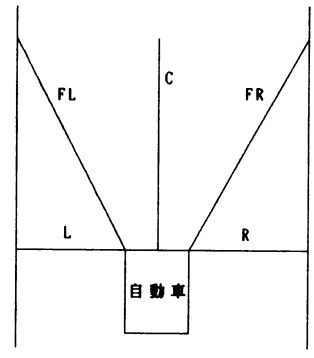


Fig.3 レーザーレーダー

レーダー及びカメラの距離情報および画像情報は，画像処理・距離計測部で距離計測及び画像処理を行い，状況認識部へ送られる．状況認識部では，距離情報及び画像情報から，現在の道路状況すなわち，道路形状パターン（直進路，カーブ），自車と壁の角度，壁との距離，道路幅と，障害物の有無，及び自車と障害物との距離，障害物と左右の壁との距離，障害物の速度を認識する．認識される道路形状パターンは，右カーブ３パターン，左カーブ３パターン，直進路パターンの７パター

ンで，道路形状はこの７つのパターンにあいまい分割される．Fig.4に道路形状パターンを示す．

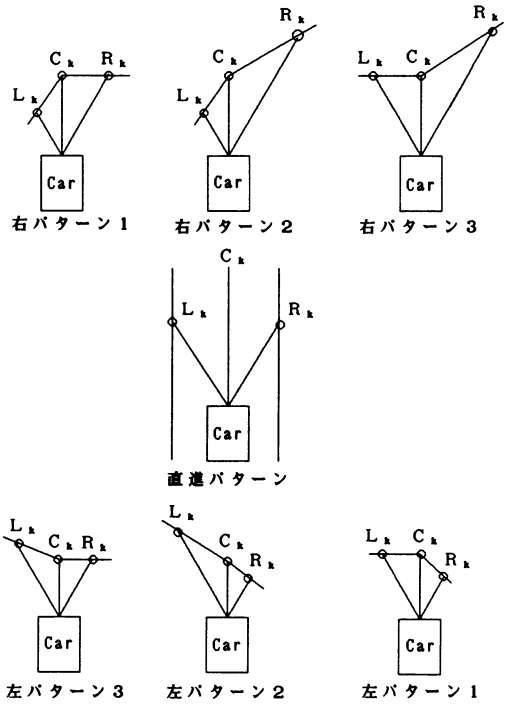


Fig.4　道路形状パターン

認識部における認識結果は，制御部に送られる．制御部は，速度制御部，操舵制御部に分かれており，認識結果，自動車の速度，位置，ハンドル操舵角をもとにドライブ知識ルールを用いてファジィ推論を行い，スロットル操作量，ステアリング操作量を決定する．制御部には，知識フィルターも含まれており，決定された操作量は，知識フィルターを用いて調整され，細かい振動などは抑えられる．決定された操作量は，自動車に与えられ，その結果，自動車の速度や操舵角などは，制御装置にフィードバックされる．ドライブ知識ルールは，大きく分けて，速度制御ルール，操舵制御ルール，予見ルールの３つから構成される．予見ルールは，現在のところ，スリップ防止のために，速度と操舵の関係から操舵角及び速度調整ルールのみであるが，将来的には，決定した操作量での自動車の動きを予測し，操作量の調整を行なうルールも含まれる．学習部，及び評価部は，制御の評価及び学習を行ない，ルール及びパラメータの調整を行なう．ユーザー（ドライバー）との目標値の変更等のやりとりは，インターフェースを用いて行なう．

3.2 速度制御

速度制御は，障害物の有無，前方壁との距離によって，障害物回避領域，直進路領域，カーブ領域に分けて制御を行う．直進路領域とカーブ領域は，前方の壁との距離によって分けられる．Fig.5に直進路領域とカーブ領域を示す．

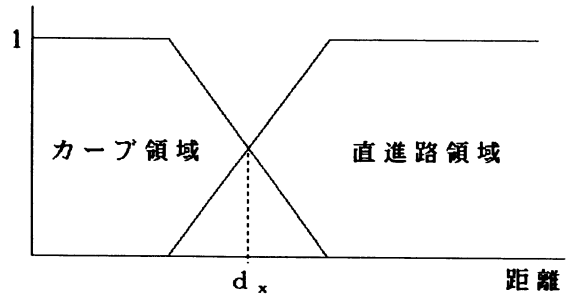


Fig.5 直進路領域とカーブ領域

3.2.1 直進路

直進路においては，自車の速度と，前方の壁との距離により，フリー領域と危険領域に分けて制御を行なう．フリー領域においては定速走行制御を行い，危険領域においては危険回避制御を行う．それぞれの領域は次のような領域である．

１）フリー領域

フリー領域においては，前方に壁，障害物は存在しないので，定速走行ルールを用いて長期目標速度による定速走行を行う．長期設定速度は，ユーザー（ドライバー）が設定する目標速度で，制御全体の目標速度である．

２）危険領域

前方の障害物もしくは壁が，今の速度で走行すると危険な距離に存在する場合で，減速する必要がある領域である．

前方の障害物，壁が危険な距離にあるために，衝突を避けるために危険回避ルールを用いて減速を行なう．前方の壁もしくは障害物との距離の変化が正か負かによって，減速量を調整する．

そのファジィ領域をFig.6に示す．

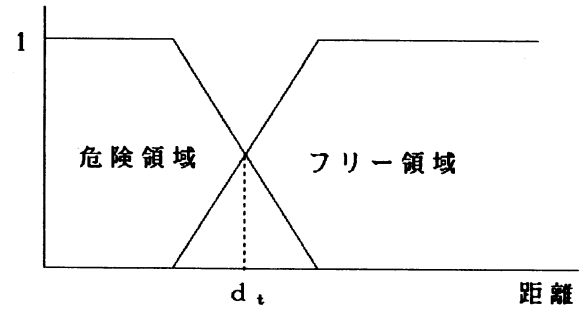


Fig.6　フリー領域，危険領域

3.2.1 カーブ制御

カーブにおいても，Fig.6のフリー領域と危険領域に分けて制御を行なう．

フリー領域においては，短期目標速度を設定し，その目標速度で定速走行するように制御する．ルールは直進路制御における定速走行ルールを目標速度を変更して用いる．短期目標速度は，カーブをスリップすることなく安全に走行するために，制御装置で一時的に設定する目標速度である．短期目標速度は，Fig.4の道路形状パターンと道路幅によって短期目標速度設定ルールを用いて決定される．決定された短期目標速度が長期目標速度を超える場合には，長期目標速度による定速走行を行なう．

カーブにおいても，前方の壁との距離が危険車間距離より短くなった場合には，危険回避ルールを用いて減速を行い，衝突を回避する．

3.2.2 障害物回避

前方に障害物がある場合には，障害物がある程度速い速度で走行している場合には，先行車と見なして追従走行を行う．また，障害物が目標速度よりも十分遅い速度で走行している場合や，停止している場合には，追い越し走行を行う．障害物の速度によって，追従領域と追い越し領域に分けて制御を行う．追従領域と追越し領域をFig.7に示す．

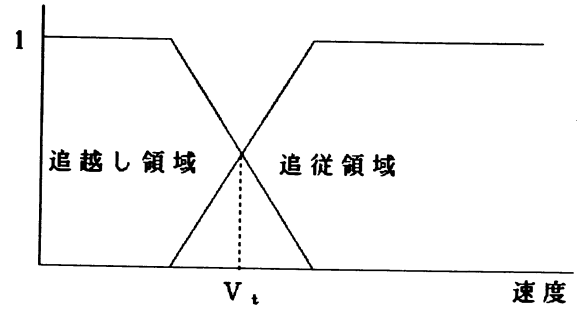


Fig.7 追い越し領域追従領域

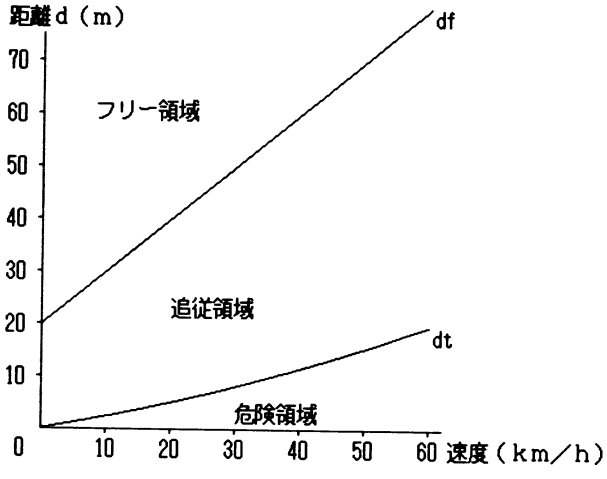


Fig.8 追従における３つの領域

追従領域においては，速度によって求められる目標車間距離Tdを保って，追従走行を行う．しかし，先行車が長期目標速度よりも速い速度で走行している場合や，カーブにおいて短期目標速度よりも速い速度で走行している場合，先行車が追従限界車間距離dfよりも車間距離が離れて走行している場合には，追従走行をやめて直進路ルールもしくは，カーブルールによる制御を行う．また，車間距離が危険車間距離dtよりも短くなった場合には，危険回避ルールを用いて減速を行う．これらは，Fig.8に示す３つのファジィ領域，つまり，危険領域，追従領域，フリー領域に分けて制御を行う．

追い越し領域においては，障害物と壁との距離をみて，左右どちらかの壁との間隔が自車が通過可能なだけ十分開いている場合には，その時点での速度を維持する．通る事は可能だが狭い場合には減速させる．通過可能な距離がなければ，減速し停車させる．

3.3 操舵制御

操舵制御においては，次の３つの領域に分けて制御を行う．

１）直進路
　前方に壁，障害物が存在しない領域
２）カーブ
　前方に壁が存在する領域
３）障害物回避
　前方に障害物が存在する領域

前方に障害物が存在する場合には，Fig.7の追い越し領域と追従領域に分けて，追い越し制御の場合には障害物回避ルールを用いる．追従制御の場合には，直進路ルール，カーブルールを用いる．障害物が存在しない場合には，前方の壁との距離によって，Fig.5のようにカーブ領域と直進路領域に分けて制御を行う．

3.3.1 直進路制御

前方に障害物及び壁が存在しない直進路においては，道路の中心を壁に並行して走行するように制御する．直進路ルールは，距離ルール，及び並行ルールから構成される．

距離ルールは，道路の中心を走行するように制御するルールである．左右の壁との距離を目標距離に合わせるように制御する．つまり，自車が目標軌道を描くように制御する．左右の壁との目標距離を一致させることにより道路の中心を走行させる．左右どちらかの壁が存在しない場合や探知できない場合には，存在する方の壁との距離のみを目標距離にするように制御する．左右両方向の壁が存在しなくなった場合（レーダーで探知できなくなった場合），現状の操舵角を維持する．距離ルールは，左壁と一定距離を保つルールと，右壁と一定距離を保つルールからなる．

並行ルールは，壁と並行に走行するように制御するルールであり，自車と壁との角度を０にするように制御す

る．並行ルールは，自動車が蛇行するのを防ぐためのルールである．

3.3.2 カーブ制御

カーブにおいては，Fig.4の道路形状パターンに合わせて，ハンドル操作量の調整を行う．

カーブ走行ルールには，現在カーブを抜ける場合のルールがない．このルールのみでは，カーブを抜けた後の蛇行がはげしい．そこでハンドルを早く戻すために，レーダーをハンドル角に合わせて回転させることにより，レーダーに先を読ませることにより，早めに直進路走行ルールを用いるようにし，ハンドルの戻しを早くする．

3.3.3 障害物回避制御

障害物が存在する場合には，Fig.7の追い越し領域と追従領域に分けて，追い越し制御，追従制御を行う．障害物がある程度速い速度で走行している先行車の場合には，直進路走行ルール，カーブ走行ルールを用いて追従制御を行う．障害物が停止している場合，もしくは目標速度よりもかなり低速で走行している場合には，障害物回避ルールを用いて追い越し制御を行う．

障害物回避ルールは，障害物と壁との距離の広い方向に回避させる．ルールは，直進路ルールの距離ルール（目標軌道決定ルール）を用いて，障害物と壁の中心を走行するように，目標軌道を一時変更して制御を行う．

4．シミュレーション

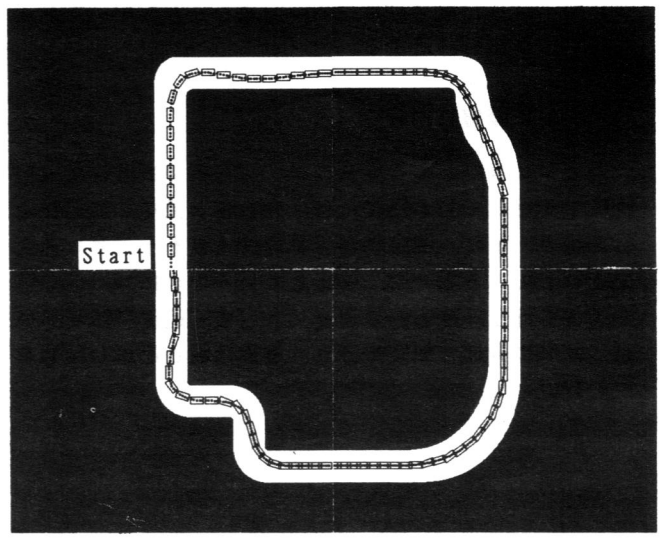
自動車の速度，および操舵制御におけるファジィ制御装置の有効性を検討するために，パソコンを用いてシミュレーションを行う．ここでは，複雑な画像処理は行わずに，レーザーレーダーからの距離情報のみを用いる．制御対象である自動車のモデルは，速度モデルと操舵－位置モデルからなる．シミュレーションでのサンプル時間は0.1秒とする．

シミュレーション結果をFig.9に示す．シミュレーションは，直角コーナー，複合コーナー，緩やかなカーブ，クランクで構成されたコースにおいて行った．直角コーナーなど急なコーナーの脱出時に，ハンドルの切り返しの遅れがみられるが，それ以外は，うまく切り抜けている．スロットル操作量では，まだドライバーと比べると，無駄な操作がみられるが，細かい振動はかなり抑えられている．そして，コーナーにおける速度の減速もうまく行われている．

5．おわりに

ファジィ制御装置を用いた，自動車の走行エキスパートシステムの構築を行った．シミュレーションにおける状況の認識には，現在のところ，高性能の画像処理装置が無いために，複雑な画像処理は行わずに，レーザーレーダーからの距離情報のみを用いることを想定している．

このエキスパートシステムを実用化するためには，まだ問題点が残されている．ひとつは，実用化に向けての制御ルールの完備である．また，高性能の画像処理装置の開発も望まれる．このような問題点の解決が早急に成されれば，本論文で提案した方法は将来必ず必要とされ，そして，役立つと思われる．



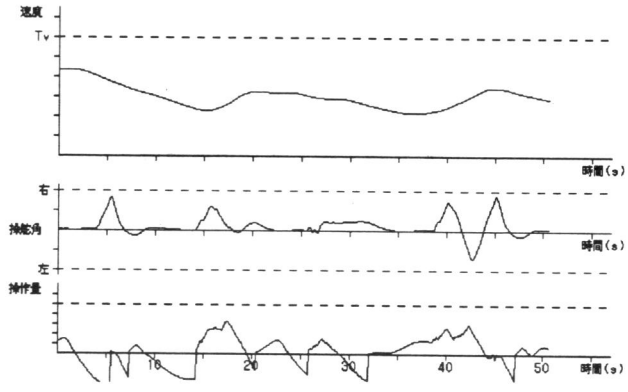


Fig.9　シミュレーション結果

参考文献

[1]前田，村上：ファジィ論理を用いた自動車追従制御，第３回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，61/66，1987

[2]前田，高田，村上：ファジィ論理を用いた自動車の速度と操舵の制御，第８回計測制御学会学術講演会予集，37/40，1989

[3]前田，高田，村上：ファジィ論理による自動車の速度・操舵制御，第３３回自動制御連合講演会予稿集，463/464，1990

F5－2（R7）

光ファジィ演算法による文字パターン類別法

Pattern Classifying-System of Characters Using Optical Calculating Method for Fuzzy Set Operations

玉野　和保
Kazuho TAMANO
広島工業大学　工学部
Fac. of Engin., Hiroshima Inst. of Tech.

Abstract : The field of pattern recognition and classification is one of the most active areas of application for fuzzy theory. The auther is developing a method which performs fuzzy operation instantaneously by geometrical optics using incoherent light. This optical computaion method can be applied to classify an image. In this paper the optical system which classifies the figures by optical fuzzy computaion method is proposed.

1．　緒　言

パターンの認識や類別をファジィ理論に基づいて人の思考過程に類似した方法で処理する技術は、ファジィ理論の工業応用の最も期待される分野の一つである。　本研究は、著者が既に発表した光学ファジィ演算法[1,2]を画像形状認識に応用し、画像形状の類別をリアルタイム処理するシステムを構築しようとするものである。

既報の新規光学ファジィ演算法は、レンズや開口などの空間変調素子を用いてインコヒーレント光幾何光学法によりファジィ集合間の各種の演算を行うもので、すでにその方法がMIN－MAX－重心法や代数積－加算－重心法に基づくファジィ推論演算に適用できることを明らかにした[1,2,3]。　この光学法は、さらに被検査画像形状の基準画像形状との一致度を求めるファジィ演算にも適用可能である[4]。

光学法は、画像を空間変調素子により高速並列処理できることから、画像のパターン認識やそれを利用したパターン類別処理に非常に有効である。

本報告では、数字文字形状の境界位置の特徴を１次元光強度分布のメンバーシップ関数で表し、それと基準の文字形状の境界位置の特徴を表すメンバーシップ関数との一致度を光学ファジィ演算により求め、文字形状種別を類別する方法について、その方法と検証結果を述べる。

2．　画像形状の光学類別法

2・1　画像形状の類別法

画像形状の類別法には主として、①画像全体を基準画像と重ね合わせ両者のずれの程度から判別する方法、②画像の形状特徴を面積や曲線の曲率などの数値で表し、その数値の基準値との差異から判別する方法、また③画像上に引いた直線と画像形状の重なりから得られる画像形状の境界位置を基準画像における境界位置と比較し、両者の差異から判別する方法などがある。　本研究では、簡便さから、③に示した方法に基づいて画像形状を類別することにした。

画像上に線を引きそれにより画像形状の境界位置の特徴を得る方法として、Lohmann らにより提案された光学法による２次元画像の１次元パルス幅変調画像への光学変換法を利用する[5]。　画像形状の境界位置と基準画像の境界位置との一致度は、Lohmannらによる方法に基づいて得られる１次元パルス幅変調画像を画像形状の境界位置の特徴を表すメンバーシップ関数として用い、その光学ファジィ演算結果により得る。　この一致度計算結果により画像を類別する。

2・2　２次元画像の１次元パルス幅変調法

図１に示すように、Lohmann らは複数のスリットからなる空間格子をやや傾けて光路中に置き、それとレンズを組み合わすことによって２次元画像を１次元パルス幅変調画像に変換する方法を提案した[5]。

２次元２値画像を凸レンズにより空間格子上に結像すると、空間格子のスリットで切り取られた画像部分のみ空間格子を透過する。　空間格子のスリットを傾けて置きスリットを透過した光をシリンドリカル凸レンズで結像すると、レンズ後方のスクリーンには空間格子のスリットで切り取られた画像形状の境界位置での傾きを光の明暗の幅で表した１次元パルス幅変調画像が得られる。このようにして得られた光学像は、画像と空間格子スリットとの交差した位置における画像の境界位置と形状の傾きの両特徴を表す１次元光強度分布になる。　本光学法は、この光強度分布を画像形状の境界位置の特徴を示すメンバーシップ関数として用いる。

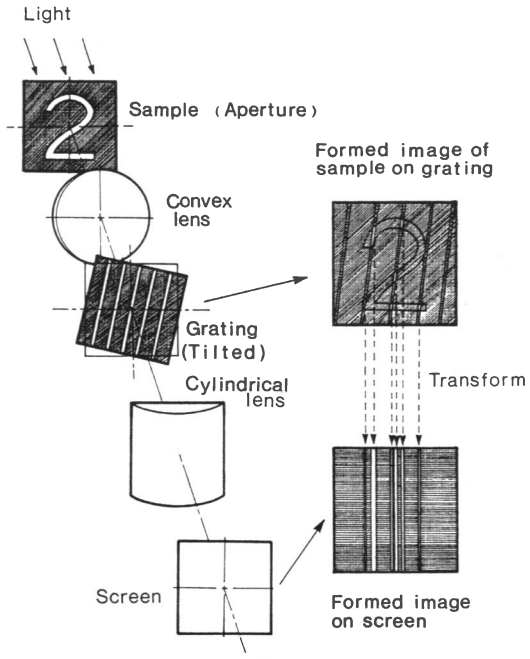


図１　２次元画像の１次元画像への光学変換法

２・３　画像間の一致度の光学演算法

画像形状の境界位置と基準画像における境界位置との一致度は、それぞれの画像形状の境界位置の特徴を表すメンバーシップ関数のファジィ演算結果で表す。　今、N個の基準画像のうちのｉ番目の画像とM個の被検査画像のうちのｊ番目の画像のそれぞれの境界位置のメンバーシップ関数を$\mu_{Si}(x)$、$\mu_{Tj}(x)$とすると、両画像間の一致度S_{ij}は次式で得られる[6]。

$$S_{ij}=\frac{\int MIN\{\mu_{Si}(x),\ \mu_{Tj}(x)\}\,dx}{\int MIN\{(1-\mu_{Si}(x)),\ \mu_{Tj}(x)\}\,dx} \quad (1)$$

光学法では、画像形状の境界位置の特徴は光強度分布である１次元パルス幅変調画像で表されるから、式（１）の分母分子のそれぞれの演算結果は光の積演算に基づいて得られる。　すなわち、基準画像形状に関するメンバーシップ関数をその光強度分布像の撮影フィルムで表し、そのフィルム上に被検査画像形状に関するメンバーシップ関数（被検査画像は２値画像であるから、Lohmannらの方法ではそのメンバーシップ関数は明暗２値の分布関数で表される）である１次元パルス幅変調後の光強度分布像を投影することにより、その透過光から両者の積演算結果である$MIN\{\mu_{Si}(x),\ \mu_{Tj}(x)\}$と$MIN\{(1-\mu_{Si}(x)),\ \mu_{Tj}(x)\}$に等価な光量分布が得られる。このとき、基準画像に関するメンバーシップ関数については、その１次元光強度分布画像の結像位置を少し前にずらし撮影したややなだらかな光強度分布を持つフィルムでメンバーシップ関数を表し、被検査画像の大きさ、位置、傾きの変化に対しても類別できるようにした。使用したメンバーシップ関数（$1-\mu_{Si}(x)$）を表すメンバーシップ関数は、$\mu_{Si}(x)$を表すフィルムの陰画になるように反転させて印画し作成している。

図２は、このような演算に基づいて画像間の一致度S_{ij}を計算する光学装置である。

装置は、被検査画像形状の部分を透明にした開口を背後より拡散光で照明し、透過した光を凸レンズで空間格子上に結像し、その後ハーフミラーで透過光を２分し、それぞれシリンドリカルレンズでフィルタ上に結像するようにしている。　フィルタは、さきに述べたように、基準となる画像について図２の装置を用いて撮影したメンバーシップ関数を表す光強度分布フィルムで作成している。　このフィルムは１次元の情報であるからメンバーシップ関数の変数軸ｘに沿って細い帯状に切断して使用することが可能である。　したがって、フィルタは数種類の画像について類別ができるように、各画像について作成したメンバーシップ関数のフィルムを図２に示すように帯状に並列させて構成している。

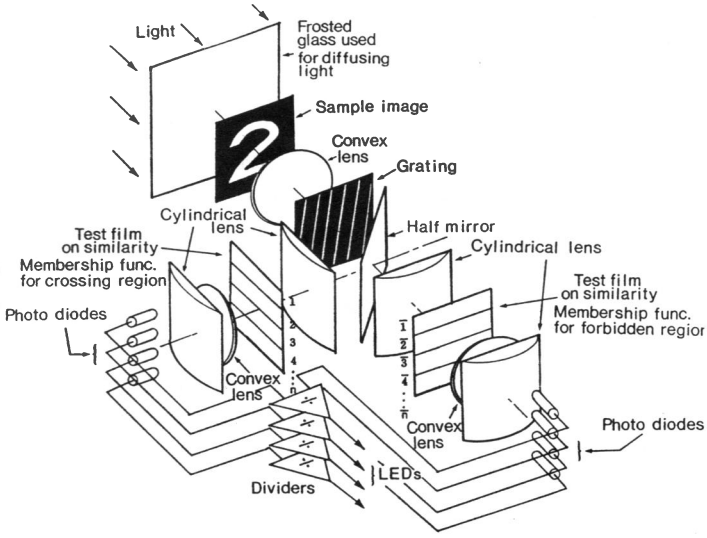


図２　基準画像と被検査画像間の一致度を計算する光学法

被検査画像により得られた１次元光強度分布像がフィルタのそれぞれの基準画像のメンバーシップ関数フィルムを透過して得られる光演算結果の透過光強度のｘ軸方向の総和は、それぞれ式（１）の分母と分子の計算結果に対応する光量を表す。

式（１）の計算は、計算結果の後続処理を考察するとき、本光学系と後続の電気信号処理のインターフェースを担うものとして考えることができる。　したがって、各フィルムの透過光をレンズでフォトダイオードに集光し積分計算した後に、電子回路により構成した割り算器で分母に相当する光電流で分子に相当する光電流を割ることによって画像間の一致度を得る。　被検査画像の類別は、このような演算を行う電子回路の出力電圧の高さ

により行う。　さらに、演算出力は発光ダイオードによってその出力電圧を発光強度で表示し、画像の一致を目視できるようにしている。

3.　数字文字形状の類別実験

3・1　基準として用いた数字文字形状間の類別

図3は、”1””2””3”の数字文字形状を対象にして、それらの類別を実験し本方法を検証した装置である。　また、図4に、本実験で使用した文字形状の開口と空間格子を示す。

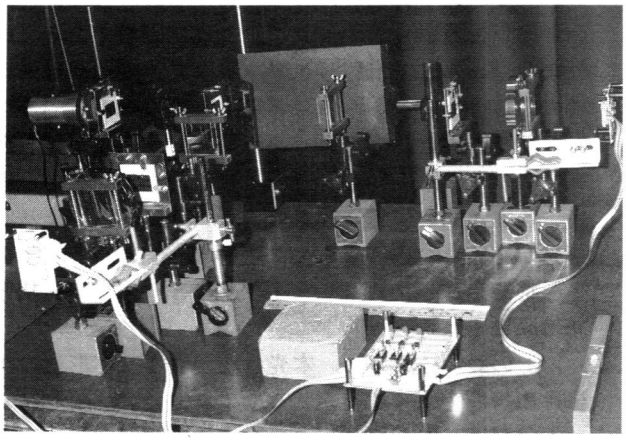


図3　数字文字形状の類別実験装置

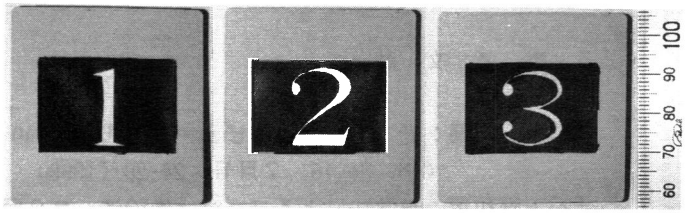
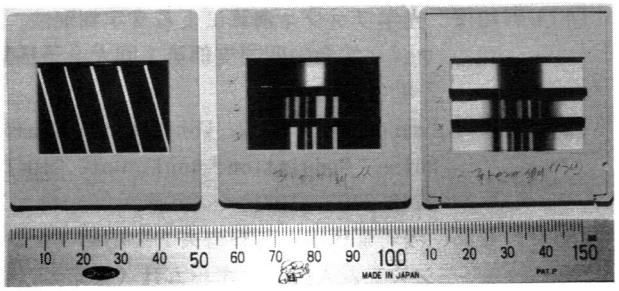


図4　数字文字形状の開口

図5は空間格子とそれにより1次元パルス幅変調して得た数字文字形状の境界位置の特徴のメンバーシップ関数を表すフィルタである。



空間格子　　$\mu_{Si}(x)$　　$(1-\mu_{Si}(x))$ フィルタ

図5　空間格子と数字文字形状の特徴のメンバーシップ関数を表すフィルタ

図6に基準として用いた数字文字”1””2””3”をそのまま被検査画像として類別実験したときの　$\mu_{Si}(x)$と　$(1-\mu_{Si}(x))$のフィルタ透過光の強度分布写真を示す。

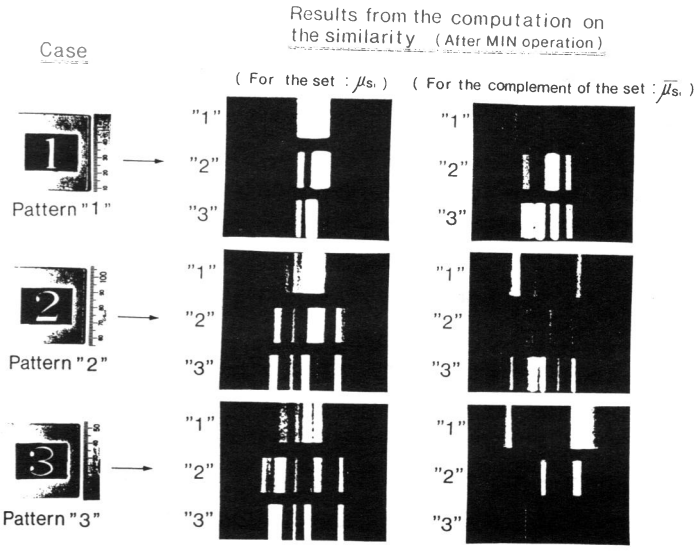


図6　数字文字”1””2””3”の類別実験結果　$\mu_{Si}(x)$と$(1-\mu_{Si}(x))$のフィルタ透過光強度分布写真

図6の結果は、同一文字形状については、それぞれの文字形状に対する式（1）の分母に対応する光強度分布は弱く、分子に対応する光強度分布は強くなることを明確に示している。

これらの各光強度分布は、それぞれの基準文字形状に対応するフィルタ毎に配置したフォトダイオードに集光され、式（1）に基づいてその演算結果である商を電子回路により求めた。　表1は、このようにして得た実験結果である。

表1　文字形状”1””2””3”を対象として光学法により画像間の一致度S_{ij}を測定した結果

一致度計算 / 被検査文字	文字形状の一致度S_{ij} 各基準文字に対する被検査文字との一致度計算を行う電子回路の出力［V］		
	文字”1”	文字”2”	文字”3”
”1”	5.70	0.88	0.63
”2”	0.11	7.70	0.43
”3”	0.01	0.68	7.01

表１に示す測定結果は、同一形状の画像に対しては、式（１）による推算どおり、演算回路からの出力がその回路構成によって決まる最大電圧８［Ｖ］に近い値が得られることを示している。　すなわち、同一形状の画像においては、式（１）の分母に対応する光強度が非常に弱くなり、また分子に対応する光強度が強くなるために、式（１）に基づく割り算結果は大きな値になる。

演算回路の出力は、一致度を視覚で判別できるように、発光ダイオードを用いて計算結果の大きさを発光強度で表示している。　発光ダイオードの表示からは、同一形状の電子回路の出力のみ発光が観測でき、目視により明確に類別可能であることが確かめられた。

３・２　手書き数字文字形状の類別

本光学装置によって、手書き文字を類別した。

実験は、数字文字”２”について、それが他の数字文字”１”“３”と区別でき、”２”と類似したグループに属すと判断できることを検証した。

図７に実験に用いた手書き文字の開口を示す。

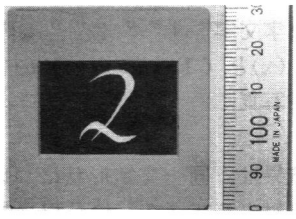


図７　手書き文字形状を表す開口

図８に手書き文字の境界位置の特徴を表す光強度分布とフィルタとの MIN演算結果であるフィルタからの透過光強度分布を示す。

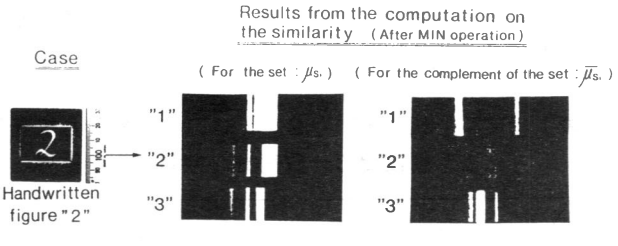


図８　手書き文字”２”に対する一致度演算結果

図８に示すフィルタを透過した光の強度分布は、図６で示した類別の結果と同様に、式（１）の分母に対応するフィルタの透過光強度分布が”２”の形状に対するフィルタについて光強度が弱く、また分子に対応するフィルタにおいて”２”の形状に対するフィルタの透過光強度が強まっている。　また、電子回路からの式（１）の計算結果は、被検査文字形状が基準画像である”２”に酷似しているとの判断を示すように、文字形状”１”に対して 0.33［Ｖ］、文字形状”２”に対して6.10［Ｖ］文字形状”３”に対して　0.01［Ｖ］であった。　これらの類別結果は、手書き文字”２”が基準とした文字”２”と酷似していると判定できたことを明示しており、本方法は手書き文字形状の類別に適用可能であることが確かめられた。

４．　結　言

ファジィ演算を行う光学法を用いて画像形状の類別を可能にする方法を提案した。　本方法は、レンズと空間格子からなる光学系で２次元画像を１次元光強度分布に変換し、それにより形状の境界位置の特徴を表すメンバーシップ関数を表現した。　画像間の一致度は、基準画像形状の特徴を表すメンバーシップ関数である光強度分布をフィルムに撮影したフィルタに、被検査画像による光強度分布を投射することにより得られる透過光像を MIN 演算結果として用い、それを基に計算した。　数字文字”１”“２”“３”を対象にした画像間の類別の結果、各画像間の一致度計算値から明確に類別できることが確かめられた。　さらに、手書き数字文字”２”の文字形状を類別した結果、”１”と”３”の文字形状と明確に区別できた。

以上の実験結果から、本光学法が数字文字形状の類別に適用可能であることが明らかになった。

本研究は、技術組合国際ファジィ工学研究所（ＬＩＦＥ）からの1990年度助成により実施した。　ここに厚く謝意を表す。

５．参　考　文　献

[1]玉野和保：光ファジィコンピュータの開発、CAD & CIM、No.16、７月号、24-26（1990）

[2]玉野和保：光学法によるファジィ推論法、第６回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、SA5-4（1990）

[3]Kazuho Tamano：Optical Fuzzy Inference System. J. of Japan Soc. for Fuzzy Theory and System, 3 (2)(1991)（to be published）

[4]玉野和保：光学ファジィ演算による文字判別法、ファジィ学会中四国支部第１回大会予稿集、7-8（1990）

[5] A. W. Lohmann and H. W. Werlich : Spatial Pulse Modulation, Appl. Opt., 10(12) 2743-2753（1971）

[6]寺野寿郎、浅居喜代治、菅野道夫：”応用ファジィシステム入門”、オーム社（東京）、124-130（1989）

F5－3（R7）

ファジィ関係を用いた手書き英文字の認識

Handwritten English Characters Recognition using Fuzzy Relations

中田 浩史　　佐野　学　　田中 一男
Hirofumi NAKATA　　Manabu SANO　　Kazuo TANAKA

㈱シャープ　　金沢大学
Sharp Co. Ltd　　Kanazawa University

Abstract : We propose a simple and quick algorithm using fuzzy relations for pattern recognition of handwritten English characters. Input patterns are subdivided into several subpatterns. Fuzzy relations to these subpatterns are constructed from their features. From composition between the fuzzy relation of input pattern and the one of dictionary pattern, recognition classes (characters) are determined. Finally, an input pattern is identified as a maximum grade of recognition class. After recognition , we learn dictionary patterns by using the input pattern.

1．はじめに

文字認識の手法の一つとして文字の構造的特徴を利用し、認識を行う構造解析的手法[1]がある。この基本的な考え方は文字パターンがいくつかの簡単な部分パターンの集合体であるとの観点に立ち、まず部分パターンに分解し、それら部分パターン間の関係を構文解析することにより認識をおこなうものである。従来、この構文解析には言語理論やオートマトン理論を用い、これにより認識を行っていた。これには次のような問題点があった。(1) 変形を伴った手書き文字や細線化によるゆがみを含む文字データでは、単純な文法ではうまく識別できず、複雑な文法で対処しなければならない。(2) 解析対象が変わるとアルゴリズムの見直しや大幅な修正が必要である。これらの問題点を解消し、任意の解析対象について容易に認識が可能な手法の開発が望まれていた。

このような背景の中で、本論文では文字パターンをいくつかの部分パターンに分解し、その構造および結合関係をファジィ関係で表わすことにより、多様な解析対象について容易に認識を行うことのできる手法を提案する。まず、部分パターンの特徴からこのファジィ関係の要素が決定される。入力文字パターンのファジィ関係と辞書パターンのファジィ関係を合成することにより認識が行われる。認識の後、入力パターンのファジィ関係により辞書パターンのファジィ関係の学習が行われる。

2．認識システム

図1に本認識システムの手順を示す。人間は文字というパターンをいくつかの部分パターンの組み合わせとしてとらえ、認識を行っていると考えられる。まず、手書き英大文字をイメージスキャナにより2値化パターンに変換し、コンピュータに取り込む。（コンピュータに取り込まれた手書き文字のことを入力パターンと呼ぶ）この入力パターンに正規化、細線化、平滑化といった細線化処理[2]を施し、入力パターンを線図形に変換する。線図形化された入力パターンの特徴点（端点、分岐点、交点）をもとに、入力パターンをいくつかの簡単な部分パターンに分解する。[3] 本システムでは、この分解された、いくつかの部分パターンをもとに入力パターンの認識が行われる。

次いで、部分パターンの特徴抽出が行われる。部分パターンの特徴としては、“基本要素への類似度”、“位置”、“方向”、“部分パターンの数”を採用する。ここで基本要素とは、あらかじめ決められている認識対象文字パターンの構成要素のことで、本論文では基本要素を｛直線、曲線、円｝の3種類とする。そして分解された部分パターンがこの3種類のいずれであるか識別する。しかし、手書き文字の場合、部分パターンが上記の基本要素に完全に合致することはまずないから、基本要素の類似度を特徴の一つとしている。次に、これらの特徴をそれぞれに対応するメンバーシップ関数によりグレードで表わす。これらから順次ファジィ関係の要素が決定され、部分パターンの構造上の特徴を定量的に表すファジィ関係が作成される。

また、入力パターンのファジィ関係の他に後で詳しく述べる辞書用ファジィ関係がある。入力パターンの認識はこれら2つのファジィ関係の合成演算により行われる。合成演算の結果、部分パターンごとの認識クラスに対応するグレードが求められる。さらに、これらグレードのmin演算を行うと入力パターンの認識クラスに対応する

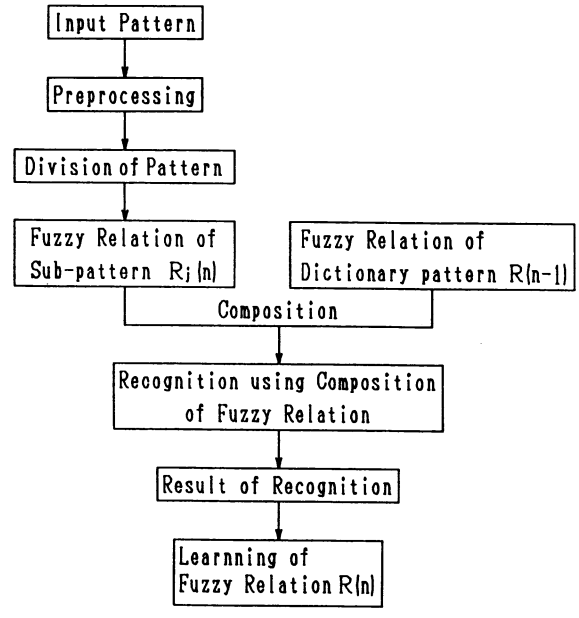


図1　　認識システム

グレードが得られ、この max値をとるクラスを認識結果とする。認識終了後、部分パターンのファジィ関係と辞書用ファジィ関係を用いて辞書用ファジィ関係の学習を行う。

3．部分パターンのファジィ関係

入力パターンは構造的特徴を基にして、いくつかの部分パターンに分解される。上述のように本研究では部分パターンの構造的特徴として、“基本要素の類似度”、“位置”、“方向”、“部分パターンの数”を用いている。

分解された部分パターンが基本要素｛直線、曲線、円｝のどれに類似しているかをグレードで表わす。類似度を求めるために部分パターンの全画素点の曲率、チェインコード、両端点間距離を求める。この３つの特徴量により、部分パターンが「直線」であるか、「曲線」であるか、「円」であるかを判断する。ここでいう曲率[4]とは、ディジタル曲線上のディジタル曲率のことである。そして全画素点について曲率を求め、部分パターンの平均曲率を算出する。またチェインコード[5]とは、８方向で表わした方向単位のことで、線図形をコンパクトに表現する方法である。チェインコードの累積や変化を調べることにより、部分パターン全体の線の方向性や曲がり具合が求められる。部分パターンは画素点列であるため、チェインコードにより部分パターンをコードで表現することができる。そして類似度には全コードのうち、最も数の多いコードの全コード数に対する比を用いる。また類似度には、部分パターンの長さに対する両端点間距離の比をも用いる。

実際に、これら３つの特徴量から基本要素への類似度を求めるためには、まず特徴量をそれぞれのメンバーシップ関数に対応させる。このメンバーシップ関数を図２に示す。

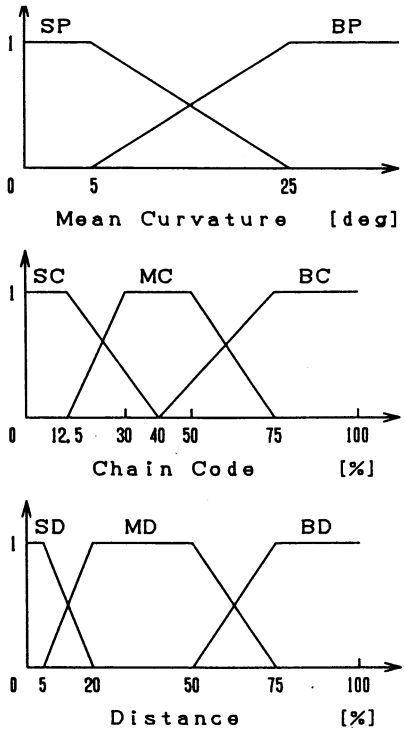


図２　基本要素への類似度に関するメンバーシップ関数

結局、８つのメンバーシップ値 $\mu_{SP}(x)$、$\mu_{BP}(x)$、$\mu_{SC}(x)$、$\mu_{MC}(x)$、$\mu_{SC}(x)$、$\mu_{SD}(x)$、$\mu_{MD}(x)$、$\mu_{SD}(x)$ が得られる。このメンバーシップ値から基本要素への類似度は以下のように求められる。

直線への類似度：$SL = \mu_{SP}(x) \times \mu_{SC}(x) \times \mu_{SD}(x)$

曲線への類似度：$CL = \mu_{BP}(x) \times \mu_{MC}(x) \times \mu_{MD}(x)$

円への類似度　：$CR = \mu_{BP}(x) \times \mu_{SC}(x) \times \mu_{SD}(x)$

ただし、$x \in [0,1]$である。

また、メンバーシップ関数のラベルは、

SP：平均曲率 が Small
BP：平均曲率 が Big
SC：主方向コードの割合 が Small
MC：主方向コードの割合 が Medium
BC：主方向コードの割合 が Big
SD：両端点間距離の割合 が Small
MD：両端点間距離の割合 が Medium
BD：両端点間距離の割合 が Big

を意味している。最後に得られた３つの類似度のうち、最大のものにより他の２つを正規化している。

位置は正規化枠内における部分パターンの中点座標により代表させている。ここで言う中点とは、部分パターンのリスト上の中点を意味する。図３に示すような位置のメンバーシップ関数により、水平方向と垂直方向の位置をそれぞれ３つのグレードで表わす。ここでも３つのグレードのうち、最大のものにより他の２つを正規化している。

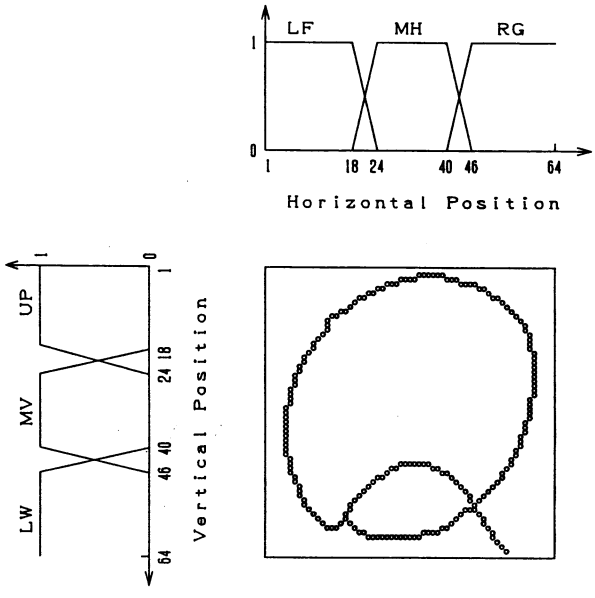


図３　位置のメンバーシップ関数

方向としては図４に示す８方向を定義している。部分パターンの方向を求める時、まず部分パターンのリスト上の代表点を求める。代表点は始点から５点おきの点とする。そして隣接する２点の代表点を結ぶベクトルとｘ軸のなす角を求め、８方向に照らし合わせ、それぞれの方向のグレードとする。これをすべての代表点について行い、平均をとる。さらに８つのグレードのうち最大のものを1.0 とし、それをもとに他の７つのグレードを正規化し、最終的な８方向のグレードとする。

部分パターンの数は入力パターンから分解された部分

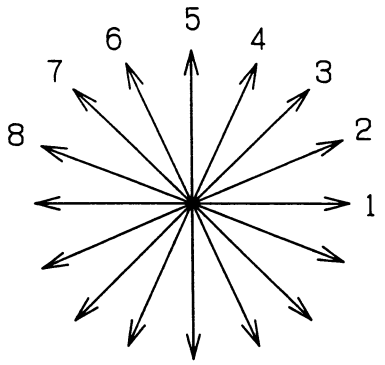


図4　方向の定義

パターン数とし、最大数を5とする。そして部分パターンの数として＜1＞～＜5＞を用意し、分解し得られた部分パターン数をそれに対応させる。例えば部分パターン数が2ならば＜2＞のグレードを1.0 とし、その他のグレードを0.0 とする。

部分パターンの構造的特徴を抽出した後、この特徴を行列の要素とする部分パターンのファジィ関係を構成する。この部分パターンのファジィ関係は構造的特徴空間のあいまいな関係を示している。本システムで用いるファジィ関係[6]は以下の要素から構成される。A_1～A_5、Bはファジィ集合である。

A_1＝ {SL, CL, CR}　：基本要素の類似度に関する集合
A_2＝ {LF, MH, RG}　：水平方向の位置に関する集合
A_3＝ {UP, MV, LW}　：垂直方向の位置に関する集合
A_4＝ {D1, …, D8}　：方向に関する集合
A_5＝ {S1, …, S5}　：部分パターンの数に関する集合
B＝ {A, …, Z}　：認識クラス（英大文字）に関する集合

ただし、

SL, CL, CR　：基本要素の類似度のグレード
LF, MH, RG　：水平方向の位置のグレード
UP, MV, LW　：垂直方向の位置のグレード
D1, …, D8　：方向のグレード
S1, …, S5　：部分パターンの数のグレード
A, …, Z　：認識クラス（英大文字）のグレード

ここで認識クラスとは、入力文字パターンが属するカテゴリを指す。このとき、ファジィ関係は次のような式で表わされる。

$$\mu_R(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, y) = \mu_{A1}(x_1) * \mu_{A2}(x_2) * \mu_{A3}(x_3) * \mu_{A4}(x_4) * \mu_{A5}(x_5) * \mu_B(y) \quad (1)$$

ただし、

$x_1 \subset A_1$, $x_2 \subset A_2$, $x_3 \subset A_3$, $x_4 \subset A_4$, $x_5 \subset A_5$, $y \subset B$ である。＊は T-norm 演算を表わし、本システムでは代数積を用いている。

本システムでは、以下に示す2つのファジィ関係を定義している。それは入力パターンの部分パターンから構成したファジィ関係と辞書パターンから構成したファジィ関係である。

部分パターンのファジィ関係$R_j(n)$

入力パターンの部分パターンから構成したファジィ関係$R_j(n)$には、英大文字パターンがどのカテゴリに属するかという情報は含まれていない。このため部分パターンのファジィ関係$R_j(n)$は 式(1)のyを除いた$\mu_R(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$という5次元のマトリクスとして表される。

辞書パターンのファジィ関係R(n-1)

本認識システムにおける辞書パターンとは、過去に入力された手書き英大文字パターンのことである。従来の文字認識の手法では、認識を行うにあたってあらかじめ教師的な役割を担う文字パターンを用意しておくのが一般的である。しかし本システムでは、辞書的な文字パターンを用意せず、過去に入力した文字パターンのファジィ関係にその文字パターンがどのカテゴリに属するかという情報を付け加えて、辞書用ファジィ関係R(n-1) を構成している。これは 式(1)に対応する6次元のマトリクスとして表される。

この辞書用ファジィ関係を用いて入力パターンを認識するためには、辞書用ファジィ関係R(n-1)を学習しなければならない。本システムでは、簡単な学習アルゴリズムを用いて、辞書用ファジィ関係を学習し、またその学習過程について調べた。これについては次節で詳しく述べる。

4．認識アルゴリズム

入力パターンの認識は以下の認識アルゴリズムにより行われる。このアルゴリズムの特徴は認識と学習がほぼ同時に行われることである。

① 辞書用ファジィ関係の初期設定：

辞書用ファジィ関係の初期値をR(0) とすると、R(0) は以下の式で表わされる。

$$\mu_{R(0)}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, y) = 0 \quad (2)$$

② 入力パターンを構成する部分パターンのファジィ関係の構成：

部分パターンのファジィ関係$R_j(n)$は

$$\{ R_j(n) : j=1, \cdots, m \} \quad (3)$$

となる。ただし、mは入力パターンを構成する部分パターンの数である。

③ 部分パターンのファジィ関係と辞書用ファジィ関係の合成演算：

認識過程では、まず部分パターンのファジィ関係$R_j(n)$と辞書用ファジィ関係R(n-1) との合成演算を行う。これにより、その部分パターンの認識クラス（A～Z）に関するグレード（ファジィ集合）B_jが得られる。

$$B_j = R_j(n) \circ R(n-1) \quad (4)$$

記号 ∘ は max-product合成を表わす。

④ 正規化係数の計算：

辞書用ファジィ関係を学習する際、必要な正規化係数$a_j(n)$を計算する。それは以下の式で表わされる。

$$R_j'(n) = R_j(n) + R(n-1) \quad (5)$$

$$a_j(n) = \max \mu_{Rj'(n)}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, y) \quad (6)$$

$R_j'(n)$ は部分パターンのファジィ関係$R_j(n)$と辞書用ファジィ関係R(n-1) を加え合わせて作成したファジィ関係のことで、このファジィ関係のすべての要素のうちの max値がその部分パターンに関する正規化係数$a_j(n)$となる。

⑤ 認識クラス（カテゴリ）の決定：

式(5) で求められた部分パターンのファジィ集合B_jをすべての部分パターンについて計算した後、それらについて min演算を行う。その結果、入力パターンの認識クラス（カテゴリ）に関するファジィ集合Bが得られる。

$$\mu_B(y) = \min_j \mu_{Bj}(y) \quad (7)$$

このファジィ集合の max値をとる認識クラス（カテゴリ）

を入力パターンの認識結果とする。

⑥　辞書用ファジィ関係の学習：

入力パターンを認識した後、式(5)で得られた入力パターンのすべての部分パターンのファジィ関係$R_j'(n)$を用いて、辞書用ファジィ関係$R(n-1)$を学習する。新しい辞書用ファジィ関係$R(n)$は以下の式で与えられる。

$$R(n) = \sum_{j=1}^{m} \left(R_j'(n) / a_j(n) \right) \qquad (8)$$

さらに別の入力パターンを用いて認識、学習を行う場合は、n=n+1 として手順②～⑥を繰り返せばよい。

3．手書き英字認識実験

本認識システムの有効性を確かめるために、次のような手書き英字認識実験を行った。まず、用意した紙の32mm×32mmの正方形枠の中に、通常書く手書き英大文字（A～Z：1セット）を5人の筆記者に書いてもらい、50セットを手書き英文字データとして認識実験に用いた。このデータは正しく部分パターンに分解されたデータで、全てを認識用と学習用に用いた。

認識実験では、学習回数ごとの認識率の変化と認識クラス（A～Z）ごとの認識率について調べた。図5に学習回数ごとの認識率の変化を、また図6に認識クラスごとの認識率を示す。図5の認識率は学習1回において、手書き英大文字A～Z（26文字）のうち正答した文字の割合（正答数／26字）を表わす。また図6の認識率は認識クラス別に全学習回数（学習1回目は除く）において正答した文字の割合（正答数／50回）を表わしている。

図5から学習回数と認識率について次のことが言える。学習開始後、数回で84.6～96.1%という高い認識率が得られた。また50回の学習のうち前半部（2～30回）では、認識率の変動が見られ、後半部（31～50回）ではその変動幅は縮小している。そして後半部での平均認識率は95.0%であった。また、図6からクラス（A～Z）別の認識率について次のことが言える。全クラスの平均認識率は94.0%であったが、クラスB、K、M、W、X、Y、Zでは90%以下であった。

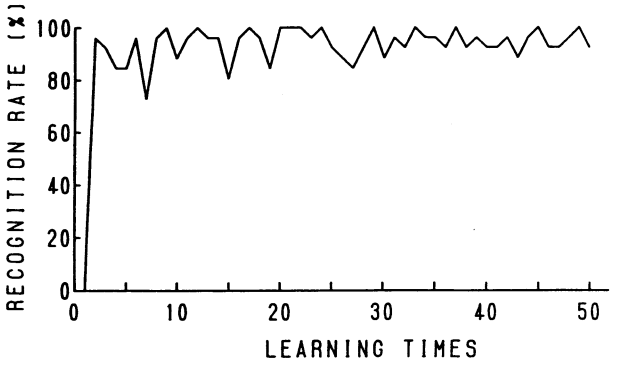


図5　学習回数ごとの認識率

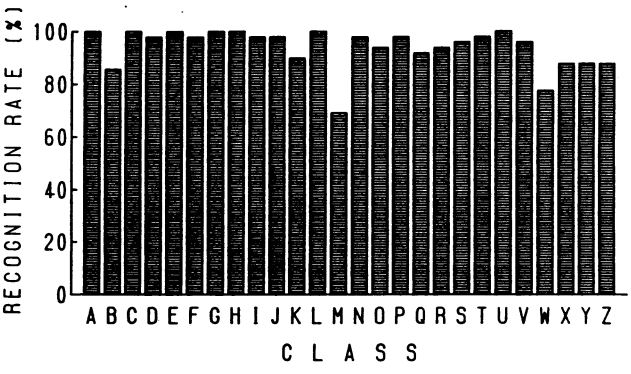


図6　認識クラスごとの認識率

学習を数回行っただけで高い認識率が得られるのは、入力パターンがすでに学習されていればそのパターンのクラスに反応するためである。逆に過去に学習されていないパターンが入力された場合は、全くそのクラスに反応しない。認識率が前回より低下するのは、後者の理由が当てはまる。すなわち、認識率が低下した回は1セット中に未学習のパターンが多く含まれていたためと考えられる。そして学習を繰り返していくと未学習パターンの数が減少し、認識率の変動幅が小さくなり、最終的には一定値に収束するものと思われる。以上より、本アルゴリズムで効率よく学習していくためには、学習の初期段階で全てのパターンを学習すればよい。

4．むすび

本論文では、文字パターンをいくつかの部分に分解し、それらの持つ構造的特徴間の関係をファジィ関係で表わすことにより認識する手法について述べた。そして実際に手書き英大文字を用いて認識実験を行い、その有効性を確かめた。本認識システムは、部分パターンの特徴データをファジィ関係に代入することのみで容易に認識が行える。このことから、システム自体を非常に簡単な形に構成することができる。また、少ない学習回数で高い認識率が得られることなど、ニューラルネットワークによる手法などと比べて、学習面での効率の良さという点に特色を有している。

参考文献

[1] 長尾，松山：構造的パターン認識［Ⅰ］；計測と制御，Vol.20，No.4，pp.33～42(1981)

[2] C.J.Hilditch：Linear Skeltons from Square Cupboads；in Machine Intelligence Ⅳ，B.Meltzer and D.Michie，Eds.，University Press，Edinburgh，pp.403～420(1969)

[3] 長谷川ら共著：画像処理の基本技法；技術評論社，pp.67(1986)

[4] A.Rosenfeld and E.Johnson：Angle Detection on Digital Curveds；IEEE Trans. Election. Comput.，C-22，pp.875～878(1973)

[5] H.Freeman：On the Encoding of Arbitrary Geometric Configurations：IEEE Trans. Election. Comput.，EC-10，pp.260～268(1961)

[6] W.Pedrycz：An Identification Algorithm in Fuzzy Relational System；Fuzzy Sets and Systems，Vol.13，pp.153～167(1984)

問い合わせ先
〒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
佐野　学
TEL.0762-61-2101 EXT.263
FAX.0762-63-3849

第７回 ファジィ システム シンポジウム講演論文集

１９９１年６月12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
シイベルヘグナールビル３階
国際ファジィ工学研究所内
電話 045－212－8253

編集　第７回ファジィシステムシンポジウム実行委員会