Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

日本ファジィ学会誌 Vol.12, No.1, pp.114-126(2000)

論 文

特殊化の度合の異なるファジィルールにおける暗黙の階層構造を用いた多入力システムの言語的モデリング†

石渕 久生* 中島 智晴*

ファジィルールを用いて多数の入力変数を持つ非線形システムをモデル化する場合，入力変数の数の増加と共にルール数が爆発的に増加するという問題が生じる．個々のファジィルールの持つ明確な言語的意味を失うことなくルール数の爆発的増加を抑えるためには，条件部に少数の言語的条件を持つ一般的なファジィルールを用いる必要がある．このような一般的なファジィルールは，条件部に多数の“*don't care*”を含むので，多次元入力空間の広い範囲を覆うことができる．そのため，少数のファジィルールで多次元入力空間全体を覆うことができる．しかし，一般的なファジィルールだけでは，モデリングの対象となる非線形システムの複雑な形状を表現することができない場合もあるので，条件部に多数の言語的条件を持つ特殊なファジィルールも必要となる．このような特殊なファジィルールは，入力空間の狭い領域内での非線形システムの局所的な形状を表現することになる．したがって，多次元非線形システムに対する我々のファジィモデルは，特殊化の度合の異なるファジィルールから構成されることになる．本研究では，まず，特殊化の度合の異なるファジィルールを用いたファジィ推論について議論する．次に，特殊化の程度が高いファジィルールほど優先的にファジィ推論に用いられるという暗黙の階層性を実現するためのファジィ推論法を提案する．さらに，いくつかの例題を用いて，我々の直感的な理解と一致した推論結果が提案したファジィ推論法により得られることを示す．最後に，提案したファジィ推論法と遺伝的アルゴリズムを用いた数値実験により，数値データから少数のファジィルールが獲得されることを示す．

キーワード：ファジィモデリング，ファジィ推論，ルール生成，言語的解釈，言語的モデリング，遺伝的アルゴリズム

1．はじめに

ファジィルールに基づくファジィモデルは，ニューラルネットワークと同様に，非常に高い関数近似能力を持つことが知られている[1-4]．ニューラルネットワークのようなブラックボックス型モデルと比較した場合でのファジィモデルの利点は，利用者にわかりやすい形式でモデル化の対象となる非線形システムの入出力関係が記述されることである．すなわち，非線形システムの入出力関係が，言語的に解釈可能なファジィルールの集合として利用者に提示される．これは，ファジィモデルを構成する個々のファジィルールが，各入出力変数に対して定義されている言語値の間の関係を示しているからである．一般に，n 入力システムを近似する場合でのファジィルールは，次のように書くことができる．

$$R_j: \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \ldots \text{ and } x_n \text{ is } A_{jn} \text{ then } y \text{ is } B_j,\ j=1,2,\ldots,N \quad (1)$$

ここで，j はルールを表す添字，$\mathbf{x}=(x_1,\ldots,x_n)$ は n 次元入力ベクトル，A_{ji} は i 番目の入力変数 x_i に対して与えられている言語値(条件部ファジィ集合)，y は出力変数，B_j は出力変数 y に対して与えられている言語値(結論部ファジィ集合)，N はファジィモデルを構成するファジィルールの総数である．式(1)のファジィルールは，条件部の言語値で指定されるファジィ領域 $(A_{j1},\ldots,A_{jn})$ では出力値が B_j であることを表している．このような局所的な知識表現は，ニューラルネットワークにおける分散表現[5]と対称的である．

人間が理解しやすい形式で知識表現が可能なファジィモデルは，大規模な数値データから知識獲得を行なうデータマイニング[6]の分野でも有望な手法となりうると思われる．データマイニングでは，知識獲得の目的は，未知の入力に対する対象システムの挙動を予測すること(prediction)と人間が理解しやすい形式で知識を提示すること(description)に分けられ，知識の理解しやすさという点が重視される傾向にある[6]．人間が理解しやすい形式での知識獲得という観点からは，言語的な解釈が可能であるファジィルールで非線形シ

† Linguistic Modeling of Multi-Input Systems Using Implicit Hierarchies of Fuzzy If-Then Rules with Different Specificity Levels

Hisao ISHIBUCHI and Tomoharu NAKASHIMA

* 大阪府立大学 工学部経営工学科

Department of Industrial Engineering, College of Engineering, Osaka Prefecture University

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

ステムの入出力関係が記述されるファジィモデルは優れたモデリング手法である．近年，ニューラルネットワークに関しても，入出力関係の分かりやすさという点が重視されるようになってきており，ネットワーク構造を簡単にするための構造学習[7-8]や学習後のニューラルネットワークからの知識獲得[9-13]，言語的なルールを用いた学習[14]などが議論されている．

多数の入力変数を含む非線形システムのモデリングにファジィモデルを用いる場合での最大の問題点は，入力変数の増加に対してルール数が指数関数的に増加することである．式(1)のファジィルールにおいて，i番目の入力変数に対して与えられている言語値の数を$L_i(i=1,2,\ldots,n)$，出力変数に対する言語値の数をL_oとすると，可能なファジィルールの総数は，$L_1\times\ldots\times L_N\times L_o$となる．条件部言語値の組合せ$(A_{j1},\ldots,A_{jn})$に対応した結論部$B_j$を何らかのルール生成手法(例えば，Wang & Mendel [15])で決定するとしても，ファジィルールの総数は$L_1\times\ldots\times L_n$個となる．ファジィ制御が適用されることの多い2入力システムのモデル化では，総ルール数は$5\times5=25$個程度である．この場合では，全てのファジィルールをルールテーブルとして書くことができ，人間にとって分かりやすいファジィモデルが得られる．しかし，多次元問題への適用では，入力変数の増加と共にルール数が指数関数的に増加するので，分かりやすさというファジィモデルの利点が急速に失われる．

ルール数の指数関数的な増加を防ぐための代表的な方法として，図1に示すような階層型ファジィモデル

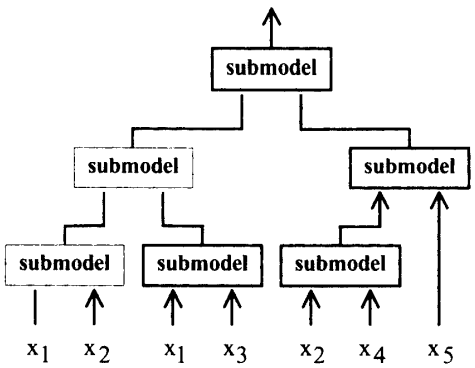


図1 階層型ファジィモデル

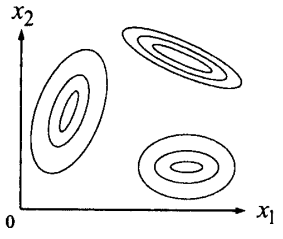


図2 多次元ファジィ集合

[16-18]や図2に示すような多次元ファジィ集合[19]が挙げられる．階層型ファジィモデルでは，個々のサブモデルへの入力変数の数が少ないため，モデル全体で用いられるファジィルールの数も少なくなる．しかし，ファジィモデルの分かりやすさという観点からは，具体的な物理的意味を持たない中間層サブモデルの入出力関係の解釈が問題となる．一方，多次元入力空間内に条件部ファジィ集合を直接定義する図2の方法では，ファジィルールの数を入力変数の数とは独立に設定することができる．また，個々のファジィルールが条件部ファジィ集合を共有しないので，メンバーシップ関数の調整が容易になり，少数のファジィルールで高精度のファジィモデルを得ることができる．しかし，ファジィモデルの分かりやすさという観点からは，多次元ファジィ集合の言語的な解釈が問題となる．

本研究では，ファジィモデルの分かりやすさを重視するという立場から，条件部言語値の組合せによりファジィルールを生成する．このとき，ファジィルールの指数関数的な増加を防ぐために，少数の言語的条件を持つ一般的なファジィルールを用いることにする．一般的なファジィルールは，式(1)におけるn個の条件部言語値$A_{j1},\ldots,A_{jn}$の多くが"*don't care*"で置き換えられたものである．2章で示すように，このようなファジィルールは多次元入力空間内の広い領域を覆うことができるので，少数のファジィルールで入力空間全体を覆うことが可能となる．しかし，一般的なファジィルールだけでは，複雑な非線形システムを十分に表現できない場合も考えられる．そこで，一般的なファジィルールと同時に少数の特殊なファジィルールを用いることにする．条件部に"*don't care*"の数が少ない特殊なファジィルールは，多次元入力空間内の狭い領域のみを覆っており，非線形システムの局所的な挙動を表現する．したがって，我々のファジィモデルは，一般的なファジィルールと特殊なファジィルールから構成されている．本研究では，まず，2章において，ファジィルールの覆う領域の広さという観点からファジィルールの数について議論する．次に，3章において，特殊化の度合の異なるファジィルールから構成されるファジィモデルにおけるファジィ推論の問題点を明らかにする．さらに，4章において，特殊なファジィルールが一般的なファジィルールよりも優先的に用いられるようなファジィ推論の方法を提案する．最後に，5章において，遺伝的アルゴリズムと提案したファジィ推論を用いた数値実験により，数値データから少数のファジィルールが獲得されることを示す．

条件部に多数の"*don't care*"を含む一般的なファジィルールは，多次元パターン識別問題に対して小型の

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

ファジィ識別器を設計するために用いられている[20-22]．また，関数近似問題や制御問題に対して，ファジィルールの明示化[23]や一般性の高い知識の獲得[24]のためにも利用されている．しかし，これらの研究では，特殊なルールは一般的なルールに優先されるという我々が通常暗黙的に用いている階層構造(デフォールト階層：default hierarchy [25])は考慮されていない．本研究で提案するファジィ推論法は，特殊化の度合の異なるファジィルールにおいて暗黙的に用いられる階層構造を表現するためのものであり，4章の数値計算例で示すように，我々の直感的な理解に一致する．なお，本研究では，個々の言語値に関するメンバーシップ関数は事前に与えられているものと仮定し，その調整は行なわない．これは，多次元問題では，ファジィルールの生成だけでも非常に難しい問題だからである[26]．また，メンバーシップ関数の調整により言語的な意味付けが失われないようにするためでもある．言語値的な意味付けとメンバーシップ関数の学習との関係に関しては，Pedrycz & Oliveira [27]を参照されたい．

2．ルールの特殊化の度合とルール数

本研究では，式(1)のファジィルールを用いて，n個の入力変数を持つ非線形システムのモデル化を行なう．提案手法の説明を分かりやすく行なうために，非線形システムの定義域をn次元超立方体$[0,1]^n$，値域を単位区間$[0,1]$とする．ファジィルールにおける条件部ファジィ集合$A_{j1},...,A_{jn}$および結論部ファジィ集合B_jとして，図3に示す5つの言語値(S：*small*，MS：*medium small*，M：*medium*，ML：*medium large*，L：*large*)を用いることにする．もちろん，図3の言語値は提案手法の説明のために選ばれた典型的な言語値であり，具体的に個々の現実問題へ適用する場合では，各入出力変数に応じた言語値が用いられることになる．

1章で既に述べたように，本研究のファジィルールでは，条件部ファジィ集合として，言語値の他に"*don't care*"を用いる．"*don't care*"の数が多いファジィルールは一般的なルールであり，"*don't care*"の数が少ないファジィルールは特殊なルールである．非線形システムの入力空間がn次元超立方体$[0,1]^n$の場合では，"*don't care*"は各入力変数の定義域$[0,1]$全体を表すファジィ集合と見なすことができる．また，"*don't care*"はファジィルールの条件部から省略することができるので，"*don't care*"を多数含む一般的なファジィルールは，入力空間が高次元の場合でも簡単で分かりやすいルールとなる．例えば，入力空間が10次元超立方体$[0,1]^{10}$の場合でも，"If x_1 is *small* and x_{10} is *large* then y is *medium*"のような簡単なファジィルールとなる．本研究では，個々のファジィルールの特殊化の度合を表す指標として，条件部に含まれる言語値の数で定義される「ファジィルールの長さ」を用いることにする．例えば，上述のファジィルールは，x_1とx_{10}に対してのみ条件部に言語値が与えられているので，長さ2である．ファジィルールの長さは，入力空間の次元数から省略されている"*don't care*"の数を引いた値と考えることができる．長いファジィルールは多数の条件を含む特殊なルールであり，短いファジィルールは一般的なルールである．

一例として，入力変数の数が10個で言語値の数が5個の場合に対して，ファジィルールの長さとルール数との関係を表1に示す．表1に示すルール数は，ファジィルールの条件部を構成する言語値の組合せの数である．例えば，長さ2のファジィルールは，二つの入力変数に対してのみ言語値が与えられるので，入力変数の選択の組合せ${}_{10}C_2=45$と言語値の選択の組合せ$5\times5=25$の積1125がファジィルールの総数となる．結論部の言語値の組合せを考えれば，表1に示す数を5倍したものが可能なファジィルールの総数となる．表1から分かるように，長さの短い一般的なファジィ

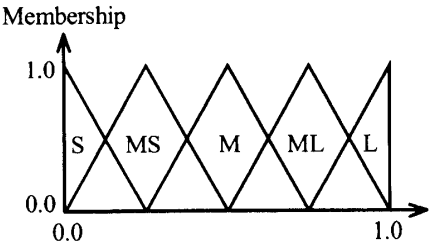


図3 数値計算例で用いる言語値

表1 ファジィルールの長さとルール数

ルールの長さ	ファジィルールの総数
0	1
1	50
2	1125
3	15000
4	131250
5	787500
6	3281250
7	9375000
8	17578125
9	19531250
10	9765625

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

ールの数は，長さの長い特殊なファジィルールの数に比べて少ないことがわかる．

ここで，表1に示すファジィルールが覆うことのできる入力空間内の領域の広さについて考えてみよう．全ての条件部ファジィ集合が“*don't care*”である長さ0のファジィルールは，入力空間全体を覆うことができる．長さ1のファジィルールは，ひとつの入力変数に対してのみ言語値で条件が与えられている．このとき，図3から分かるように，各言語値が覆うことのできる領域は以下の通りである．

small と *large*：定義域[0,1]の1/4
その他の言語値：定義域[0,1]の1/2

したがって，長さ1のファジィルールは，平均して10次元入力空間の2/5を覆うことができる．ここで，

$$\frac{2}{5}=\left(\frac{1}{4}\times 2+\frac{1}{2}\times 3\right)\div 5 \tag{2}$$

である．同様に考えると，長さ2のファジィルールが覆うことのできる領域は，平均して10次元入力空間の$(2/5)^2$となる．また，“*don't care*”を全く含まない長さ10のファジィルールは，平均して10次元入力空間の$(2/5)^{10}$を覆うことができる．個々のファジィルールが覆うことのできる領域の割合の逆数が，入力空間全体を覆うために必要なファジィルールの粗い推定値となる．例えば，“*don't care*”を含まない長さ10のファジィルールだけを用いる場合では，$(5/2)^{10}\cong 9537$となる．一方，長さ2のファジィルールを用いる場合では，$(5/2)^2=6.25$である．

以上の議論から，少数のファジィルールで入力空間全体を覆うためには，多数の“*don't care*”を含む長さの短い一般的なファジィルールが必要であることが分かる．しかし，一般的なルールだけで，非線形関数の複雑な形状を近似できるとは限らない．そのような場合では，“*don't care*”をあまり含まない特殊なファジィルールも必要となる．したがって，我々のファジィモデルは，非線形関数の全体的な形状を表す一般的なファジィルールと入力空間の狭い領域での例外的な形状を表す特殊なファジィルールから構成されることになる．次章では，特殊化の度合の異なるファジィルールから構成されるファジィモデルにおけるファジィ推論について議論する．

3．簡略化ファジィ推論

3.1 推論方法

本研究では，非線形システムの入出力関係を近似的に表現するためにファジィモデルを用いるので，ファジィ推論[28]は，n次元実数入力ベクトルに対応する出力の推定値を計算するメカニズムとなる．このようなファジィ推論の方法として，計算時間の短さや推論方法の分かりやすさという利点を持つ簡略化ファジィ推論[29]が広く使われている．特にファジィルールの学習機能を持つファジィニューロ[30]に関する研究分野では，ほとんどのファジィモデルで簡略化ファジィ推論が利用されている．簡略化ファジィ推論では，結論部に実数値を持つファジィルールが用いられる．結論部が言語値B_iである式(1)のファジィルールに適用する場合では，言語値B_iを実数値b_jで置き換えることになる．図3のような言語値を用いる場合では，三角型ファジィ集合の中心(メンバーシップ値が1となるところ)を実数値b_jとする．例えば，図3において言語値B_iが“*medium small*”である場合は，$b_j=0.25$となる．

式(1)のファジィルールから構成されるファジィモデルにn次元実数ベクトル$\mathbf{x}=(x_1,\ldots,x_n)$が入力された時，簡略化ファジィ推論では，出力値$\hat{y}$が次のように計算される．

$$\hat{y}=\frac{\sum_{j=1}^{N} b_j\cdot\mu_j(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^{N}\mu_j(\mathbf{x})} \tag{3}$$

ここで，$\mu_j(\mathbf{x})$は入力ベクトル$\mathbf{x}$のファジィルールR_jへの適合度であり，条件部ファジィ集合A_{ji}のメンバーシップ関数$\mu_{ji}(x_i)$を用いて，以下のように積演算やMin演算などで計算される．

$$\mu_j(\mathbf{x})=\mu_{j1}(x_1)\times\ldots\times\mu_{jn}(x_n) \tag{4}$$
$$\mu_j(\mathbf{x})=\mu_{j1}(x_1)\wedge\ldots\wedge\mu_{jn}(x_n) \tag{5}$$

積演算やMin演算を用いる場合では，一般性の高いファジィルールに対して適合度が大きくなり，特殊性の高いファジィルールに対して適合度が小さくなる傾向がある．これは，条件部ファジィ集合A_{ji}が“*don't care*”の場合には常に$\mu_{ji}(x_i)=1$となり，式(4)や式(5)の計算に影響を与えないからである．特に積演算を用いる場合では，“*don't care*”が少ない特殊性の高いファジィルールでは適合度が非常に小さい値となる．ファジィルールの特殊化の度合に違い(すなわち“*don't care*”の数の違い)が適合度の計算に与える影響を少なくするために，次のような幾何平均を用いる方法も提案されている[24]．

$$\mu_j(\mathbf{x})=\sqrt[n-d]{\mu_{j1}(x_1)\times\ldots\times\mu_{jn}(x_n)} \tag{6}$$

ここで，dはファジィルールR_jの条件部に含まれる“*don't care*”の数である．“*don't care*”に対しては常に$\mu_{ji}(x_i)=1$となるので，式(6)は“*don't care*”以外の条件部ファジィ集合に対するメンバーシップ値

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

の幾何平均である．

3.2 数値計算例

簡単な数値計算例を用いて簡略化ファジィ推論の説明を行なう．視覚的にファジィ推論の結果を示すために，入力空間を2次元単位平面$[0,1]^2$，出力空間を単位区間$[0,1]$とする．また，各入出力変数に対して，図3に示す5個の言語値を用いることにする．

例題1：2入力1出力システムの入出力関係を表す25個のファジィルールが図4のように与えられているとする．ただし，図4は，"If x_1 is *small* and x_2 is *large* then y is *small*" のようなファジィルールを入力空間上で表したものである．図4のファジィルールを用いて簡略化ファジィ推論を適用した結果を図5に示す．なお，適合度の計算には積演算を用いた．図5に示す結果は，図4のファジィルールから我々が直感的にイメージする入出力関係と一致している．

例題2：以下のようなファジィルールに簡略化ファジィ推論を適用した．

R_1：If x_1 is S then y is S
R_2：If x_1 is MS then y is M
R_3：If x_1 is M then y is L
R_4：If x_1 is ML then y is ML
R_5：If x_1 is L then y is M
R_6：If x_1 is L and x_2 is L then y is L

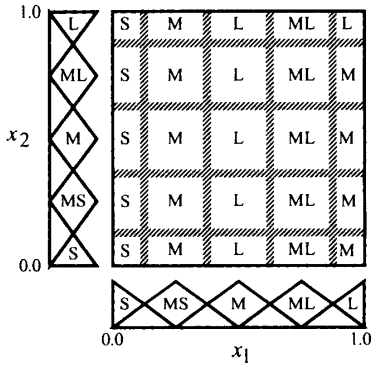


図4 与えられたファジィルール

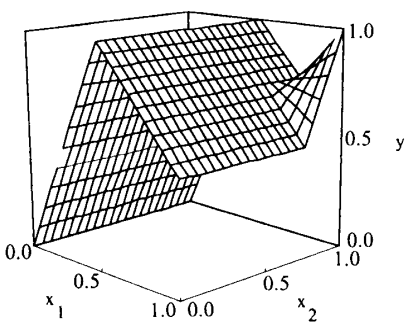


図5 例題1に対する推論結果

これらは，図4のファジィルールを簡潔に表現したものである．すなわち，ファジィルールR_1～R_5は，結論部ファジィ集合が同じルールをx_2軸方向に一般化したものである．また，x_1とx_2が共に大きい領域に対する例外的な形状を表すためにファジィルールR_6が加えられている．ファジィルールR_1～R_6において，x_1とx_2が共に大きい領域では特殊性の高いファジィルールR_6が一般性の高いファジィルールR_5よりも優先的に用いられると仮定すると，R_1～R_6は図4に示す25個のファジィルールと同じ意味を持つ．図4とR_1～R_6との比較からも分かるように，一般性の高いファジィルールを用いることにより，ファジィルールの数を減らすことができる．また，特殊性の高いファジィルールを一般的なファジィルールと同時に用いることにより，非線形システムの例外的な挙動を表現することもできる．

ファジィルールR_1～R_6に簡略化ファジィ推論を適用した結果を図6に示す．図6において，x_1とx_2が共に大きい領域に注目すると，ファジィモデルからの出力値がファジィルールR_5の結論部とR_6の結論部の中間的な値になっていることが分かる．これは，簡略化ファジィ推論を含む多くのファジィ推論では，入力ベクトルに適合するファジィルールの結論部を適合度に応じて平均することにより出力値の推定を行なっているからである．このような性質は，図4と図5で示したように，特殊化の度合が等しいファジィルールでは問題とはならない．しかし，ファジィルールR_1～R_6のように特殊化の度合が異なり，暗黙的に仮定された階層構造が存在するような場合では，人間の直感と異なる推論結果となる．

例題3：ファジィルールにおける暗黙の階層性を明確に説明するために，少し極端な場合を考えてみることにする．いま，次のようなファジィルールが与えられているとする．

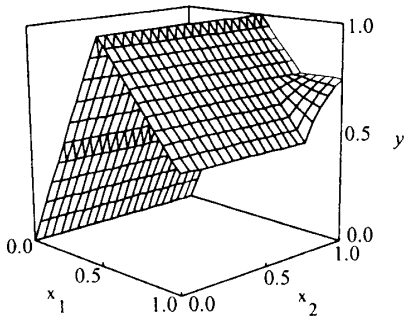


図6 例題2に対する推論結果

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

R_A : y is *small*
R_B : If x_1 is *small* then y is *medium*
R_C : If x_1 is *small* and x_2 is *small*
then y is *large*

R_Aはx_1とx_2に関する条件が共に“*don't care*”である最も一般性の高いファジィルールである．また，R_Bはx_2に関する条件が“*don't care*”であるファジィルールである．

これらのファジィルールR_A～R_Cが与えられた時，我々が直感的に非線形システムの挙動を推測することを考えてみよう．例えば，x_1とx_2が共に大きい領域では，ファジィルールR_Aだけが適合するので，出力値は小さいと推測される．問題は，x_1とx_2が共に小さい領域での出力値をどのように推測するかである．この領域では，結論部が全く異なるファジィルールR_A～R_Cが全て適合する．しかし，我々が直感的に出力値を推定する場合は，通常は条件部が最も細かく指定されているファジィルールR_Cを用いる．すなわち，次のような階層構造でファジィルールR_A～R_Cを用いる．

If x_1 is *small* and x_2 is *small*
then y is *large*
else if x_1 is *small*
then y is *medium*
else y is *small* (7)

簡略化ファジィ推論をファジィルールR_A～R_Cに適用した結果を図7に示す．図6と同様に，図7も我々の直感的な推論結果とは一致していない．例えば，式(7)において，x_1とx_2が共に小さい領域での出力は*large*となる．これは，条件部が最も細かく指定されているファジィルールR_Cが優先的に用いられるからである．しかし，図7では，ファジィルールR_A～R_Cの結論部を平均した0.5程度の値が推定値として得られている．

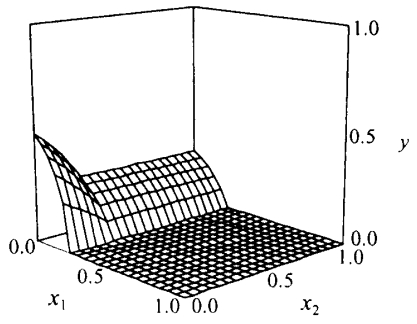


図7 例題3に対する推論結果

4．特殊化の度合を考慮したファジィ推論

4.1 提案手法

前章では，一般性の高いファジィルールと特殊性の高いファジィルールとの間での暗黙の階層構造を説明し，入力ベクトルに適合するファジィルールの補間に基づくファジィ推論法では，我々の直感と異なる推論結果が得られることを示した．本章では，ファジィルールの間での暗黙の階層構造を実現するためのファジィ推論法を提案する．提案手法は，簡略化ファジィ推論を修正したものであり，次のような考えに基づいている．いま，一般的なファジィルールと特殊なファジィルールが共に入力ベクトルに適合しているとする．もし，特殊なファジィルールの条件部が一般的なファジィルールの条件部に包含されていれば，ファジィ推論において特殊なファジィルールを重視して出力値の推定を行なうことにする．

このような考えをファジィ推論法として定式化するために，まず，ファジィルールの間の包含関係を定義する．以下のような二つのファジィルールR_jとR_kを考えよう．

R_j : If x_1 is A_{j1} and...and x_n is A_{jn}
then y is B_j
R_k : If x_1 is A_{k1} and...and x_n is A_{kn}
then y is B_k

これらのファジィルールに対して，包含関係$A_{ki} \subseteq A_{ji}$ $(i=1,2,\ldots,n)$が成り立っている時，ファジィルールR_kの条件部はファジィルールR_jの条件部に包含される．このようなファジィルールR_jとR_kの間での包含関係を$R_k \subseteq R_j$と表すことにする．包含関係が成立するファジィルールの間での暗黙の階層構造を表現するために，簡略化ファジィ推論を次のように変形する．

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^{N} \phi(R_j, \mathbf{x})\, b_j \cdot \mu_j(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^{N} \phi(R_j, \mathbf{x})\, \mu_j(\mathbf{x})}, \tag{8}$$

ここで，$\phi(R_j, \mathbf{x})$はファジィルールR_jの重みであり，他のファジィルールとの包含関係に基づき次のように設定する．

$$\phi(R_j, \mathbf{x}) = \prod_{R_k \subseteq R_j} (1 - \mu_k(\mathbf{x})) \tag{9}$$

重み$\phi(R_j, \mathbf{x})$の値は，ファジィルールR_jに包含される特殊性の高いファジィルールR_kが入力ベクトル$\mathbf{x}$に適合している時に小さくなる．なお，式(9)において，ファジィルールR_jに包含されるファジィルールが存在しない場合は，$\phi(R_j, \mathbf{x}) = 1$と定義する．

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

4.2 数値計算例

ここでは，3章で用いた3種類の例題に提案手法を適用し，視覚的に簡略化ファジィ推論との違いを説明する．

例題1：図4に示す25個のファジィルールの間には包含関係が存在しないので，提案手法における重み $\phi(R_j,\mathbf{x})$ は常に $\phi(R_j,\mathbf{x})=1$ となる．したがって，提案手法を用いたファジィ推論の結果は簡略化ファジィ推論の結果と一致する．この例題から分かるように，ファジィルールの間に包含関係が存在しない場合では，提案手法は簡略化ファジィ推論に一致する．

例題2：ファジィルール $R_1\sim R_6$ の間で成り立つ包含関係は，$R\subseteq R_5$ だけである．したがって，重み $\phi(R_j,\mathbf{x})$ は次のようになる．

$$\phi(R_j,\mathbf{x})=\begin{cases}1-\mu_6(\mathbf{x}) & \text{for } R_5\\ 1 & \text{for } R_1,R_2,R_3,R_4,R_6\end{cases} \tag{10}$$

すなわち，ファジィルール R_5 に包含される特殊性の高いファジィルール R_6 に入力ベクトル $\mathbf{x}$ が適合する場合，一般性の高いファジィルール R_5 の重みが割り引かれる．

提案手法によるファジィ推論の結果を図8に示す．簡略化ファジィ推論の結果である図6と比較した場合，x_1 と x_2 が共に大きい領域で推論結果が大きく異なっていることが分かる．簡略化ファジィ推論ではファジィルール R_5 の結論である *medium* と R_6 の結論である *large* の中間的な値が推論されているが，提案手法では特殊性の高いファジィルール R_6 の結論である *large* に近い値が推論結果となっている．

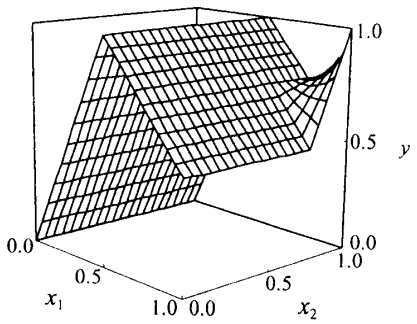


図8 提案手法による推論結果(例題2)

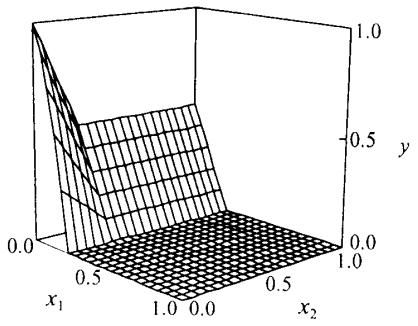


図9 提案手法による推論結果(例題3)

例題3：ファジィルール $R_A\sim R_C$ の間には，$R_C\subseteq R_B\subseteq R_A$ という包含関係が成立する．したがって，各ファジィルールの重み $\phi(R_j,\mathbf{x})$ は次のようになる．

$$\phi(R_A,\mathbf{x})=(1-\mu_B(\mathbf{x}))\times(1-\mu_C(\mathbf{x})) \tag{11}$$
$$\phi(R_B,\mathbf{x})=1-\mu_C(\mathbf{x}) \tag{12}$$
$$\phi(R_C,\mathbf{x})=1 \tag{13}$$

入力ベクトル $\mathbf{x}$ がファジィルール R_B や R_C に適合する時は，最も一般的なファジィルール R_A の重みが適合度に応じて割り引かれる．また，ファジィルール R_B の重みは，最も特殊性が高いファジィルール R_C の適合度に応じて割り引かれる．

提案手法によるファジィ推論の結果を図9に示す．特殊性の高いファジィルール R_B や R_C に入力ベクトルが適合する領域では，通常の簡略化ファジィ推論の結果である図7と異なる推論結果となっている．ファジィルール $R_A\sim R_C$ を階層的に表現した式(7)と図9を比較すると，提案手法が暗黙の階層構造に基づきファジィ推論を行なっていることがわかる．

5．ルール獲得手法

我々は既に，少数のファジィルールで非線形システムの入出力関係を言語的に記述するためには，“*don't care*”を多数含む一般的なファジィルールが必要であることを示した．また，一般性の高いファジィルールと特殊性の高いファジィルールが混在するようなファジィモデルに対して暗黙の階層構造を表現することのできるファジィ推論法を提案した．次の課題は，非線形システムから得られた入出力データを用いてファジィモデルを構築することである．本章では，遺伝的アルゴリズムを用いた簡単な数値実験により，一般性の高いファジィルールの必要性と提案したファジィ推論法の有効性を示すことにする．なお，紙面の都合もあるので，遺伝的アルゴリズムを用いたファジィモデリ

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

ングの詳細や有効性の検討は，稿を改めて報告する予定である．

5.1 ルール選択手法

遺伝的アルゴリズムを用いたファジィルールの選択手法は，パターン識別問題に対して提案されている[20,31]．ファジィルールの選択手法の基本的な考え方は，ファジィモデルを構成する候補となるファジィルールを事前に生成し，そのなかから必要最小限のファジィルールのみを選び出すというものである．同様の考え方は，パターン識別問題だけではなく，非線形システムの近似問題に対しても適用できる．図3に示す5個の言語値を用いてn入力1出力システムを近似する場合，ファジィルールの条件部ファジィ集合の組合せは，“*don't care*”も含めて$(5+1)^n$となる．結論部には“*don't care*”を用いないので，可能なファジィルールの組合せは$N=5\times(5+1)^n$となる．これらのファジィルールをR_1からR_Nとし，その部分集合をSとする．遺伝的アルゴリズムによりルール選択を行なうために，部分集合Sをビット表現により$S=s_1s_2\cdots s_N$と表す．ここで，$s_j=1$はj番目のファジィルールR_jが部分集合Sに含まれることを示し，$s_j=0$はR_jがSに含まれないことを示す．

本章の数値実験では，非線形システムの入出力関係を言語的に分かりやすく記述するという立場から，ファジィモデルの関数近似能力とルール数を評価基準として用いる．いま，モデル化の対象となる非線形システムからm個の入出力データ$(\mathbf{x}_p,y_p)$，$p=1,2,\ldots,m$が得られているとする．この場合，部分集合Sの適応度関数を，与えられた入出力データに対する誤差と部分集合に含まれるファジィルールの数を用いて次のように定義する．

$$f(S)=-\sum_{p=1}^{m}|y_p-\hat{y}_p|-W_S\cdot Card(S) \qquad (14)$$

ここで，$\hat{y}_p$は部分集合Sに含まれるファジィルールを用いた推定値，W_Sはファジィルールの数に関する重み，$Card(S)$は部分集合Sに含まれるファジィルールの数(濃度：Cardinality)である．なお，本研究の数値実験では，$W_S=0.5$と設定した．また，式(14)では絶対誤差を用いているが，2乗誤差を用いてもよい．

例題1：式(14)の適応度関数に基づく遺伝的アルゴリズムにより，例題1に対するルール選択を行なった．まず，学習用データとして，$x_1=0.00, 0.05, \ldots, 1.00$および$x_2=0.00, 0.05, \ldots, 1.00$に対応する421個の入出力データを図5から生成した．次に，図3に示す言語値と“*don't care*”を用いて，$5\times6^2=180$個のファジィルールを生成した．本研究で提案したファジィ推論法を用いた場合では，例題2で示したファジィルール$R_1\sim R_6$が遺伝的アルゴリズムにより選択され，絶対誤差の総和は0.64であった．図5が25個のファジィルールにより実現された非線形関数であることを考えると，“*don't care*”を含む一般的なファジィルールと本研究で提案したファジィ推論法を用いれば，より少数のファジィルールで非線形システムを言語的に記述できることが分かる．なお，通常の簡略化ファジィ推論を用いて同様の数値実験を行なった結果，6個のファジィルールが選択され，絶対誤差の総和は1.93となった．

例題2：通常の簡略化ファジィ推論と本研究で提案したファジィ推論法との比較のため，図6から得られた入出力データを用いた数値実験を行なった．なお，図6から直感的に得られるファジィルールは以下の通りである．

R_1：If x_1 is S then y is S
R_2：If x_1 is MS then y is M
R_3：If x_1 is M then y is L
R_4：If x_1 is ML then y is ML
R_5：If x_1 is L then y is M
R_6^*：If x_1 is L and x_2 is L then y is ML

本研究で提案したファジィ推論法を用いて遺伝的アルゴリズムによるルール選択を行なった場合では，これらのファジィルールが選択された．一方，通常の簡略化ファジィ推論を用いた場合では，ファジィルールR_6^*ではなく，次のようなファジィルールが選択された．

R_6：If x_1 is L and x_2 is L then y is L

すなわち，「x_1とx_2が共に大きい領域では出力値は大きい」というファジィルールが得られたが，図6とは一致していない．

例題3：次に，図7に示す入出力データを生成し，遺伝的アルゴリズムによりルール選択を行なった．提案したファジィ推論法を用いた場合では，次のようなファジィルールが選択された．

R_A：y is *small*
R_B^*：If x_1 is *small* then y is *medium small*
R_C^*：If x_1 is *small* and x_2 is *small* then y is *medium*

これらのファジィルールは，我々が図7から直感的に得ることのできる言語的知識と一致している．一方，通常の簡略化ファジィ推論を用いた場合では，次のようなファジィルールが得られた．

R_A：y is *small*

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

R_B : If x_1 is *small* then y is *medium*
R_C : If x_1 is *small* and x_2 is *small*
then y is *large*

例題 4 : 次のような非線形システムの入出力関係を言語的に記述することを考えてみよう.

$$y=\frac{1}{2\cdot\left[1+\exp\left\{\sum_{i=1}^{3}(-60x_i+55)\right\}\right]} \tag{15}$$

ただし, 入力空間は単位立方体$[0,1]^3$とし, 各入出力変数に対して図3の言語値を用いることにする. また, 入力変数の数が多いので, 適合度の計算には幾何平均を用いることにする. 数値実験では, まず, $x_j=0.00, 0.05, \ldots, 1.00 (i=1,2,3)$に対応した出力値を計算することで, $21^3=9261$個の入出力データを生成した. 次に, ルール選択の候補として, $5\times6^3=1080$個のファジィルールを生成した. 提案したファジィ推論法と遺伝的アルゴリズムを用いてルール選択を行なった結果, 次のようなファジィルールが得られた.

R_A : y is *small*
R_B : If x_1 is *large* and x_2 is *large* and
x_3 is *large* then y is *medium*

すなわち, 入力変数が全て大きい場合では出力値は中程度(0.5に近い値)であり, それ以外の場合では出力値が小さいことがわかる. このように, 視覚的に入出力関係を明示することのできない3入力以上の場合でも, 言語的に非線形システムの入出力関係を分かりやすく示すことができる.

5.2 ルール生成手法

前節で示したルール選択手法では, 選択の候補となるファジィルールを事前に全て生成しなければならないので, 多入力非線形システムへの適用は難しい. これは, 入力変数の数の増加と共に, 候補ルールの数が指数関数的に増加するためである. そのため, 多次元非線形システムのファジィモデリングでは, ルール選択ではなくルール生成によりファジィモデルを構築することになる. 遺伝的アルゴリズムによりルール生成を行なう場合では, ファジィルールを記号列で表現することになる. 例えば,

1 ← *small*
2 ← *medium small*
3 ← *medium*
4 ← *medium large*
5 ← *large*
← *don't care*

のような記号を用いれば, "If x_1 is *small* and x_2 is *large* then y is *medium*" は, 1#53のような記号列で表される.

ファジィルールの生成に遺伝的アルゴリズムを用いる場合では, ルール集合Sを個体に対応させることが多い[32,33]. ルール集合は複数のファジィルールから構成されるので, 個々のファジィルールを表す記号列を並べたものが個体となる. 例えば, 前節の例題4で得られたルール集合Sは, ###15553となる. 一般に, n入力非線形システムに対するs個のファジィルールを含むルール集合Sは, 長さ$s(n+1)$の記号列で表現される.

ルール数sを可変と考えると, 遺伝的アルゴリズムの探索空間は, ルール選択問題と同様に, 可能なファジィルールの全ての部分集合となる. n次元問題に対して5個の言語値を用いる場合では, 可能なファジィルールの総数は$N=5\times(5+1)^n$個であり, その部分集合の総数は2^N個となる. この探索空間は, 多次元の場合では膨大なサイズとなり, 効率的な探索を実現するためには, 初期個体群の生成や遺伝的操作に工夫が必要である.

ファジィルールの生成は, 個々のファジィルールを個体として取り扱うことにより行なうこともできる[32,33]. このような方法は, 遺伝的機械学習の分野でミシガンアプローチあるいはクラシファイアシステム[34]と呼ばれている. ルール集合を個体として取り扱い場合では, ルール選択問題と同様に式(14)を適応度関数として用いることができるが, 個々のファジィルールを個体として取り扱う場合では適応度関数の適切な設定は簡単ではない. また, ルール集合全体の評価値を選択・淘汰に含めることのできないクラシファイアシステムでは, ルール数の最小化を行なうことは困難である.

6. ファジィ推論の妥当性に関する議論

本研究で提案したファジィ推論は, 特殊性の高いファジィルールが一般性の高いファジィルールよりも優先的に用いられるという暗黙的に仮定されたルールの階層性に基づくものである. また, 数値実験による妥当性の検討も我々の直感に一致するかどうかという主観的な基準に基づくものであり, 客観的に提案手法の妥当性を議論することはできていない. 本研究で取り扱っているファジィルールベースでは, 包含関係が成り立つファジィルールの結論部が異なっているという矛盾を抱えている. そのため, ファジィ推論の妥当性を客観的に議論することは困難であり, 提案手法の妥当性の評価も主観的な直感との一致という曖昧な基準

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

で行われている．本章では，提案手法の妥当性について，いくつかの検討を加えることにする．

ファジィ推論の妥当性に関する議論の前に問題となるのは，ファジィルールベースに含まれる矛盾である．例えば，例題3では，条件部に包含関係 $R_C \subset R_B \subset R_A$ が成り立ち，結論部が異なる次のようなファジィルールを用いていた．

R_A : y is *small*
R_B : If x_1 is *small* then y is *medium*
R_C : If x_1 is *small* and x_2 is *small*
then y is *large*

最も特殊性の高いファジィルール R_C の条件部は，他のファジィルールの条件部に適合するので，これらのファジィルールは明らかに矛盾を含む．すなわち，x_1 と x_2 が共に *small* であるような入力ベクトルは，全てのファジィルールに適合するため，どのファジィルールを用いるかにより異なる推論結果が得られる．

ファジィルールベースの構築を行う場合では，矛盾を排除するモデリング手法を用いることもできる．実際，図4に示すような格子状のファジィ分割を用いる場合では，上述のような矛盾は生じない．すなわち，特殊化の度合いが等しいファジィルールを用いる場合では，ルール間の矛盾を考える必要はない．しかし，2章で述べたように，多次元問題に対して言語的に解釈可能なファジィルールベースを構築する場合では，特殊化の度合いの異なるファジィルールを用いる必要がある．また，専門家から得られた知識が上述のファジィルール $R_A \sim R_C$ であり，その専門家の持つ非線形システムに関する知識を顕在化させるという問題設定では，矛盾を含むファジィルールベースからファジィ推論を行う必要がある．

本研究で提案したファジィ推論の説明のため，デフォールト推論(Default Reasoning [35])の説明で用いられる以下のような例を考えてみよう．

知識1：鳥は飛ぶ．
知識2：ペンギンは飛ばない．
知識3：ペンギンは鳥である．

知識1は一般性の高い知識であり，知識2は特殊性の高い知識である．また，知識3は，鳥という概念とペンギンという概念の間の包含関係を規定する知識である．いま，ある生物Aがペンギンであるという証拠が得られたとしよう．この場合，知識1と知識3を用いれば，生物Aは飛ぶという推論結果が得られる．しかし，日常的に我々は特殊性の高い知識2を用いて，生物Aは飛ばないという推論結果を導く．この例から分かるように，デフォールト推論では，複数の知識の条件部が入力と一致した場合では，特殊性の高い知識が一般性の高い知識よりも優先的に用いられることが多い[25,36,37]．本研究で提案したファジィ推論は，このような特殊例優先(specificity preference)をファジィルールの取り扱いのために定式化したものと考えることができる．

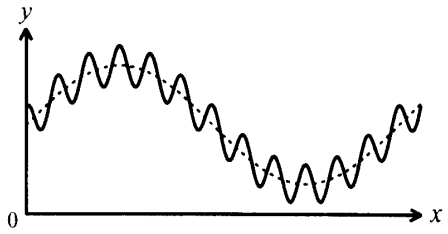


図10 提案手法が有効ではない例

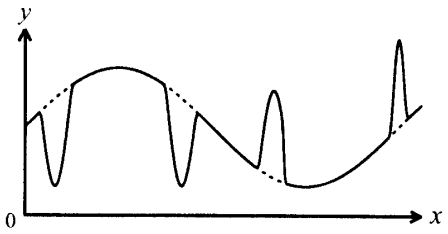


図11 提案手法が有効である例

本研究で提案したファジィ推論を用いた言語的モデリングは，入力空間内の広い領域で規則的な出力特性を持ち，狭い領域で局所的に不規則な出力特性を持つ非線形システムのモデル化に適したものである．このとき，局所的に不規則な出力特性は，特殊性の高いファジィルールにより例外処理的な方法で表現される．しかし，特殊性の高いファジィルールを入力空間内の広い領域で用いなければならないような場合では，本研究の言語モデリング手法は有効ではない．例えば，図10に示すように，非線形システムが複数の異なる周波数成分の重ね合わせで構成されているような場合でのモデル化には適していない．本研究で提案したモデリング手法が有効であるのは，図11のように，局所的に不規則な出力特性を持つ場合である．

7．おわりに

本研究では，多次元非線形システムの入出力関係を人間が理解しやすい形式で明示することを目的とし，言語的な解釈が可能なファジィルールを用いたモデル化について議論した．まず，言語的な解釈が可能なファジィルールを多次元問題に適用する場合では，ファジィルールの数の指数関数的な増加を防ぐために，条

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

件部に多数の"*don't care*"を持つ一般的なファジィルールが必要であることを示した．一般性の高いファジィルールは，理解しやすさという観点からは，条件部に含まれる言語値の数が少なためにファジィルールの記述が簡単になるという利点も持っている．次に，一般性の高いファジィルールと特殊性の高いファジィルールが混在するようなファジィモデルに通常の簡略化ファジィ推論を適用した場合での問題点を示した．具体的には，条件部に適合する全てのファジィルールの補間により出力値を推定するファジィ推論では，特殊なファジィルールは一般的なファジィルールよりも優先されるという暗黙の階層構造を実現できないという問題点である．その結果，一般性の高いファジィルールと特殊性の高いファジィルールが混在するような場合では，人間の直感とは異なる推論結果が得られる．この問題点を解決するために，暗黙の階層構造を考慮したファジィ推論法を提案した．このように，本研究の主な貢献は，多次元非線形システムの入出力関係を言語的に明示するという問題に対して，一般性の高いファジィルールの必要性を明確に示したことと，人間の直感に一致するようなファジィ推論法を提案したことである．本研究では，さらに，遺伝的アルゴリズムを用いた数値実験により，数値的な入出力データから少数の分かりやすいファジィルールが得られることを示した．しかし，モデル化の対象となる非線形システムが多数の入力変数を含む場合では，探索空間が膨大なサイズとなり，小型で高性能なルール集合の探索が困難になる．このような場合で効率的にファジィルールの獲得を行なうためには，遺伝的アルゴリズムの設計に様々な工夫が必要である．この点に関しては，今後の課題とし，稿を改めて報告したい．

参考文献

[1]K. Funahashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks," *Neural Networks*, vol.2, pp.183-192, 1989.

[2]K. Hornik, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," *Neural Networks*, vol.2, pp.359-366, 1989.

[3]B. Kosko, "Fuzzy systems as universal approximators," *Proc. of First IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp.1153-1162, 1992.

[4]L.-X. Wang, "Fuzzy systems are universal approximators," *Proc. of First IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp.1163-1170, 1992.

[5]D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, and the PDP Research Group, *Parallel Distributed Processing*, MIT Press, Cambridge, MA, 1986.

[6]U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, "Knowledge discovery and data mining : Towards a unifying framework," *Proc. of 2nd International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp.82-88, 1996.

[7]Y. Le Cun, J. S. Denker, and S. A. Solla, "Optimal brain damage," in D. S. Touretzky (ed.) *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol.2, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1990.

[8]M. Ishikawa, "Structural learning with forgetting," *Neural Networks*, vol.9, no.3, pp.509-521, 1996.

[9]Y. Hayashi, "A neural expert system with automated extraction of fuzzy if-then rules and its application to medical diagnosis," in R. P. Lippmann, J. E. Moody and D. S. Touretzky (eds.) *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol.3, pp. 578-584, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1991.

[10]G. Towell and J. W. Shavlik, "Extracting refined rules from knowledge-based neural networks," *Machine Learning*, vol.13, pp.71-101, 1993.

[11]L. Fu, "Rule generation from neural networks," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 24, no.8, pp.1114-1124, 1994.

[12]R. Andrews, J. Diederich, and A. B. Tickele, "Survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks," *Knowledge-Based Systems*, vol.8, no.6, pp.373-389, 1995.

[13]石渕，新居：学習後のニューラルネットワークからのファジィ識別ルールの獲得，日本ファジィ学会誌，vol. 9, no.4, pp.512-524, 1997.

[14]H. Ishibuchi, R. Fujioka, and H. Tanaka, "Neural networks that learn from fuzzy if-then rules," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol.1, no.2, pp.85-97, 1993.

[15]L. X. Wang, and J. M. Mendel, "Generating fuzzy rules by learning from examples," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol.22, no.6, pp. 1414-1427, November/ December, 1992.

[16]中山，古橋，内川：階層型ファジィモデリング手法の一提案，日本ファジィ学会誌，vol.5, no.5, pp.1155-1168, 1993.

[17]H. Ishigami, T. Fukuda, T. Shibata, and F. Arai, "Structure optimization of fuzzy neural network by genetic algorithm," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 71, no.3, pp.257-264, May, 1995

[18]K. Shimojima, T. Fukuda, and Y. Hasegawa, "Self-tuning fuzzy modeling with adaptive membership function, rules, and hierarchical structure based on genetic algorithm," *Fuzzy Sets and Systems*, vol.71, no.3, pp.295-309, May, 1995.

[19]S. Abe and R. Thawonmas, "A fuzzy classifier with ellipsoidal regions," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol.5, no.3, pp.358-368, August, 1997.

[20]H. Ishibuchi, T. Murata, "Minimizing the fuzzy rule base and maximizing its performance by a multi-objective genetic algorithm," *Proc. of the 6th IEEE*

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

International Conference on Fuzzy Systems, Barcelona, Spain, pp.259-264, July, 1997.

[21]H. Ishibuchi, T. Nakashima, and T. Murata, "Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multi-dimensional pattern classification problems," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics - Part B : Cybernetics*, vol.29, no.5, pp.601-618, October 1999.

[22]H. Ishibuchi and T. Nakashima, "Improving the performance of fuzzy classifier systems for pattern classification problems with continuous attributes," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol.46, no.6, pp.1057-1068, December 1999.

[23]鈴木, 古橋：進化的計算によるファジィルールの効率的発見とルールの明示化について, 第14回 ファジィ システム シンポジウム講演論文集, pp.195-198, 1998.

[24]藤井, 古橋：ファジィクラシファイアシステムによる言語指示の理解と一般化知識獲得に関する一提案, 第13回 ファジィ システム シンポジウム講演論文集, pp.597-600, 1997.

[25]J. H. Holland, K. J. Holyoak, R. E. Nisbett, and P. R. Thagard, Induction : *Processes of Inference, Learning, and Discovery*, MIT Press, Cambridge, MA, 1986. 市川 伸一ほか訳：インダクション, 新曜社, 1991.

[26]中岡, 古橋, 内川, 前田：ファジィクラシファイアシステムの報酬と信頼度割り当てに関する一提案 - 大規模システムにおける知識発見を目指して -, 日本ファジィ学会誌, vol.8, no.1, pp.65-72, 1996.

[27]W. Pedrycz and J. V. de Oliveira, "Optimization of fuzzy models," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics - Part B : Cybernetics*, vol.26, no.4, pp. 627-636, 1996.

[28]水本雅晴：ファジィ推論(1)(2), 日本ファジィ学会誌, vol.4, no.2, pp.256-264, no.3, pp.433-444, 1992.

[29]市橋, 渡辺：簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御, 日本ファジィ学会誌, vol.2, no. 3, pp.429-437, 1990.

[30]林勲・古橋武編：ファジィ・ニューラルネットワーク, 朝倉書店, 1996.

[31]H. Ishibuchi, T. Murata, I. B. Turksen, "Single-objective and two-objective genetic algorithms for selecting linguistic rules for pattern classification problems," *Fuzzy Sets and Systems*, vol.89, no.2, pp.135-150, 1997.

[32]B. Carse, T. C. Fogarty, and A. Munro, "Evolving fuzzy rule based controllers using generic algorithms," *Fuzzy Sets and Systems*, vol.80, no.3, pp.273-293, 1996.

[33]特集「進化的アルゴリズムとファジィ理論」, 日本ファジィ学会誌, vol.10, no.4, pp.582-646, 1998.

[34]L. B. Booker, D. E. Goldberg, and J. H. Holland, "Classifier systems and genetic algorithms," *Artificial Intelligence*, vol.40, no.1-3, pp.235-282, September, 1989.

[35]R. Reiter. "A logic for default reasoning," *Artificial Intelligence*, vol.13, no.1/2, April, pp.81-132, 1980.

[36]D. Poole, "The effect of knowledge on belief : conditioning, specificity and the lottery paradox in default reasoning,"*Artificial Intelligence*, vol.49, no. 1-3, pp.281-307, May, 1991.

[37]S. J. Russell and P. Norvig, Artificial Intelligence : A Modern Approach, Prentice-Hall, 1995. 古川康一監訳：エージェント アプローチ 人工知能, 共立出版, 1997.

(1999年4月21日 受付)

[問い合わせ先]
〒599-8531 大阪府堺市学園町1-1
大阪府立大学工学部経営工学科
石渕久生
TEL ：TEL：0722-54-9350
FAX ：FAX：0722-54-9915
E-mail：hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp
http：//www.ie.osakafu-u.ac.jp/~hisaoi/index.html

著 者 紹 介



石渕 久生 (いしぶち ひさお)

大阪府立大学 工学部 経営工学科
昭和60年 京都大学工学部精密工学科卒業. 昭和62年 同大学大学院修士課程修了. 同年, 大阪府立大学工学部経営工学科助手, 平成5年同講師, 平成6年同助教授, 平成11年より同教授. 博士(工学). 平成6年8月より平成7年3月まで, および, 平成9年7月より平成10年3月までトロント大学滞在. 平成8年度日本経営工学会論文奨励賞受賞. 遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワーク, ファジィシステムの融合とその応用に関する研究に従事.



中島 智晴 (なかしま ともはる)

大阪府立大学大学院 工学研究科 電気・情報系
平成7年 大阪府立大学工学部経営工学科卒業. 平成9年 同大学大学院修士課程修了. 現在 同大学大学院博士課程在学中. 平成10年6月より同年9月まで, 南オーストラリア大学客員研究員. ファジィパターン識別, 遺伝的アルゴリズム, 機械学習, ゲーム理論等の研究に従事.

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

Linguistic Modeling of Multi-Input Systems Using Implicit Hierarchies of Fuzzy If-Then Rules with Different Specificity Levels

by

Hisao ISHIBUCHI and Tomoharu NAKASHIMA

Abstract :

The main difficulty in applying a fuzzy modeling method based on fuzzy if-then rules to a nonlinear system with many input variables is the exponential increase in the number of fuzzy if-then rules with the number of the input variables. For avoiding the exponential increase without losing a clear linguistic interpretation of each fuzzy if-then rule, we need to utilize general fuzzy if-then rules with only a few antecedent conditions. Such a general fuzzy if-then rule, which has many "*don't care*" conditions in the antecedent part, covers a large area of the multi-dimensional input space of the nonlinear system. Thus the entire input space can be covered by a small number of general fuzzy if-then rules. Since there may exist some complicated parts of the nonlinear system that can not be captured by the general fuzzy if-then rules, specific fuzzy if-then rules with many linguistic conditions may be required in the fuzzy modeling of the nonlinear system. As a result, our fuzzy model is a mixture of general and special fuzzy if-then rules. Some fuzzy if-then rules have many antecedent conditions and others have only a few conditions. In this paper, we first discuss the fuzzy reasoning for fuzzy if-then rules with different specificity levels. Next we propose a fuzzy reasoning method for realizing implicit hierarchies of fuzzy if-then rules where specific rules have priority over general rules in the fuzzy reasoning. Then we demonstrate that fuzzy reasoning results by the proposed method coincide with our intuitive understanding of fuzzy if-then rules. Finally we demonstrate that a small number of fuzzy if-then rules can be found from numerical data by genetic algorithms and the proposed fuzzy reasoning method.

Keywords : Fuzzy Modeling, Fuzzy Reasoning, Rule Generation, Linguistic Interpretation, Linguistic Modeling, Genetic Algorithms

Contact Address : **Hisao ISHIBUCHI**
Department of Industrial Engineering, College of Engineering,
Osaka Prefecture University
1-1 *Gakuen-cho, Sakai, Osaka* 599-8531, *Jpana*
TEL : 0722-54-9350
FAX : 0722-54-9915
E-mail : hisao@ie.osakafu-u.ac.jp
http://www.ie.osakafu-u.ac.jp/~hisaoi/index.html

NII-Electronic Library Service