Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

日本ファジィ学会誌 Vol.9, No.2 pp.251-260 (1997)

論文

ファジィ識別システムにおける投票識別方式†

石渕 久生* 森澤 武彦* 中島 智晴*

本研究では，投票の概念を用いて，パターン識別を行う手法を提案する．本研究で提案する投票は2種類ある．一つはファジィ If-Then ルールによる投票であり，もう一つは複数のファジィ識別システムによる投票である．まず，ファジィ If-Then ルールによる投票について述べる．ファジィ If-Then ルールによる投票識別方式は，パターン識別を行うためのファジィ推論の一つと考えることができる．このとき，投票によるファジィ推論を用いるときのファジィ If-Then ルールの確信度の学習法についても述べる．次に，複数のファジィ識別システムによる投票について述べる．複数のファジィ識別システムによる投票では，完全一致方式，過半数方式，重み付け方式の3種類の投票方式を提案する．最後に，アヤメデータ，盲腸データ，癌データに対して，複数のファジィ識別システムによる投票識別方式を適用する．数値実験により，複数のファジィ識別システムによる投票が，個々のファジィ識別システムよりも高い識別能力を持つことを示す．また，ファジィ識別システムと，他のパターン識別手法との比較も行う．

キーワード：パターン識別，ファジィ If-Then ルール，ファジィ推論，投票識別方式

1．はじめに

ファジィ If-Then ルールに基づくファジィシステムは，主に制御の分野において数多くの応用が行われている[1][2]．制御に用いられているファジィ If-Then ルールは，専門家の言語的知識から導き出されることが多いが，与えられた数値データからルールを自動的に生成し，学習を行う手法も提案されている．例えば，Wang ら[3]は，数値データに最も適合するファジィ If-Then ルールを生成する方法を提案している．また，市橋ら[4]や荒木ら[5]は，数値データを用いたファジィルールの学習方法を提案している．

一方，パターン識別問題に対して，石渕ら[6][7]は，パターン空間を様々な大きさのファジィ部分空間にファジィ分割することにより，各々のファジィ部分空間にファジィ If-Then ルールを生成している．石渕らは，次のようなファジィ If-Then ルールをパターン識別問題に用いている．

$$\text{Rule } R_j: \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_{jn} \quad \text{then Class } C_j \text{ with } CF=CF_j,\ j=1,2,\cdots,N \tag{1}$$

ここで，R_jはルールのラベル，$A_{j1},\cdots,A_{jn}$は条件部ファジィ集合，C_jは結論部クラス，CF_jはルールの確信度，N はルール数である．

近年，パターン識別器の性能を向上させる試みとして，複数のニューラルネットワークを組み合わせて一つのパターン識別システムを構成する方法が提案されている．例えば，Battiti ら[8]は，複数のニューラルネットワークによる識別結果を投票により統合する方法を提案し，様々な方法の性能評価を行っている．また，Cho ら[9][10]は，ファジィ積分を用いて複数のニューラルネットワークからの出力を統合する方法を提案している．本研究では，ファジィ If-Then ルールに基づくファジィ識別システムに対して，投票の概念を導入する．投票の概念の導入の際，2つのレベルの投票が考えられる．1つはファジィ If-Then ルールによる投票(図1参照)であり，もう1つはファジィ識別システムによる投票(図2参照)である．

本文の構成は以下のとおりである．まず，2章では，ファジィ If-Then ルールによる投票について述べる．

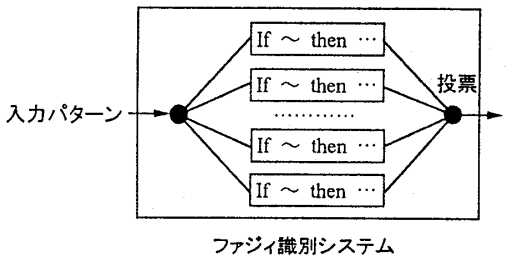


図1 ファジィIf-Thenルールによる投票

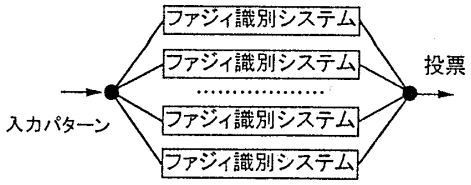


図2 ファジィ識別システムによる投票

† Voting Schemes in Fuzzy Classification Systems

* Hisao ISHIBUCHI, Takehiko MORISAWA and Tomoharu NAKASHIMA
大阪府立大学工学部経営工学科知的システム講座
Department of Industrial Engineering, College of Engineering, Osaka Prefecture University

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

次に，3章で，ファジィ識別システムによる投票について述べる．4章では数値実験を行い，ファジィ識別システムに基づく投票識別方式を多次元パターン識別問題に適用し，その性能を調べる．また，他のパターン識別手法との性能比較も行う．最後に，5章でまとめを行う．

2．ファジィ識別システム

2.1 識別問題

本研究では，n個の実数属性値を持つパターン識別問題を考える．このとき，c個のクラスのいずれかに属するm個のパターンベクトル$x_p=(x_{p1},x_{p2},\cdots,x_{pn})$，$p=1,2,\cdots,m$が$n$次元空間$[0,1]^n$上に与えられているとする．図3にパターン識別問題の一例を示す．図3では，$c=2$(すなわち2クラス)，$n=2$(すなわち2次元)，$m=24$(すなわち24個の学習用パターン)である．

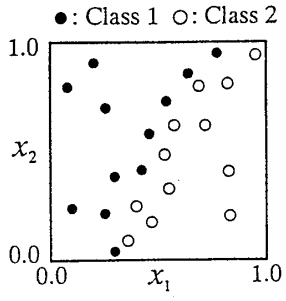


図3 パターン識別問題の例

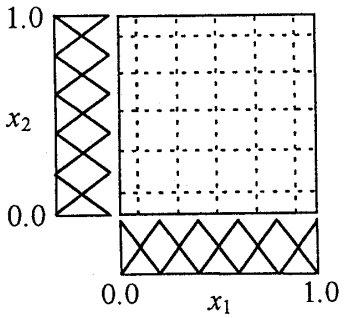


図4 ファジィ分割の例

2.2 ファジィ If-Then ルールの生成

パターン識別問題に対するファジィ If-Then ルールは，次の2つの手続きにより生成される．

(i)パターン空間のファジィ分割

(ii)各ファジィ部分空間に対するファジィ If-Then ルールの同定

図4に，パターン空間のファジィ分割の例を示す．図4では，x_1軸とx_2軸が共に6つのファジィ集合にファジィ分割されており，パターン空間上に36個のファジィ部分空間が存在する．この例からも明らかなように，一般に，n次元パターン空間を各軸K個にファジィ分割した場合，K^n個のファジィ部分空間が生成される．さらに一般に，第i軸$(i=1,2,\cdots,n)$をK_i分割すれば，$K_1\times K_2\times\cdots\times K_n$個のファジィ部分空間が生成されることになる．

パターン空間内の各ファジィ部分空間に対して，式(1)のファジィ If-Then ルールが生成される．まず，学習用パターン$\boldsymbol{x}_p$がファジィ If-Then ルールR_jの条件部に適合する度合を，次のような積演算で定義する．

$$\mu_j(\boldsymbol{x}_p)=\mu_{j1}(x_{p1})\cdot\mu_{j2}(x_{p2})\cdot\cdots\cdot\mu_{jn}(x_{pn}) \tag{2}$$

ここで，$\mu_{ji}(\cdot)$は条件部ファジィ集合A_{ji}のメンバーシップ関数である．

式(1)の結論部クラスC_jと確信度CF_jは，次のような手続きにより決定される．

Step 1：各クラスに対して，$\beta_{\text{Class}h}(R_j)$を計算する$(h=1,2,\cdots,c)$．

$$\beta_{\text{Class}h}(R_j)=\sum_{x\in\text{Class }h}\mu_j(\boldsymbol{x}_p),\ h=1,2,\cdots,c \tag{3}$$

ここで，$\beta_{\text{Class}h}(R_j)$は，クラス$h$に属する学習用パターンのファジィ If-Then ルールR_jへの適合度の総和である．

Step 2：最大の$\beta_{\text{Class}h}(R_j)$を持つクラス$\hat{h}$を求め，ルールの結論部$C_j$をクラス$\hat{h}$とする．すなわち，$\beta_{\text{Class}\hat{h}}(R_j)=\max\{\beta_{\text{Class}1}(R_j),\cdots,\beta_{\text{Class}c}(R_j)\}$を満たすクラス$\hat{h}$を見つけることにより，結論部$C_j$を決定する．もし，複数のクラスが最大値をとる場合には，ルールの結論部C_jをϕとする．このルールは，識別には影響を与えないダミールールとなる．$\hat{h}$が一意的に決まる場合，$C_j=\hat{h}$とする．

Step 3：Step 2で結論部が決定されたルールに対して，確信度CF_jを以下のように与える．

$$CF_j=\frac{(\beta_{\text{Class}\hat{h}}(R_j)-\overline{\beta}(R_j))}{\sum_{h=1}^{c}\beta_{\text{Class}h}(R_j)} \tag{4}$$

ここで，

$$\overline{\beta}(R_j)=\sum_{\substack{h=1\\h\neq\hat{h}}}^{c}\beta_{\text{Class}h}(R_j)/(c-1) \tag{5}$$

である．

2.3 識別手順

2.3.1 最大ルールによるファジィ推論

2.2節の手順により生成されたファジィ If-Then ル

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

ールの集合を，Sで表すことにする．石渕ら[6]では，集合Sに含まれるファジィIf-Thenルールによるパターン$\boldsymbol{x}_p$の識別は，次のように行われている．

Step 1：各クラスに対して，$\alpha_{\text{Class }h}(\boldsymbol{x}_p)$を計算する$(h=1,2,\cdots,c)$．

$$\alpha_{\text{Class }h}(\boldsymbol{x}_p)=\max\{\mu_j(\boldsymbol{x}_p)\cdot CF_j \mid C_j=h, R_j\in S\} \quad h=1,2,\cdots,c \quad (6)$$

Step 2：最大の$\alpha_{\text{Class }h}(\boldsymbol{x}_p)$を持つクラス$\hat{h}$を求める．一つのクラス$\hat{h}$が最大値をとる場合，$x_p$をクラス$\hat{h}$に識別する．複数のクラスが最大値をとる場合，識別を保留する．

このようなファジィ推論では，入力パターンx_pに対して，適合度と確信度の積が最も大きい値を持つファジィIf-Thenルールのみが推論に用いられる．

例として，以下のようなファジィIf-Thenルールが与えられた場合を考える(図5参照)．

$$\begin{aligned}
&R_1: \text{If } x_1 \text{ is small and } x_2 \text{ is small}\\
&\qquad \text{then Class 1 with } CF=1.0\\
&R_2: \text{If } x_1 \text{ is small and } x_2 \text{ is large}\\
&\qquad \text{then Class 2 with } CF=1.0\\
&R_3: \text{If } x_1 \text{ is large and } x_2 \text{ is small}\\
&\qquad \text{then Class 2 with } CF=1.0\\
&R_4: \text{If } x_1 \text{ is large and } x_2 \text{ is large}\\
&\qquad \text{then Class 2 with } CF=1.0
\end{aligned} \quad (7)$$

このとき，最大ルールによる推論では，図6のような識別境界が得られる．

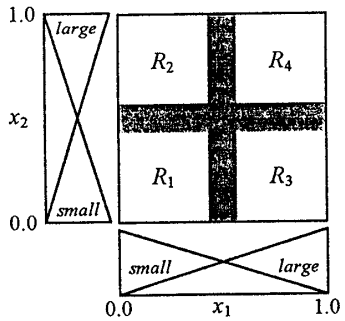


図5 ファジィIf-Thenルール

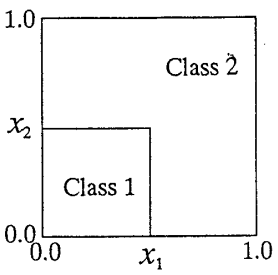


図6 最大ルールによる識別境界

2.3.2 投票によるファジィ推論

複数のファジィIf-Thenルールの投票によるファジィ推論法は，以下のように表すことができる．

Step 1：各クラスに対して，$\alpha_{\text{Class }h}(\boldsymbol{x}_p)$を計算する$(h=1,2,\cdots,c)$．

$$\alpha_{\text{Class }h}(\boldsymbol{x}_p)=\sum_{\substack{R_j\in S\\ C_j=h}}\mu_j(\boldsymbol{x}_p)\cdot CF_j, h=1,2,\cdots,c \quad (8)$$

Step 2：最大の$\alpha_{\text{Class }h}(\boldsymbol{x}_p)$を持つクラス$\hat{h}$を求める．一つのクラス$\hat{h}$が最大値をとる場合，$\boldsymbol{x}_p$をクラス$\hat{h}$に識別する．複数のクラスが最大値をとる場合，識別を保留する．

このようなファジィ推論では，各々のファジィIf-Thenルールがその結論部クラスに対して，適合度と確信度の積の値で投票を行うので，どのファジィIf-Thenルールも推論結果に影響を与え得る．すなわち，パターンに適合しているファジィIf-Thenルールの数が影響を与え得る．

例として，式(7)で示したルールが与えられたとき，投票によるファジィ推論を行なった識別結果を図7に示す．

2.4 2つのファジィ推論法の比較

2.3節で述べた2つのファジィ推論法を用いて，図3の学習用パターンの識別を行った結果を示す．まず，2次元パターン空間を図4のように36個のファジィ部分空間にファジィ分割し，24個の学習用パターンすべてを用いて，2.2節の手続きにより36個のファジィIf-Thenルールを生成した．生成されたファジィIf-Thenルールを用いてパターン識別を行った結果得られた識別曲線を，図8(最大ルールを用いた場合)と図9(投票方式を用いた場合)に示す．

図8と図9から，最大ルールによる推論法では，区分的にほぼ線形な識別曲線が得られているのに対して，投票による推論法では，非線形で滑らかな識別曲線が得られていることがわかる．また，2.3.1節や2.3.2節で示した図6と図7からも，それぞれ，区分的に線形

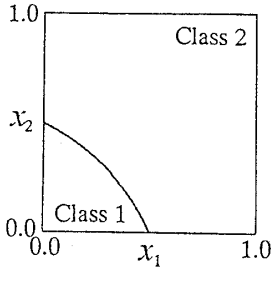


図7 投票方式による識別境界

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

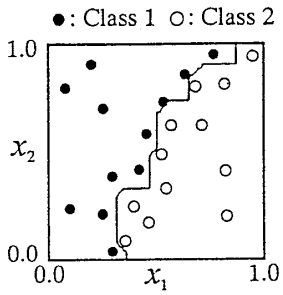


図8 最大ルールによる推論結果

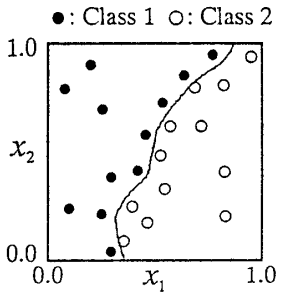


図9 投票方式による推論結果

な識別曲線および滑らかな識別曲線が得られていることがわかる.

また, アヤメのデータ[11]に対する各ファジィ推論方法の性能比較も行った. アヤメのデータは, 150個のパターンからなる4次元3クラスのパターン識別問題であり, クラス1のパターンが50個, クラス2のパターンが50個, クラス3のパターンが50個与えられている. 全てのデータを学習用に用いた場合の各推論法の性能を表1に示す. 表中の数値は誤識別率である. 表1より, 最大ルールによる推論は, 識別性能がパラメータの設定(すなわち, ファジィ分割)に依存しているのに対して, 投票による推論では, パラメータの設定に関係なくほぼ一定の識別性能を示していることがわかる. なお, 分割数が大きい(ファジィ分割が細かい)場合に最大ルールによる推論法の性能が高いのは, この推論方式では, 他のルールの影響を受けずに適合度と確信度の積が最大のルールが独立して推論結果を与えるためであると思われる.

次に, 評価用データに対する性能を, Leaving-one-out法を用いて調べた. Leaving-one-out法では, まず, 与えられたパターンを1つの評価用パターンと残り全ての学習用パターンに分割する. 次に, 学習用パターンを用いて識別システムを構築し, 評価用パターンの識別を行なう. この手順を, 全てのパターンが評価用データとして用いられるまで繰り返す. この評価方法は, Weissら[12]でも用いられている. 表2に実験結果を示す. 表2より, 最大ルールによるファジィ推論法では, ファジィ分割数に識別性能が大きく依存

表1 学習用データに対する誤識別率
(アヤメのデータ)

ファジィ分割	3×3 ×3×3	4×4 ×4×4	5×5 ×5×5	6×6 ×6×6
最大ルール	6.0%	7.3%	4.0%	1.3%
投票方式	4.0%	3.3%	3.3%	2.7%

表2 評価用データに対する誤識別率
(アヤメのデータ)

ファジィ分割	3×3 ×3×3	4×4 ×4×4	5×5 ×5×5	6×6 ×6×6
最大ルール	6.7%	10.7%	4.7%	3.3%
投票方式	4.0%	4.0%	4.0%	4.0%

しているのに対して, 投票方式によるファジィ推論法では, ファジィ分割数に関わらず同じ識別性能が得られていることがわかる.

2.5 確信度の学習

2.5.1 最大ルールによるファジィ推論の場合

野崎ら[13]は, 2.2節の手順により生成されたファジィ If-Then ルールの確信度 CF_jを, 次のような学習規則により調整している. まず, ルール集合 S に含まれるファジィ If-Then ルールを用いて, 2.3.1節の識別手順により学習用パターン $\boldsymbol{x}_p$を識別する. この時, パターン $\boldsymbol{x}_p$を識別するファジィ If-Then ルールは, 次の条件を満たすルール R_f である.

$$\mu_f(\boldsymbol{x}_p)=\max\{\mu_j(\boldsymbol{x}_p)\cdot CF_j \mid R_j\in S\} \tag{9}$$

$\boldsymbol{x}_p$が正しく識別された場合, $\boldsymbol{x}_p$を正しく識別したルールの確信度を以下の式により増加させる.

$$CF_f^{\text{new}}=CF_f^{\text{old}}+\eta_1\cdot(1-CF_f^{\text{old}}) \tag{10}$$

ここで, η_1は, 確信度を増加させる場合での非負の学習係数である.

一方, $\boldsymbol{x}_p$が正しく識別されなかった場合, $\boldsymbol{x}_p$を誤識別したルール R_f の確信度 CF_f を以下の式により減少させる.

$$CF_f^{\text{new}}=CF_f^{\text{old}}-\eta_2\cdot CF_f^{\text{old}} \tag{11}$$

ここで, η_2は, 確信度を減少させる場合での非負の学習係数である.

2.5.2 投票によるファジィ推論の場合

投票によるファジィ推論の場合では, 野崎ら[13]の学習規則に修正を加える必要がある. まず, ルール集合Sに含まれるルールを用いて, 2.3.2節の識別手順

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

により，学習用パターン $\boldsymbol{x}_p$を識別する．

$\boldsymbol{x}_p$が正しく識別された場合，正しいクラスの投票に参加したすべてのルール R_jの確信度 CF_jを以下の式により増加させる．

$$CF_j^{\text{new}}=CF_j^{\text{old}}+\eta_1\cdot\mu_j(\boldsymbol{x}_p)\cdot CF_j^{\text{old}}\cdot(1-CF_j^{\text{old}}) \quad (12)$$

すなわち，正しい識別に対して，投票の重み $\mu_j(\boldsymbol{x}_p)\cdot CF_j$に応じた報酬を与える．

一方，$\boldsymbol{x}_p$が正しく識別されなかった場合，$\boldsymbol{x}_p$が誤識別されたクラスに投票したすべてのルール R_jの確信度を以下の式により減少させる．

$$CF_j^{\text{new}}=CF_j^{\text{old}}-\eta_2\cdot\mu_j(\boldsymbol{x}_p)\cdot CF_j^{\text{old}}\cdot CF_j^{\text{old}} \quad (13)$$

すなわち，間違った識別に対して，投票の重み $\mu_j(\boldsymbol{x}_p)\cdot CF_j$に応じた罰則を与える．

2.6 2つの学習アルゴリズムの比較

2つの確信度の学習アルゴリズムの比較を行うために，アヤメのデータを用いて数値実験を行った．数値実験では，すべての学習用パターンが正しく識別されるまで，確信度学習アルゴリズムが繰り返された．すべての学習用パターンが正しく識別されない場合は，確信度学習アルゴリズムを1,000回で停止した．表3に数値実験の結果を示す．表3の数値は，学習用データに対する誤識別率である．なお，学習率 η_1と η_2は，文献[13]と同様に，$\eta_1=0.001$ と $\eta_2=0.1$ に設定した．

表3より，最大ルールに基づくファジィ推論における確信度の学習アルゴリズムが，投票方式に基づくファジィ推論における確信度の学習アルゴリズムよりも性能が良いことがわかる．これは，最大ルールに基づくファジィ推論法では，ある識別を行ったときに，ただ一つのルールがその識別に関わっているので，識別性能を上げるためには，そのルールのみに対して，報酬や罰則を与えればよいからである．

表3 確信度学習を行ったときの学習用データに対する誤識別率(アヤメのデータ)

ファジィ分割	3×3 ×3×3	4×4 ×4×4	5×5 ×5×5	6×6 ×6×6
最大ルール	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
投票方式	2.7%	0.7%	1.3%	1.3%

表4 確信度学習を行ったときの評価用データに対する誤識別率(アヤメのデータ)

ファジィ分割	3×3 ×3×3	4×4 ×4×4	5×5 ×5×5	6×6 ×6×6
最大ルール	4.7%	2.7%	4.7%	3.3%
投票方式	4.0%	4.0%	3.3%	4.7%

また，評価用データに対する性能を調べるために，Leaving-one-out法を用いて性能比較を行なった．表4に数値実験結果を示す．表4は，確信度学習アルゴリズムを最大100回行なったときの結果である．学習率 η_1と η_2は，$\eta_1=0.001$ と $\eta_2=0.1$ に設定した．表4より，評価用データに対する性能に関しては，最大ルールに基づくファジィ推論法と投票方式に基づくファジィ推論法の間には大きな差は見られなかった．しかし，投票方式に基づくファジィ推論法では，どのファジィ分割を用いた場合でも誤識別率は4.0%前後であるのに対し，最大ルールに基づくファジィ推論法では，4分割を用いたときに2.7%という低い誤識別率が得られている．

3．ファジィ識別システムによる投票

前章では，単一のファジィ識別システム内でのファジィ If-Then ルールによる投票について述べた．本章では，複数のファジィ識別システムを用いた投票により未知パターンの識別を行う手法について議論する．

今，未知パターン $\boldsymbol{x}_p$の識別を行うために利用可能なファジィ識別システムが L 個あるとする．Battiti ら[8]は，複数のニューラルネットワークを用いた投票識別方式に関する考察を行っている．文献[8]では，様々な投票識別方式が提案されている．例えば，完全一致方式(perfect unison rule)，過半数方式(majority rule)である．以下に，これら2つの投票識別方式の説明をする．

[完全一致方式]

完全一致方式では，L 個の識別器の結果を調べ，すべての識別器からの出力結果が等しいときに限り，入力パターンが識別される．例えば，5つの識別器 S_1～S_5がある場合，入力パターンが識別されるのは，5つの識別器すべての出力結果が等しいときである．したがって，S_1～S_4からの出力結果が等しいときでも，S_5からの出力結果が違うものであれば，その入力パターンは識別されない．

[過半数方式]

過半数方式では，L 個の識別器の結果を調べ，$(L+1)/2$ 個以上の識別器から同じ出力結果が得られた場合にのみ入力パターンが識別される．例えば，5つの識別器 S_1～S_5がある場合，3つ以上の識別器から同じ識別結果が得られた場合にのみ，その入力パターンが識別される．

これらの投票識別方式に加えて，本研究では，ファジィ識別システムによる投票識別方式として，重み付

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

けによる方法を提案する.

[重み付けによる投票方式]

まず,式(6)あるいは式(8)を用いて $l(l=1,2,\cdots,L)$ 番目のファジィ識別システムに対して計算された $\alpha_{\mathrm{Class}h}(\boldsymbol{x}_p)$ の値を $\alpha^l_{\mathrm{Class}h}(\boldsymbol{x}_p)$ とする.このとき,各ファジィ識別システムが各々のクラスを支持する投票の重みを,以下のように定義する.

$$w^l_{\mathrm{Class}h}(\boldsymbol{x}_p)=\frac{\alpha^l_{\mathrm{Class}h}(\boldsymbol{x}_p)}{\sum_{T=1}^{c}\alpha^l_{\mathrm{Class}T}(\boldsymbol{x}_p)},$$
$$l=1,2,\cdots,L\ ;\ h=1,2,\cdots,c \qquad (14)$$

各ファジィ識別システムは,各々のクラスに対して,重み $w^l_{\mathrm{Class}h}$ で投票を行う.この投票の総和

$$w_{\mathrm{Class}h}(\boldsymbol{x}_p)=\sum_{l=1}^{L} w_{\mathrm{Class}h}(\boldsymbol{x}_p),\ h=1,2,\cdots,c \qquad (15)$$

が最大となるクラスに未知パターン $\boldsymbol{x}_p$ を識別する.

4. 数値実験

本章では,3章で述べた3つの投票方式の識別性能を数値実験により比較する.Weiss[12]らやGrabischら[14][15]は,アヤメのデータ,盲腸のデータ,癌のデータに対する様々なパターン識別手法の性能を報告している.そこで,本研究の数値実験でも,同じデータを用いた.

4.1 アヤメのデータに対する数値実験

アヤメデータに対する数値実験では,ファジィ識別システム構築の際,4つの軸のうちの3つの軸を6分割(図10(a)参照)してファジィIf-Thenルールの生成を行った.残りの軸は1分割(図10(b)参照),すなわち,その属性はDon't Care属性として扱った.この処理により,${}_4C_3=4$ 通りのファジィ識別システムが構築される.

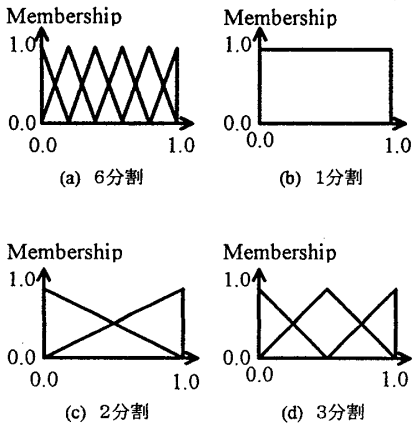


図10 ファジィ分割

Leaving-one-out法により,個々の識別システムの評価用データに対する性能を調べたところ,表5の結果が得られた.一方,生成された4つの識別システムの投票により得られた評価用データに対する識別結果を,表6と表7に示す.

各表中の「投票に参加した識別システムの数」という項目は,4つの識別システムなかで,学習用データに対して正答率の高いものから何番目までの識別システムが投票に参加したかを示すものである.なお,それぞれの識別において,正答率と誤識別率の和は必ずしも100%とはならない.これは,評価用パターンの中には,識別拒否されるものが存在するためである.

表6と表5との比較から,複数の識別システムの投票により,個々の識別システムの平均正答率よりも高い正答率が得られていることがわかる.また,表5から,高い正答率が,過半数方式と重み付けによる投票識別方式により得られていることがわかる.一方,完全一致方式では,低い誤識別率が得られていることがわかる.

4.2 盲腸データに対する数値実験

盲腸データは,106個の学習用パターンからなる7次元2クラスのパターン識別問題であり,クラス1のパターンが21個,クラス2のパターンが85個与えられている.盲腸データに対する実験では,ファジィ識別システム構築の際,7つの軸のうちの4つの軸を2分割(図10(c)参照)し,残りの軸を3分割(図10(d)参

表5 個々の識別システムの評価用データに対する性能(アヤメデータ)

推論法	最大ルール	投票方式
最高正答率	97.3%	96.6%
平均正答率	95.2%	95.0%
最低正答率	92.0%	92.7%

表6 評価用データに対する正答率(アヤメデータ)

推論法	最大ルール			投票方式		
投票に参加した識別システムの数	2	3	4	2	3	4
完全一致	96.7%	94.0%	88.7%	94.7%	94.7%	88.7%
過半数	96.7%	97.3%	96.0%	94.7%	96.0%	96.0%
重み付き	97.3%	96.7%	97.3%	96.0%	96.0%	97.3%

表7 評価用データに対する誤識別率(アヤメデータ)

	最大ルール			投票方式		
投票に参加した識別システムの数	2	3	4	2	3	4
完全一致	2.7%	2.7%	1.3%	3.3%	3.3%	1.3%
過半数	2.7%	2.7%	2.7%	3.3%	4.0%	2.7%
重み付き	2.7%	3.3%	2.7%	4.0%	4.0%	2.7%

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

照)した．この処理により，${}_7C_4=35$ 通りのファジィ識別システムが構築された．Leaving-one-out 法により，個々の識別システムの評価用データに対する性能を調べたところ，表8の結果が得られた．一方，生成された35個の識別システムの投票により得られた評価用データに対する識別結果を，表9と表10に示す．

表9と表8との比較から，複数の識別システムの投票により，個々の識別システムの平均正答率よりも高い正答率が得られていることがわかる．また，表9から，高い正答率が，過半数方式と重み付けによる投票方式により得られていることがわかる．一方，表10より，完全一致方式では，低い誤識別率が得られていることがわかる．

4.3 癌データに対する数値実験

癌データは，286個の学習用パターンからなる9次元2クラスのパターン識別問題であり，クラス1のパターンが85個，クラス2のパターンが201個与えられている．癌データに対する実験では，ファジィ識別システム構築の際，9つの軸のうちの7つの軸を2分割してファジィ If-Then ルールの生成を行った．残りの軸は1分割，すなわち，その属性を Don't Care 属性として扱った．この処理により，${}_9C_7=36$ 通りのファジィ識別システムが構築された．Weiss ら[12]の実験方法に従い，クラスごとに，70%のパターンを学習用，30%のパターンを評価用に分割(Random Resampling)した．学習用データを用いて個々の識別システムを構築し，評価用データに対する性能を調べたところ，表11の結果が得られた．表中の数値は，10回の試行の平均値である．一方，生成された36個の識別システムの投票により得られた評価用パターンの識別結果を表12と表13に示す．

表12と表11との比較から，複数の識別システムの

表8 個々の識別システムの評価用データに対する性能(盲腸データ)

推論方法	最大ルール	投票方式
最高正答率	89.6%	88.6%
平均正答率	87.7%	86.3%
最低正答率	85.8%	84.9%

表9 評価用データに対する正答率（盲腸データ）

推論方法	最大ルール				投票方式			
投票に参加した識別システムの数	10	20	30	35	10	20	30	35
完全一致	84.0%	83.0%	79.2%	78.3%	84.0%	84.0%	84.0%	84.0%
多数決	87.7%	87.7%	88.7%	88.7%	87.7%	85.8%	85.8%	85.8%
重み付き	87.7%	88.7%	88.7%	89.6%	87.7%	86.8%	85.8%	84.9%

表10 評価用データに対する誤識別率（盲腸データ）

推論方法	最大ルール				投票方式			
投票に参加した識別システムの数	10	20	30	35	10	20	30	35
完全一致	9.4%	9.4%	9.4%	9.4%	10.4%	10.4%	10.4%	10.4%
多数決	12.3%	11.3%	11.3%	11.3%	12.3%	14.2%	14.2%	14.2%
重み付き	12.3%	11.3%	11.3%	10.4%	12.3%	13.2%	14.2%	15.1%

表11 個々の識別システムの評価用データに対する性能(癌データ)

推論方法	最大ルール	投票方式
最高正答率	75.2%	75.3%
平均正答率	73.0%	73.2%
最低正答率	71.2%	71.9%

表12 評価用データに対する正答率（癌データ）

推論方法	最大ルール				投票方式			
投票に参加した識別システムの数	10	20	30	36	10	20	30	36
完全一致	64.9%	59.1%	55.5%	54.0%	66.6%	62.1%	57.6%	55.1%
多数決	72.1%	73.3%	73.6%	74.2%	72.2%	73.4%	73.6%	74.0%
重み付き	73.7%	74.3%	74.3%	74.7%	73.7%	74.1%	74.4%	74.4%

表13 評価用データに対する誤識別率（癌データ）

推論方法	最大ルール				投票方式			
投票に参加した識別システムの数	10	20	30	36	10	20	30	36
完全一致	20.6%	17.3%	15.7%	15.0%	20.9%	18.7%	15.8%	14.9%
多数決	26.3%	25.5%	25.5%	25.1%	26.4%	26.0%	25.3%	25.0%
重み付き	26.3%	27.7%	25.7%	25.3%	26.3%	25.9%	25.6%	25.6%

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

投票により，個々の識別システムの平均正答率よりも高い正答率が得られていることがわかる．また，この数値実験でも，高い正答率が，過半数方式による投票方式と重み付けによる投票方式により得られた．一方，完全一致方式では，低い誤識別率が得られている．

4.4 他の手法との性能比較

Weiss ら[12]や Grabisch ら[14][15]は，4.1節～4.3節の数値実験で用いたデータに対する様々な識別手法の性能を調べている．本節では，これらの識別手法の性能と本研究で提案している手法の性能の比較を行う．

表14～表16に，文献[12]と[14]に報告されている各識別手法の正答率を示す．なお，表14～表16では，提案手法により得られた識別性能も示している．表中の数値は，評価用データに対する正答率である．比較対象とした識別手法は以下のものである．

文献[13]：非ファジィ手法

- Linear discriminant (Linear)
- Quadratic discriminant (Quadratic)
- Nearest neighbor (Nearest)
- Bayes independence (Bayes ind.)
- Bayes second order (Bayes 2 nd)
- Neural nets with the back-propagation algorithm (NN-BP)
- Neural nets with the ODE algorithm (NN-ODE)
- PVM rule
- Rule size 2
- CART tree
- ASSISTANT tree

文献[14]：ファジィ手法

- Fuzzy integral with perceptron criterion (Percept.)
- Fuzzy integral with quadratic criterion (Quadratic)
- Fuzzy pattern matching with minimum operator (Minimum)
- Fast heuristic search (Fast)
- Simulated annealing with Sugeno integral (Annealing)
- Fuzzy c-means (c-means)
- fuzzy c-means applied to the histograms (Histogram)
- Hierarchical fuzzy c-means (Hierarch.)

表14～表16より，提案手法は，他の識別手法と同等以上の識別性能を持っていることがわかる．

5．おわりに

本研究では，パターン識別システムにおける推論方法として，最大ルールによる推論法と投票による推論法の比較を行った．最大ルールによる推論法は，従来のファジィ識別システム[6]で用いられている方法であり，適合度と確信度の積が最大となるファジィ If-Then ルールにより識別が行われる．一方，投票による推論法は，未知パターンに適合する全てのファジィ If-Then ルールの投票により識別が行われる．このとき，各ファジィ If-Then ルールの投票の重みは，適合度と確信度の積で与えられる．さらに本研究では，複数のファジィ識別システムによる推論結果を組み合わせる方法として，完全一致方式，過半数方式，重み付き投

表14 アヤメデータに対する各識別手法の正答率

非ファジィ手法	Linear 98.0%*	Quadratic 97.3%*	Nearest 96.0%*	Bayes ind. 93.3%*	Bayes 2nd 84.0%*	NN-BP 96.7%*	NN-ODE 97.3%*	PVM rule 96.0%*	Rule size 2 98.0%*	CART 95.3%*
ファジィ手法	Percept. 95.3%+	Quadratic 96.7%+	Minimum 96.0%+	Fast 92.0%+	Annealing 91.3%+	Nearest 96.7%+	*c*-means 93.3%+	Histogram 93.3%+	Hierarch. 95.3%+	**Fuzzy rule 97.3%**

ただし，Annealing は，two-fold cross-validation の結果である．
*記号は，文献[13]で報告されているもの，+記号は，文献[14]で報告されているものを示す．

表15 盲腸データに対する各識別手法の正答率

非ファジィ手法	Linear 86.8%*	Quadratic 73.6%*	Nearest 82.1%*	Bayes ind. 83.0%*	Bayes 2nd 81.1%*	NN-BP 85.8%*	NN-ODE 86.8%*	PVM rule 89.6%*	Rule size 2 89.6%*	CART 84.9%*
ファジィ手法	Percept. 79.2%+	Quadratic 86.8%+	Minimum 86.8%+	Fast 84.9%+	Annealing 81.1%+	Nearest 86.8%+	*c*-means 71.2%+	Histogram 78.3%+	Hierarch. 80.2%+	**Fuzzy rule 89.6%**

ただし，Annealing は，two-fold cross-validation の結果である．
*記号は，文献[13]で報告されているもの，+記号は，文献[14]で報告されているものを示す．

表16 癌データに対する各識別手法の正答率

非ファジィ手法	Linear 70.6%*	Quadratic 65.6%*	Nearest 65.3%*	Bayes ind. 71.8%*	Bayes 2nd 65.6%*	NN-BP 71.5%*	NN-ODE 72.4%*	PVM rule 77.1%*	ASSISTANT 72.0%*	CART 77.1%*
ファジィ手法	Percept. 60.9%+	Quadratic 68.0%+	Minimum 55.3%+	Fast 59.2%+	Annealing 65.5%+	Nearest 63.7%+	*c*-means 54.9%+	Histogram 58.1%+	Hierarch. 59.5%+	**Fuzzy rule 74.7%**

*記号は，文献[13]で報告されているもの，+記号は，文献[14]で報告されているものを示す．
非ファジィ手法と提案手法は，70%を学習用パターン，30%を評価用パターンに分割したときの結果である．
提案手法以外のファジィ手法は，50%を学習用パターン，50%を評価用パターンに分割したときの結果である．

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

票方式の性能を調べた．完全一致方式では，全てのファジィ識別システムの推論結果が同じ場合に識別が行われる．また，過半数方式では，過半数の識別結果が同じ場合に識別が行われる．一方，重み付き投票方式では，個々の識別システムによる識別結果が重み付けられ，投票により識別が行われる．

本研究では，ファジィ識別システムに対して，このような様々な識別方法の比較を行った．また，ファジィ識別システムと他のパターン識別手法との比較も行った．本研究で得られた結果をまとめると，以下のようになる．

(1) 最大ルールによる推論法の性能は，分割数の選び方に大きく依存した．一方，投票による推論法を用いた場合では，分割数の選び方によらず，平均して高い性能が得られた．

(2) 確信度の学習アルゴリズム[13]は，最大ルールによる推論法に対して非常に有効に働いた．一方，投票による推論法では．多数のファジィ If-Then ルールが推論結果に影響を与えるため，学習アルゴリズムの効率が悪くなった．

(3) 完全一致方式により，最も低い誤識別率と最も高い識別拒否率が得られた．

(4) 重み付き投票方式により，最も高い識別率が得られた．

(5) 重み付き投票方式を用いて複数のファジィ識別システムの推論結果を組み合わせた場合では，個々のファジィ識別システムの平均よりも高い識別率が得られた．

(6) ファジィ識別システムにより，他のほとんどのパターン識別手法と同等以上の識別率が得られた．

参 考 文 献

[1]M. Sugeno, "An introductory survey of fuzzy control", *Information Sciences*, pp.59-83, Vol.36, 1985.

[2]C.C. Lee, "Fuzzy logic in control systems : fuzzy logic controller part I and II", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.20, No.2, pp. 404-435, 1990.

[3]L.X. Wang and J.M. Mendel, "Generating fuzzy rules by learning from examples", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.22, pp.1414-1427, 1992.

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

[5]荒木昭一，野村博義，林勲，若見昇，"ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの一提案"，日本ファジィ学会誌，Vol.4, No.4, pp.722-732, 1992.

[6]石渕久生，野崎賢，田中英夫，"分散型ファジィルールを用いたパターン認識"，システム制御情報学会論文誌，Vol.4, No.12, pp.517-526, 1991.

[7]H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka, "Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.51, pp.21-32, 1992.

[8]R. Battiti and A.M. Colla, "Democracy in neural nets : voting schemes for classification", *Neural Networks*, Vol.7, No.4, pp.691-707, 1994.

[9]S.-B. Cho, "Fuzzy aggregation of modular neural networks with ordered weighted averaging operators", *International Journal of Approximate Reasoning*, Vol.13, pp.359-375, 1995.

[10]S.-B. Cho and J.H. Kim, "Multiple network fusion using fuzzy logic", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.6, No.2, pp.497-501, 1995.

[11]R.A. Fisher, "The use of multiple measurements in taxonomic problems", *Annals of Eugenics*, Vol.7, pp.179-188, 1936.

[12]S.M. Weiss and C.A. Kulikowski, *Computer Systems that Learn*, Morgan Kaufmann, San Mateo, 1991.

[13]野崎賢，石渕久生，田中英夫，"学習型ファジィ識別システムによる知識獲得"，日本経営工学会誌，Vol.45, No.5, pp.430-441, 1994.

[14]M. Grabisch and F. Dispot, "A comparison of some methods of fuzzy classification on real data", *Proc. of the 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks*, pp.659-662, 1992.

[15]M. Grabisch and J.-M. Nicolas, "Classification by fuzzy integral : performance and test", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.65, pp.255-271, 1994.

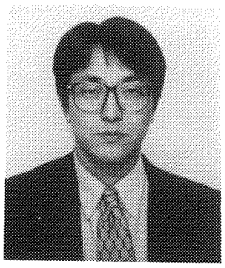
(1996年5月28日 受 付)
(1997年1月 7 日 再受付)

[問い合わせ先]
〒593 堺市学園町1-1
大阪府立大学工学部経営工学科
石渕 久生
TEL ：0722-52-1161(内線2377)
FAX ：0722-59-3340
E-mail：hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp

NII-Electronic Library Service

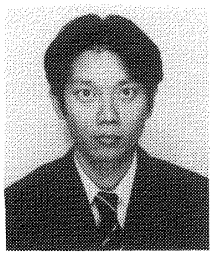
Japan Society for Fuzzy Theory and Systems

著者紹介



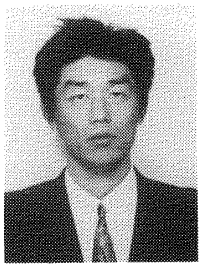
石渕 久生 (いしぶち ひさお)

大阪府立大学工学部経営工学科
'85年 京都大学工学部機械系精密工学科卒業. '87年 同大学大学院修士課程精密工学専攻修了. 同年 大阪府立大学工学部経営工学科助手, '93年同講師, '94年 同助教授となり現在に至る. '94年8月から'95年3月まで, カナダのトロント大学に滞在. ファジィ理論とニューラルネットの応用に関する研究に従事. 日本ファジィ学会, 日本経営工学会, 電子情報通信学会, システム制御情報学会, INNS, IFSA, IEEEなどの会員.



森澤 武彦 (もりさわ たけひこ)

大阪府立大学 大学院
'95年 大阪府立大学工学部経営工学科卒業. 現在, 同大学大学院博士前期課程在学中. ファジィ理論, パターン認識, ファジィルールに基づくファジィ識別システムなどの研究に従事. システム制御情報学会の会員.



中島 智晴 (なかしま ともはる)

大阪府立大学 大学院
'95年 大阪府立大学工学部経営工学科卒業. 現在, 同大学大学院博士前期課程在学中. ファジィ理論, パターン認識, 遺伝的アルゴリズム, 強化学習の応用などの研究に従事. 電子情報通信学会, 日本経営工学会, システム制御情報学会, IEEEの会員.

Voting Schemes in Fuzzy Classification Systems

by

Hisao ISHIBUCHI, Takehiko MORISAWA and Tomoharu NAKASHIMA

Abstract :

In this paper, we examine two kinds of voting schemes in fuzzy-rule-based classification systems. One is based on the voting by multiple fuzzy if-then rules in a single fuzzy classification system. The other is based on the voting by multiple fuzzy classification systems. First we describe the voting by multiple fuzzy if-then rules, which is used for the fuzzy reasoning in a single fuzzy-rule-based classification system. We also explain how the grade of certainty of each fuzzy if-then rule can be adjusted when the voting by fuzzy if-then rules is used for the fuzzy reasoning. Then we describe three voting methods for combining the classification results of multiple fuzzy classification systems : a perfect unison rule, a majority rule and a weighted voting rule. By computer simulations on real-world pattern classification problems such as iris data, appendicitis data and cancer data, we examine the performance of these voting methods. Simulation results show that the performance of the voting by multiple fuzzy classification systems is better than that of each individual classification system. The performance of the voting by multiple fuzzy classification systems is also compared with various results of other classification methods reported in the literature.

Keywords : Pattern Classification, Fuzzy if-then Rule, Fuzzy Reasoning, Voting Schemes

Contact Address : **Hisao ISHIBUCHI**
Department of Industrial Engineering, College of Engineering,
Osaka Prefecture University
Gakuen-cho 1-1, *Sakai, Osaka* 593, *JAPAN*
TEL : 0722(52)1161 Ext. 2377
FAX : 0722(59)3340
E-mail : hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp

NII-Electronic Library Service