楕円領域を持つファジィクラシファイアのロバスト化*

江口 卓志[†]・玉置 久[‡]・阿部 重夫[§]

A Robust Fuzzy Classifier with Ellipsoidal Regions*

Takashi EGUCHI[†], Hisashi TAMAKI[‡] and Shigeo ABE[§]

In this paper, we discuss a robust training method for a fuzzy classifier with ellipsoidal regions. First, we define a fuzzy rule for each class. Next, we determine the weight for each training datum by the two-stage method in order to suppress the effect of outliers. Then, using these weights, we calculate the center and covariance matrix of the ellipsoidal region for each class and tune the fuzzy rules. After tuning, to further improve generalization ability, we tune fuzzy rules between two classes using the training data in the class boundary. We demonstrate the effectiveness of our method using four benchmark data sets.

1. はじめに

パターン認識の総合的な性能は、観測、前処理、特徴抽出、識別のおおの過程の性能の良さに依存する。識別過程では、その前の3過程により数値化された特徴量の集まりであるデータを扱う。教師データとして収集されるパターンの中には、クラスの境界があいまいで専門家を持ってしても分類が難しいものもあり、また装置の不調や人為的ミス、特徴量の取り方によっては、外れ値が混入されている場合がある。しかしながら数値化された高次元の特徴量の集まりであるデータに外れ値が含まれているかどうかを判断することは難しい。

この外れ値の問題に対して、ニューラルネットにおいてはいくつかの手法が考えられているが[1,2]、距離関数にマハラノビス距離を用いた楕円領域を持つファジィクラシファイア[3,4]では、外れ値の影響は考慮に入れられて

いない。このマハラノビス距離に対して外れ値の影響を考慮に入れた統計分野における一つの手法として Stahel と Donoho の方法 [5] がある。この方法では、おのおののデータの中央値からの離れ具合を求め、離れ具合を単調減少関数により重みに変換して、おのおののデータを重み付けして、中心と共分散行列を求める。この方法は、外れ値を含む場合は有効であるが、外れ値を含まないときには、外れ値でないデータの重みを小さくして、中心と共分散行列の計算に影響を及ぼす可能性がある。

パターン認識のシステムを開発する際に、データの中に外れ値が含まれるかどうかはあらかじめ分からないから、外れ値が含まれないときも汎化能力の低下しない方式を開発する必要がある。このため本論文では、楕円領域を持つファジィクラシファイアが外れ値のありなしにかかわらず高い汎化能力を実現できるように、Stahel と Donoho の方法の拡張を図るとともに、汎化能力を向上するためのパラメータのチューニング法を提案する。すなわち、まず最初に Stahel と Donoho の方法によりクラスに含まれるデータの重みを決めて中心と共分散行列を求め、それに基づき識別してクラス境界付近のデータを求める。つぎに境界付近のデータによりクラスごとにしきい値を求め、それを境に減少関数でデータに重み付けをすることにより中心と共分散行列への外れ値の影響を抑える2段階の学習を行う。さらに従来の楕円領域を持つファジィ

* 原稿受付 2000年2月2日

[†] 東京電力(株) Tokyo Electric Power Company; 1-1-3 Uchisawai-cho 1-Chome, Chiyoda-ku Tokyo, 100-0011, JAPAN[‡] 神戸大学 工学部 情報知能工学科 Department of Computer and Systems Engineering, Kobe University; Rokkodai, Nada, Kobe, 657-8501, JAPAN[§] 神戸大学 大学院 自然科学研究科 Graduate School of Science and Technology, Kobe University; Rokkodai, Nada, Kobe, 657-8501, JAPAN**Key Words:** pattern recognition, fuzzy classifiers, robustness, outliers.

クラシファイアのファジイルールのチューニングでは、外れ値が含まれない場合にはよい認識率を得られるが外れ値を含んだ教師データにより学習をすると影響が出てくる。そこで外れ値の影響を抑えるために、新たに外れ値を考慮にいれてクラス間のチューニングを行う。これにより、教師データに外れ値を含んだデータがある場合にも、また含んでいない場合にも汎化能力の高い学習ができることを示す。

以下、2. で参考文献 [3,4] に基づいて楕円領域を持つファジィクラシファイアについて述べた後、3. でロバストな学習方式について詳述する。さらに4. でロバストな学習方式の効果をいくつかのベンチマークデータで評価する。

2. 楕円領域を持つファジィクラシファイアによるパターン認識

マハラノビス距離をベースにした楕円領域を持つファジィクラシファイアでは、クラスごとにマハラノビス距離を調整するチューニングパラメータを導入し、これを教師データの認識率が最大になるように調整する。すなわち、ある一つのチューニングパラメータを変えたときに、正しく認識されていた教師データが誤認識する点、および誤認識していたデータが正しく認識される点のチューニングパラメータの値を求め、これにより、教師データの認識率が最大になる値にチューニングパラメータを調整する。さらにこれをすべてのチューニングパラメータについて、教師データの認識率の向上がなくなるまで繰り返す。このように認識率を直接的に最大化するために、認識率に対応する微分可能な目的関数を最適化する従来の学習法に比べてきわめて高速に学習できるという特徴がある。

参考文献 [4] では最初に各クラスに一つのファジイルールを定義して、必要に応じてルールを定義する方法を述べているが、通常の場合一つのクラスに一つのルールを定義するので十分であるために、以下では各クラスに一つのファジイルールを定義する場合について述べる。

特徴量の集まりであるパターンベクトル $\mathbf{x}$ をもつ入力データを n 個のクラスに分類することを考える。はじめにおののクラス i につきのファジイルールを定義する。

$$R_i: \text{If } \mathbf{x} \text{ is } \mathbf{c}_i \text{ then } \mathbf{x} \text{ is class } i \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{c}_i$ はクラス i の中心を意味し、クラス i に属す教師データにより次式で計算する。

$$\mathbf{c}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \text{class } i} \mathbf{x} \quad (2)$$

ここで、 N_i はクラス i に属す教師データの数である。つぎにいずれのクラスに属すかの程度、すなわち成立度を示すメンバーシップ関数として $m_i(\mathbf{x})$ をつぎのように定義する。

$$m_i(\mathbf{x}) = \exp(-h_i^2(\mathbf{x})) \quad (3)$$

$$h_i^2(\mathbf{x}) = \frac{d_i^2(\mathbf{x})}{\alpha_i} \quad (4)$$

$$d_i^2(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)^t Q_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{c}_i) \quad (5)$$

ただし、 $h_i(\mathbf{x})$: チューニングされた距離、 $d_i^2(\mathbf{x})$: $\mathbf{x}$ と $\mathbf{c}_i$ との二乗マハラノビス距離、 α_i : クラス i のチューニングパラメータ、 Q_i : クラス i の共分散行列である。共分散行列 Q_i はつぎのように計算する。

$$Q_i = \frac{1}{N_i} \sum_{\mathbf{x} \in \text{class } i} (\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)(\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)^t \quad (6)$$

つぎにファジイルールをチューニングすることにより認識率の向上を図る。ここでチューニングは、 α_i をチューニングすることによりメンバーシップ関数の傾きだけを行うこととする。あるクラスに属すファジイルールのメンバーシップ関数の傾きを減少すると、そのクラスでのメンバーシップ関数の成立度が増加する。これにより、傾きを減少する前では間違って分類されていたデータの中で、正しく分類されるデータが生じ、また正しく分類されていたデータで、間違って分類されるデータが生じる。これにもとづいて、正しく分類されるデータの増加数を計算する。同様に、傾きを増加する場合にもそれによって正しく分類されるデータの増加数を計算する。それから、認識率が最大になるように傾きを修正する。ここでのチューニング方法は、チューニング前では正しく分類されていたデータが、間違って分類されることになるとしても認識率が上がるならばそれを許してチューニングを行う。このような方法により、連続的にすべてのファジイルールのチューニングを行う。これは学習データの認識率の改善がなくなるまで反復して行う。

これにより実際に識別法は、あるデータの入力 $\mathbf{x}$ に対して、すべてのクラスについてメンバーシップ関数を計算して、もし $m_k(\mathbf{x})$ が最も大きな値を示したらそのデータはクラス k に属するとする。(3) 式からもわかるようにメンバーシップ関数は、指数関数の逆数なので $[0,1]$ の値をとる。

3. ロバスト化

2. で述べたマハラノビス距離により識別する方法では、距離推定に用いる中心と共分散行列を (2), (6) 式を用いてクラスごとに一度計算されるとそのまま使われることになる。ここで外れ値を含む教師データにより中心と共

分散行列を計算すると、チューニングパラメータ α_i によりある程度の認識率の改善が行われるものの初期のクラスの分布形状のズレにより α_i を修正後の最適性が保証されない。しかしながら、データの入力が多次元になってくると外れ値を含んだデータであるのかクラスの分離に有用なデータなのか見つけることは一般に難しい。

そこでクラスの分布形状のズレを抑えるために、二段階の学習によりクラスの分布を求め、さらに新たに2クラス間だけのルールのチューニングを行うロバストな学習法を提案する。すなわち二段階学習の第一段階において、Stahel と Donoho の方法を用いて、各教師データに対して、教師データに属するクラスの分布からの離れの程度を計算し、教師データをこの離れの程度により減少関数で重み付けし、中心と共分散行列を求める。第二段階でこれを用いマハラノビス距離により一度認識分類する。この過程でクラス境界付近にあるデータを求める。そのデータによりクラスごとにしきい値を求め、このしきい値を用い重み付けし中心と共分散行列を求め、マハラノビス距離に用いる。

また従来の楕円領域を持つファジィクラシファイアのファジールールのチューニングでは、外れ値が含まれない場合には良い認識率を得られるが外れ値を含んだ教師データにより学習をすると影響が出てくる。そこで外れ値の影響を抑えるために、新たに外れ値を考慮にいらて2クラス間のチューニングを行う。

3.1 第一段階

おのおのの教師データの m 次元パターンベクトル $\mathbf{x}_k$ ($\in \text{class } i, i=1, \dots, n$) について、クラス内での離れの程度 u_k を次式により求める。

$$u_k = \max_{l=1, \dots, m} \frac{|x_{lk} - \text{med}_{\mathbf{x}_b \in \text{class } i} x_{lb}|}{\text{med}_{\mathbf{x}_a \in \text{class } i} |x_{la} - \text{med}_{\mathbf{x}_b \in \text{class } i} x_{lb}|} \quad (7)$$

ここで、 x_{lk} は $\mathbf{x}_k$ の l 番目の要素である。 $\text{med}_{\mathbf{x}_b \in \text{class } i} x_{lb}$ はクラス i の l 番目の要素の中央値 (メディアン) を示す。この式の分子は x_{lk} がクラス i に属するデータの k 番目の要素の中央値からのずれを示し、分母は分子のずれをすべてのクラス i に属するデータについて求めたずれの中央値である。したがって、分子を分母で割ることにより、 x_{lk} の中央値からのずれを正規化していることになり、さらに各次元の正規化されたずれの最大値をとることにより、特徴量の中で最も突出している部分の程度を $\mathbf{x}_k$ の離れの程度として計算している。

つぎに、単調減少関数によりつぎのようにデータに対して重み付けを行う。

$$w_k^{(1)}(u_k) = \frac{1}{1 + u_k} \quad (8)$$

これらの重みを教師データについて計算し、暫定的な中心および共分散行列をつぎのようにして求める。

$$\mathbf{c}_i^{(1)} = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(1)}(u_j) \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(1)}(u_j)} \quad (9)$$

$$Q_i^{(1)} = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(1)}(u_j) (\mathbf{x}_j - \mathbf{c}_i^{(1)}) (\mathbf{x}_j - \mathbf{c}_i^{(1)})^t}{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(1)}(u_j)} \quad (10)$$

ここで、 N_i はクラス i に属すデータの個数である。

3.2 第2段階

上記で求めた暫定的な中心と共分散行列を用いてルールのチューニングは行わず ($\alpha_i = 1.0$)、マハラノビス距離のみを用い教師データを認識し、クラスの境界付近にあるデータを求める。まず、ある教師データ $\mathbf{x}_k$ がクラス i に属しているとする。つぎのような条件を満たすデータを境界付近にあるデータと位置付ける。

$$\gamma_k = \frac{D(2)_k - D(1)_k}{D(1)_k} \quad (11)$$

ここで $D(1)_k$ はデータ $\mathbf{x}_k$ に対して各クラスのマハラノビス距離を計算したときの最小距離であり、 $D(2)_k$ は2番目に小さい距離の値である。

境界付近にあるデータの集合を X_i としたときに、 $\gamma_k \leq 0.5$ かつ $D(1)_k$ あるいは $D(2)_k$ になるクラスが i であるデータをその集合の要素と定義する。つまりある教師データがクラス i に属していて識別においてすべてのクラスについて中心からのマハラノビス距離を求めたとき最も近いクラスがクラス i であるかもしくは2番目に近いクラスが i であり、かつその2クラスのマハラノビス距離が接近しているデータを境界付近のデータとしている。

距離関数を用いた認識において境界付近のデータは大切で距離関数のパラメータにあたえる影響も大きい。またチューニングの際にはこれら境界付近のデータが最も重要なので重みを1としパラメータを計算する。そこでこれらのデータから、各クラスについて境界付近にあると位置付けられたデータの中で u_k の最大値をそのクラスのしきい値とする。すなわち

$$\varepsilon_i = \max_{x_i \in x_k} u_k \quad (12)$$

そしてデータごとに重みを再分配する.

$$w_k^{(2)}(u_k) = \begin{cases} \frac{1}{1+u_k-\varepsilon_i} & u_k \leq \varepsilon_i \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

この重みを用いて先ほどと同様に重み付けを行い, 中心と共分散行列を求める.

$$c_i^{(2)} = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(2)}(u_j) x_j}{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(2)}(u_j)} \quad (14)$$

$$Q_i^{(2)} = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(2)}(u_j) (x_j - c_i^{(2)}) (x_j - c_i^{(2)})^t}{\sum_{j=1}^{N_i} w_j^{(2)}(u_j)} \quad (15)$$

ここで, N_i はクラス i に属すデータの個数である. また, 離散値 (0,1) の特徴量に関しては, 0 あるいは 1 に大きく片寄っている場合には, つぎの方法で中心を求めるものとする.

$$c_{li}^{(2)} = \text{med}_{x_a \in \text{class } i} x_{lk} \quad (16)$$

この中心 $c_i^{(2)}$ と共分散行列 $Q_i^{(2)}$ を用いファジィルール (α_i) のチューニングを行い学習するものとする.

3.3 クラス間チューニング

ここではクラス間チューニングの方法について記述する. α_i のチューニング [3] と異なるのは, α_i のチューニングがすべてのクラスに対して最大の認識率が得られるようにチューニングを行うのに対して, クラス間のチューニングは α_i が認識率の向上がなくなるまでチューニングした後, 2 クラス間について 2 クラス間のデータのみを用いてチューニングをすることである. またその際に用いるデータを制限することによって外れ値を含むデータによるチューニングへの影響を抑える.

α_i のチューニングの際には, 外れ値を考慮に入れないので影響が出る恐れがある. またすべてのクラスに対して最大の認識率が得られるようにチューニングを行うため, クラス数が多くクラス間の相関が強い場合にはクラス間に対して別にチューニングをするほうが最大の認識率が得られると考えられる. そこでクラス間チューニングパラメータ β_{ij} をつぎのように定義する.

$$h_i^2(x) = \frac{d_i^2(x)}{\alpha_i + \beta_{ij}} \quad (17)$$

実際未知データを認識する際にはつぎのように行う.

従来の α_i を用いて認識を行った後, (11) 式を計算し $\gamma_k \leq 0.5$ を満たすデータに対しては距離を再計算する. $D(1)_k, D(2)_k$ のクラスが i, j ($i < j$) のときクラス i に対して (17) 式により再距離計算をする. これを (3) 式によりメンバーシップを計算することにより新たに認識分類する.

β_{ij} のチューニング方法を以下に述べる.

ある 2 クラス間 i, j ($i < j$) をチューニングすることを考える. パラメータ α_i をチューニングした後, 識別を行い (11) 式を計算しつぎの条件を満たすデータによりチューニングを行う. すなわち, $\gamma_k \leq 0.5$ になる教師データのうち教師データの属するクラスが i あるいは j であるデータで, $D(1)_k$ および $D(2)_k$ が i および j のクラス i および j となるデータである.

ここで $U_{ij}(l)$, $L_{ij}(l)$ を $l-1$ 個の正しく認識されたデータが誤認識する上限および下限とする. たとえば, β_{ij} の値を $[L_{ij}(2), L_{ij}(1)]$ の区間内の値に設定すると正しく認識されていたデータの 하나가誤認識を起こす. β_{ij} を増加あるいは減少させると正しく認識されていたデータが誤認識されることもあれば誤認識されていたデータが正しく認識される可能性もある. そこで $\delta_{ij}(l)$ を $U_{ij}(l)$ より小さく, 以前に誤認識されていたデータを正しく認識させる β_{ij} の上限としさらに $\theta_{ij}(l)$ を $L_{ij}(l)$ より大きく, 以前誤認識されていたデータを正しく認識させる β_{ij} の下限とする.

つぎに $(L_{ij}(l), \theta_{ij}(l))$ と $(\delta_{ij}(l), U_{ij}(l))$ ($l=1, \dots$) の区間の中でどの区間に β_{ij} を設定すると認識率が最大になるか調べる. 最大になる区間の中央値を β_{ij} とする. これをすべての 2 クラス間においてチューニングを行う.

Fig. 1 は, β_{ij} をどこにチューニングするか決定する概念図である. ○は, β_{ij} をチューニングする前ではクラス j に正しく認識されていたデータであり β_{ij} をチューニングすることにより誤認識される限界値をそれぞれ示す. □は, 同様にクラス i に正しく認識されていたデータでありクラス j に誤認識される限界値を示す. ■は, チューニングする前ではクラス j に誤認識されているクラス i のデータであるが, その数直線上でそれ以上に β_{ij} をチューニングすることにより正しく認識されるデータである. ●は同様に β_{ij} をそれ以下にチューニングするとクラス j に正しく認識されるデータである. Fig. 1 のように β_{ij} をチューニングすると, 正しく認識されていたデータ一つが誤認識されるが誤認識されていた四つの

Fig. 1 Determination of tuned β_{ij} . If β_{ij} is modified to the tuned β_{ij} , misclassified three data are correctly classified.

データが正しく認識されることになる。このように、認識率が改善されるときは正しく認識されていたデータが誤認識されることを許して最適な β_{ij} の修正量を決める。このようにしてすべての2クラス間について β_{ij} をチューニングする。

4. シミュレーションによる評価

ここでは、血球データ [6]、ひらがなデータ、サイロイドデータ [7]、そして数字データ [8,9] で教師データに外れ値を含まない場合にも提案する手法が最適に学習できることを示すとともに、血球およびひらがなデータの教師データに外れ値を含んだデータを混入し、これを用いて学習を行った場合にもテストデータに対する高い認識率を得られることを示す。

血球データは、3097 個の学習データと 3100 個のテストデータからなる。血球の分類とは白血球を核の周囲長、面積などの 13 個の特徴量から 12 のクラスに分類するものである。クラスは血球の成長の段階にしたがって定義されているので、隣接したクラスの境界があいまいで専門家を持ってしても分類は難しいものである。

ひらがなデータは、車のナンバープレートの文字を認識するために集められたデータである。8375 個の学習データと 8356 個のテストデータからなり、13 の特徴量から 38 のクラスに分類する。

数字データは、車のナンバープレートの数字を認識するために集められたデータである。道路を走行する車をカメラでとり、おのおのの数字に対して 12 個の特徴量から 10 のクラスに分類するデータで、810 個の学習データと 820 個のテストデータよりなる。

サイロイドデータは、21 個の特徴量から 3 のクラスに分類するものである。学習データは 3772 個でテストデータは 3428 個からなる。サイロイドデータは 15 の入力値 0, 1 の離散値で、92 % 以上のデータが一つのクラスに属

している。

Table 1 はそれぞれのデータの特徴をまとめたものである。

Table 1 Feature of benchmark data

Data	Inputs	Classes	Train.	Test
Blood cell	13	12	3097	3100
Hiragana	13	38	8375	8356
Numeral	12	10	810	820
Thyroid	21	3	3772	3428

4.1 外れ値を含む学習データの作成

外れ値を含んでいない教師データよりランダムにデータを選び、そのデータのいくつかの特徴量をまたランダムに選び、属すクラスに対して外れ値となるようにデータを作成する。外れ値は、特徴量の分布の中心から通常の 2 倍から 3 倍の数値になるように設定する。特徴量は連続値であり [0,1] の範囲に収まるように処理を行う。

4.2 認識例

提案手法は、教師データに外れ値を含んだデータが混入されている場合にも最適に学習できるが、それを示す前に教師データに外れ値を含んでいない場合にも外れ値を考慮にいれていない従来方法と同程度あるいはそれ以上の認識率が得られることを示す。比較のため、四つの手法を比べる。手法 1 は、外れ値を考慮にいれていない従来の楕円領域を持つファジィクラシファイアすなわち (2), (6) 式により中心と共分散行列を計算する方法とする。手法 2 は、統計分野における従来の 1 手法である (7) 式により離れの程度を計算し減少関数を用いて (8) 式により重み付けを行い (9), (10) 式により中心と共分散行列を計算する方法とする。

手法 3 は、二つの段階を踏み (13) 式により重み付けし (14), (15) 式により中心と共分散行列を計算する方法とする。最後に手法 4 として提案手法である二つの段階を踏みパラメータを求めた後、クラス間チューニングも施した方法である。

Table 2 は、外れ値を含んでいない、教師データで学習を行いそれをテストデータで評価した結果を示したものである。ここで () 内は教師データの認識率を示す。

Table 2 Comparison of recognition rate for the benchmark data without outlier

Data	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4
Blood cell	91.65 (95.41)	89.32 (94.38)	91.29 (95.38)	91.84 (95.61)
Hiragana	98.79 (99.99)	98.76 (99.99)	98.80 (99.99)	98.80 (99.99)
Thyroid	95.60 (96.02)	96.62 (97.38)	96.56 (97.11)	96.73 (97.22)
Numeral	99.39 (99.75)	99.51 (99.75)	99.51 (99.88)	99.51 (99.88)

Table 2 より統計分野の手法をそのまま適用した手法 2 に比べて 2 段階の手順を踏む手法 3 の方が良い認識率を示している。提案手法である手法 4 は、学習データに外れ値を含んでいない場合にも従来手法である手法 1 と比べて同程度あるいはそれ以上の認識率を得られていることがわかる。クラス間のチューニングは手法 3 と手法 4 を比べると認識の難しい血球データで向上していることがわかる。

つぎに参考文献 [4] において動的にクラスタを追加する方法に対してサイロイドデータを用いて手法 1 と手法 4 を比較する。

簡単に動的にクラスタを追加する方法を説明すると、本論文の説明では、一つのクラスに対し一つの領域を割り当てていたが、動的に追加する方法は、 α_i のチューニング方法により認識率が改善されなくなるまでチューニングをした後、もし一つのクラスについて N_c 以上他のクラスに誤認識されているデータが存在するならばこの誤認識されたデータにより新しく一つクラスタを追加する。そして新しく追加されたクラスタについて、中心と共分散行列を計算しファジールールを定義する。追加したクラスタも含めてチューニングを認識率が改善されなくなるまで行う。再び N_c 以上一つのクラスについて誤認識されたデータがあるか計算し、あればクラスタを追加するアルゴリズムを繰り返し、ない場合はそこでクラスタを追加するアルゴリズムを終了する。

Table 3 は、 N_c を変化させたときの手法 1 と手法 4 について比較した結果を示す。

Table 3 Performance for the thyroid data by changing N_c

N_c	Method 1	Rules	Method 4	Rules
—	95.60(96.02)	3	96.73(97.22)	3
40	97.00(98.12)	5	96.91(97.51)	4
30	97.26(98.44)	8	97.49(98.67)	6
20	97.17(98.67)	10	97.72(98.75)	6
10	97.29(99.02)	13	97.58(99.20)	8

Table 3 より提案手法の手法 4 は、動的にクラスタを追加する場合にも手法 1 に比べて同等以上の認識率が得られた。

血球データおよびサイロイドデータにはもともとは外れ値が含まれていないと考えられているが、手法 4 で収集したデータのうちのクラス境界から外れているデータを外れ値として処理することにより認識率が上がっており、これらのデータを外れ値とみることが妥当であることを示している。

つぎに血球データとひらがなデータを選び、これらの教師データに外れ値を混入させ、四つの方法により比較

した結果を Figs. 2, 3 および Figs. 4, 5 に示す。

まず、特徴量の一つを教師データごとにランダムに選び、教師データの全体の 0% から 10% (μ %) までこれまたランダムに選び、選ばれたデータに外れ値を混入させる。ここで 0% は、教師データに外れ値が含まれないことを意味する。この教師データにより 4 通りの方法による学習を行い、それをテストデータで評価した結果を示す。認識率は、外れ値を含ませる各%ごとに乱数の初期値を変えることにより 10 個の違った教師データにより学習を行い、テストデータで評価した認識率の平均である。

Figs. 2, 3 から 2 段階の手順を踏む手法 3 は外れ値を含んだ教師データであっても手法 1 手法 2 に比べ最適に学習できていることがわかる。Fig. 2 の教師データの全体の 2% 程度までに外れ値が含まれる場合、手法 3 と外れ値を考慮にいれていない従来手法はほぼ同じ認識率を示している。これは、外れ値がごく少量含まれている場合までは、外れ値が学習におよぼす影響は、従来手法のファジールールのチューニングによりカバーできていると思われる。

Fig. 2 Relation between μ and recognition rates for the blood cell data (Outliers are included in one of the training inputs.)

Fig. 3 Relation between μ and recognition rates for the hiragana data (Outliers are included in one of the training inputs.)

Fig. 4 Relation between μ and recognition rates for the blood cell data (Outliers are included in one of the training inputs.)

Fig. 5 Relation between μ and recognition rates for hiragana data (Outliers are included in one of the training inputs.)

Figs. 4, 5より提案手法である2段階の手順を踏み外れ値を含むデータを考慮にいれてクラス間チューニングをした手法4は、手法3よりさらに高い認識率を示すことがわかる。血球データに比べてひらがなデータの向上が少ないのは従来のチューニングの方法により教師データの認識率が十分高いためである。

つぎに、それぞれ教師データの全体の0%から10%までランダムに各%ごとに乱数の初期値を変え10回選び、その選ばれたデータの特徴量すべてに外れ値を混入させ教師データとする。4通りの方法で学習を行い、テストデータにより評価した結果を示す。認識率は、同様に平均認識率である。

同様に Figs. 6, 7からクラスの境界を考慮にいれた2段階の手順を踏む手法3は従来手法の手法1よりも、また手法1に統計分野の1方法を適用した手法2よりも高い認識率を示していることがわかる。Figs. 8, 9より2段階の手順を踏みクラス間チューニングをした提案手法である手法4は手法3よりさらに高い認識率を示している。また教師データに外れ値が多く含まれる場合に、より提案手法の効果が大きいこともわかる。

Fig. 6 Relation between μ and recognition rates for the blood cell data (Outliers are included in all of the training inputs.)

Fig. 7 Relation between μ and recognition rates for the hiragana data (Outliers are included in all of the training inputs.)

Fig. 8 Relation between μ and recognition rates for the blood cell data (Outliers are included in all of the training inputs.)

Tables 2, 3, Fig. 2からFig. 9を通して、提案手法である手法4は、外れ値を含んでいない場合にも既存の手法と同程度かそれ以上の認識率が得られることがわかる。また外れ値を含んだような教師データにより学習をしなければならないような場合にも従来手法に比べ平均して高い認識率を得られていることがわかる。これにより提案手法である2段階の手順によりパラメータを求め新

Fig. 9 Relation between μ and recognition rates for hiragana data (Outliers are included in all of the training inputs.)

たに外れ値を含むデータを考慮にいれたクラス間チューニングを行う学習方法は、外れ値が混入しているデータを含む教師データである場合また外れ値を含まない教師データであっても最適に学習できるロバストなファジィパターン認識法であるといえる。

5. おわりに

教師データに外れ値を含む場合にロバストなパターン認識を実現するために、本論文では楕円領域を持つファジィクラシファイアにおいて2段階の方法により領域近似のパラメータを求め、ついで2クラス間チューニングをするロバストな学習法を提案した。つぎに提案手法を数値計算で検討し、提案手法は教師データに外れ値が含まれる場合において最適に学習できることを示した。また教師データに外れ値が含まれない場合にも従来法よりも汎化能力の高いことを示した。この結果、提案手法は教師データに外れ値が含まれる含まれないにかかわらず汎化能力の高いロバストな学習法であることが示された。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、ご討論いただいた米森秀登助手、血球データを提供していただいた川崎医科大学松田信義教授、数字およびひらがなデータを提供していただいた(株)日立製作所日立研究所小林芳樹技術主幹、およびサイロイドデータ(ics.uci.edu: pub/machine-learning-databases)を提供いただいたカリフォルニア大学アーバイン校P. M. Murphy氏およびD. W. Aha氏に感謝の意を表する。

参 考 文 献

[1] K. Liano: Robust error measure for supervised neural network learning with outliers; *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 7, No. 1, pp. 246-250 (1996)

[2] D. S. Chen and R. C. Jain: A robust back propagation learning algorithm for function approximation; *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 5, No. 3, pp. 467-479 (1994)

[3] S. Abe and R. Thawonmas: A fuzzy classifier with ellipsoidal regions; *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, Vol. 5, No. 3, pp. 358-368 (1998)

[4] S. Abe: Dynamic cluster generation for a fuzzy classifier with ellipsoidal regions; *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, Vol. 28, No. 6, pp. 869-876 (1998)

[5] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy: *Robust regression and outlier detection*, pp. 256-265, John Wiley & Sons, New York (1987)

[6] A. Hashizume, J. Motoike, and R. Yabe: Fully automated blood cell differential system and its application; *Proc. IUPAC 3rd International Congress on Automation and New Technology in the Clinical Laboratory*, pp. 297-302, Kobe, Japan (1988)

[7] S. M. Weiss and I. Kapouleas: An empirical comparison of pattern recognition, neural nets, and machine learning classification methods; *Proc. IJCAI-89*, pp. 781-787 (1989)

[8] M. Takatoo, et al.: Gray scale image processing technology applied to vehicle license number recognition system; *Proc. International Workshop on Industrial Applications of Machine Vision and Machine Intelligence*, pp. 76-79 (1987)

[9] 武長, 阿部, 高藤, 鹿山, 北村, 奥山: 感度解析を用いたニューラルネットの入力層の最適化とその数字認識への適用; *電気学会論文誌 D*, Vol. 111-D, No. 1, pp. 36-44 (1991)