

付加情報を用いるパターン認識における識別境界移動の効果

—正規分布に従う人工サンプルを用いた場合の実験的検討—

古谷 嘉男[†] 岩村 雅一[†] 黄瀬 浩一[†] 大町真一郎^{††} 内田 誠一^{†††}

[†] 大阪府立大学大学院工学研究科 〒 599-8531 堺市中区学園町 1-1

^{††} 東北大学大学院工学研究科 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05

^{†††} 九州大学大学院システム情報科学研究院 〒 819-0395 福岡市西区元岡 744

E-mail: †yoshio@m.cs.osakafu-u.ac.jp, †{masa,kise}@cs.osakafu-u.ac.jp,

††machi@ecei.tohoku.ac.jp, †††uchida@is.kyushu-u.ac.jp

あらまし 通常のパターン認識とは異なる，付加情報を用いるパターン認識という新しい枠組みが提案されている．これは，通常のパターンと同時にそれを補助する情報（付加情報）をパターンとは別に用意し，それらを同時に用いることにより誤認識率を減少させる方式である．通常のパターン認識では，ベイズ識別境界が誤認識率を最小にする．それに対して，付加情報を用いるパターン認識では，識別境界をベイズ識別境界から移動することにより，誤認識率が減少することが実験により確認されている．しかし，この実験では，実際の文字データを用いているため，ベイズ識別境界はその推定値でしかなく，厳密な意味で識別境界を移動すると誤認識率が減少する場合があるという存在証明になっていない．この問題を解決するため，ベイズ識別境界が既知である人工サンプルを作成し，誤認識率が減少する場合があることを改めて実験により確認した．

キーワード 付加情報，混同行列，ベイズ識別境界，マハラノビス距離

Effect of Shifting Decision Boundaries in Pattern Recognition with Supplementary Information

—Experimental Research Using Artificial Samples From Normal Distributions—

Yoshio FURUYA[†], Masakazu IWAMURA[†], Koichi KISE[†],

Shinichiro OMACHI^{††}, and Seiichi UCHIDA^{†††}

[†] Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture University, 1-1 Gakuencho, Naka, Sakai, 599-8531 Japan

^{††} Graduate School of Engineering, Tohoku University

6-6-05 Aoba, Aramaki, Aoba, Sendai, 980-8579 Japan

^{†††} Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

744 Motooka, Nishi, Fukuoka, 819-0395 Japan

E-mail: †yoshio@m.cs.osakafu-u.ac.jp, †{masa,kise}@cs.osakafu-u.ac.jp,

††machi@ecei.tohoku.ac.jp, †††uchida@is.kyushu-u.ac.jp

Abstract Pattern recognition with supplementary information which differs from the conventional pattern recognition has been proposed. This framework is capable of decreasing error rates by using not only a pattern itself but also its supplementary information that assists recognition. In the previous report, we confirmed a better recognition rate is achievable by the shift of the decision boundaries from the Bayesian ones in the experiment using a character data set. However, it was not the strict proof of the existence of the achievability because the Bayesian decision boundaries are estimates. In this report, to confirm the achievability in the strict sense, we make use of the artificial samples following the normal distributions. This enables us to obtain the Bayesian decision boundaries precisely.

Key words supplementary information, confusion matrix, Bayesian decision boundary, Mahalanobis distance

1. まえがき

人間にも機械にも理解可能な情報伝達手段を目指して、付加情報を用いるパターン認識という方式が検討されている [1] ~ [3]. この方式では通常のパターン認識を行うと同時に、パターンとは別に用意した正解クラスに関する何らかの情報を観測し、両者を組み合わせることで頑健なパターン認識を実現する. このような正解クラスに関する情報を付加情報と呼ぶ.

この新しい方式では、付加情報の情報量によって達成可能な認識率がおおよそ定まる. 例えば、付加情報の情報量が十分大きければ、付加情報だけから正しいクラスを特定することができ、識別器を用いることなく認識率 100% を達成できると考えられる. そのため、この方式における理論的な興味は、付加情報の情報量が十分大きくない場合に、認識結果から得られる情報と付加情報から得られる情報をいかに上手に組み合わせて正しいクラスを言い当てるかという問題に集約される.

この点に関して、文献 [1] では「識別器が指定されたときに、誤認識率を最小にする付加情報を各クラスに割り当てる問題」であると捉え、常に正しい付加情報が得られるという条件で誤認識率の理論値を計算する方法を示した. この理論によると、誤認識率は、識別器がどのクラスのサンプルをどのクラスに誤認識し易いかという誤り傾向と、どのクラスにどの付加情報を割り当てるかという割り当て方法との関係から導くことができる. 文献 [1] ではさらに、認識誤りの傾向が既知である識別器が与えられたときについて、誤認識率が近似的に最小になる付加情報の割り当て方法を示している.

しかし、この割り当て方法は、与えられた識別器に手を加えないという条件の下で導かれている. 通常の識別器は単独で用いた場合の誤認識率を最小にするように設計されているが、このような識別器が付加情報を用いるパターン認識のような特殊な用法においても誤認識率が最小になるとは限らない.

そこで本研究では、問題設定を「識別器が指定されたときに、『識別器を改変しつつ』誤認識率を最小にする付加情報を割り当てる問題」としたとき、文献 [1] の方法よりも誤認識率が減少するかどうかを検証することを目的とする. ここで識別器の改変とは、識別境界を移動することによって認識結果を変更することを意味している. このような改変を行うことにより、識別器単独の誤認識率は増加すると考えられるが、その反面、付加情報を用いた場合の誤認識率は減少する可能性がある.

前報 [4] では文字データを用いて識別を行い、識別境界をベイズ識別境界から移動することで誤認識率が減少することを確認した. しかし、前報の実験で用いたサンプルは共分散行列がクラスによって異なるため、マハラノビス距離を用いた識別器が最適ではない. また、実際のデータを用いた場合、ベイズ識別境界は推定値しか利用できないという問題点もある. ベイズ識別境界は誤認識率を最小にするため、従来のパターン認識において識別境界をそこから移動すると、誤認識率は必ず増加する. しかし、ベイズ識別境界が正しくない場合は、実験の意図に反して識別境界の移動によって誤認識率が減少する可能性がある. この理由から、前報の実験で誤認識率が減少した原因が

明確ではない. 従って、識別境界を移動したときに必ず誤認識率が増えるようにするため、本稿では共分散行列が全クラス共通でかつ、共分散行列と平均ベクトルが既知である理想的な人工サンプルを作成する. それらを用いて、ベイズ識別境界から識別境界を移動しても誤認識率が減少することを実験的に検証する. なお、本稿は、付加情報を用いるパターン認識において識別境界を移動すると誤認識率が減少する場合があるという存在証明を目的としており、全ての場合について必ず誤認識率が減少するアルゴリズムを提案するものではない.

2. 付加情報を用いるパターン認識 [1]

文献 [1] で導かれた、付加情報を用いるパターン認識における誤認識率の計算方法と、付加情報の割り当て方法について述べる. 以下、 N クラス問題において、 K 種類の付加情報 (以後、記号ともいう) ($K \leq N$) を用意し、そのうち一つずつを各クラスに割り当てることを考える. また、本研究では付加情報は誤らないものとして扱う.

2.1 誤認識率を算出するための準備

誤認識率は、以下で定義する識別器の認識誤りの傾向を表す Confusion Matrix (以下 CM) と、記号の割り当てを表す集合 $\{\mathcal{H}_k\}$ から計算される.

2.1.1 Confusion Matrix

識別器の認識誤りの傾向を表す CM を定義する. CM は識別器に入力されるパターンのクラス (真のクラス) と識別器が出力するクラス (認識結果) の対応を表す行列である (図 1(a) 参照). $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N$ をクラス、 $N \times N$ 行列 W を CM とすると、 W の (i, j) 要素 w_{ij} はクラス ω_i に属するパターンを認識によってクラス ω_j に属すると判断した確率 $P(\omega_j | \omega_i)$ を表す.

2.1.2 記号の割り当て

2.3 節で誤認識率を求める準備として、記号の割り当てを表す集合を定義する. 全てのクラスに記号を 1 つずつ割り当てることとし、 k 番目の記号を割り当てたクラスの集合を $\mathcal{H}_k = \{l_1, \dots, l_{|\mathcal{H}_k|}\}$ とおく. ここで l_i は \mathcal{H}_k の記号を与えられたクラスを表しており、 $|\mathcal{H}_k|$ は同じ記号を割り当てられたクラス数である. これにより、 W は $\mathcal{H}_1, \dots, \mathcal{H}_K$ に分割される. 例えば、図 1(b) は図 1(a) の CM に 3 種類の記号を割り当てた例であるが、この場合 $\mathcal{H}_1 = \{1, 2\}$, $\mathcal{H}_2 = \{3, 4\}$, $\mathcal{H}_3 = \{5\}$ となる. ただし、 \mathcal{H}_k の要素は連続している必要はない.

2.2 認識率 100% を実現するために付加情報が満たすべき条件

次に、誤認識率を計算する準備として、CM が既知のとき、どのような条件を付加情報が満たせば認識率 100% を達成できるかについて考える. 図 1(a) を例に考えると、認識結果が A になるのは真のクラスが A, C, E のいずれかの場合であるが、これは識別器では区別できない. そこで、誤認識が起きないようにするために、真のクラスが A, C, E のいずれであったかを区別する情報を挿入することを考える. そこで、A, C, E にそれぞれ別々の記号を割り当てると、誤認識が生じない代わりに少なくとも 3 種類の記号が必要となる.

		認識結果				
真のクラス		A	B	C	D	E
真のクラス	A	0.6		0.4		
	B		0.8		0.1	0.1
	C	0.1		0.9		
	D		0.1		0.8	0.1
	E	0.2	0.1			0.7

(a) CM の例 (数字のない要素は値が 0)

		認識結果					
真のクラス		A	B	C	D	E	
1	A	0.6		0.4			\mathcal{H}_1
	B		0.8		0.1	0.1	
2	C	0.1		0.9			\mathcal{H}_2
	D		0.1		0.8	0.1	
3	E	0.2	0.1			0.7	\mathcal{H}_3

記号

(b) 付加情報を与えた CM

		認識結果					
真のクラス		A	B	C	D	E	
1	A	0.6		0.4			\mathcal{H}_1
	B		0.8		0.1	0.1	
2	C	0.1		0.9			\mathcal{H}_2
	D		0.1		0.8	0.1	
	E	0.2	0.1			0.7	

記号

(c) 誤認識になる要素

		認識結果					
真のクラス		A	B	C	D	E	
1	A	0.3		0.7			\mathcal{H}_1
	B		0.8		0.1	0.1	
2	C	0		1			\mathcal{H}_2
	D		0.1		0.8	0.1	
	E	0.2	0.1			0.7	

記号

(d) A と C の識別境界を移動した CM

図 1 識別境界の移動による CM の変化

次に、認識結果が B になるのは真のクラスが B, D, E のいずれの場合なので、上述した様にクラス B, D, E にそれぞれ別々の記号を割り当てる。このとき、さらに 3 種類の付加情報が必要なわけではなく、図 1(b) のようにクラス A とクラス B に 1 の付加情報を与え、クラス C とクラス D に 2 の付加情報を与え、クラス E に 3 の付加情報を与えても同じ付加情報を与えられたクラスは誤認識しない。なぜなら、付加情報が 1 がかつ認識結果が A となる真のクラスは A しかなく、他の場合についても同様にして、一意にクラスを決定できるからである。このような考察から、認識率 100% を実現するために付加情報が満たすべき条件は、同じ記号を割り当てるクラスのどの認識結果の列にも 0 でない要素が 2 つ以上存在しないことである。

2.3 誤認識率関数

2.2 節の議論により、認識結果と付加情報から真のクラスが一意に決まれば誤認識が生じない。これを CM で考えると、同じ付加情報が割り当てられた行と認識結果の列が重なる部分 (例えば付加情報が 1 で認識結果が A の場合は CM の (1, 1) 要素と (2, 1) 要素) に 0 でない要素が 1 つ以下しか存在しない場合、誤認識が生じない。しかし、図 1(c) のように 0 でない要素が 2 つ以上存在する場合には誤認識が生じる (灰色の要素)。このとき、0 でない要素に対応する全てのクラスが真のクラスである可能性がある。しかし、認識結果として出力できるのは 1 つのクラスだけである。誤認識率を最も小さくするためには、事後確率が最も大きい要素を出力しなければならない。従って、付加情報の割り当てが与えられたときの誤認識率関数 R_{error} は

次式のように定式化できる。

$$R_{\text{error}} = \frac{1}{N} \sum_j \sum_k \left\{ \sum_{l \in \mathcal{H}_k} w_{lj} - \max_{l \in \mathcal{H}_k} w_{lj} \right\} \quad (1)$$

ただし、 N はクラスの数を表している。

例えば図 1(c) の場合は、 $\mathcal{H}_1 = \{1, 2\}$, $\mathcal{H}_2 = \{3, 4, 5\}$ なので、灰色の要素が誤認識となる。従って、誤認識率は、 $R_{\text{error}} = (0.1 + 0.1 + 0.1) / 5 = 0.06$ となるので、6% となる。

2.4 付加情報の与え方

付加情報は記号の数が決められたときに誤認識率ができるだけ低くなるように各クラスに割り当てる。そのためには、同じクラスであると認識されやすいクラスに異なる付加情報を与えるとよい。これにより、誤認識されるサンプルが付加情報により分類できるので、誤認識率は減少する。様々な付加情報の割り当ての中で、記号の数を K と定めたとときの誤認識率の最小値を $R_{\text{error}}^{\min}(K)$ とする。しかし、最適な割り当てを求める問題は NP 困難に帰着すると考えられるため、付加情報を割り当てる全ての組み合わせを試すことは難しい。そのため、必ずしも最適な割り当てではないが欲張り法を用いて付加情報の割り当て方を計算することにする。

そのアルゴリズムを Algorithm 1 に示す^(注1)。Algorithm 1 では最初に N クラス全てに異なる記号を与えておき、記号の数が K 個になるまで記号の数を減少させていく。記号の数を 1

(注1): 後述する Algorithm 2 と比較するために Algorithm 1 を文献 [1] から若干変更した。

Algorithm 1: 文献 [1] のアルゴリズム .

- 1 全てのクラスに別々の記号を割り当てる．すなわち， $k = 1, \dots, N$ について， $\mathcal{H}_k = \{k\}$ である．
 - 2 for $u = N$ to K do
 - 3 同じ記号を割り当てたときの誤認識率が最小となる行の集合を 1 組選び， $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$ とする．
 - 4 \mathcal{H}_s と \mathcal{H}_t のクラスに同じ記号を割り当てる．
 - 5 $R_{\text{error}}^{\min}(K)$ を計算する．ただし， $K = N$ のときは明らかに $R_{\text{error}}^{\min}(N) = 0$ である．
-

つ減少させる際には，全ての記号の与え方について誤認識率を計算し，誤認識率が最小となるように記号を与える．

3. 提案手法

本研究では，識別境界をベイズ識別境界から移動することにより，付加情報を用いるパターン認識における誤認識率を減少させる．本節では，そのような識別境界の移動方法と，識別境界の移動によって誤認識率が減少する理由について説明する．

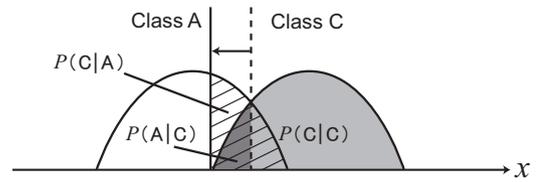
3.1 識別境界の位置と誤認識率の関係

最初に，従来のパターン認識において識別境界を移動したときの誤認識率の変化について考える．図 2(a) は例として 1 次元の特徴量を持つサンプルの発生確率を表したもので，横軸がサンプルの特徴量，縦軸がサンプルの発生確率を表す． $P(C|C)$ の領域はクラス C のサンプルが正しく認識される部分を表し， $P(A|C)$ の領域はクラス C のサンプルがクラス A に誤認識される部分を表す．ベイズ決定理論によると，クラス A と C のサンプルの発生確率が等しい図 2(a) の点線を識別境界とすることで誤認識率が最小になる．これがベイズ識別境界である．

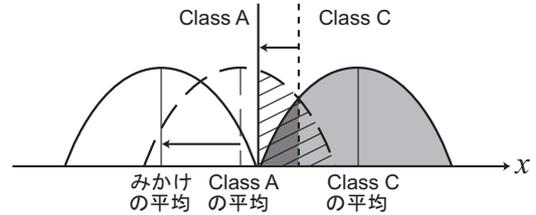
説明のため，各クラスの分布は図 2(a) のようにすそが短いと仮定し，クラス C のサンプルが発生しない場所までこの識別境界を矢印の方向へ移動することを考える．このようにすれば， $P(A|C)$ の領域がクラス C と正しく認識されるが， $P(C|A)$ の領域が増え，全体の誤認識率は増加する．

次に，付加情報を用いるパターン認識において識別境界を移動したときに誤認識率がどのように変化するかを考える．図 1(c) のような 2 種類の付加情報が与えられた CM を考えると，この CM の (3, 1) 要素はクラス C がクラス A に認識される確率を表しており，図 2(a) の $P(A|C)$ の面積と対応する．クラス C のサンプルが発生しない場所までこの識別境界を矢印の方向へ移動することにより，クラス A とクラス C の識別境界を移動すると，図 1(d) の灰色の要素のように値が変化することが期待される．このとき， $P(A|C)$ の要素が増加するが，クラス A とクラス C には別の付加情報を与えられているため，付加情報によってクラスを分類でき，誤認識率は増加しない．このように，異なる付加情報が与えられた 2 クラスの識別境界は認識に用いていないので，自由に移動してもよい．そこで，本研究では付加情報を用いるパターン認識において識別境界を移動することにより，誤認識率を減少させることを試みる．

なお，ここでは分布のすそが短いと仮定したが，すそが長い



(a) 識別境界の移動による誤認識率の変化



(b) みかけの平均

図 2 識別境界と誤認識率

場合でも，識別境界を移動することにより，やはり全体の誤認識率を減少させることが可能である．

3.2 識別境界の移動方法

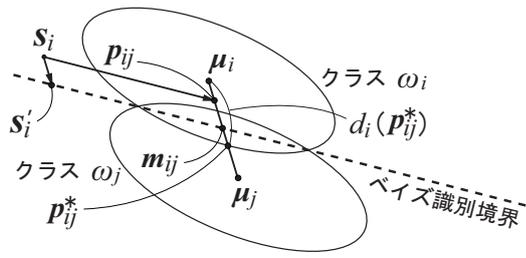
本研究の識別器にはマハラノビス距離を用い「平均ベクトル」を移動することによって識別境界を移動する．ここでの「平均ベクトル」とは，マハラノビス距離の計算に用いるパラメータの平均ベクトルのことである．一般にマハラノビス距離で用いる平均ベクトルは，各クラスの学習サンプルから推定した値をそのまま用いる．それに対して，本研究では必要に応じて平均ベクトルを移動し，識別境界を移動する．このように移動した平均を「みかけの平均」と呼ぶ．このとき，みかけの平均は識別境界を移動させるために変更するが，サンプル自体は移動していないことに注意する．

「みかけの平均」をどの方向にどの程度移動するかについては任意に決定できる．識別境界の移動方法は多々あると考えられるが，本稿では (みかけの平均ではない) サンプルから推定した平均ベクトルを結ぶ方向に，評価に用いるサンプルの全てが誤認識されなくなる位置まで識別境界を移動する．従って，この方法では，識別境界の移動量は図 2(b) のようにクラス C の平均から一番離れたクラス C のサンプルに依存する．

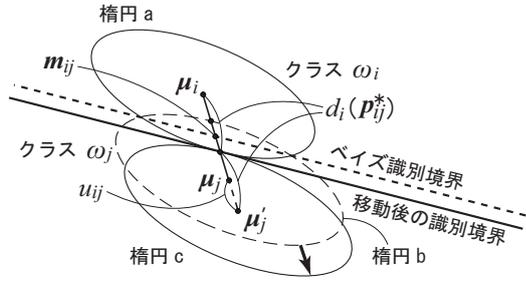
3.3 軸方向最大距離の算出

以下では，クラス ω_i のサンプルがクラス ω_j に誤認識されないようにみかけの平均を移動する方法について述べる．図 3 は 2 クラス問題を模式的に表したものである．図 3(a) は識別境界の移動前であり，図 3(b) は識別境界の移動後である．図 3(b) の詳細については 3.4 節で述べる．

図 3(a) の楕円は各クラスの平均ベクトル μ_i, μ_j とのマハラノビス距離が等しい点の集合を表している．本研究ではマハラノビス距離の分布パラメータである共分散行列 Σ が全てのクラスで等しいものとする．共分散行列が等しいため，識別境界は超平面である．みかけの平均の移動距離を算出するために，



(a) ベイズ識別境界



(b) みかけの平均の移動による識別境界の移動

図 3 識別境界の移動

クラス ω_i に属する任意のサンプル s_i を、平均ベクトル間を結ぶ軸 $\mu_j - \mu_i$ に射影した点 p_{ij} と μ_i とのマハラノビス距離の最大値を用いる。これを軸方向最大距離と呼び、以下で求める。

まず p_{ij} の算出方法について述べる。サンプル x から μ_i へのマハラノビス距離は $d_i(x) = \{(x - \mu_i)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_i)\}^{1/2}$ で与えられ、ベイズ識別境界は $d_i(x) = d_j(x)$ を満たす。次に、 s_i を $\mu_j - \mu_i$ の方向へ $t_{ij}(s_i)$ だけ移動したベクトルを

$$s'_i = s_i + t_{ij}(s_i)(\mu_j - \mu_i) \quad (2)$$

とする。 s'_i が識別境界上にあるとすると、 $d_i(s'_i) = d_j(s'_i)$ を満たすので、この式に式 (2) を代入して $t_{ij}(s_i)$ について解くと、

$$t_{ij}(s_i) = -\frac{\mu_i^T \Sigma^{-1} \mu_i - \mu_j^T \Sigma^{-1} \mu_j - 2s_i^T \Sigma^{-1} (\mu_i - \mu_j)}{2(\mu_i - \mu_j)^T \Sigma^{-1} (\mu_i - \mu_j)} \quad (3)$$

が得られる。そして、 p_{ij} は μ_i と μ_j の中点である m_{ij} から $\mu_j - \mu_i$ 方向に $t_{ij}(s_i)$ だけ移動した点なので、

$$p_{ij} = m_{ij} - t_{ij}(s_i)(\mu_j - \mu_i) \quad (4)$$

となる。 p_{ij} の中で μ_i から μ_j 方向へ一番離れた点を p_{ij}^* とすると、 p_{ij}^* は $p_{ij}^* = m_{ij} - t_{ij}^*(\mu_j - \mu_i)$ を満たす。ただし、 $t_{ij}^* = \min_{s_i} t_{ij}(s_i)$ である。 p_{ij}^* と μ_i とのマハラノビス距離を計算した $d_i(p_{ij}^*)$ がクラス ω_j に対するクラス ω_i の軸方向最大距離である。

3.4 みかけの平均の算出

本稿では、図 3(b) のようにクラス ω_j のみかけの平均を $\mu_j - \mu_i$ 方向へ u_{ij} だけ移動することによりクラス ω_i とクラス ω_j の識別境界を移動させる。本節では u_{ij} の計算方法について述べる。

最初に、識別境界を移動するためのみかけの平均の移動方法について述べる。図 3(b) は μ_i を中心としてマハラノビス距離が $d_i(p_{ij}^*)$ となる点の集合を実線の楕円 a で表している。ベイズ識別境界はマハラノビス距離が等しくなる点を通るため、クラス ω_j についても μ_j とのマハラノビス距離が $d_i(p_{ij}^*)$ となる集合を点線の楕円 b で図示している。識別境界が p_{ij}^* より μ_j 側に移動すれば、クラス ω_i のサンプルがクラス ω_j に誤認識されなくなるので、クラス ω_j のみかけの平均を u_{ij} だけ移動する。これにより識別境界が図 3(b) の実線の楕円 c となる。

次に、みかけの平均の移動量 u_{ij} を求める。 μ_j を移動したベクトルを μ'_j とすると、 $\mu'_j = \mu_j + u_{ij}(\mu_j - \mu_i)$ と表される。両辺から μ_i を引き、両辺のマハラノビスノルムをとると、

$$\|\mu'_j - \mu_i\|_{\Sigma} = \|\mu_j - \mu_i\|_{\Sigma} + u_{ij} \|\mu_j - \mu_i\|_{\Sigma} \quad (5)$$

となる。ここで、 $\|x - \mu_i\|_{\Sigma} = d_i(x)$ であるので、式 (5) は、

$$d_i(\mu'_j) = d_i(\mu_j) + u_{ij} d_i(\mu_j) \quad (6)$$

と変形できる。また、識別境界が μ_i と μ'_j の中点を通ることから、 $d_i(\mu'_j) = 2d_i(p_{ij}^*)$ が成り立つ。これを式 (6) へ代入して整理すると、 $u_{ij} = \frac{2d_i(p_{ij}^*) - d_i(\mu_j)}{d_i(\mu_j)}$ が得られる。

3.5 提案する付加情報の与え方

本稿では、付加情報を用いるパターン認識において誤認識率を減少させるために 2.4 節の欲張り法とほぼ同じアルゴリズムを用いる。ただし、クラスに付加情報を割り当てる際に、識別境界を移動した後で誤認識率が最小となるようにクラスに付加情報を与える。

具体的なアルゴリズムを Algorithm 2 に示す。Algorithm 2 では、識別境界の移動によって従来手法よりも誤認識率が減少した場合のみ、識別境界を移動する。まず Algorithm 1 で記号の数が $K+1$ 個になるまで記号の数を減少させる。次に、記号の数を $K+1$ 個から K 個に減少させる際に、全ての 2 クラスについて 3.3 節、3.4 節で述べた方法で識別境界の移動を行い、誤認識率の最小値を算出する。そして、この値と Algorithm 1 で記号の数を K 個にした $R_{\text{error}}^{\min}(K)$ を比較する。もし従来手法の方が誤認識率が小さくなるならば、従来手法を採用し、そうでなければ、誤認識率が最小となるように識別境界を移動し、誤認識率が最小となる付加情報を割り当てる。

4. 実験

提案手法の有効性を確認するために、識別境界を移動しない従来手法 (Algorithm 1) と移動する提案手法 (Algorithm 2) の比較実験を行った。識別関数にはマハラノビス距離を用いた。サンプルとして、10 次元の特徴量を持ち、正規分布に従う人工サンプルを 6 クラス分作成して用いた。人工サンプルの作成に用いた平均ベクトル、共分散行列で各クラス 1000000 サンプルを認識した結果、表 1 の CM が得られた。各クラスの共分散行列は単位行列とした。付加情報の復元は誤らないものとして実験を行った。

実験は、サンプルを変更しながら 100 回行った。学習時に CM を作成する必要があるため、1 回の実験は学習用とテスト

Algorithm 2: 提案手法のアルゴリズム .

```

1 Algorithm 1 によって任意の記号の数  $K + 1$  になるまで記号の数を減少させる .
  /* 行の集合  $\{\mathcal{H}_k\}$  から 1 組を選び,  $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$  とする . ただし,
      $s < t$  である . */
2 forall  $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t \in \{\mathcal{H}_k\}$  do
  /* 以下では全ての  $i$  と  $j$  に対して, クラス  $\omega_i$  と  $\omega_j$  の識別境界を移動することによる誤認識率を計算し, その最小値を探索する . */
3 誤認識率の最小値を  $e_{\min}$  とおき, 適当な大きな値を入れる .
4 for  $i = 1$  to  $N$  do
5   for  $j = 1$  to  $N$  do
6     if  $i \neq j$  かつ  $w_{ij} \neq 0$  then
7       クラス  $\omega_j$  のみかけの平均を 3.4 節の方法で求めて認識実験を行ったときの誤認識率  $e$  を計算する .
8       if  $e < e_{\min}$  then
9         /* 誤認識率の最小値とパラメータを更新する . */
           $e$  を  $e_{\min}$  に代入する .
10         $\omega_i, \omega_j, s, t$  を  $\omega'_i, \omega'_j, s', t'$  に代入する .
11 Algorithm 1 によって  $R_{\text{error}}^{\min}(K)$  を計算する .
12 if  $e_{\min} < R_{\text{error}}^{\min}(K)$  then
13   クラス  $\omega'_i$  に対する  $\omega'_j$  のみかけの平均を移動する .
14    $\mathcal{H}_{s'}, \mathcal{H}_{t'}$  に同じ記号を割り当てて記号の数を 1 つ減らして  $K$  個にする .
15 else
16   Algorithm 1 を採用し, 従来手法と同じ記号の割り当てを行う .

```

表 1 各クラス 1000000 サンプルを用いて算出した CM(単位は %)

	Class1	Class2	Class3	Class4	Class5	Class6
Class1	78.7	1.2	6.7	11.1	1.0	1.4
Class2	1.5	69.0	6.9	0.4	5.0	17.1
Class3	7.4	6.7	65.7	2.4	5.5	12.3
Class4	10.9	0.2	2.0	84.7	0.8	1.8
Class5	0.9	4.1	4.5	0.7	85.7	4.0
Class6	2.0	19.2	13.7	2.1	5.6	57.4

用の認識実験から成る .

学習用の認識実験として, 従来手法では, 人工サンプルを作成した際に用いた平均ベクトル, 共分散行列を使用して, 付加情報を用いずに 1000 サンプルを認識して CM を作成した . 従来手法では, ベイズ識別境界を用いるので, CM を変更せずに誤認識率が最小とする Algorithm 1 で付加情報の与え方を決定した . 提案手法では, 従来手法と同様に CM を作成し, CM 作成に用いた 1000 サンプルとは別の 5000 サンプルを用いて軸方向最大距離を算出した . そして, 誤認識率が最小となるように, Algorithm 2 で識別境界を変更しつつ付加情報の与え方を決定した .

次にテスト用の認識実験では, 学習用の認識実験で用いたサンプルとは別の各クラス 1000 サンプルを付加情報も用いて認

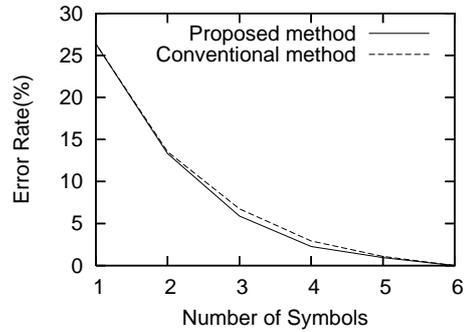


図 4 実験結果

識し, 誤認識率を算出した . そのときの結果が図 4 である . 図は誤認識率の 100 回の平均を表す . 横軸は付加情報の種類, 縦軸は誤認識率である .

評価のために, 改善率 = $\frac{\text{従来手法の誤認識率} - \text{提案手法の誤認識率}}{\text{従来手法の誤認識率}} \times 100$ と定義する . 実験結果より, 付加情報が 1 種類以外の場合 (すなわち, 付加情報を用いる場合) は, 平均で改善率が 12.2% となっていることが確認できた . 改善率は付加情報が 4 種類のときに 22.5% と最も大きく, 2 種類のときに 1.48% と最も小さかった . 付加情報が 1 種類の場合は, 誤認識率は変化していなかった . これらの結果から, 付加情報を用いるパターン認識では, 識別境界の移動によって誤認識率が減少することを確認できた .

5. ま と め

本稿では, 付加情報を用いるパターン認識において, 識別器に手を加えない従来手法は必ずしも誤認識率を最小にするわけではなく, さらに改良の余地があることを実験的に検証した . 具体的には, 誤認識率を最小にするベイズ識別境界から識別境界を移動することにより, 付加情報を用いない従来のパターン認識では誤認識率が増加するものの, 付加情報を用いるパターン認識においては誤認識率が減少する可能性があることを示した . この結果は, 従来のパターン認識で求められる識別器の性質と付加情報を用いるパターン認識において求められる識別器の性質が異なることを検証するものである .

文 献

- [1] 岩村雅一, 内田誠一, 大町真一郎, 黄瀬浩一, “情報付加による認識率 100% の実現—情報付加による認識率 100% の実現—,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005) 論文集, pp.559–566, July, 2005 .
- [2] 内田誠一, 岩村雅一, 大町真一郎, 黄瀬浩一, “カメラによる文字認識のためのカテゴリ情報の埋め込みに関する検討,” 信学論 (D), vol.J89-D, no.2, pp.344–352, Feb., 2006 .
- [3] 大町真一郎, 岩村雅一, 内田誠一, 黄瀬浩一, “面積比による付加情報を用いた実環境文字認識,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), pp.187–192, July, 2006 .
- [4] 古谷嘉男, 岩村雅一, 内田誠一, 大町真一郎, 黄瀬浩一, “付加情報を用いるパターン認識における識別境界と誤認識率の関係,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), pp.1231–1236, July, 2006 .