

# 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

古谷 嘉男<sup>†</sup> 岩村 雅一<sup>†,††</sup> 黄瀬 浩一<sup>†,††</sup> 大町真一郎<sup>†††</sup> 内田 誠一<sup>††††</sup>

<sup>†</sup> 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

<sup>†††</sup> 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

<sup>††††</sup> 九州大学大学院システム情報科学研究所 〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1

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. この方式において, 現在提案されている方法では通常のパターン認識で誤認識率が最小になるように設計された識別器をそのまま用いているが, 付加情報を用いるパターン認識においては必ずしもそのような識別器が最良ではないと考えられる. そこで, 本研究では識別器の識別境界を, 誤認識率を最小にするベイズ識別境界から移動することを試みる. この変更は付加情報を用いない従来のパターン認識における誤認識率を増加させるが, 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. このことを実験により確認した. キーワード 識別器, 付加情報, 混同行列, マハラノビス距離, ベイズ識別境界, 軸方向最大距離

## Relationship Between Decision Boundaries and Recognition Error Rates in Pattern Recognition with Supplementary Information

Yoshio FURUYA<sup>†</sup>, Masakazu IWAMURA<sup>†,††</sup>, Koichi KISE<sup>†,††</sup>, Shinichiro OMACHI<sup>†††</sup>, and Seiichi  
UCHIDA<sup>††††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture University  
1-1 Gakuencho, Naka, Sakai, 599-8531 Japan

<sup>†††</sup> Graduate School of Engineering, Tohoku University  
6-6-05 Aoba, Aramaki, Aoba, Sendai, 980-8579 Japan

<sup>††††</sup> Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University  
6-10-1 Hakozaki, Higashi, Fukuoka, 812-8581 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 decreases misrecognition rates by using not only a pattern itself but also supplementary information that assists recognition. In the framework, a classifier suitable for the conventional pattern recognition has simply been used, and thus there is room for improvement in the classifier. In this research, in order to improve the recognition performance with supplementary information, we try to change the recognition results of the classifier by move of decision boundaries from the Bayesian ones. Though this reduces recognition rates in the conventional pattern recognition, this increases those in the pattern recognition with supplementary information. We have confirmed this by recognition experiments.

**Key words** classifier, supplementary information, confusion matrix, Mahalanobis distance, Bayesian decision boundary, maximum distance in the axis

## 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ると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使用方法においても誤認識率は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 . 誤認識率が減少することを実験的に検証する .

## 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 .

### 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が属するクラス (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) . 通常、 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N$  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  $\omega_i$  に属するパターンを認識によってクラス  $\omega_j$  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 .  $k$  番目の記号を割り当てたクラスの集合を

$$\mathcal{H}_k = \{l_1, \dots, l_{|\mathcal{H}_k|}\} \quad (1)$$

とおく . ここで  $|\mathcal{H}_k|$  は同じ記号を割り当てられてたクラス数である . 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 .

次に、認識結果が B になるのは真のクラスが B, D, E のいずれかの場合なので、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 だけかつ認識結果が 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

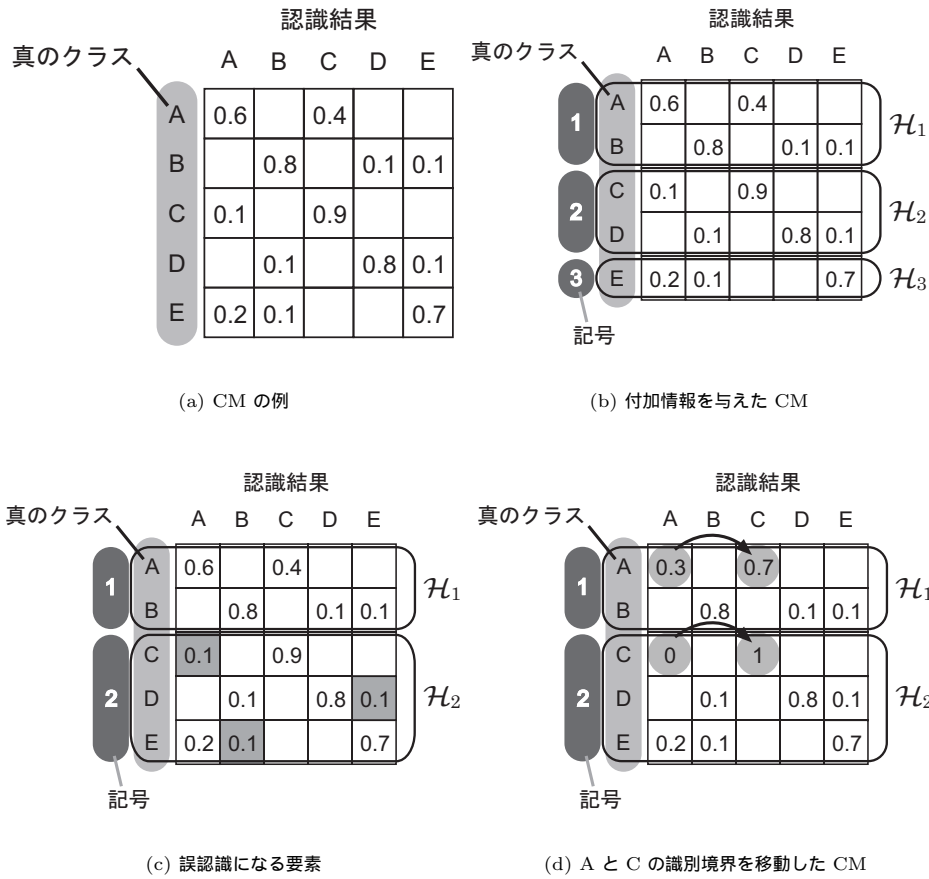


図 1 識別境界の移動による CM の変化

のとき、0 でない要素に対応するすべ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、 $k$  を記号の数としたとき、誤認識率関数  $R_{\text{error}}(k)$  は次式のように定式化できる。

$$R_{\text{error}}(k) = \frac{1}{N} \sum_j \sum_k \left\{ \sum_{l \in \mathcal{H}_k} w_{lj} - \max_{l \in \mathcal{H}_k} w_{lj} \right\} \quad (2)$$

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、 $R_{\text{error}}(2) = (0.1 + 0.1 + 0.1)/5 = 0.06$  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、同じクラスに認識されやすいクラスに異なる付加情報を与える。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。ただし、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、付加情報の最適な割り当ては難しい。そのため、最適な割り当てではないが Algorithm 1 の欲張り法のアルゴリズムを用いて付加情報の割り当て方を得る。

#### Algorithm 1: 文献 [1] のアルゴリズム。

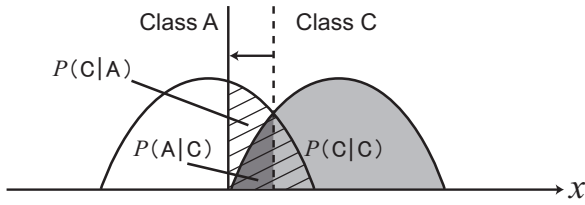
- 1 すべてのクラスに別々の記号を割り当てる。すなわち、 $k = 1, \dots, N$  について、 $\mathcal{H}_k = \{k\}$  である。
- 2 式 (2) で定義した誤認識率を計算すると、明らかに  $R_{\text{error}}(N) = 0$  である。
- 3 for  $K = N - 1$  to 1 do
- 4 | 同じ記号を割り当てたときの誤認識率が最小となる行の集合を 1 組選び、 $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$  とする。
- 5 |  $\mathcal{H}_s$  と  $\mathcal{H}_t$  のクラス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。
- 6 | 誤認識率  $R_{\text{error}}(K)$  を計算する。
- 7 end

### 3. 提案手法

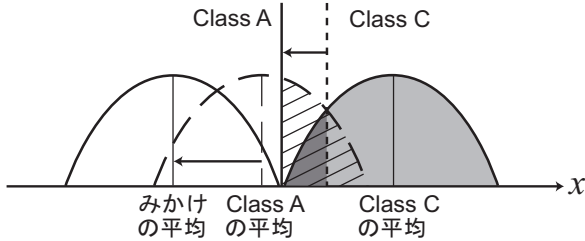
本研究では、識別境界をベイズ識別境界 [4] から移動することにより、付加情報を用いるパターン認識における誤認識率を減少させる。本節では、そのような識別境界の移動方法と、識別境界の移動によって誤認識率が減少する理由について説明する。

#### 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  $x$  の発生確率を表したもので、横軸



(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

がサンプルの特徴量，縦軸がサンプルの発生確率を表している． $P(C|C)$  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ており， $P(A|C)$  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している．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．

本研究では，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．

### 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た「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パラメータの平均ベクトルのことで，認識するサンプルと各クラスとの距離を測るときに用いる．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．2 クラス問題の場合，識別境界の移動量を大きくするほど誤認識率が減少することが考えられる．しかし，多クラス問題の場合は，みかけの平均を 1 つ移動すると，他の識別境界にまで影響が及ぶため，大きな移動量が必ずしも好ましくないと考えられる．そのため，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び方向に，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，識別境界の移動量は図 2 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  $\omega_i$  のサンプルがクラス  $\omega_j$  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  $\mu_i, \mu_j$  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  $\Sigma$  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， $\mu_i$  と，クラス  $\omega_i$  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．

軸方向最大距離は， $s_i$  が識別境界と平行に  $\mu_j - \mu_i$  を結ぶ直線へ射影された点  $p_{ij}$  を用いることにより算出できる．以下では，まず  $p_{ij}$  の算出方法について述べる．サンプル  $x$  から  $\mu_i$  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，ベイズ識別境界は次式を満たす．

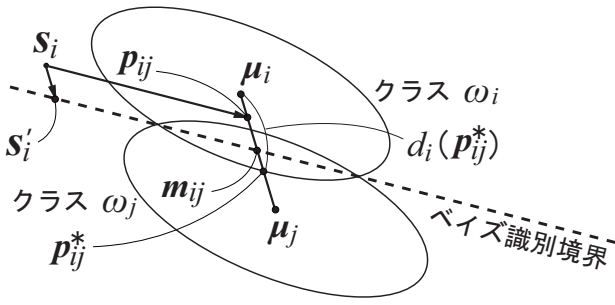
$$d_i(x) = d_j(x) \quad (3)$$

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  $s'_i$  とすると，

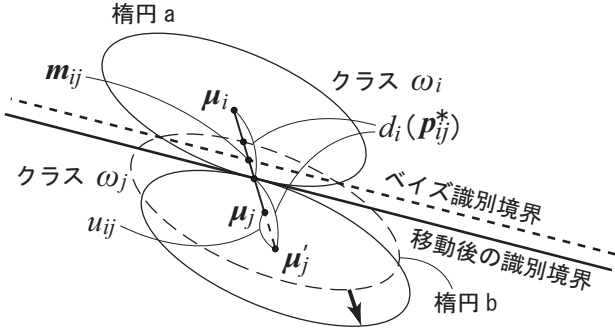
$$s'_i = s_i + t_{ij}(s_i)(\mu_j - \mu_i) \quad (4)$$

となる． $s'_i$  が識別境界上にあるとすると，式 (3) を満たすので，式 (3) の  $x$  に  $s'_i$  を代入し， $t_{ij}(s_i)$  について解くと，

$$t_{ij}(s_i) = -\frac{\mu_i^T \Sigma^{-1} \mu_i - \mu_j^T \Sigma^{-1} \mu_j - 2s_i^T \Sigma^{-1} (\mu_i - \mu_j)}{(\mu_i - \mu_j)^T \Sigma^{-1} (\mu_i - \mu_j)} \quad (5)$$



(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

が得られる．そして， $p_{ij}$  は  $\mu_i$  と  $\mu_j$  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，

$$p_{ij} = m_{ij} - t_{ij}(s_i)(\mu_j - \mu_i) \quad (6)$$

となる． $p_{ij}$  の中で  $\mu_i$  から  $\mu_j$  方向へ一番離れた点を  $p_{ij}^*$  とすると， $p_{ij}^*$  は次式を満たす．

$$p_{ij}^* = m_{ij} - t_{ij}^*(\mu_j - \mu_i) \quad (7)$$

ただし， $t_{ij}^* = \min_{s_i} t_{ij}(s_i)$  である． $p_{ij}^*$  と  $\mu_i$  とのマハラノビス距離を計算した  $d_i(p_{ij}^*)$  がクラス  $\omega_j$  に対するクラス  $\omega_i$  の軸方向最大距離である．

### 3.4 みかけの平均の算出

みかけの平均の移動距離の計算方法について述べる．本稿では，図 3(b) のようにクラス  $\omega_j$  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  $\omega_i$  と  $\omega_j$  の識別境界を移動させる．

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  $\mu_i$  を中心として軸方向最大距離が  $d_i(p_{ij}^*)$  となる点の集合を実線の楕円 a で表し， $\mu_j$  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 で表したものである．ここで，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  $\omega_j$  に関しても  $\mu_j$  とのマハラノビス距離が  $d_i(p_{ij}^*)$  となる集合を図示している．この 2 つの楕円 a, b が交点を持たなければ識別境界が  $p_{ij}^*$  より  $\mu_j$  側に移動するため，クラス  $\omega_i$  のサンプルがクラス  $\omega_j$  に誤認識されなくな

る．識別境界をこのように移動させるために，クラス  $\omega_j$  のみかけの平均  $u_{ij}$  だけを移動し，識別境界を  $p_{ij}^*$  まで移動する．これにより識別境界が図 3(b) の実線となる．

次に， $u_{ij}$  を求める． $\mu_j$  を移動したベクトルを  $\mu_j'$  とすると，次式により  $\mu_j'$  が表される．

$$\mu_j' = \mu_j + u_{ij}(\mu_j - \mu_i) \quad (8)$$

両辺から  $\mu_i$  を引き，両辺のマハラノビスノルムをとると，

$$\|\mu_j' - \mu_i\|_{\Sigma} = \|\mu_j - \mu_i\|_{\Sigma} + u_{ij}\|\mu_j - \mu_i\|_{\Sigma} \quad (9)$$

となる．ここで， $\|x - \mu_i\|_{\Sigma} = d_i(x)$  であるので，式 (9) は，

$$d_i(\mu_j') = d_i(\mu_j) + u_{ij}d_i(\mu_j) \quad (10)$$

と書き換えることができる．次に，識別境界が  $\mu_i$  と  $\mu_j'$  の中点を通ることから，

$$d_i(\mu_j') = 2d_i(p_{ij}^*) \quad (11)$$

が成り立つ．これを式 (10) へ代入して整理すると，

$$u_{ij} = \frac{2d_i(p_{ij}^*) - d_i(\mu_j)}{d_i(\mu_j)} \quad (12)$$

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．

## 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．特徴量として，NIST Special Database 19 [5] の数字サンプルを各クラス 36000 文字分用意し， $64 \times 64$  の大きさに非線形正規化 [6] した後，196 次元の方向線素特徴量 [7] を抽出した．識別関数にはマハラノビス距離を用いた．付加情報は正しいものを与えた．

実験では 1 回あたり各クラス 3600 文字分のサンプルを用い，それを変更しながら 10 回実験を行った．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用の認識実験から成る．まず，従来手法，提案手法ともに学習用の認識実験では 3400 文字から算出された平均ベクトルと共分散行列を用いることによりベイズ識別境界を推定し，3400 文字とは別の 100 文字を認識して 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なるように Algorithm 1 で付加情報の与え方を決定した．提案手法では，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

## 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 組選び,  $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$  とする . たたし,  $s < t$  である . */
2 forall  $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t \in \{\mathcal{H}_k\}$  do
3    $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$  に同じ付加情報を仮に与え, 誤認識率  $e_0$  を計算する .
/* 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 . */
4   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 .
5   for  $i = 1$  to  $N$  do
6     for  $j = 1$  to  $N$  do
7       if  $i \neq j$  かつ  $w_{ij} \neq 0$  then
8         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 .
9         if  $e < e_{\min}$  then
10          /* 誤認識率の最小値とパラメータを更新する . */
11           $e$  を  $e_{\min}$  に代入する .
12           $\omega_i, \omega_j, s, t$  を  $\omega'_i, \omega'_j, s', t'$  に代入する .
13        end
14      end
15    end
16  end
17  $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$  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 .
/* 以下, 識別境界を移動することによって誤認識率が減少するのであれば, 識別境界を移動する . */
18 if  $e_{\min} < e_0$  then
19   クラス  $\omega'_i$  に対する  $\omega'_j$  のみかけの平均を移動する .
20 end
```

(3400 文字+100 文字) とは別の各クラス 100 文字を付加情報も用いて認識し, 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 10 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. 実験はアルゴリズムに従って, 従来手法では付加情報の種類を 10 から 1 つずつ減らしていく方法で行った. 提案手法では, 従来手法により記号の数が  $K + 1$  になるまで減少させ, 次に記号の数を  $K$  個に減少させる際に見かけの平均を 1 つ移動し, 識別境界を移動させた. 例えば, 記号の数が 4 のときの誤認識率は, 従来手法では Algorithm 1 に従って記号の数を 4 まで減少させた誤認識率を表している. 提案手法では記号の数が 5 になるまで従来手法により記号の数を減少させ, その後 Algorithm 2 により記号の数を 4 に減少させたときの誤認識率を表している.

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, 提案手法の誤認識率が従来手法の誤認識率の  $3/4$  以下まで減少していることが確認できた. 誤認識率の改善量は付加情報が 2 種類のときに 1.20% と最も大きかった. 一方, 付加情報が 1 種類の場合 (付加情報がない場合), 誤

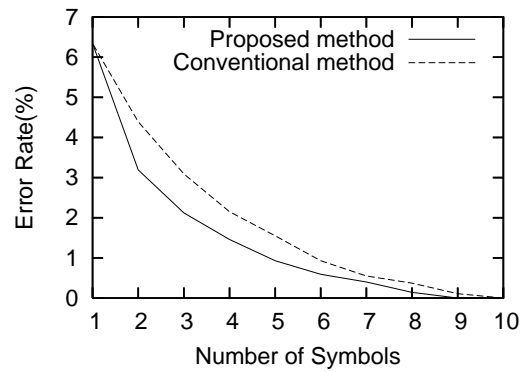


図 4 実験結果

認識率は変化しなかった. この理由としては, 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が上昇したため, 元のベイズ識別境界が採用された. つまり, 付加情報を用いない従来のパターン認識では識別境界を移動すると誤認識率が増加することが確認された.

## 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. このように, 付加情報を用いるパターン認識においては従来のパターン認識とは異なる方法で認識性能が向上することから, 付加情報を用いるパターン認識における最適な識別器を設計することが今後の課題である.

## 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, vol. IS2-85, 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,” 電子情報通信学会論文誌 (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, “高精度実環境文字認識のための面積比による付加情報埋め込み,” 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU2005-213, Feb., 2006.
- [4] 鳥脇純一郎, 認識工学—パターン認識とその応用—, コロナ社, 東京, 1993.
- [5] P. J. Grother, Nist special database 19 — handprinted forms and characters database, Technical report, National Institute of Standards and Technology, Mar., 1995.
- [6] 山田博三, 齊藤泰一, 山本和彦, “線密度イコライゼーション—相関法のための非線形正規化法,” 信学論 (D), vol. J67-D, no.11, pp.1379–1383, Nov., 1984.
- [7] 孫寧, 田原透, 阿曾弘具, 木村正行, “方向線素特徴量を用いた高精度文字認識,” 信学論 (D-II), vol. J74-D-II, no.3, pp.330–339, Mar., 1991.