

混合識別関数による類似文字認識の高精度化

中嶋 孝^{†*} 若林 哲史[†] 木村 文隆[†] 三宅 康二[†]

Accuracy Improvement by Compound Discriminant Functions
for Resembling Character Recognition

Takashi NAKAJIMA^{†*}, Tetsushi WAKABAYASHI[†], Fumitaka KIMURA[†],
and Yasuji MIYAKE[†]

あらまし 類似文字の識別に適した認識手法として、複合類似度やマハラノビス距離を類似クラスの平均(方向)ベクトルの差を考慮して拡張した混合識別手法が提案され、それらの有効性が報告されている。本論文では、投影距離や改良投影距離などから類似文字の識別に有効な新たな混合識別関数を導出し、手書き漢字データベース ETL9B を用いる認識実験により、その有効性を比較・評価する。その結果、漢字・平仮名の類似文字 24 組を対象とする認識実験において、混合識別関数の認識率がそれぞれの原識別関数の認識率より向上し、類似文字認識の高精度化に有効であることを示す。また、全字種を対象とする認識実験において、混合投影距離法の認識率(98.69%)が投影距離法の認識率(98.00%)より 0.69% 上昇するのをはじめ、他の混合識別関数においてもそれぞれの原識別関数に比べて認識率が向上し、類似クラスの詳細識別によって全体の認識率が向上することを示す。

キーワード 手書き文字認識, 類似文字, 混合類似度, 投影距離, ETL9B

1. ま え が き

手書き文字の機械認識における誤読の主な原因の一つとして、類似文字対の誤読が挙げられる。特に、類似文字が多数存在する漢字においては類似文字を高精度に識別する必要性が高い。類似文字の識別に適した認識手法として、複合類似度を拡張した混合類似度や、マハラノビス距離を拡張した混合マハラノビス関数が提案され、それらの有効性が報告されている [1]~[3]。

混合類似度は、複合類似度を類似クラスの平均方向ベクトルの差を反映するように拡張した類似度である。同様の原理によって、複合類似度以外の識別関数から類似文字の識別に有効な新しい混合識別関数を導くことができる。本論文では、投影距離 [4]、改良投影距離、改良部分空間法、擬似ベイズ識別関数 [5] のそれぞれに対する混合識別関数(手法)として、混合投影距離、混合改良投影距離、混合改良部分空間法、混合擬似ベイズ識別関数を導出し、手書き漢字データベース ETL9B を用いる認識実験により、その有効性を比

較・評価する(表 1)。

混合類似度法の考え方を(改良)マハラノビス距離に応用した識別関数として混合マハラノビス関数が提案され、手書き漢字認識における有効性が報告されている [3]。しかし混合マハラノビス関数は、複数の数式(文献 [3] の式 (9), (10), (13))によって段階的に定義されており、閉じた形の単一の数式による定義は与えられていない。本論文では、混合投影距離を閉じた形の数式で定義し、それによって混合類似度や混合マハラノビス距離との関係を明らかにし、更に、他の原識別関数からの新たな混合識別関数の導出が可能となることを示す。

2. 混合識別関数の導出

以下に、投影距離、改良投影距離、部分空間法(複合類似度法)、改良部分空間法、擬似ベイズ識別関数など混合識別関数の導出の基礎となる原識別関数について説明した後、それぞれの混合識別関数について述べる。

2.1 投影距離・部分空間法

投影距離 (projection distance) [4] は各クラスの分布を近似する最小 2 乗誤差超平面と未知パターンとの

[†] 三重大学工学部情報工学科, 津市
Faculty of Engineering, Mie University, Tsu-shi, 514-8507
Japan

* 現在, シャープ株式会社

表 1 導出・比較する混合識別関数
Table 1 Derived and compared compound discriminant functions.

| | 原識別関数(手法) | 混合識別関数(手法) | 備考 |
|-----|------------------------|----------------------------|----------------|
| 類似度 | 部分空間法 (複合類似度) | 混合部分空間法 (混合類似度) | 文献 [1], [2] |
| | 改良部分空間法 | 混合改良部分空間法 | 新たに導出 |
| 距離 | 投影距離 | 混合投影距離 | 文献 [3] で部分的に導出 |
| | 改良投影距離 (擬似マハラノビス距離) | 混合改良投影距離 (混合擬似マハラノビス距離) | 新たに導出 |
| 尤度 | 擬似ベイズ識別関数 | 混合擬似ベイズ識別関数 | 同上 |

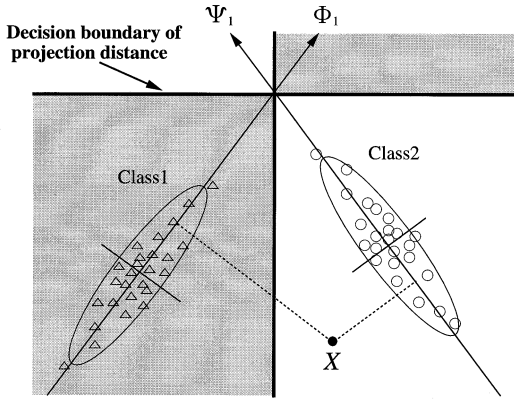


図 1 投影距離の決定境界(2次元)
Fig. 1 Decision boundary of projection distance.

距離を表し、次式によって定義される。

$$g_{pd}^2(X) = \|X - M\|^2 - \sum_{i=1}^k \{(X - M)^T \Phi_i\}^2 \quad (1)$$

ここで、 X は未知パターン、 M は平均ベクトル、 Φ_i は共分散行列の第 i 固有ベクトル、 k は使用する固有ベクトルの数(超平面の次元数)である。特徴ベクトルが 2 次元の場合の投影距離の決定境界の例を図 1 に示す。

この図は、各クラスの分布の長軸が分布を近似する最小 2 乗誤差直線となり、未知パターン X からこれらの直線までの距離によってクラスが決定されることを示している。この図では 2 次曲線が縮退してできる 1 組の直線(双曲線の漸近線)が決定境界となっているが、一般の場合には超 2 次曲面になる。

未知パターン X の属するクラスが X のノルム $\|X\|$ に依存しない場合、 $\|X\| = 1$ に正規化することができる。このようなパターンベクトルの一例として、文字画像の濃度分布をベクトル化したものなどがある。こ

の場合 X のノルムは文字のコントラストには影響するが X の属するクラスとは無関係である。また、パターン X があるクラスに属するならば $-X$ も同一のクラスに属するため個々のクラスの分布は原点に関して対称な分布となる。このような双極型の分布を対象とする場合、各クラスの平均ベクトル M は 0 ベクトルとなり、式 (1) は次式のように簡略化される [6]。

$$g_{ss}^2(X) = 1 - \sum_{i=1}^k \{X^T \Phi_i\}^2 \quad (2)$$

式 (2) を識別関数として用いる手法は、部分空間法(subspace method) [7] と等価である。

2.2 改良投影距離・改良部分空間法

一般に投影距離法や部分空間法には、超平面が交差する部分(共有部分空間)とその近傍において分類誤りが増加する問題が指摘されている [5], [7]。式 (1), (2) の代わりに次式

$$g_{mpd}^2(X) = \|X - M\|^2 - \sum_{i=1}^k \frac{(1-\alpha)\lambda_i}{(1-\alpha)\lambda_i + \alpha\sigma^2} \{(X - M)^T \Phi_i\}^2 \quad (3)$$

$$g_{mss}^2(X) = 1 - \sum_{i=1}^k \frac{(1-\alpha)\lambda_i}{(1-\alpha)\lambda_i + \alpha\sigma^2} \{X^T \Phi_i\}^2 \quad (4)$$

を用いることによって、共有部分空間における誤認識を減らすことができる。

ここで、 α は $[0, 1]$ のパラメータ、 σ^2 は全クラスの全固有値の平均である。これらの識別関数を用いる識別手法をそれぞれ改良投影距離法(modified projection distance method)、改良部分空間法(modified subspace method)と呼ぶことにする。改良投影距離は、 $\alpha = 0$ のときは投影距離、 $\alpha = 1$ のときユークリッ

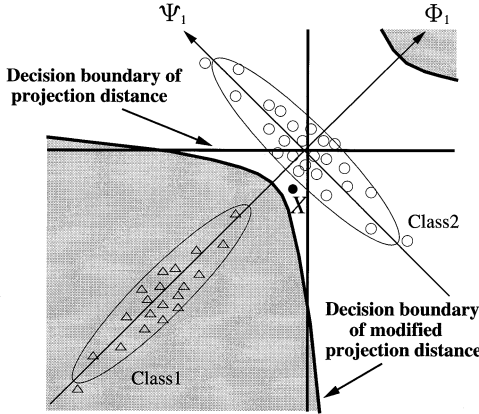


図2 改良投影距離の決定境界 (2次元)
Fig. 2 Decision boundary of modified projection distance.

ド距離と等価となる。また改良部分空間法は $\alpha = 0$ のとき部分空間法と等価になる。

図2の双曲線は、2次元における改良投影距離法の決定境界の例である。投影距離では超平面上(この例では直線)における未知パターンと平均ベクトル間の距離が完全に無視されるために共有部分空間の付近でクラス2のサンプルがクラス1に誤認識されるが、改良投影距離では超平面上の距離が考慮されるためそのような誤認識が生じないことがわかる^(注1)。

式(3)に類似した識別関数が[8],[9]に、式(4)に類似した識別関数が[10]に提案されているが、他の識別関数との一貫性を保つために、本論文の定義はこれらの文献の定義と多少異なっている。

2.3 擬似ベイズ識別関数

擬似ベイズ識別関数 (pseudo Bayes discriminant function) は次式によって定義される[5]。

$$\begin{aligned}
 g_{pb}(X) &= (N + N_0 + 1) \ln \left\{ 1 + \frac{1}{N_0 \sigma^2} [g_{mpd}^2(X)] \right\} \\
 &+ \sum_{i=1}^k \ln \left((1 - \alpha) \lambda_i + \alpha \sigma^2 \right) - 2 \ln P(\omega) \\
 \alpha &= \frac{N_0}{N + N_0} \tag{5}
 \end{aligned}$$

ここで、 N は各クラスの学習サンプル数、 M は母集団の平均ベクトル、 $P(\omega)$ はクラス ω の事前確率、 α は $[0, 1]$ のパラメータであり、 σ^2 は特徴ベクトル X の事前分布を球状と仮定した場合の分散であり、 N_0

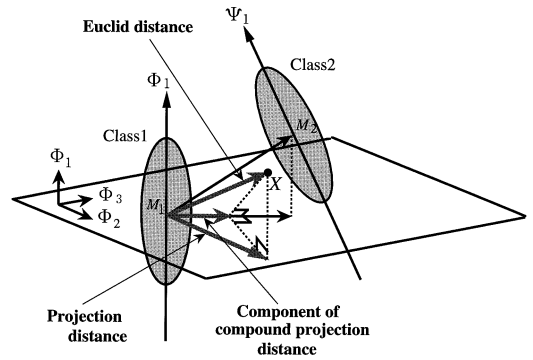


図3 混合投影距離の拡張成分 (3次元)
Fig. 3 Component of compound projection distance.

は σ^2 の信頼度定数である。実験では、 M は標本平均ベクトルで代用し、 σ^2 の値としては、全クラスの全固有値の平均を用いる。また $P(\omega)$ を含む項はクラス間で共通として省略する。

擬似ベイズ識別関数は、母集団の共分散行列が未知の正規分布に対する最適識別関数[11]から導出された近似式であり、識別精度を損なうことなく大幅に計算量と記憶容量が削減されている[5]。

2.4 混合投影距離

混合投影距離 (compound projection distance) の拡張成分は次式によって定義される。

$$\begin{aligned}
 G_{cpd}^2(X) &= \frac{\left[M^T Y - \sum_{i=1}^k \{ M^T \Phi_i \} \{ Y^T \Phi_i \} \right]^2}{M^T M - \sum_{i=1}^k \{ M^T \Phi_i \}^2} \\
 M &= M_2 - M_1 \\
 Y &= X - M_1 \tag{6}
 \end{aligned}$$

ここで、 M_1, Φ_i は着目クラスの平均ベクトルとその第 i 固有ベクトル、 M_2 は対立クラスの平均ベクトルである。式(6)の導出は付録1.に示す。

図3に3次元の特徴空間における混合投影距離の拡張成分を図示する。図のように二つのクラスが分布しているものとする。クラス1の分布を近似する最小2乗直線(超平面)の向きを Φ_1 として、その補空間

(注1): 入力パターン X の次元数が大きく、各クラスの超平面の次元数が相対的に小さい場合には、投影距離法や部分空間法においても超平面が交差する確率が減少するため、部分空間の共有による誤分類が減少する。投影距離法や部分空間法を実際に応用する場合には、通常このような条件下で用いる。

が Φ_2, Φ_3 で張られるものとする．投影距離は，未知パターン X の平均ベクトル M_1 からの偏差ベクトル Y をその補空間に投影した成分（ベクトルの長さ）である．また 2 クラスの平均ベクトルの差ベクトル M をその補空間に投影したベクトル上に偏差ベクトル Y を投影した成分が混合投影距離の拡張成分である．差ベクトルを補空間に投影するのは，混合投影距離の値が分散の大きな不安定な成分の影響を受けないようにするためである．その効果は 3.3 の実験結果によって明らかにする．

クラス 1 に対する混合投影距離の拡張成分は，クラス 1 の平均ベクトルと X が等しいときには 0 となり，クラス 2 の平均ベクトルに近づくにつれて大きくなる．

混合投影距離は，投影距離と混合投影距離の拡張成分の線形結合として次式で定義する．

$$g_{cpd}^2(X) = (1 - \delta)g_{pd}^2(X) + \delta G_{cpd}^2(X) \quad (0 \leq \delta \leq 1) \quad (7)$$

混合投影距離は，特定の類似文字対の識別のために投影距離を補正したものと考えることができる．

文献 [3] では，混合マハラノビス関数の導出の過程で，混合投影距離の拡張成分が用いられているが，式 (6) のような閉じた形の定義は与えられていない．混合マハラノビス関数は，改良投影距離と混合投影距離の拡張成分の線形結合で近似できることを付録 2. に示す．このような識別関数は，混合投影距離と次に述べる混合改良投影距離の中間の性質をもっており，性能は混合改良投影距離の方がやや優れていることが予備実験の結果わかっている．

2.5 混合改良投影距離

混合投影距離の拡張成分と同様に，混合改良投影距離の拡張成分を次式で定義する．

$$G_{cmpd}^2(X) = \frac{\left[M^T Y - \sum_{i=1}^k \gamma_i \{ M^T \Phi_i \} \{ Y^T \Phi_i \} \right]^2}{M^T M - \sum_{i=1}^k \gamma_i \{ M^T \Phi_i \}^2}$$

$$\gamma_i = \frac{(1 - \alpha)\lambda_i}{(1 - \alpha)\lambda_i + \alpha\sigma^2}$$

$$M = M_2 - M_1$$

$$Y = X - M_1 \quad (8)$$

この式は， $\alpha = 0$ のとき混合投影距離の拡張成分となり， $\alpha = 1$ のとき偏差ベクトル Y を平均間の差ベ

クトル M へ投影した成分となる．後者を用いた場合の決定境界は，ユークリッド距離を用いた場合の決定境界と一致する．

混合改良投影距離は，改良投影距離とその拡張成分の線形結合として次式により定義する．

$$g_{cmpd}^2(X) = (1 - \delta)g_{mpd}^2(X) + \delta G_{cmpd}^2(X) \quad (9)$$

2.6 混合部分空間法・混合改良部分空間法

混合部分空間法，及び混合改良部分空間法の拡張成分は，2 クラスの平均方向ベクトル（第 1 固有ベクトル）の差ベクトルを用いることにより，それぞれ次式によって定義する．

$$G_{css}^2(X) = \frac{\left[D^T Y - \sum_{i=1}^k \{ D^T \Phi_i \} \{ Y^T \Phi_i \} \right]^2}{D^T D - \sum_{i=1}^k \{ D^T \Phi_i \}^2}$$

$$D = \Psi_1 - \Phi_1$$

$$Y = X - \Phi_1 \quad (10)$$

$$G_{cmss}^2(X) = \frac{\left[D^T Y - \sum_{i=1}^k \gamma_i \{ D^T \Phi_i \} \{ Y^T \Phi_i \} \right]^2}{D^T D - \sum_{i=1}^k \gamma_i \{ D^T \Phi_i \}^2}$$

$$\gamma_i = \frac{(1 - \alpha)\lambda_i}{(1 - \alpha)\lambda_i + \alpha\sigma^2}$$

$$D = \Psi_1 - \Phi_1$$

$$Y = X - \Phi_1 \quad (11)$$

ここで， Φ_i は着目クラスの第 i 固有ベクトル， Ψ_1 は対立クラスの第 1 固有ベクトルであり， D が 2 クラス間の平均方向ベクトルの差を表している．式 (10) は，対立クラスが一つの場合の混合類似度 [1], [2]（の拡張成分）に等しい．

これらの拡張成分も基本となる識別関数と線形結合し，それらを混合部分空間法と混合改良部分空間法の識別関数として用いる．

$$g_{css}^2(X) = (1 - \delta)g_{ss}^2(X) + \delta G_{css}^2(X) \quad (12)$$

$$g_{cmss}^2(X) = (1 - \delta)g_{mss}^2(X) + \delta G_{cmss}^2(X) \quad (13)$$

2.7 混合擬似ベイズ識別関数

混合擬似ベイズ識別関数の拡張成分を次式で定義

する .

$$G_{cpb}(X) = (N + N_0 + 1) \cdot \ln \left\{ 1 + \frac{1}{N_0 \sigma^2} [G_{cmpd}^2(X)] \right\}$$

$$N_0 = \frac{\alpha N}{(1 - \alpha)} \tag{14}$$

混合擬ベイズ識別関数は次式で定義する .

$$g_{cpb}(X) = (1 - \delta) g_{pb}(X) + \delta G_{cpb}(X) \tag{15}$$

2.8 混合識別関数を用いる場合の決定則

混合識別関数は、対立クラスの平均 (方向) ベクトルを計算に用いるため、単純に、識別関数が最小となるクラスを識別結果とすることはできない . 以下に混合識別関数を用いる場合の決定則について説明する . この決定則は、文献 [3] の決定則を簡略化したものである .

[候補クラス数が 2 のとき]

候補クラス数が 2 のときは、着目クラスと対立クラスを入れ替えて計算した、2 通りの混合識別関数の値が小さくなる方の着目クラスを識別結果とする .

[候補クラス数が 3 以上のとき]

候補クラス数 C が 3 以上のときは総当り法を用いる . 例えば $C = 5$ の場合は、5 クラスから 2 クラスを選び出す 10 通りの組合せに対して上記の方法で識別結果を求める . その結果、四つの対立クラスのいずれにも識別されない着目クラスがあればそのクラスを識別結果とし、なければ投影距離などの原識別関数による識別結果をそのまま出力する .

3. 識別実験

実験には通産省電子技術総合研究所作成の JIS 第 1 水準手書き漢字データベース ETL9B を用いた . 個々の文字データに対して改良型非線形正規化 [12] を行い、加重方向指数ヒストグラム法によって 196 次元の特徴ベクトルを抽出した [13] .

3.1 類似文字対の認識実験

類似文字対を対象とする実験には、ETL9B の 3036 字種の中から類似文字対 24 組 (48 字種) を選び使用した (表 2) . これは文献 [13] における認識実験において誤読の多かった文字対である .

これらの類似文字対に対し、前節に述べた識別手法を用いて認識実験を行った . 認識率の評価には 10 分

表 2 実験に用いた類似文字対 (24 組)
Table 2 Pairs of resembling characters (24 pairs) .

| | | |
|---------|---------|---------|
| 「鳥」と「烏」 | 「采」と「采」 | 「伸」と「伸」 |
| 「乎」と「平」 | 「東」と「東」 | 「熊」と「態」 |
| 「干」と「干」 | 「帥」と「帥」 | 「粟」と「粟」 |
| 「ば」と「ば」 | 「び」と「び」 | 「杭」と「抗」 |
| 「未」と「未」 | 「穎」と「穎」 | 「巢」と「単」 |
| 「え」と「之」 | 「情」と「情」 | 「土」と「土」 |
| 「ぼ」と「ぼ」 | 「磨」と「磨」 | 「棒」と「捧」 |
| 「問」と「問」 | 「推」と「推」 | 「肋」と「助」 |

表 3 各識別関数の適応方法
Table 3 The way to apply each discriminant functions.

| | 大分類 | 中間分類 | 詳細識別 |
|---|------------|-----------|-------------|
| A | 線形 識別関数 | 投影距離 | 混合投影距離 |
| B | | | |
| C | | 改良投影距離 | 混合改良投影距離 |
| D | | | |
| E | | 部分空間法 | 混合部分空間法 |
| F | | | |
| G | | 改良部分空間法 | 混合改良部分空間法 |
| H | | | |
| I | | 擬似ベイズ識別関数 | 混合擬似ベイズ識別関数 |
| J | | | |
| K | | | |

割のローテーション法を用いた . これは、ETL9B を 10 ブロックに分割し、あるブロックをテストするときには残りの 9 ブロックを学習に用いるテストを 10 回繰り返し、その平均認識率を求める方法である . 改良投影距離、混合改良投影距離、改良部分空間法、混合改良部分空間法、擬似ベイズ識別関数、混合擬似ベイズ識別関数では固有ベクトル数 k を 40 に固定して、 α を 0.05 刻みで変化させた場合の最高認識率、他の手法では k を 2 刻みで変化させた場合の最高認識率を求めた . また混合識別関数の線形結合の係数 δ は 0.1 刻みで変化させた .

3.2 全字種の認識実験

全字種 (3036 クラス) を対象とする実験では、ETL9B に含まれる 200 セットのサンプルのうち、先頭から 20 セットと末尾から 20 セットの計 40 セットをテストサンプル、残りの 160 セットを学習サンプルとした .

また処理の高速化のために表 3 の A ~ K で示すように、大分類、中間分類、詳細識別の 3 段階に分けて認識実験を行った . 大分類では全 3036 クラスを対象として線形識別関数を用いて識別・分類を行い、中間分類ではその上位 20 の候補クラスに対して投影距離などの識別関数を用いて識別・分類を行い、詳細識別で

は中間分類の上位5個の候補クラスに対して混合識別関数による識別を行った．大分類における上位20候補での累積認識率は99.91%であった．例えば表3のBは，線形識別関数を用いて大分類を行い，その結果の上位20の候補クラスに対して投影距離を用いて識別を行い，詳細識別は行わない．

改良投影距離，混合改良投影距離，改良部分空間法，混合改良部分空間法，擬似ベイズ識別関数，混合擬似ベイズ識別関数では固有ベクトル数 k を60に固定して， α を0.1刻みで変化させた場合の最高認識率を求め，それ以外では， k を5刻みで変化させて最高認識率を求めた．また混合識別関数の線形結合の係数 δ は0.1刻みで変化させた．

3.3 実験結果

類似文字対24組の中で，投影距離による認識率が最も低かった文字対2組に対する各識別関数の認識率を表4に示す．また類似文字対24組に対する各識別関数の平均認識率を表5に示す．表4，表5から五つの混合識別関数がいずれも類似文字の識別に有効であることがわかる．混合部分空間法（従来の混合類似度法）の認識率が92.45%であるのに対し，混合擬似ベイズ識別関数では93.46%の認識率が得られた．

表4，表5には，ユークリッド距離，線形識別関数[5]，[13]，最近傍法の認識率も示す．ここで用いた線形識別関数は，共分散行列の等しい正規分布に対するベイズの決定則から導かれる識別関数である．共分散行列としては標本共分散行列を用いるが，実際の標本共分散行列はクラスによって異なるため，それらの標本サイズに関する加重和（クラス内共分散行列）を用いる．実験では各クラスの標本サイズは等しいので，用いた線形識別関数は，Fisherの線形識別関数[14]と等価である[13]．これらの手法の中ではユークリッド距離の平均認識率が最も高く，類似文字対の認識においては，各クラスの平均ベクトルが相対的に重要な役割を果たしていることがわかる．混合識別関数以外では，擬似ベイズ識別関数，改良投影距離，改良部分空間法の認識率がユークリッド距離の認識率を超えている．投影距離の認識率は $k=0$ のとき，つまりユークリッド距離と等価な場合が最も高かった．

次にETL9B全3036クラスを対象とした認識実験の結果を表6に示す．中間分類として投影距離を用いるBの認識率が98.00%であるのに対し，更に詳細識別で混合投影距離を用いたCでは98.69%までその認識率が向上した．同様に他の混合識別関数においても

表4 「鳥」と「鳥」、「問」と「問」の認識率
Table 4 Recognition rate for 「鳥」-「鳥」 and 「問」-「問」.

| 識別関数(手法) | 認識率(%) | |
|-------------|--------------|--------------|
| | 「鳥」と「鳥」 | 「問」と「問」 |
| 投影距離 | 71.50 | 80.50 |
| 混合投影距離 | 76.00 | 90.25 |
| 改良投影距離 | 74.50 | 83.25 |
| 混合改良投影距離 | 80.25 | 89.50 |
| 部分空間法 | 67.75 | 79.50 |
| 混合部分空間法 | 75.00 | 89.00 |
| 改良部分空間法 | 73.25 | 83.50 |
| 混合改良部分空間法 | 79.25 | 87.25 |
| 擬似ベイズ識別関数 | 76.25 | 84.00 |
| 混合擬似ベイズ識別関数 | 80.25 | 89.75 |
| ユークリッド距離 | 71.50 | 80.50 |
| 線形識別関数 | 69.00 | 87.25 |
| 最近傍法 | 62.25 | 73.00 |

表5 類似文字対24組に対する認識率
Table 5 Recognition rate for 24 pairs of resembling characters.

| 識別関数(手法) | 認識率(%) |
|-------------|--------------|
| 投影距離 | 89.18 |
| 混合投影距離 | 92.51 |
| 改良投影距離 | 92.16 |
| 混合改良投影距離 | 93.37 |
| 部分空間法 | 89.18 |
| 混合部分空間法 | 92.45 |
| 改良部分空間法 | 92.04 |
| 混合改良部分空間法 | 93.32 |
| 擬似ベイズ識別関数 | 92.35 |
| 混合擬似ベイズ識別関数 | 93.46 |
| ユークリッド距離 | 89.18 |
| 線形識別関数 | 88.27 |
| 最近傍法 | 84.52 |

表6 3036クラスに対する認識率
Table 6 Recognition rate for 3036 classes.

| | 識別関数(手法) | 認識率(%) |
|---|-------------|--------------|
| A | 線形識別関数 | 96.93 |
| B | 投影距離 | 98.00 |
| C | 混合投影距離 | 98.69 |
| D | 改良投影距離 | 98.72 |
| E | 混合改良投影距離 | 98.90 |
| F | 部分空間法 | 97.89 |
| G | 混合部分空間法 | 98.61 |
| H | 改良部分空間法 | 98.63 |
| I | 混合改良部分空間法 | 98.79 |
| J | 擬似ベイズ識別関数 | 98.73 |
| K | 混合擬似ベイズ識別関数 | 98.89 |

それぞれ原識別関数に比べて認識率が向上していることがわかる．

図4，図5に線形結合の係数 δ と認識率の関係を示す．ただし， k ， α の値としてはそれぞれの混合識別関数で最も高い認識率が得られる値を用いた．グラフ

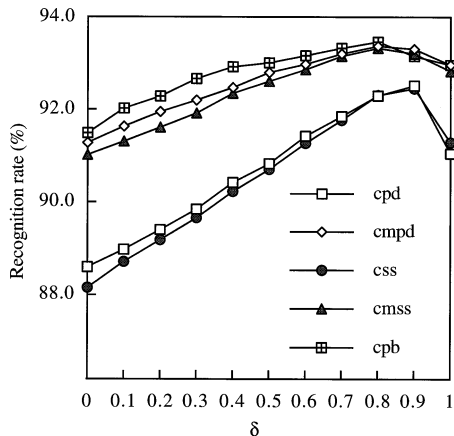


図4 線形結合の係数 δ と認識率の関係 (類似文字対)
 Fig. 4 Coefficient δ v.s. recognition rate (for resembling character pairs).

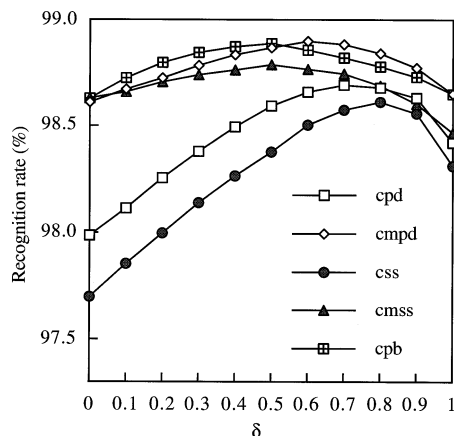


図5 線形結合の係数 δ と認識率の関係 (全字種)
 Fig. 5 Coefficient δ v.s. recognition rate (for total classes).

の左端における認識率が表 5、及び表 6 の原識別関数の認識率と一致しないのはそのためである。

図 4 は類似文字対に対する δ と認識率の関係である。線形結合を行わず拡張成分単独の場合 ($\delta = 1$) でも、原識別関数 ($\delta = 0$) の認識率を上回っているが、 δ を変化させることによって、より高い認識率が得られている。また、拡張成分単独でも、新たに導出した混合改良投影距離、混合改良部分空間法、混合擬似ベイズ識別関数においてより高い認識率が得られており、これらの混合識別手法の有効性が示されている。

図 5 は全字種に対する δ と認識率の関係である。そ

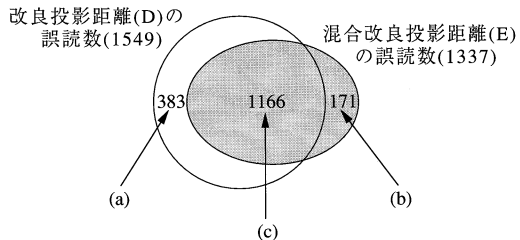


図 6 誤読文字数の内訳
 Fig. 6 Breakdown of misrecognition.

それぞれの混合識別関数で、 δ が 0.5~0.8 のときに最も高い認識率が得られている。混合改良部分空間法において拡張成分単独の場合 ($\delta = 1$) の認識率が原識別関数 ($\delta = 0$) の認識率を下回っているが、 δ の最適値を中心とする比較的広い範囲において、すべての混合識別関数で原識別関数を超える認識率が得られている。また、 k や α などのパラメータに関して、原識別関数の認識率は同様に広域的でなだらかに変化する [15], [16] ので、これらのパラメータが最適値から多少ずれても混合識別関数の有効性がただちに失われることはないと考えられる。これらの問題については、今後更に検討する予定である。

以上の実験結果において、混合識別関数の効果は、投影距離と部分空間法においてより顕著である。その理由として、これらの識別手法が共有部分空間における誤認識を生じやすいという欠点があるが、混合識別関数によって改善されるのではないかと考えられる。

全字種を対象とする認識実験における、改良投影距離 (D) と混合改良投影距離 (E) の誤読数の内訳を図 6 に示す。図の (a), (b), (c) はそれぞれ、

(a) 改良投影距離で誤読し、混合改良投影距離で正読となる文字、

(b) 改良投影距離で正読し、混合改良投影距離で誤読となる文字、

(c) 改良投影距離、混合改良投影距離の双方どちらでも誤読となる文字、

を表す。図 6 より、改良投影距離、混合改良投影距離の双方で誤読となる文字 (c) が、いまだに多く存在することがわかる。また (b) と (c) の誤読文字、計 1337 文字を目視によって確認すると、筆者が類似した文字や存在しない文字、記入欄を間違えて書いたと思われる文字など、明らかな誤記が約 80 文字存在することがわかった。

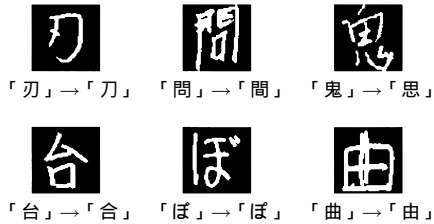


図7 改良投影距離で誤読，混合改良投影距離で正読となる文字の例

Fig.7 Example of characters recognized by Compound modified projection distance, misrecognized by Modified projection distance.

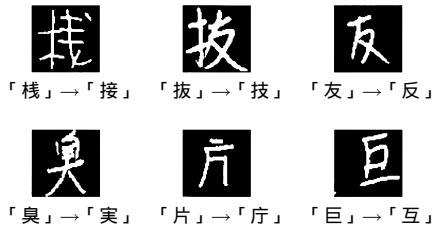


図8 改良投影距離で正読，混合改良投影距離で誤読となる文字の例

Fig.8 Example of characters recognized by Modified projection distance, misrecognized by Compound modified projection distance.



図9 改良投影距離，混合改良投影距離の双方で誤読となる文字の例

Fig.9 Example of characters misrecognized both by Modified projection distance, and Compound modified projection distance.

(a), (b), (c) に含まれる文字の例をそれぞれ図7, 図8, 図9に示す。ただし，図7の「X」「Y」はクラスYに誤読していた文字を正しくクラスXに認識したことを，図8, 図9の「X」「Y」はクラスXの文字をクラスYに誤認識したことを表す。

全字種を対象とする認識実験における各識別手法の処理時間を表7に示す。使用した計算機はSPARC station 10 (hyperSPARC 125 MHz) で，識別に要する時間のみを計測した。

表7 処理時間
Table 7 Processing time.

| | 識別関数 (手法) | (ms/文字) | (文字/s) |
|---|-------------|---------|--------|
| A | 線形識別関数 | 86.2 | 11.6 |
| B | 投影距離 | 96.8 | 10.3 |
| C | 混合投影距離 | 117.7 | 8.5 |
| D | 改良投影距離 | 124.7 | 8.0 |
| E | 混合改良投影距離 | 179.0 | 5.6 |
| F | 部分空間法 | 93.9 | 10.6 |
| G | 混合部分空間法 | 125.9 | 7.9 |
| H | 改良部分空間法 | 117.5 | 8.5 |
| I | 混合改良部分空間法 | 167.0 | 6.0 |
| J | 擬似ベイズ識別関数 | 130.7 | 7.7 |
| K | 混合擬似ベイズ識別関数 | 188.2 | 5.3 |

4. む す び

本論文では，投影距離や改良投影距離などから類似文字の識別に有効な新たな混合識別関数を導出し，手書き漢字データベース ETL9B を用いる認識実験により，その有効性を比較・評価した。実験の結果を以下に要約する。

(1) 漢字・平仮名の類似文字24組を対象とする認識実験において，混合識別関数の認識率がそれぞれの原識別関数の認識率より向上し，類似文字認識の高精度化に有効であることを示した。

(2) 類似文字対を対象とする同様の実験において，混合部分空間法（従来の混合類似度法）を用いた場合の認識率が92.45%であるのに対し，混合擬似ベイズ識別関数の認識率は93.46%となった。

(3) 全字種を対象とする認識実験において，混合投影距離法の認識率(98.69%)が投影距離法の認識率(98.00%)より0.69%上昇したのをはじめ，他の混合識別関数においてもそれぞれの原識別関数に比べて認識率が向上し，類似クラスの詳細識別によって全体の認識率が向上することを示した。

今後の課題として，混合改良部分空間法の全クラスに対する認識率が原識別関数に比べて低下した原因の解明のほか，平均ベクトルの差の推定精度の向上や，類似クラスの共分散行列の差を利用する混合識別関数に関する考察など興味ある課題が残されている。

謝辞 本研究に関し，手書き漢字データベース ETL9B を作成・提供された通産省電子技術総合研究所の皆様，討論をして頂いた荒木麻衣さんと研究室の皆様へ深く感謝致します。

文 献

- [1] 飯島泰蔵，パターン認識理論，森北出版，1989。

- [2] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬 洋, パターン認識, オーム社, 1998.
- [3] 鈴木雅人, 大町真一郎, 加藤 寧, 阿曾弘具, 根元義章, “混合マハラノビス識別関数による高精度な類似文字識別手法” 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.10, pp.2752–2760, Oct. 1997.
- [4] 池田正幸, 田中英彦, 元岡 達, “手書き文字認識における投影距離法” 情処学論, vol.24, no.1, pp.106–112, Jan. 1983.
- [5] 若林哲史, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二, “手書き数字認識における特徴選択に関する考察” 信学論 (D-II), vol.J78-D-II, no.11, pp.1627–1638, Nov. 1995.
- [6] F. Kimura, Y. Miyake, and M. Shridhar, “Relationship among quadratic discriminant functions for pattern recognition,” Proc. 4th IWFHR, pp.418–422, Dec. 1994.
- [7] E. Oja, Subspace Method of Pattern Recognition, Research Studies Press, England, 1983.
- [8] 葛城純夫, “文字パターン分布の要因分析と識別への応用” 昭 45 電気四連大 2816, 1970.
- [9] 栗田昌徳, 鶴岡信治, 横井茂樹, 三宅康二, “加重方向指数ヒストグラムと疑似マハラノビス距離を用いた手書き漢字・ひらがな認識” 信学技報, PRL82-79, 1982.
- [10] 黒沢由明, “球面ガウス分布から導出される部分空間法” 信学論 (D-II), vol.J81-D-II, no.6, pp.1205–1212, June 1998.
- [11] D.G. Keehn, “A note on learning for Gaussian properties” IEEE Trans. Inf. Theory, vol.IT-11, no.1, pp.126–132, Jan. 1965.
- [12] 山田博三, 斎藤泰一, 山本和彦, “非線形正規化の改良” 昭 63 信学春季全大, D-439.
- [13] 若林哲史, Yang DENG, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二, “非線形正規化と特徴量の圧縮による手書き漢字認識の高精度化” 信学論 (D-II), vol.J79-D-II, no.5, pp.765–774, May 1996.
- [14] 大津展之, 栗田多喜夫, 関口 廠, 行動計量学シリーズ 12 パターン認識—理論と応用, pp.31–34, 朝倉書店, 1996.
- [15] F. Kimura, K. Takashina, S. Tsuruoka, and Y. Miyake, “Modified quadratic discriminant functions and the application to Chinese character recognition,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.PAMI-9, no.1, pp.149–153, Jan. 1987.
- [16] 藤澤祥治, 澤 和弘, 若林哲史, 木村文隆, 三宅康二, “濃度こう配の方向と曲率を用いた手書き数字認識 (その 2)” 信学技報, PRMU97-228, Feb. 1998.

付 録

1. 混合投影距離の拡張成分の導出

類似文字の二つのクラスにおいて, クラス 1 を着目クラス, クラス 2 を対立クラスとし混合投影距離の拡張成分式 (6) の導出を行う.

クラス 1 の平均ベクトルを M_1 , 共分散行列の第 i 固有ベクトルを Φ_i , クラス 1 の分布を近似する最小

2 乗誤差超平面の次元数を k とする. またクラス 2 の平均ベクトルを M_2 とする.

2 クラス間の平均ベクトルの差ベクトル $M_2 - M_1$ を, クラス 1 の投影軸の補空間 ($n - k$ 次元) に射影したベクトルの正規化ベクトルを Δ とすると, 混合投影距離の拡張成分 (の 2 乗) は $\{(X - M_1)^T \Delta\}^2$ で与えられる. ここで,

$$\Delta = C \sum_{i=k+1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_i\} \Phi_i \quad (\text{A}\cdot 1)$$

ただし,

$$C = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=k+1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_i\}^2}} \quad (\text{A}\cdot 2)$$

である. 一方 $X - M_1$ を K-L 展開すると,

$$X - M_1 = \sum_{i=1}^n \{(X - M_1)^T \Phi_i\} \Phi_i \quad (\text{A}\cdot 3)$$

となる. したがって,

$$\begin{aligned} & (X - M_1)^T \Delta \\ &= \left[\sum_{i=1}^n \{(X - M_1)^T \Phi_i\} \Phi_i^T \right] \\ & \cdot C \sum_{j=k+1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_j\} \Phi_j \\ &= C \sum_{i=1}^n \sum_{j=k+1}^n \{(X - M_1)^T \Phi_i\} \\ & \cdot \{(M_2 - M_1)^T \Phi_j\} \Phi_i^T \Phi_j \\ &= C \sum_{i=k+1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_i\} \{(X - M_1)^T \Phi_i\} \end{aligned} \quad (\text{A}\cdot 4)$$

となり,

$$\begin{aligned} & \{(X - M_1)^T \Delta\}^2 \\ &= \frac{\left[\sum_{i=k+1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_i\} \{(X - M_1)^T \Phi_i\} \right]^2}{\sum_{i=k+1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_i\}^2} \end{aligned} \quad (\text{A}\cdot 5)$$

となる．以下の関係，

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_i\}^2 \\ &= \|M_2 - M_1\|^2 = (M_2 - M_1)^T (M_2 - M_1) \end{aligned}$$

及び

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \{(M_2 - M_1)^T \Phi_i\} \{(X - M_1)^T \Phi_i\} \\ &= (M_2 - M_1)^T \sum_{i=1}^n \Phi_i \Phi_i^T (X - M_1) \\ &= (M_2 - M_1)^T (X - M_1) \end{aligned}$$

を用いて式 (A.5) を変形し，更に $X - M_1 = Y$ ， $M_2 - M_1 = M$ を代入すると，

$$\{Y^T \Delta\}^2 = \frac{\left[M^T Y - \sum_{i=1}^k \{M^T \Phi_i\} \{Y^T \Phi_i\} \right]^2}{M^T M - \sum_{i=1}^k \{M^T \Phi_i\}^2} \quad (\text{A.6})$$

が得られ，混合投影距離の拡張成分式 (6) が得られる．

2. 混合マハラノビス関数と改良投影距離，混合投影距離との関係

文献 [3] の混合マハラノビス関数は，次式により定義されている．

$$\begin{aligned} g_{cm}(X) &= \sum_{i=1}^n \frac{\{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2}{\lambda_i + b} \\ &+ \mu \sum_{i=1}^n \frac{(E^T \Phi_i)^2}{\lambda_i + b} \\ E &= \{(X - M_1)^T \Delta\} \Delta \quad (\text{A.7}) \end{aligned}$$

ただし b は，固有値に加えるバイアス， μ は補正項の重みである．また， Δ は式 (A.1) で定義される単位ベクトルである．文献 [3] より， $i > k$ に対しては $b > \lambda_i$ ($b = 3.5, \lambda_i = 10^{-2} \sim 10^{-3}$) となることを利用すると，混合マハラノビス関数の第 1 項は，

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^k \frac{\{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2}{\lambda_i + b} + \sum_{i=k+1}^n \frac{\{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2}{\lambda_i + b} \\ & \approx \sum_{i=1}^k \frac{\{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2}{\lambda_i + b} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & + \frac{1}{b} \sum_{i=k+1}^n \{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2 \\ &= \sum_{i=1}^k \frac{\{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2}{\lambda_i + b} \\ &+ \frac{1}{b} \left[\|X - M_1\|^2 - \sum_{i=1}^k \{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2 \right] \\ &= \frac{1}{b} \left[\|X - M_1\|^2 - \sum_{i=1}^k \frac{\lambda_i}{\lambda_i + b} \{(X - M_1)^T \Phi_i\}^2 \right] \end{aligned}$$

となって，定数 $1/b$ を除けば改良投影距離と同じ識別関数となる．また，混合マハラノビス関数の第 2 項は， E が $\Phi_1 \sim \Phi_k$ に直交するので，

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \frac{(E^T \Phi_i)^2}{\lambda_i + b} &= \sum_{i=k+1}^n \frac{(E^T \Phi_i)^2}{\lambda_i + b} \\ &\approx \frac{1}{b} \sum_{i=k+1}^n (E^T \Phi_i)^2 \\ &= \frac{1}{b} \sum_{i=1}^n (E^T \Phi_i)^2 = \frac{1}{b} E^T \sum_{i=1}^n \Phi_i \Phi_i^T E = \frac{1}{b} E^T E \\ &= \frac{1}{b} \Delta^T \Delta^T (X - M_1) (X - M_1)^T \Delta \Delta \\ &= \frac{1}{b} \{(X - M_1)^T \Delta\}^2 \Delta^T \Delta \\ &= \frac{1}{b} \{(X - M_1)^T \Delta\}^2 \end{aligned}$$

となり，定数 $1/b$ を除けば混合投影距離の拡張成分 (の 2 乗) に等しいことがわかる．

(平成 11 年 3 月 29 日受付，7 月 28 日再受付)



中嶋 孝

平 9 三重大・工・情報卒．平 11 同大大学院博士前期課程了，同年シャープ(株)入社，現在に至る．在学中手書き文字認識の研究に従事．



若林 哲史 (正員)

昭 60 三重大・工・電子卒．昭 62 同大大学院修士課程了．平 3 三重大・工・助手．平 10 同助教授，現在に至る．その間平 10～11 レンセラエ工科大学客員研究員を勤める．手書き文字認識，文書理解，画像処理，コンピュータグラフィックスの研究に従事．

情報処理学会会員．工博．



木村 文隆 (正員)

昭 48 名大・工・電気卒．昭 53 同大大学院博士課程了．同年同大・工・助手．昭 58 三重大・工・助教授．平 10 同教授，現在に至る．その間平 1～3 ミシガン大客員助教授を勤める．文字・パターン認識，画像処理，コンピュータグラフィックスの研究

に従事．情報処理学会，日本 ME 学会，人工知能学会各会員．工博．



三宅 康二 (正員)

昭 35 名大・工・電気卒．昭 40 同大大学院博士課程了．同年同大・工・助手，昭 43 同講師．同年同助教授．昭 53 三重大・工・教授，現在に至る．現在，手書き文字の機械認識，コンピュータグラフィックス及び

医用画像処理の研究に従事．情報処理学会，日本 ME 学会，日本人工知能学会，日本ロボット学会，電気学会，日本シミュレーション学会等各会員．工博．