

改良型マハラノビス距離を用いた高精度な手書き文字認識

孫 寧 安倍 正人 根元 義章

東北大学 大型計算機センター

〒980-77 仙台市青葉区片平2-1-1

あらまし 距離尺度は手書き文字認識システムの精度を左右する重要な要素の一つであるため、これまで数多くの距離尺度が提案され、理論的に論じてきた。代表的距離尺度として、シテイブロック距離、ユークリッド距離、重みつきユークリッド距離、部分空間法、複合類似度法、ベース法、マハラノビス距離などが挙げられる。しかし、大規模な手書き文字認識システムの距離尺度として、それぞれの距離尺度が実際の程度の効果があるかについては、大変重要にもかかわらず、殆ど議論されていない。本稿では、認識システムにとって、最も重要な認識精度に重点をおき、代表的な7種類の距離尺度について、実験的にそれぞれの有効性を比較し、最も有効な距離尺度を明らかにする。さらに、比較実験によって得られた最も有効な距離尺度（マハラノビス距離）に対し、軸の分散特徴を考慮した高速かつ高精度な改良型マハラノビス距離を提案する。提案する改良型マハラノビス距離を用いた認識実験では、ETL9Bの全セットに対し、平均98.24%（オープン）の高い認識率が得られた。本稿では、距離尺度に関する比較実験および改良型マハラノビス距離を中心に報告する。

和文キーワード 手書き文字認識, 距離尺度, マハラノビス距離, データベース ETL9B

A Handwritten Character Recognition System by Using Modified Mahalanobis Distance

Ning SUN, Masato ABE, Yoshiaki NEMOTO

Computer Center, Tohoku University

2-1-1, Katahira, Aoba-ku, Sendai, 980-77 JAPAN

Abstract In this paper, we propose a handwritten character recognition system by using modified Mahalanobis distance. There are two features in this paper, the first is that we clarified the most effective distance measure for handwritten character recognition which using directional element feature, and the second is that we modified the typical Maharanobis distance so that a very high recognition rate 98.24% of ETL9B was obtained. In addition to this, a 1/4 reduction of calculation time was attained by the proposed distance measure in comparison with the original Maharanobis distance.

英文 key words Recognition of handwritten characters, Distance measure, Maharanobis distance, Database ETL9B.

1 まえがき

近年、手書き文字に対する認識精度はワークステーションの普及およびその計算能力の向上に伴い、飛躍的に向上してきた。ETL9B を例にとってみると、1985年作成されたときに報告された83%であった認識率^[1]がここ十年の間に14%以上上昇し、最近では97%台の認識率^{[2],[3],[4]}が報告されている。この中で注目すべき点は、従来のシテブロック距離や重みつきユークリッド距離に代表されるベクトルの個々の次元に着目した距離尺度から部分空間法やベース法のような次元全体の分布を考慮した距離尺度に変化してきていることである。

距離尺度は手書き文字認識システムの精度を左右する重要な要素の一つであるため、距離尺度については、これまで数多く提案されている。代表的距離尺度としては、シテブロック距離、ユークリッド距離、重みつきユークリッド距離、部分空間法、複合類似度法、ベース法、マハラノビス距離などが挙げられる(部分空間法と複合類似度については簡単な変換関数を施すことによって距離に変換できるため、ここでは距離尺度として扱う)。しかし、大規模な手書き文字認識システムの距離尺度として、それぞれの距離尺度が実際のどの程度の効果があるかについては、殆ど議論されていない。そこで、本稿では、認識システムにとって、最も重要な認識精度に重点をおき、代表的な7種類の距離尺度について、実験的にそれぞれの有効性を比較し、最も有効な距離尺度を明らかにする。さらに、比較実験によって得られた最も有効な距離尺度(マハラノビス距離)に対し、軸の分散特徴を考慮した高精度かつ高速な改良型マハラノビス距離を提案する。提案するマハラノビス距離は、学習サンプルから計算された正規直交系において、分散の小さい軸を削除または抑制することによって、その影響を小さく抑える特徴を有する。それによって分散の特徴の顕著な軸が重視されることになり、手書き文字の変動をより正確に捉えることが可能になった。また、提案する距離尺度は、従来のマハラノビス距離の計算方法に比べ、削除した軸に比例した形で計算量が減る特徴を有する。ETL9Bの全セットを用いた認識実験では、提案する距離尺度を用いて平均98.24%の高い認識率を得ることができた。認識速度の面では、今回の検討で196軸中50軸の削減が可能となったため、従来の計算時間より約1/4程度の短縮が可能になった。

本稿の構成は、まず2.で認識システムの基本構成について述べる。3.で7種類の代表的な距離尺度について、それぞれの効果を検証する認識実験について述べる。4.で提案する改良型マハラノビス距離について述べる。5.でETL9Bを用いた認識実験および結果について述べ、最後に6.で提案する認識システムの有効性を

を確認し、結論をまとめる。

2 手書き文字認識システムの基本構成

本稿で提案する手書き文字認識システムは図1に示す前処理、特徴ベクトルの抽出、識別の計三つの処理過程によって構成される。以下各処理過程について簡単に説明する。

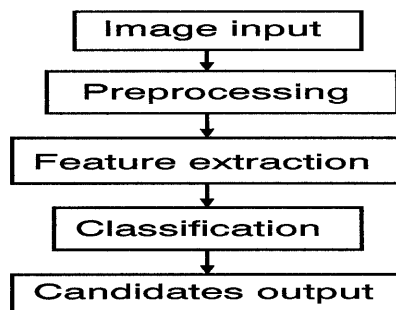


図1: 手書き文字認識システム

2.1 前処理

前処理は平滑化、輪郭線抽出、正規化の三つのプロセスを含んでいる。正規化処理では、津雲らによって提案されたストロークの間隔による正規化法^[5]を採用している。

2.2 特徴ベクトルの抽出

特徴ベクトルとして、方向線素特徴量^[6]を改良した改良型方向線素特徴量^[2]を用いる。特徴量の次元数は196である。

2.3 識別

識別では、距離関数に基づいて距離あるいは類似度の計算を行ない、候補字種を選別する。識別部では、認識の速度を考慮して、計算時間を要する距離尺度については大分類と細分類の2段構成とする。大分類では、まず入力文字を少数の候補文字に絞り込む。細分類では、絞り込まれた少数の候補から正解となる文字を選び出す。本研究では、後述する7種類の代表的な距離尺度のうち、シテブロック距離、ユークリッド距離、重みつきユークリッド距離については全数マッチングによる1段構成とする。残りの4種類の距離尺度については、1段構成

の場合の処理量が大きいため、大分類と細分類の2段階構成を用いることにする。この場合の大分類の距離尺度として本研究では、重みつきユークリッド距離を用いる。細分類での認識対象は大分類の上位10個の候補とする。識別に用いられる各種の距離関数については次節で詳しく述べる。

3 手書き文字認識における代表的な距離関数とその効果

3.1 代表的な距離関数

代表的な7種類の距離関数として、本稿では以下の7つを考慮している。

(1) シテイブロック距離

\mathbf{x}, \mathbf{u}^i をそれぞれ未知入力ベクトルおよび標準パターンベクトルとすると、シテイブロック距離 $D_c(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i)$ は以下の式によって表される。

$$D_c(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = \sum_{j=1}^n |x_j - u_j^i| \quad (1)$$

但し、 n は特徴ベクトルの次元数196を表す。

(2) ユークリッド距離

\mathbf{x}, \mathbf{u}^i をそれぞれ未知入力ベクトルおよび標準パターンベクトルとすると、ユークリッド距離 $D_e(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i)$ は以下の式によって表される。

$$D_e(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - u_j^i)^2} \quad (2)$$

但し、 n は特徴ベクトルの次元数196を表す。

(3) 重みつきユークリッド距離

\mathbf{x}, \mathbf{u}^i をそれぞれ未知入力ベクトルおよび標準パターンベクトルとすると、重みつきユークリッド距離 $D_w(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i)$ は以下の式によって表される。

$$D_w(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n w_j (x_j - u_j^i)^2} \quad (3)$$

ここで重み w_j は、

$$w_j = A \frac{1/v_j}{\sum_{k=1}^n 1/v_k} \quad (4)$$

で与える。但し、 A は定数、 v_j は標準パターンベクトルの j 次元目の分散、 n は次元数196である。

(4) 部分空間法

部分空間法は、Watanabe によって提案された手法である^[7]。部分空間法では、まず、各カテゴリの学習用パターンから最小平均2乗誤差の基準を用いて、各カテゴリの標本パターン群の分布を近似するのに、最適な正

規直交ベクトルを設計する。認識では、未知入力パターンとこの各カテゴリごとの直交ベクトルへの射影成分が最大となるカテゴリを検出することによって認識を行なう。認識規則を式で表すと、つぎようになる。

すべての $j \neq i$ に対し、

$$\mathbf{x}^t P^{(i)} \mathbf{x} > \mathbf{x}^t P^{(j)} \mathbf{x} \quad (5)$$

ならば、未知入力 \mathbf{x} を字種 i とする。 $P^{(i)}$ は字種 i の部分空間の射影行列を表し、

$$P^{(i)} = \sum_{k=1}^{p^{(i)}} \phi_k^{(i)} \phi_k^{(i)T} \quad (6)$$

である。式(6)において、 $\phi_k^{(i)}$ は正規直交ベクトルであり、 $p^{(i)}$ は固有値の大きい順に選択した固有ベクトルの数である。

(5) 複合類似度法

複合類似度法は、飯島によって提案された認識法である^[8]。 \mathbf{x}, \mathbf{u}^i をそれぞれ未知入力ベクトルおよび標準パターンベクトルとすると、複合類似度 $S(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i)$ はつぎの式によって表される。

$$S(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = \left(\sum_{j=1}^n \frac{\lambda_j (\phi_j, \mathbf{u}^i)^2}{\lambda_1 \|\mathbf{u}^i\|^2} \right)^{1/2} \\ \approx \left(\sum_{j=1}^m \frac{\lambda_j (\phi_j, \mathbf{u}^i)^2}{\lambda_1 \|\mathbf{u}^i\|^2} \right)^{1/2} \quad (7)$$

但し、 λ_j, ϕ_j は標準パターンベクトル \mathbf{u}^i に関する固有値、固有ベクトルを表し、

$$\lambda_j \geq \lambda_{j+1} \quad (j = 1, 2, \dots, m, \dots, n-1, n)$$

(6) ベーズ法

未知入力 \mathbf{x} が n 変数正規分布に従う場合、ベーズの識別関数 $D_b(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i)$ はつぎの式により与えられる。

$$D_b(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = \ln P(\Omega_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| \\ - \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{u}^i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{u}^i) \quad (8)$$

但し、 \mathbf{u}^i は標準パターンベクトル、 Σ_i は字種 i の共分散行列を表す。 $\ln P(\Omega_i)$ は字種 i の事前確率を表す。

(7) マハラノビス距離

\mathbf{x}, \mathbf{u}^i をそれぞれ未知入力ベクトルおよび標準パターンベクトルとすると、マハラノビス距離 $D_m(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i)$ は以下の式によって表される。

$$D_m(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = (\mathbf{x} - \mathbf{u}^i)^t \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{u}^i) \quad (9)$$

但し、 Σ_i は字種 i の共分散行列を表す。

マハラノビス距離における Σ は実対称行列であるため、正規直交行列 $P = (e_1, e_2, \dots, e_n)^t$ を適当に選ぶことによって対角化させることができる。固有値と固有ベクトルを利用し式 (9) はつぎのように書き直すことができる。

$$D_m(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = (\mathbf{x} - \mathbf{u}^i)^t \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{u}^i) \\ = \sum_{j=1}^n \left(\frac{1}{\lambda_j} \right) \left((\mathbf{x} - \mathbf{u}^i)^t e_j \right)^2 \quad (10)$$

ここでは、 λ_j は固有値を表し、 $\lambda_j \geq \lambda_{j+1}$ とする。 n は特徴量の次元数 196 である。

3.2 比較実験

比較実験用データとして、文献[1]を参考に、ETL9Bの全200セットのデータから以下に示す高品質、中品質、低品質のデータセットをそれぞれ4セットずつ、計12個のデータセットを選ぶ。以下、これらを基礎実験用データセットと呼ぶ。

- 高品質データセット: 133,179,106,172
- 中品質データセット: 3,75,100,126
- 低品質データセット: 185,122,191,166

標準パターンは残りの188個のデータセットを用いて作成する。

図2は7種類の代表的な距離関数についての実験結

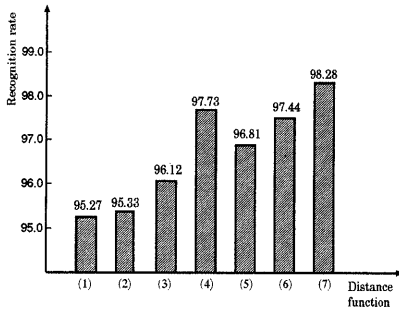


図2: 代表的な距離関数についての比較実験

果を示している。図2の横軸の番号は3.1節の7種類の距離関数の番号に対応する。この実験では、(4)の部分空間の構成法として、文献[2]において提案した組合せ型部分空間構成法を用いた。また、複合類似度については最も良い結果が得られた固有値の大きい20個の固有ベクトルを選択した場合の認識率を示している。図2から以下のことが言える。

- 距離尺度が認識システムを左右する重要な要素である。
- (1),(2),(3)のような次元ごとの分布しか考慮しない距離尺度より、(4),(5),(6),(7)のような全次元の分布状況を考慮した距離尺度の方が認識精度の面では優れている。
- 改良型方向線素特徴量を文字特徴量とした場合、マハラノビス距離を用いた方が最もよい認識精度を獲得できる。

なお、(4),(5),(6),(7)の距離尺度を用いる際に、認識対象を(3)で得られた上位10候補とした。因みに上位10候補の累積認識率は99.48%であった。

4 マハラノビス距離の改良および検証実験

前節の実験結果から、マハラノビス距離が他の距離関数に比べ、相対的に良い認識率が得られることが判明した。本節では、マハラノビス距離を手書き文字認識の距離尺度として使う場合の問題点および改良方法などを中心に議論する。

4.1 学習用サンプル数の決定

認識システムの信頼性を高めるため、設計する際に学習用サンプルと未知サンプルをわけて考える必要がある。つまり、オープン方式で評価を行なう必要がある。一般的に、標本パターンの真の分布に近付けるためできるだけ多くの学習サンプルを用意する必要があるとされている^[9]。そこで、学習サンプル数が限られた場合、その利用効率を高めるため、Leave-one-out法^[10]が提案されている。この方法は、 n 個のサンプル集合から一つを抜き取り、残りの $n-1$ 個のサンプルで学習を行ない、そして抜き取ったサンプルを未知入力として使う方法である。サンプル数が n 個の場合、 n 回学習を行なう必要がある。しかし、このような評価方法をETL9Bに適用すると、ETL9Bのサンプル数が1字種につき200個があるため、全部で200回の学習を行わなければならない。現有の計算機資源を考えると、これは殆ど不可能に近い。そこで、本研究では、システムの信頼性を高めるため、まず学習サンプル数と認識率の関係を調査し、計算機資源の制限を考慮した妥当な学習サンプル数を実験的に導くことにした。

図3に実験の結果を示している。この実験は、3.2節で示した12個の基礎実験用データセットを用いて行なった。図の横軸は学習に使ったサンプル数を表し、こ

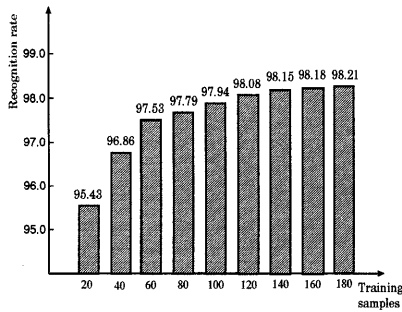


図 3: 学習サンプル数と認識率の関係

のサンプル中に基礎実験用データセットを含んでいない。図から以下のことが言える。

- 学習サンプル数を増やすことによって認識率を向上させることができるが、認識率の上昇の度合いが140から緩やかになっている。
- 98% 程度の認識率を確保するには、少なくとも120個以上の学習サンプルが必要となる。
- 認識率が最も高かったのは、学習サンプル数が180のときであった。

計算量を考慮すると、180を用いるのは妥当であると考えられる。この場合、全セットをオープン方式で評価するには、10回の学習を行なえばよい。計算時間については後述する。

4.2 マハラノビス距離の改良について

式(10)で表されているマハラノビス距離の一般形は実用上の二つの問題点がある

1. 分散(固有値)がゼロに近い軸が数多く存在し、これらの軸は冗長である。
2. 分散(固有値)の小さい軸が距離に過大な影響を与えてしまい、認識率の低下をもたらす。

以下、図4を用いてこの二つの問題点を詳しく説明する。図4は3.2節の全学習サンプルの平均主成分寄与率を示している。図の横軸は固有値の大きい順にソートされた軸の数を表し、縦軸は累積寄与率を表している。図からわかるように、196個の軸によって表されている手書き文字の全変動のうち、99%以上は110個程度の軸によって代表させることが可能である。このことは、全196個の軸のうち、冗長な軸が存在し、実際の計算上無視しても問題のないことを示唆している。また、図から寄与率は固有値の大きい軸ほど占める割合が大きいことがわ

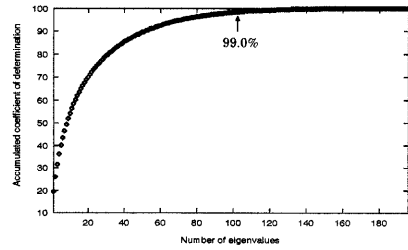


図 4: 全学習サンプルの平均寄与率

かる。例えば固有値の大きい最初の10個の主成分の平均寄与率は約5.2%であり、140から150番目までの主成分平均寄与率0.11%の約47倍となっている。しかし、距離を計算する場合、固有値が分母(式(10))となっているため、小さい固有値の方がより大きい影響をもつことになる。言い換えれば、文字の変動特性をそれほど反映しない軸が距離値を左右してしまう危険がある。これを防ぐために、式(10)の固有値にバイアスを加えることが考えられる。

以上の議論から、式(10)をつぎのように改良を行なう。

$$D_m(\mathbf{x}, \mathbf{u}^i) = \sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{\lambda_j + b} \right) \left((\mathbf{x} - \mathbf{u}^i)^t \mathbf{e}_j \right)^2 \quad (11)$$

但し、 k を特徴量の次元数196より小さい値とする。式(11)は本研究で提案する改良型マハラノビス距離となる。

式(11)の有効性および妥当な k の数について実験を行なった。図5はその結果を示している。図の横軸は

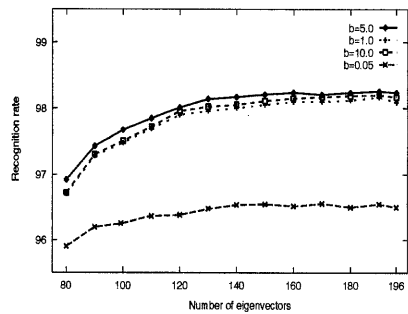


図 5: 提案する距離尺度における軸数とバイアスの値に関する基礎実験

大きい順に固有ベクトルの数を表している。但し、80以下の結果については認識率が低かったため、省略している。図の縦軸は12個の基礎実験用データセットの平均認識率を表している。図から以下のことが言える。

- 採用する固有ベクトルの数の増加につれ、認識率は上昇する傾向にある。150以降では、認識率が殆ど変化しなくなっている。
- バイアスを加えることによって、認識率の改善が見られた。具体的に、バイアスを加えない場合（実際はゼロの割算とオーバーフローを防ぐため0.05に設定した）に比べ、 $b = 5$ 程度のバイアスを加えると、1%ないし2%の上昇が見られた。バイアスの妥当な値として、本システムの場合、5であると考えられる（5の近辺でも実験を行なったが、5のときの認識率が最も良かった）。

以上の基礎実験の結果から、本システムでは、採用するベクトルの数および固有値に対するバイアスをそれぞれ150と5に決定する。式(10)と式(11)を比べると、距離を計算するための演算回数は150/196となり、約1/4程度削減された。

5 ETL9Bの全セットについての認識実験および結果

5.1 実験の概要

前節までの基礎実験の結果を踏まえ、本節では、ETL9Bの全セットを対象に認識実験を行なう。実験では、学習の標本セット数を180、未知入力の数セット数を20とし、表1に示す全10通りの組合せについて識別実験を行なう。また、参考のためクローズ実験についても行な

表1: データセットの分割方法

グループ	未知セット	学習用セット
A	1~20	残りの180セット
B	21~40	残りの180セット
C	41~60	残りの180セット
D	61~80	残りの180セット
E	81~100	残りの180セット
F	101~120	残りの180セット
G	121~140	残りの180セット
H	141~160	残りの180セット
I	161~180	残りの180セット
J	181~200	残りの180セット

う。クローズ実験では標準パターン作成用サンプルとして全サンプルを用いる。

5.2 実験の結果および考察

表2および表3にそれぞれオープンとクローズの実験結果を示している（大分類の上位10個の候補を対象とする）。表からわかるようにオープンとクローズの第

表2: ETL9Bの全セットに対するオープン実験の結果

グループ	1位認識率	2位認識率	3位認識率
A	98.81	99.54	99.65
B	98.19	99.23	99.38
C	98.67	99.49	99.60
D	98.29	99.34	99.50
E	98.25	99.26	99.44
F	98.04	99.12	99.27
G	97.86	99.01	99.19
H	98.24	99.34	99.52
I	98.10	99.20	99.35
J	97.96	99.22	99.39
平均	98.24	99.27	99.43

表3: ETL9Bの全セットに対するクローズ実験の結果

グループ	1位認識率	2位認識率	3位認識率
A	99.65	99.70	99.70
B	99.43	99.48	99.49
C	99.63	99.67	99.67
D	99.55	99.60	99.61
E	99.49	99.54	99.54
F	99.35	99.39	99.39
G	99.26	99.29	99.29
H	99.54	99.60	99.60
I	99.41	99.47	99.47
J	99.43	99.50	99.50
平均	99.47	99.53	99.53

1位平均認識率はそれぞれ98.24%と99.47%となっており、高精度な認識システムが実現されたと言える。この中で、特に重要なのは、180個程度の学習サンプルを使えば、98%以上の認識率が獲得できることである。オープンとクローズの間に1.2%パーセント程度の差があるのは、サンプル数はまだ十分ではないことを反映している。つまり、学習サンプル数を増やしていけば、この開きが徐々に小さくなると考えられる。

図6はオープン実験におけるETL9B各セットの1位認識率を示している。セット別では、今回最も認識率が高かったのは、133番目のセットで99.77%が得られた。

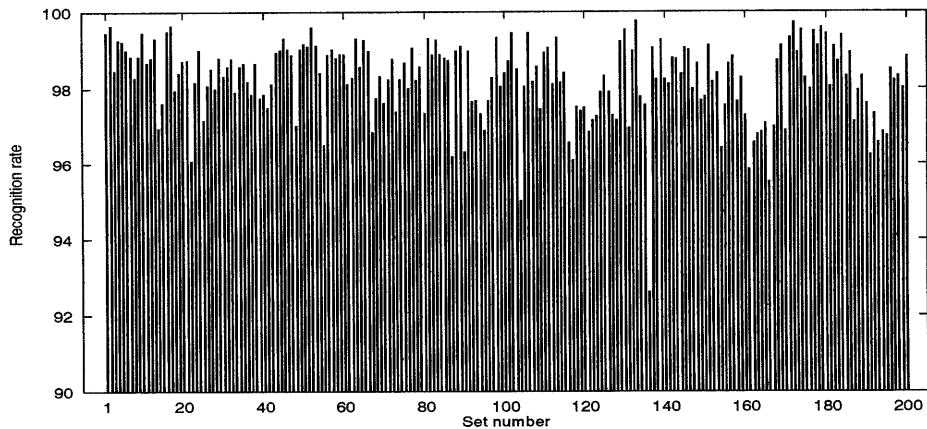


図 6: ETL9B 各セットの 1 位認識率

また、最も低かったのは 136 番目のセットで、92.62% となっている。認識率が低かった原因として、著しく潰れた文字が多かったためと考えられる。字種別では、最も認識率の低かった 30 字種を表 4 に示している。表 4

表 4: 誤認識が最も多い 30 字種の内訳

誤認識	数	誤認識	数	誤認識	数
鳥 ⇒ 鳥	55	情 ⇒ 情	22	び ⇒ び	17
間 ⇒ 間	37	恩 ⇒ 思	19	束 ⇒ 束	16
千 ⇒ 干	32	未 ⇒ 未	19	棒 ⇒ 棒	16
乎 ⇒ 平	32	東 ⇒ 東	18	撤 ⇒ 撤	15
問 ⇒ 問	32	撤 ⇒ 撤	18	減 ⇒ 減	15
鳥 ⇒ 鳥	31	ぼ ⇒ ぼ	18	ぶ ⇒ ぶ	15
采 ⇒ 采	26	葉 ⇒ 葉	18	又 ⇒ 又	14
之 ⇒ え	25	帥 ⇒ 師	18	析 ⇒ 折	14
え ⇒ 之	23	潰 ⇒ 潰	17	粟 ⇒ 粟	14
采 ⇒ 采	22	桂 ⇒ 柱	17	ば ⇒ ば	14

表 5: 字種ごとの誤り数

誤り数	字種数	割合
0	407	13.4%
1	1,587	52.3%
2	471	15.5%
3 以上	571	18.8%

からわかるようにこれらの字種の殆どは類似文字であり、より高精度な認識精度を実現するには構造解析的な手法が必要であると考えられる。字種ごとの誤り統計では、

表 6: 平仮名と漢字の認識率

順位	平仮名	漢字
1	97.09%	98.27%
2	98.95%	99.28%
3	99.11%	99.44%
4	99.15%	99.48%
5	99.16%	99.52%

表 5 で示しているように 8 割以上の字種については 2 文字以下の誤り (99% 相当) に留まっており、高精度な認識システムであることがわかる。表 6 は 71 個の平仮名と 2,965 個の漢字を分けた場合の認識率を示している。表からわかるように現状では平仮名の認識率が漢字のそれと比べると、1% 程度低い。その原因として、平仮名中に類似字種が多数存在していることがあげられる。

5.3 実験環境と計算時間

本研究で提案した改良型マハラノビス距離は計算量が大きい。実験は、130MIPS 前後の UNIX ワークステーション EWS4800/360 上で行なったが、標準パターン一つを作成するには、約 50 時間を要した。また、式 (11) からわかるように 1 字種と照合するには、距離を計算するための加、減、乗算の回数はそれぞれ約 3 万回であり、実用化を考える場合、専用ハードの開発が不可欠である。

6 むすび

本稿では、認識システムにとって最も重要な認識精度に焦点をあて、代表的な7種類の距離関数について実験的にその有効性を明らかにした。この実験から計算量を考えない場合、特徴ベクトルの次元ごとの分布だけを考慮した距離尺度より、分布の全体を考慮した距離尺度のほうが有利であることがわかった。さらに、実験した7種類の距離尺度のうち、改良型方向線素特徴量を用いた場合、マハラノビス距離が最も有効であることが判明した。続いて文字の分散特徴を利用した改良型マハラノビス距離を提案した。この距離尺度は従来のマハラノビス距離に比べ、高精度である上、計算量としては、約1/4程度減らすことができた。提案した距離尺度を用いた認識実験では、ETL9Bの全セットに対し、オープンでは、98.24%の認識率が得られ、提案法の有効性が確認された。今後、類似文字の高精度認識が課題である。

参考文献

- [1] 斉藤 泰一, 山田 博三, 山本 和彦: “JIS 第1水準手書き漢字データベース ETL9B とその解析”, 信学論 (D), **J68-D**, 4, pp.757-764 (1985-04).
- [2] 孫 寧, 安倍 正人, 根元 義章: “改良型方向線素特徴量および部分空間法を用いた高精度な手書き文字認識システム”, 信学技報, **PRU94-31**(1994).
- [3] 電子情報通信学会: “「手書き文字認識技術の過去・現在・未来」シンポジウム講演論文集”(1993-04)
- [4] 若林 哲史, 鶴岡 信治, 木村 文隆, 三宅 康二: “手書き文字認識における特徴量の次元数と変数変換に関する考察”, 信学論 (D-II), **J76-D-II**, 12, pp.2495-2503 (1993-12).
- [5] 津雲 淳: “方向パタンマッチング法の改良と手書き漢字認識への応用”, 信学技報, **PRU90-20**(1990).
- [6] 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), **J74-D-II**, 3, pp.330-339 (1991-03).
- [7] S. Watanabe: “Knowing and Guessing”, John Wiley & Sons(1969).
- [8] 飯島 泰蔵: “パターン認識理論”, 森北出版株式会社 (1989)
- [9] 浜本 義彦: “パターン認識理論の最近の動向”, 信学誌, Vol.77, 8, pp.835-864(1994-08).

- [10] P.A. Lachenbruch and M.R. Mickey: “Estimation of error rates in discriminant analysis”, Technometrics, 10, pp.1-11(1968).

謝辞

本研究を行なうにあたり、データベース ETL9B を提供して下さった電総研の皆様、ならびにワークステーション EWS4800/360 を提供して下さった日本電気(株)の皆様に感謝の意を表します。