

部分空間法と DP マッチングに基づくオンライン文字認識手法

三苫 寛人[†] 内田 誠一^{††} 迫江 博昭^{††}

[†]九州大学大学院システム情報科学府

^{††}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: {mitoma, uchida, sakoe}@human.is.kyushu-u.ac.jp

あらまし これまでに筆者らは、オンライン文字認識のために、弾性マッチングの結果として得られる差分ベクトルを用いた 2 次識別関数法を検討してきた。この差分ベクトルは文字の大局的特徴を表現しており、これを用いた 2 次識別関数法は、弾性マッチング距離をそのまま用いる認識手法において問題となっていた合せ過ぎによる誤認識を低減でき、高い認識精度を実現できた。一方で、学習不足による改悪も見られた。そこで、本報告では、合せ過ぎによる誤認識を防ぎつつ、この問題を解決する手法として、部分空間法に基づく認識手法を提案する。UNIPEN データベースのオンライン数字データを用いた認識実験により従来法よりも高い認識率が得られ、本手法の有効性を確かめられた。キーワード オンライン文字認識, DP マッチング, 部分空間法, UNIPEN データベース

On-line Character Recognition based on Subspace Method and DP Matching

Hiroto MITOMA[†], Seiichi UCHIDA^{††}, and Hiroaki SAKOE^{††}

[†] Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

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

Hakozaki 6-10-1, Higashi-ku, Fukuoka-shi, 812-8581 Japan

E-mail: {mitoma, uchida, sakoe}@human.is.kyushu-u.ac.jp

Abstract The authors have investigated into online character recognition technique with quadratic discriminant function of a difference vector, which expresses a global feature of a character. This technique successfully reduced the misrecognitions due to overfitting. On the other hand, this technique also caused the misrecognitions due to insufficient of training samples. In this report, which is a further study of the previous investigation, we newly investigate the method based on the subspace method and DP matching. The results of recognition experiment on UNIPEN database showed the usefulness of the proposed technique.

Key words online character recognition, DP matching, subspace method, UNIPEN database

1. ま え が き

オンライン手書き文字認識において、文字形状の変動への対処法として、DP マッチング [1] ~ [3] もしくはその確率的拡張である HMM [4] ~ [6] が広く用いられている。DP マッチングは弾性マッチングアルゴリズムの一種であり、具体的には、入力パターンおよび標準パターンという 2 つの時系列データ間について、最適な筆点对応を与える手法である。この最適化の際、対応筆点間の座標値 (および他の特徴量) の差異をパターン全体として最小化するという基準が用いられる。その結果、パターンの変形 (非線形時間伸縮および座標値の変動) が補償され、パ

ターン間の距離 (もしくは類似度) 評価が安定するという効果が得られる。

DP マッチングの有効性については数多くの報告がなされているが、一方で、その変形への柔軟性の副作用として、合わせ過ぎによる誤認識がある。これは異なるクラスのパターン間であっても、柔軟な対応付けの結果、それらの間の距離が過小評価されてしまう現象である。

この問題の対処法として、先に筆者らは、DP マッチングの結果として得られる最適筆点对応関係をもとに得られる特徴ベクトル、差分ベクトルの 2 次識別による認識手法を提案した [7], [8]。この 2 次識別では、あらかじめ各クラス毎に 1 つの

標準パターンとそれに属する学習パターンからそのクラスの差分ベクトルの分布を学習しておき、その標準パターンと未知の入力パターンの差分ベクトルがどれだけその分布から逸脱しているかを評価する。合わせ過ぎを起した場合、すなわち他クラスとの差分ベクトルは、学習時の差分ベクトルでは見られないものであり、分布から逸脱している考えられる。これにより、合わせ過ぎによる誤認識は抑制されると考えられる。

本稿では、上記で述べた差分ベクトルを用いた新たな枠組みの認識手法を提案する。本手法では、各クラス毎に差分ベクトルの部分空間を作成し、それを用いて認識を行う。2次識別による認識手法とは次の2点で異なる。

1. 固有値による固有ベクトル成分への重み付けがない。
2. 上位の主成分のみを用い、下位の主成分の情報は用いない。

上記第1項は、分布の方向性のみを考慮し、その各方向への変動量に対する制約がないことを意味する。これにより、データ不足により学習時にあまり見られなかった変形も大きな距離とはならない。したがって、2次識別で問題となる学習不足による誤認識を防ぐことができると考えられる。

上記第2項は、推定精度の低い固有ベクトルを用いないことを意味する。下位の固有ベクトルは、同クラスの変形を表現する際には、変形に含まれるノイズを表すのに使用され、異なるクラスの変形を表現する際には、無理矢理に変形を表すために使用される。したがって、上記の第2項により、同クラスの変形表現においてはほとんど意味のないものを排除し、かつ、他のクラスの変形は表現できなくなるため、クラス間の分離度を大きくできると考えられる。

2. DP マッチングによる特徴抽出

本手法では、入力パターンの大局的な特徴を表す特徴として差分ベクトルを用いる。この差分ベクトルは、以下に示すようにDP マッチングの結果から得られる。

2.1 DP マッチング

カテゴリ c の標準パターン R_c を時系列

$$R_c = r_1, r_2, \dots, r_i, \dots, r_I \quad (1)$$

と表し、未知の入力パターン E を時系列

$$E = e_1, e_2, \dots, e_j, \dots, e_J \quad (2)$$

と表す。ここで r_i および e_j は筆点の特徴ベクトルであり、

$$r_i = (X_i, Y_i, \Theta_i)^T \quad (3)$$

$$e_j = (x_j, y_j, \theta_j)^T \quad (4)$$

のように x 座標、 y 座標、および方向を要素とする $3I$ 次元ベクトルとする。なお、正確には r_i, I をそれぞれ $r_{c,i}, I_c$ のように記述すべきだが、誤解のない限りこれらの簡略表現を用いる。

2パターン R_c と E 間のマッチングは、次の最適化問題として定式化される。

[目的関数]

$$\frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \|r_i - e_{j(i)}\| \rightarrow \text{minimize} \quad (5)$$

[制御変数 (整数変数)]

$$j(1), \dots, j(i), \dots, j(I)$$

[制約条件]

$$\begin{cases} j(i) - j(i-1) \in \{0, 1, 2\} \\ j(1) = 1 \\ j(I) = J \end{cases}$$

よく知られているように、この問題はDP アルゴリズム(ここでは省略する)を使うことで効率的に解ける。以下では、式(5)の最小値、いわゆるDP マッチング距離を D_{DP} とする。

2.2 差分ベクトル

入力パターン E の差分ベクトルは、 R_c と E 間の最適筆点対応関係 $j(1), \dots, j(I)$ を用いて3次元ベクトルとして表すことができる。すなわち、標準パターン R_c を基準とした場合の入力パターン E の差分ベクトル v_c は次のように表現される。

$$v_c = \left((X_1 - x_{j(1)}, Y_1 - y_{j(1)}, \Theta_1 - \theta_{j(1)}), \dots, (X_i - x_{j(i)}, Y_i - y_{j(i)}, \Theta_i - \theta_{j(i)}), \dots, (X_I - x_{j(I)}, Y_I - y_{j(I)}, \Theta_I - \theta_{j(I)}) \right)^T \quad (6)$$

このとき、標準パターン R_c を基準として入力パターンの差分を表現しているため、入力パターンの長さに関係なく同じ $3I$ 次元となる。これにより、以降の同一次元パターンを対象とした統計的処理を行うことができる。

3. 部分空間を用いた認識

文字の変形は、一様に起きているのではなく、各クラス毎に偏りがある。本手法では差分ベクトルを文字の特徴として抽出したが、これは標準パターンからの差分、つまり変形を表していると考えることができ、この差分ベクトルの分布にも偏りがある。このように偏って分布するベクトルは、特徴空間内において低次元の部分空間に集中して存在すると考えられる。よって、本報告では、差分ベクトルを部分空間法により評価する。以下では、前章で抽出した差分ベクトルの部分空間の作成、ならびにそれを用いた認識手法について述べる。

3.1 部分空間の作成

本手法では、クラス c の差分ベクトルについて、その部分空間 L_c を求める。具体的には、 N_c 個の学習パターンそれぞれについて前章の方法で差分ベクトル $v_{c,n}$ を求め、次にそれらの固有ベクトルを求める。すなわち、各カテゴリについて、平均

$$\bar{v}_c = \frac{1}{N_c} \sum_{n=1}^{N_c} v_{c,n} \quad (7)$$

および共分散行列

$$\Sigma_c = \frac{1}{N_c} \sum_{n=1}^{N_c} (v_{c,n} - \bar{v}_c)(v_{c,n} - \bar{v}_c)^T \quad (8)$$

を求め、この Σ_c を固有値展開し、各固有ベクトル $\{u_{c,1}, \dots, u_{c,m}, \dots, u_{c,3I}\}$ を求める。次数 m は固有変形の寄与(固有値 $\{\lambda_{c,m}\}$)の大きさ順に対応する。

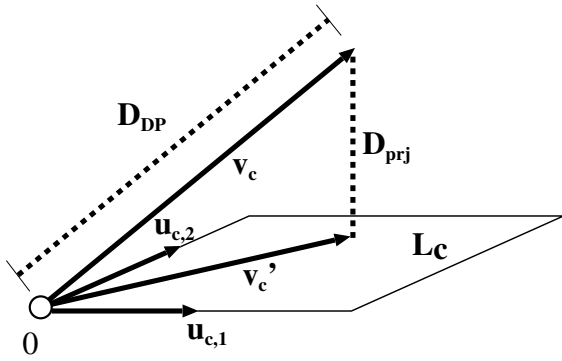


図1 差分ベクトル特徴空間における本手法の相違度。

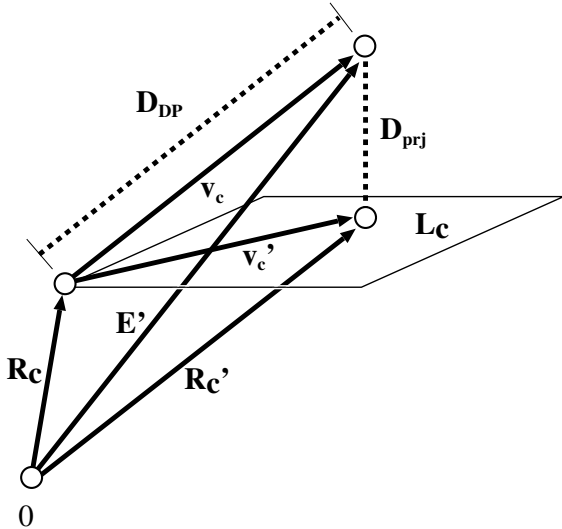


図2 原特徴空間における本手法の相違度。

3.2 部分空間法

本手法による認識は、入力パターン E の差分ベクトル v_c と部分空間 L_c を用いて得られる投影距離

$$D_{\text{prj}}(R_c, E) = \|v_c - v'_c\| \quad (9)$$

を相違度として用いる。ここで、 v'_c は v_c の部分空間 L_c への投影ベクトル

$$v'_c = \sum_{m=1}^M \langle v_c, u_{c,m} \rangle u_{c,m} \quad (10)$$

を表す。ここで、 M は用いる固有ベクトルの数を表し、本報告では、 $\sum_{m=1}^M \lambda_{c,m} / \sum_{m=1}^{3I} \lambda_{c,m} > \mu$ を満たす最小の M を用いることとした。後述する認識実験においては、この μ は学習データを対象とした認識実験により最適化した。

図1に、本手法による部分空間 L_c と入力パターン E 間の相違度 D_{prj} を示す。このように D_{prj} は、部分空間内で最も近い差分ベクトル、すなわち部分空間で表現可能な差分ベクトルのうち、最も v_c に近いものとの距離である。同じクラスの差分ベクトルは、部分空間で適切に表現できるので、 D_{prj} は D_{DP} に比べて小さくなる。逆に異なるクラスの差分ベクトルは部分空間では適切に表現できないため、 D_{prj} は D_{DP} に比べてほとんど小さくならない。したがって本手法で用いる距離 D_{prj} は、認識において有効な距離であると考えられる。

3.3 本手法の別の解釈

上記の説明では、差分ベクトルを基準として述べてきたが、標準パターンを基準として考えることもできる(図2)。つまり、式(9)を、標準パターン R_c を用いて、

$$\begin{aligned} \|v_c - v'_c\| &= \|(R_c + v_c) - (R_c + v'_c)\| \\ &= \|E' - R'_c\| \end{aligned} \quad (11)$$

のように書き換える。ここで、 E' は、DPマッチングにより求められた最適筆点对応関係 $j(1), \dots, j(I)$ により、標準パターン R_c と同じ次元に揃えられた入力パターンを表す。

この式により我々が用いる式(9)の D_{prj} は、標準パターンを部分空間上で入力パターンに近づくように変形された標準パターン R'_c と入力パターンとの距離であることがわかる。このとき、対応関係 $j(1), \dots, j(I)$ は始めに求めたものを用いるので、本手法の相違度はDPマッチング距離 $\|E' - R_c\|$ を部分空間によって補正した距離と考えることができる。

4. 認識実験

本章では、前章で述べた部分空間法を用いた認識実験により得られた結果を示す。

4.1 データベース

本報告では、実験試料として UNIPEN Train-R01/07 データベース [9], [10] の孤立数字 (1a) を用いた。本データベースは、世界的に広く用いられているものであり [11]、総数 15,953 サンプルから構成されている。本実験ではラベルミス等のクリーニングは行わず、これら 15,953 サンプルすべてを用いた。これは、他の手法(特に [3]) との比較を容易にするためである。

以下の実験では、UNIPEN データベースの学習/テストデータ分割ソフトウェアとして推奨されている `utils2compareHWR` [11], [12] を用いて、データを学習用とテスト用に分割した。具体的には、学習用データとテスト用データで筆記者が独立でない分割方式 (multi writer 方式 [11]) を採用し、分割数を3つにして、このうちの2つ (すなわち、全データの $2/3$) を学習用のデータとして、残りの1つ (全データの $1/3$) をテスト用のデータとして用いた。以下の結果は、この3分割法に従った交差確認法による3つの結果の平均値を示す。また、学習用のデータは4.2の標準パターン生成および部分空間の構築に、テスト用のデータは認識タスクとして用いた。

これら全てのデータについて、文字全体の大きさを縦横比は保持したまま 128×128 に線形正規化し、さらに隣接筆点間の距離が一定になるようにリサンプリングを行った。その後、画数変動の影響を無くす為に、ペンアップ部分も接続して1文字1画とした。

4.2 クラスタリングによる標準パターン設定

標準パターンの生成は、文献 [13] にない、Jain らによる CLUSTER [14], [15] を用いて文字種毎に自動的に行った。これは、k-means に類したクラスタリング手法であり、クラスタの分割・統合を繰り返しながら、クラスタ数が $1, 2, \dots, K_{\text{max}}$ 個の場合それぞれについての準最適なセントロイドを一括して与え

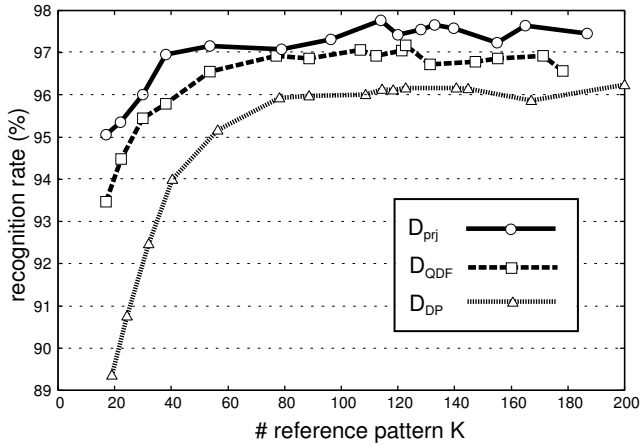


図3 テスト用データの認識率.

ることができる方法である. したがって, CLUSTER を1度実行すれば各文字種, 最大 K_{\max} 個までの標準パターンが準備できることになる.

また, 各クラスの部分空間に関しては, 求めた各セントロイドに属するメンバーをそのセントロイド (すなわち標準パターン) に関する部分空間の学習パターンとして用いた.

求めた各文字種 $1, 2, \dots, K_{\max}$ 個の場合の標準パターンのうち, 用いる標準パターン数については, 全文字種共通のパラメータ T を用いて決定した. 具体的には, 標準パターンを1つ増やす毎に減少する総歪みの幅が, T を越えない最大の個数を各文字種毎に用いる. この T は, 実際には学習パターンの総数は固定であるので, 部分空間の作成に用いる学習パターン数に相当する. したがって, T が小さいと用いる標準パターンは多くなるが, 各クラスの学習に用いるサンプル数は減少する. 逆に T が大きいと標準パターンは少なくなるが, 各クラスの学習に用いるサンプル数は増加する.

4.3 比較対象

本手法との比較のため, 前報で提案した, 差分ベクトルを2次識別関数で評価する手法 [7], [8] を概説する. この手法は, 3.1 で述べた差分ベクトルの平均と共分散を用いて以下の距離で評価する.

$$D_{\text{QDF}}(\mathbf{R}_c, \mathbf{E}) = (\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}}_c)^T \Sigma_c^{-1} (\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}}_c) + \log |\Sigma_c| + 3I \log 2\pi \quad (12)$$

$$= \sum_{m=1}^{3I} \frac{1}{\lambda_{c,m}} ((\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}}_c)^T \mathbf{u}_{c,m})^2 + \sum_{m=1}^{3I} \log \lambda_{c,m} + 3I \log 2\pi \quad (13)$$

なお, 式 (13) の右辺の最終項は通常よく省略されるが, オンライン文字認識においては特徴ベクトル \mathbf{v} の次元数が各カテゴリ毎に異なるので省略できない.

上記でも述べたように一般に高次の固有値は非常に小さな値となり, 数値誤差も含みやすい. よって式 (13) のようにその逆数を使用した場合, 数値誤差が拡大し, その影響が無視できなくなる. このため, 高次の固有値 $\lambda_{c,m} (m = M' + 1, \dots, 3I)$

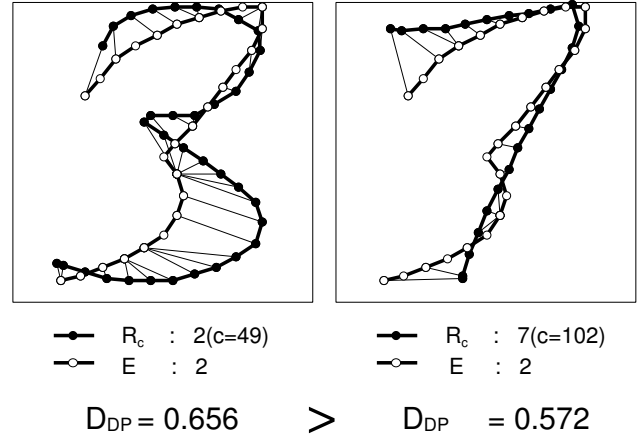


図4 D_{DP} による誤認識例 (括弧内はクラス番号).

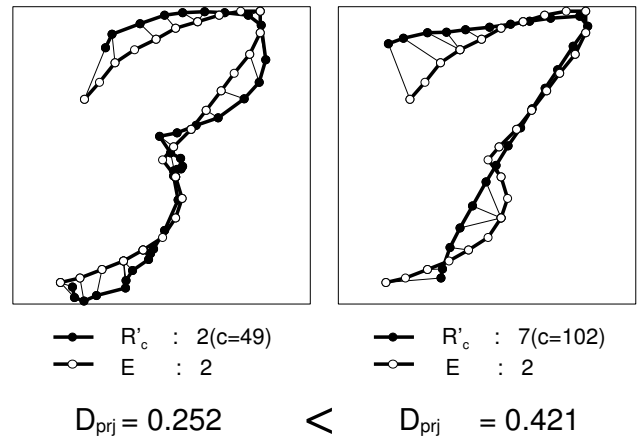


図5 D_{prj} による改善例 (括弧内はクラス番号).

を $\lambda_{c,M'+1}$ に置き換えた修正2次識別関数 [16]

$$D_{\text{QDF}}(\mathbf{R}_c, \mathbf{E}) \sim \frac{1}{\lambda_{c,M'+1}} \|\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}}_c\|^2 + \sum_{m=1}^{M'} \left(\frac{1}{\lambda_{c,m}} - \frac{1}{\lambda_{c,M'}} \right) ((\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}}_c)^T \mathbf{u}_{c,m})^2 + \log \left\{ (\lambda_{c,M'+1})^{3I-M'} \prod_{m=1}^{M'} \lambda_{c,m} \right\} + 3I \log 2\pi \quad (14)$$

を用いる. パラメータ M' は 3.2 と同様に累積寄与率 μ' を用いて決定した.

4.4 認識結果と考察

図3に, 全標準パターン数 K を変えながら (実際には T を変えながら) 測定した, 本手法, すなわち D_{prj} に基づく最短距離法を用いた場合の認識率を示す. また, 比較のため, D_{QDF} による認識率, および D_{DP} による認識率も同図に示す.

4.4.1 本手法とDPの比較

D_{prj} と D_{DP} を比べると, 本手法の認識率が常に1%以上高いことがわかる. これは, 合わせ過ぎを本手法により防いでいたためである. その例として1つの改善サンプルについて, 図4に D_{DP} による評価を, 図5に D_{prj} による評価を示す. ここで, 図5の標準パターンは, 3.3の考え方に基づいて, 部分空

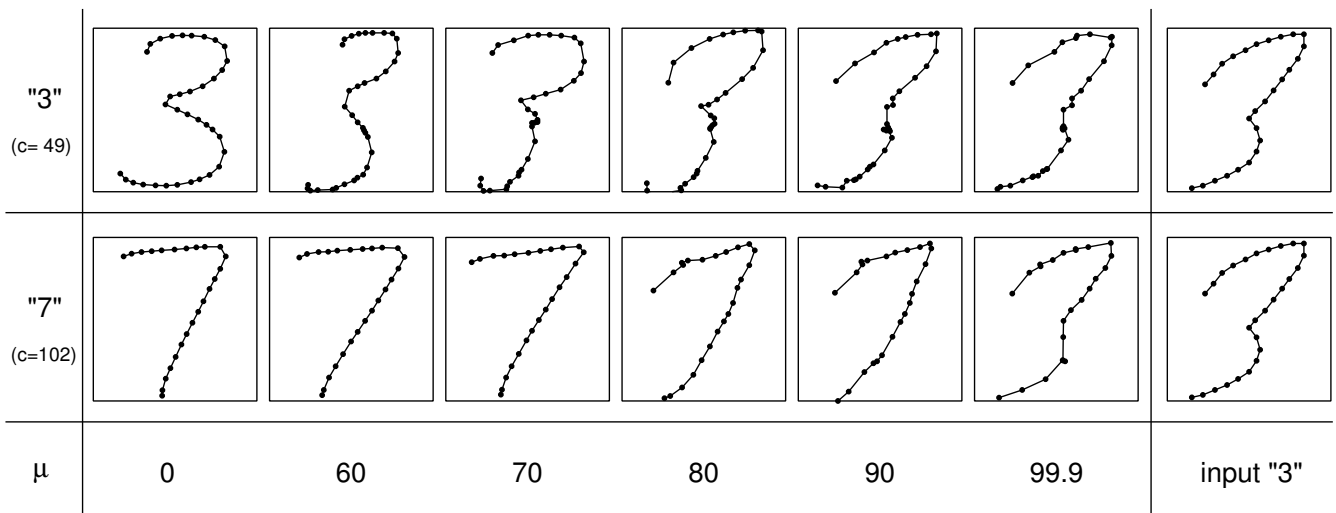


図 6 部分空間上で変形させた標準パターン (括弧内はクラス番号) .

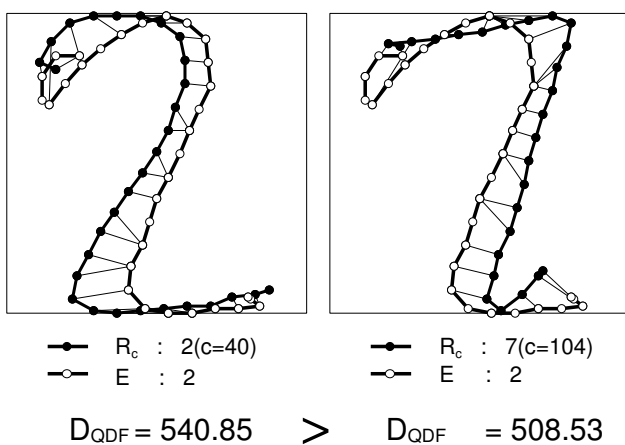


図 7 D_{QDF} による誤認識例 (括弧内はクラス番号) .

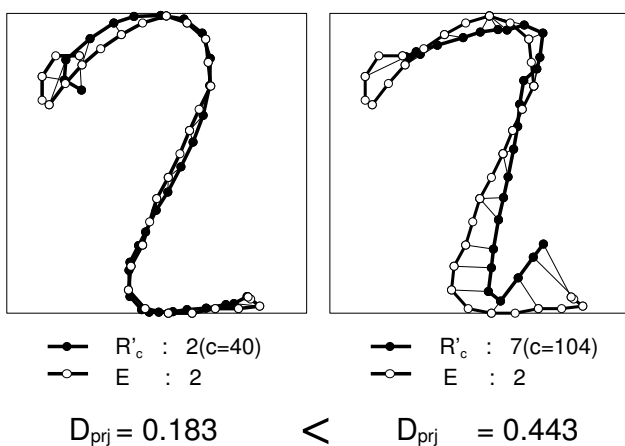


図 8 D_{prj} による改善例 (括弧内はクラス番号) .

間上で変形された標準パターンを示す．図 4 より，“3”の入力パターンと“7”の標準パターン間の距離が合せ過ぎにより過小評価されていることがわかる．一方，図 5 では，同クラスの標準パターンは部分空間上で入力パターンに近づき，逆に異なるクラスの標準パターンはほとんど入力パターンに近づいていないことがわかる．このように，本手法では合せ過ぎによる誤認

識を適切に防げていた．

ここで，更なる考察を行うために，図 6 に累積寄与率 μ による上記と同じ標準パターン ($c = 49, c = 102$) の変形の様子を示す．図より，同クラスの場合 (入力パターン “3”，標準パターン “3”) だと低い累積寄与率 (すなわち少数の固有ベクトル) でも入力パターンに近付いていることがわかる．逆に，異なるクラスの場合 (入力パターン “3”，標準パターン “7”) だと高い累積寄与率にならないと入力に近付けていないことがわかる．実験で実際に用いられていた値が $\mu = 72$ であったことを考えると，適切にクラス間を分離していることがわかる．このようにして，本手法では D_{DF} の合せ過ぎを適切に抑制している．

4.4.2 本手法と 2 次識別の比較

D_{prj} と D_{QDF} を比べても，常に本手法による認識率の方が高いことがわかる．図 7 に D_{QDF} による誤認識例を示す．この入力パターンは，学習時にはあまり見られなかった，文字の書き始めと書き終わりのフック (余分なストローク) が含まれていた．これにより，2 次識別関数による認識では，“2”の分布から逸脱しているとみなされ，その評価値は大きくなり，誤認識となっていた．

図 8 に，同入力サンプルに対する D_{prj} による認識を行った結果を示す．ここで，図中の標準パターンは，3.3 の考え方に基づいて，部分空間上で変形された標準パターンを示す．これより，同じクラスの文字は入力に近づくように変形し，違うクラスの文字はほとんど変形していないことがわかる．このとき，変形された “2” の標準パターン R'_c には，フックの部分がないが，これは学習時にフックがあまり見られなかったためである．しかしながら，認識の距離としてはさほど大きくなってはいないことがわかる．つまり，本手法による認識では，学習時に見られない変形が含まれている場合，その変形は投影後の標準パターンに反映されないが，3.3 に述べたように認識の際には一種の DP 距離を用いているので，極端に大きな距離とはならない．したがって， D_{QDF} による認識において問題となっていた学習不足による誤認識を，本手法ではある程度抑えることができると思われる．

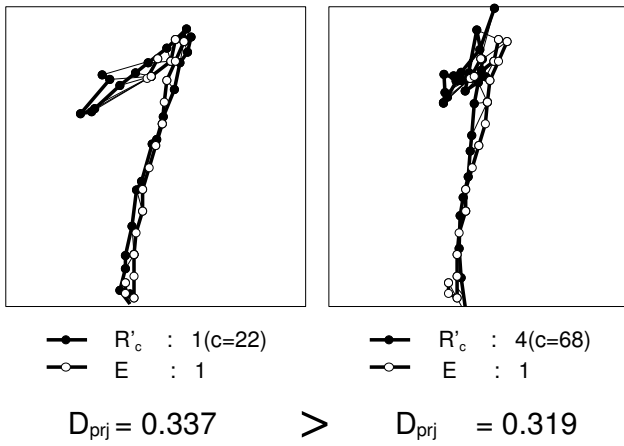


図 9 D_{prj} による改悪例 1(括弧内はクラス番号) .

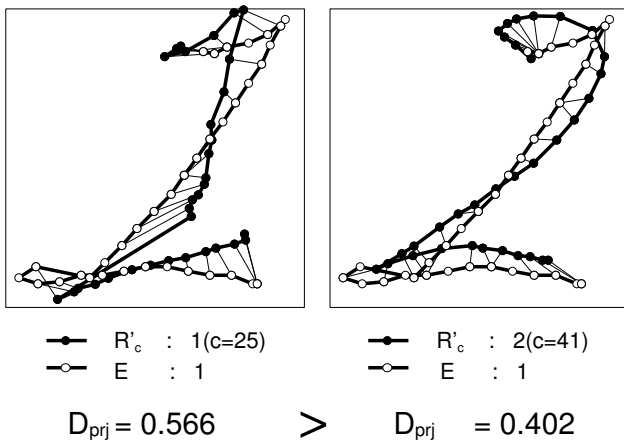


図 10 D_{prj} による改悪例 2(括弧内はクラス番号) .

4.4.3 本手法による改悪

また、本手法による改悪も多少見受けられた。その改悪例としては主に、(i) 標準パターンが過度に変形をしており、他のクラスの文字に類似したもの(図 9)、(ii) 同クラスの文字に近くよように変形できなかったもの(図 10)、であった。(i) に関しては、本手法では、変形の方向のみを制限しており、その変形の度合いの範囲は制限していないことが原因だと考えられる。したがって、2次識別の考え方を一部応用し、固有値を用いてその変形の度合いをある範囲以上にならないように制限することが有効だと考えられる。また、(ii) に関しては、学習が不足していたためと考えられる。

4.4.4 Statistical dynamic time warping との比較

最後に、DP を用いた最近の認識手法 Statistical dynamic time warping(SDTW) [3] との比較も行った。SDTW は、DP マッチングをもとに局所的な評価を統計的に評価したものである。SDTW による最高認識率は $K = 150$ のときの 97.1% であった。一方、本手法 D_{prj} による最高認識率は図 3 より 97.76%($K = 114$ のとき) であり、SDTW よりも高い認識率を得ることができた。これは、SDTW が局所的に変形を評価しているのに対し、本手法が大局的な変形評価をしているため、より多くの合わせ過ぎを防げたためだと考えられる。

5. ま と め

ストロークの形状変動への一対処法として、部分空間と DP マッチングに基づくオンライン文字認識手法について検討した。認識実験を通して、弾性マッチングに基づく認識手法で問題となっていた合わせ過ぎによる誤認識を防ぐことが確認できた。同時に、2次識別関数による認識で問題となっていた学習不足による誤認識も改善できることが確認できた。

本手法では、変形の方向のみに制約を設けていたが、その変形量の範囲は規定していなかった。今後は、4.4.3 で述べたように固有値を用いることによって、その範囲に制約を加えることを考えている。

謝 辞

本研究の一部はセコム科学技術振興財団研究助成金、および総務省戦略的情報通信研究開発推進制度の支援を受けた。

文 献

- [1] 藤原塩和, 池田克夫, 富永善治, 清野 武, “接線ベクトル列を用いたオンライン手書き文字の認識,” 情報処理, vol. 17, no. 3, pp. 191-199, 1976.
- [2] K. Yoshida and H. Sakoe “Online handwritten character recognition for a personal computer system”, IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. CE-28, no. 3, pp. 202-209, 1982.
- [3] C. Bahlmann and H. Burkhardt, “The writer independent online handwriting recognition system *frog on hand* and cluster generative statistical dynamic time warping,” IEEE Trans. PAMI, vol. 26, no. 3, pp. 299-310, 2004.
- [4] J. Hu, M.-K. Brown, and W. Turin, “HMM based online handwriting recognition,” IEEE Trans. PAMI, vol. 18, no. 10, pp. 1039-1045, 1996.
- [5] 伊藤 等, 中川正樹, “Hidden Markov Model に基づくオンライン手書き文字認識,” 信学技報, PRMU97-85, 1997.
- [6] 嵯峨山茂樹, 中井 満, 下平 博, “ストローク HMM に基づくオンライン手書き文字認識方式,” 信学技報, PRMU2000-35, 2000.
- [7] H. Mitoma, S. Uchida and H. Sakoe, “Online character recognition based on elastic matching and quadratic discrimination,” Proc. ICDAR, vol.1 of 2, pp. 36-40, 2005.
- [8] 三苦寛人, 内田誠一, 迫江博昭, “弾性マッチングと 2 次識別に基づくオンライン文字認識,” 画像の認識・理解シンポジウム, IS1-34, 2005.
- [9] I. Guyon, L. Schomaker, R. Plamondon, M. Liberman, and S. Janet, “UNIPEN project of on-line data exchange and recognizer benchmarks,” Proc. ICPR, pp. 29-33, 1994.
- [10] <http://hwr.nici.kun.nl/unipen/>
- [11] E. H. Ratzlaff, “Methods, report and survey for the comparison of diverse isolated character recognition results on the UNIPEN database,” Proc. ICDAR, pp. 623-628, 2003.
- [12] <http://www.alphaworks.ibm.com/tech/comparehwr>
- [13] S. D. Connell and A. K. Jain, “Template-based online character recognition,” Pattern Recognit., vol. 34, no. 1, pp. 1-13, 2001.
- [14] A. K. Jain and R. C. Dubes, Algorithms for clustering data, Prentice Hall, 1988.
- [15] R. Dubes and A. K. Jain, “Clustering techniques: the user dilemma,” Pattern Recognit., vol. 8, pp.247-268, 1976.
- [16] F. Kimura, K. Takashina, S. Tsuruoka, “Modified quadratic discriminant functions and the application to Chinese character recognition,” IEEE Trans. PAMI, vol. 9, no. 1, pp. 149-153, 1987.