社団法人　電子情報通信学会
THE INSTITUTE OF ELECTRONICS,
INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

信学技報
TECHNICAL REPORT OF IEICE.

手書き文字の固有変形の抽出と認識処理での利用

内田　誠一†　　モハマッド　アサッド　ロニー††　　迫江　博昭†

† 九州大学大学院システム情報科学研究院
†† 九州大学大学院システム情報科学府
〒812–8581 福岡市東区箱崎 6–10–1

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

あらまし　手書き文字の変形は無秩序ではなく，一定の傾向に従って生じると考えられる．すなわち，各文字種においては，その変形に固有の方向性があると考えられる．例えば文字「A」については，その全体的な傾き変化は見られるが，「R」に似てしまうような変形は実際には生じない．本論文では，こうした文字種固有の変形特性の抽出について述べる．具体的には，弾性マッチング法により自動的に多数の変形を採集し，それらに主成分分析を施すことで変形の主軸方向すなわち固有変形を抽出する．実験の結果，この方法で手書き文字に普段見られる変形が抽出できることがわかった．さらに固有変形を弾性マッチングに基づく文字認識システムにおいて利用した結果，過変形による誤認識が低減され，認識率を向上できることがわかった．

キーワード　手書き文字，文字認識，変形，主成分分析，弾性マッチング，2次元ワープ

Eigen-Deformations of Handwritten Characters

Seiichi UCHIDA†, Mohammad ASAD RONEE††, and Hiroaki SAKOE†

† Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
†† Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
Hakozaki 6–10–1, Higashi-ku, Fukuoka, 812–8581 Japan

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

Abstract　Deformations in handwritten characters can be considered to have their peculiar directions. For example, handwritten characters of class “A” are often deformed by global slant transformation, whereas they are not deformed to be similar to “R”. In this paper, the extraction of such peculiar deformation directions called eigen-deformations are investigated. The key idea is the principal component analysis of a set of deformations collected automatically by elastic matching. From experimental results, it was shown that the typical deformations of each character class were extracted as eigen-deformations. In addition, it was also experimentally shown that the those eigen-deformations are useful to improve the performance of an elastic matching-based recognition system by suppressing overdeformation.

Key words　handwritten characters, character recognition, deformation, principal component analysis, elastic matching, two-dimensional warping

1. まえがき

オフライン手書き文字認識においては手書きによって生じる変形が問題となる．その対処法の一つに弾性マッチングがある．これは直感的に言えば，ゴム膜上に書かれた標準文字パターンを非線形伸縮させて入力文字パターンになるべく近づけた後，両パターンの一致度 (もしくは相違度) を評価するという方法である．弾性マッチングを入力パターンとすべての標準パターンとの間に施し，最大一致した標準パターンのカテゴリを認識結果とすれば，変形に対して頑強な認識システムを実現できる．

弾性マッチングには，一方で過変形と呼ばれる副作用がある．これは，非線形伸縮により不正解標準パターンが入力パターンと類似し誤認識を起こすという現象である．例えば，入力パターンが「R」の場合，位相同型な標準パターン「A」との一致度が高くなり，誤認識 (「R」→「A」) されるといった事態が発生する．

ところで，手書き文字に実際に生じる変形は無秩序ではなく，一定の傾向に従っている．すなわち，各文字種においては，その変形に固有の方向性があると考えられる．例えば文字「A」においては，全体的な傾き変化は頻繁に見られるが「R」に似てしまうような変形は現実にはほとんど生じない．このことから，弾性マッチングによって過変形が起る理由は，各文字種固有の変形特性が考慮されていないためだと考えられる．

本研究の目標は，文字種固有の変形特性の利用による，過変形に起因した誤認識の低減にある．具体的な検討事項は次の二点に集約される．

(1) 各文字種の固有変形の抽出

(2) 固有変形を利用した認識システムの実現

第一の検討事項である固有変形特性の抽出は，以下の方針に従う．まず，手書き変形を含んだサンプルを学習パターンとして多数用意する．次に，これら学習パターン各々の変形を，標準パターンとの弾性マッチングによって自動的に採集する．最後に，これら採集された変形について，文字種 (カテゴリ) 毎に主成分分析を施す．得られる主成分は，変形の分布の主軸であり，そのカテゴリ固有の変形方向と考えることができる．

第二の検討事項である固有変形を利用した認識システムの実現には，幾つかの具体的方針が考えられる．本報告では単純に，従来通り弾性マッチングを行った結果について，それが固有変形に従っているか否かを定量的に事後評価し，過変形を検知するという方針を採用する．

文字画像間の弾性マッチングに基づく従来の文字認識法 [1] ~ [13] においては，変形の平滑性や連続性，単調性など基本的かつ等方的な性質については考慮されていたが，文字種固有の性質については考慮されていなかった．HMM を用いて学習により変形特性を組み込む検討もなされているが [14], [15]，マルコフ的モデルで学習できるのは隣接画素間の関係として表現されうる局所的な変形特性のみであり，大域的な変形の方向性については反映できない．

本研究における固有変形抽出法は，Point Distribution Model [16], [17] を発展させたものと見なすことができる．この手法では物体の輪郭線の変形を人手により採集し，主成分分析により物体の輪郭線モデルを構築している．類似した研究として，似顔絵生成における固有変形の利用 [18] も検討されている．これらに対し本研究は，対象を文字としている点以外にも，(1) 弾性マッチングによって変形を自動的に採集する，(2) カテゴリ別に固有変形を求めている，(3)2 次元的 (面的) な変形を扱う，(4) 弾性マッチングの性質 (自由度など) の影響にも重点を置いている，という点で異なる．

本報告は次のように構成される．**2.**では，弾性マッチングを用いた固有変形の抽出法について述べる．**3.**では，固有変形を利用した文字認識手法について述べる．**4.**では，これら二つの検討事項の妥当性を検証するために行った実験結果について述べる．

2. 固有変形の抽出

提案する一連の手法の流れを図 1に示す．このうち，本節では弾性マッチングと主成分分析の組合わせによる各文字種固有の変形特性の抽出法について述べる．その手順は以下のように 2 段階に整理される．

(1) 手書き文字に実際に生じている変形を弾性マッチングにより自動的に採集する

(2) 採集された変形に対し主成分分析を施し，固有変形を求める

以下ではそれぞれの詳細を説明する．

2.1 弾性マッチングによる変位場の採集

弾性マッチングとは，2 つの $I \times I$ 画像 $\boldsymbol{A} = \{\boldsymbol{a}(i,j)\}$ と $\boldsymbol{B} = \{\boldsymbol{b}(x,y)\}$ との間に画素の最適対応関係 $\{(x_{i,j}, y_{i,j}) \mid i,j = 1,\ldots,I\}$ を定める手法として定式化される (図 2)．ここで，$(x_{i,j}, y_{i,j})$ は $\boldsymbol{A}$ 上の

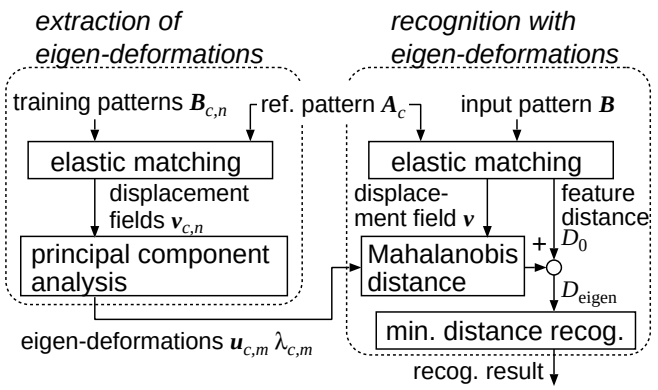

図1　本手法の概要

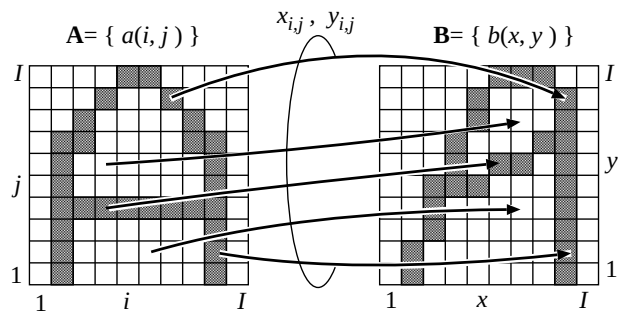

図2　弾性マッチング

画素 (i,j) が対応する $\boldsymbol{B}$ 上の画素を示す．具体的には最小化問題

$$J = \min_{\{(x_{i,j},y_{i,j})\}} \sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{I} \delta(\boldsymbol{a}(i,j), \boldsymbol{b}(x_{i,j},y_{i,j})) \quad (1)$$

を何らかの制約条件の下で解いたときの，その最小値を与える $\{(x_{i,j},y_{i,j})\}$ として最適画素対応関係が求まる(注1)．ここで，関数 $\delta(\cdot,\cdot)$ は画素特徴ベクトル間の距離を評価する関数である．

弾性マッチングによる最適画素対応関係から，画像 $\boldsymbol{A}$ $\boldsymbol{B}$ 間の変形を求めることができる．すなわち，$\boldsymbol{A}$ が歪みのないパターンだとすれば，$\boldsymbol{B}$ に生じている変形は，各画素の変位を1次元的に列挙したベクトル

$$\boldsymbol{v} = ((1-x_{1,1}, 1-y_{1,1}), \ldots, (i-x_{i,j}, j-y_{i,j}), \ldots, (I-x_{I,I}, I-y_{I,I})) \quad (2)$$

により表現される．以下ではこの $\boldsymbol{v}$ を変位場と呼び，その次元数(ここでは $2I^2$)を M で表す．

各カテゴリ $c \in \{1,\ldots,C\}$ について，標準文字パターン $\boldsymbol{A}_c$ と学習パターンの集合 $\{\boldsymbol{B}_{c,n} \mid n = 1,\ldots,N\}$ を準備する．各学習パターン $\boldsymbol{B}_{c,n}$ は手書き変形を伴ったカテゴリ c の文字パターンである．標準パターン $\boldsymbol{A}_c$ について，それぞれの学習パターン $\boldsymbol{B}_{c,n}$ との間に弾性マッチングを求めれば，N 個の変位場 $\boldsymbol{V}_c = \{\boldsymbol{v}_{c,1},\ldots,\boldsymbol{v}_{c,n},\ldots,\boldsymbol{v}_{c,N}\}$ を自動的に採集できる．ここで $\boldsymbol{v}_{c,n}$ は $\boldsymbol{B}_{c,n}$ の変位場である．これらはすべてカテゴリ c の文字に実際に起った変形であり，その M 次元空間における分布がカテゴリの c に固有な変形特性を表していると言える．

本報告で述べる固有変形抽出法では，従来提案されているどのような弾性マッチング法でも利用できる．従来法を目的関数(1)の最小化法を基準とすれば，摂動法(欲張り法)に基づくもの[1]~[3]，弛緩法や勾配法などの反復法に基づくもの[4]~[8]，および動的計画法(DP)に基づくもの[9]~[15]に分類される．最適化法だけでなく画素対応のモデルや制約条件も各手法で異なっているため，どの弾性マッチング法を用いるかによって，たとえ同じパターン対 $\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}$ であっても，得られる画素対応関係，すなわち変位場に違いが生じる．このため，次節で述べる固有変形場も自ずと弾性マッチング法の性質を反映したものとなる．なお，本報告の実験においては，弾性マッチング法として区分線形2次元ワープ法[13],[19]を用いた．その概要については，**4.2**で述べる．

2.2　変位場の主成分分析

変位場集合 $\boldsymbol{V}_c$ に対して主成分分析を施せば，得られる主成分は $\boldsymbol{V}_c$ の分布の主軸を表しており，これが各カテゴリの特徴的な変形方向，すなわち固有変形になっていると考えられる．具体的には，まず各カテゴリについて，平均

$$\overline{\boldsymbol{v}}_c = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{v}_{c,n} \quad (3)$$

および共分散行列

$$\boldsymbol{\Sigma}_c = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} (\boldsymbol{v}_{c,n} - \overline{\boldsymbol{v}}_c)(\boldsymbol{v}_{c,n} - \overline{\boldsymbol{v}}_c)^T \quad (4)$$

を求める．次にこの $\boldsymbol{\Sigma}_c$ について固有値問題を解けば，固有ベクトル $\{\boldsymbol{u}_{c,1},\ldots,\boldsymbol{u}_{c,m},\ldots,\boldsymbol{u}_{c,M}\}$ として固有変形が，固有値 $\{\lambda_{c,1},\ldots,\lambda_{c,m},\ldots,\lambda_{c,M}\}$ として各固有変形の寄与が求まる．ここで $\boldsymbol{u}_{c,m}$ は M 次元ベクトル，$\lambda_{c,m} \geqq \lambda_{c,m+1}$ である．

3.　固有変形を利用した認識手法

従来の文字認識手法では，標準パターン $\boldsymbol{A}_c$ とカテゴリ未知の入力パターン $\boldsymbol{B}$ について弾性マッチングを行い，(1)の目的関数 J の最小値として2パターン間の距離 $D_0(\boldsymbol{A}_c,\boldsymbol{B})$ を求める．この距離をすべての

(注1)：目的関数(1)には，画素特徴間距離だけでなく，対応の平滑性などを評価する項が付与されることもある．

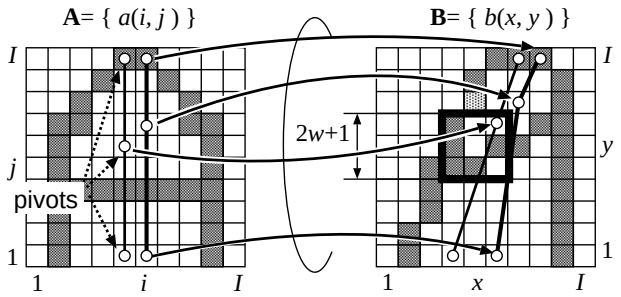

図3　区分線形2次元ワープ [13], [19]

カテゴリの標準パターンについて求めた後，一般に最短距離法 ($\mathrm{argmin}_c D_0(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B})$) により識別を行う．

本報告では，この距離 $D_0(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B})$ に，固有変形に基づく評価項

$$P(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) = (\boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c)^T \Sigma_c^{-1} (\boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c) = \sum_{m=1}^{M} \frac{1}{\lambda_{c,m}} \langle \boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c, \boldsymbol{u}_{c,m} \rangle^2 \quad (5)$$

を加えたもの，すなわち

$$D_{\mathrm{eigen}}(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) = (1-\alpha) D_0(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) + \alpha P(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) \quad (6)$$

を識別基準として採用することで，過変形の低減を図る．ここで $\boldsymbol{v}$ は $\boldsymbol{A}_c$ と未知パターン $\boldsymbol{B}$ 間の弾性マッチングの際に求まった変位場である．また，α は定数 ($0 \leqq \alpha \leqq 1$) である．式 (5) は，カテゴリ c の変位場の集合が M 次元正規分布を成しているとし，さらに平均および共分散行列にそれぞれ最尤推定値 (3)(4) を使用した場合の，$\overline{\boldsymbol{v}}_c$ と $\boldsymbol{v}$ のマハラノビス距離である．変位場 $\boldsymbol{v}$ がカテゴリ c の固有変形方向に従わない場合，すなわち過変形が発生したと考えられる場合に $P(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B})$ は大きくなる．従って $D_{\mathrm{eigen}}(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B})$ も大きくなり，カテゴリ c への識別が抑制される．

一般に高次の固有値は数値誤差を含んだ非常に小さな値となる．よって (5) 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，本報告では (5) をそのまま計算する代わりに次の疑似マハラノビス距離 [20] を用いる．

$$\begin{aligned} & P(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) \\ & \sim \sum_{m=1}^{M'} \frac{1}{\lambda_{c,m}} \langle \boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c, \boldsymbol{u}_{c,m} \rangle^2 \\ & \quad + \sum_{m=M'+1}^{M} \frac{1}{\lambda_{c,M'+1}} \langle \boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c, \boldsymbol{u}_{c,m} \rangle^2 \\ & = \sum_{m=1}^{M'} \frac{1}{\lambda_{c,m}} \langle \boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c, \boldsymbol{u}_{c,m} \rangle^2 \\ & \quad + \frac{1}{\lambda_{c,M'+1}} \left(\|\boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c\| - \sum_{m=1}^{M'} \langle \boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c, \boldsymbol{u}_{c,m} \rangle^2 \right) \end{aligned} \quad (7)$$

疑似マハラノビス距離では，$(M'+1)$ 次以上 ($M' < M$) の固有値をすべて $\lambda_{c,M'+1}$ で代用することで，上述の問題を回避している．

4. 実　　験

本節では，**2.**の固有変形の抽出法および**3.**の認識手法に関する評価実験の結果について述べる．

4.1 実 験 試 料

本報告では，評価実験のために，電総研文字データベース ETL6 の英大文字データ (26 カテゴリ，各カテゴリ 1100 サンプル) を用いた．これら全サンプルについて次の手順で前処理を行った．まず文字の大きさを外接矩形を基準として正規化した後，「－」「＼」「｜」「／」の 4 方向について方向特徴 [21] を抽出した．この結果，画素特徴は 1 画素あたり輝度値を含めて 5 次元ベクトルとなる．次に，縮小処理により画像サイズ 16×16 とし，さらに方向特徴については，ぼかし処理とヒストグラム平坦化を施した．最後に 2 画素分の余白を周囲に付与することで 20×20 ($I = 20$) の画像とした．

この前処理の後，各カテゴリ毎に最初の 100 サンプルを単純平均して標準パターン $\boldsymbol{A}_c$ を作成した．次の 500 サンプルについては，固有変形抽出のための学習用データ $\boldsymbol{B}_{c,n}$ として，**4.3**の実験で用いた．残る 500 サンプルについては，認識のテストデータとして**4.4**の実験で用いた．

画素特徴間距離関数 $\delta(\cdot,\cdot)$ としては，

$$\delta(\boldsymbol{a}(i,j),\ \boldsymbol{b}(x,y)) = |a_0(i,j) - b_0(x,y)| + \eta \sum_{k=1}^{4} |a_k(i,j) - b_k(x,y)|$$

を用いた．ここで $a_0(i,j)$，$b_0(x,y)$ はそれぞれ画素特徴 $\boldsymbol{a}(i,j)$ と画素特徴 $\boldsymbol{b}(x,y)$ の輝度値成分であり，$a_k(i,j)$，$b_k(x,y)$ $(k = 1,2,3,4)$ はそれらの方向特徴量成分である．重み $\eta (\geqq 0)$ は予備実験より 0.4 とした．

4.2 弾性マッチング

本実験では，弾性マッチング法として区分線形 2 次元ワープ法 [13], [19] を用いた．区分線形 2 次元ワープでは，まず画像 $\boldsymbol{A}$ の各列にその両端を含めて K 個

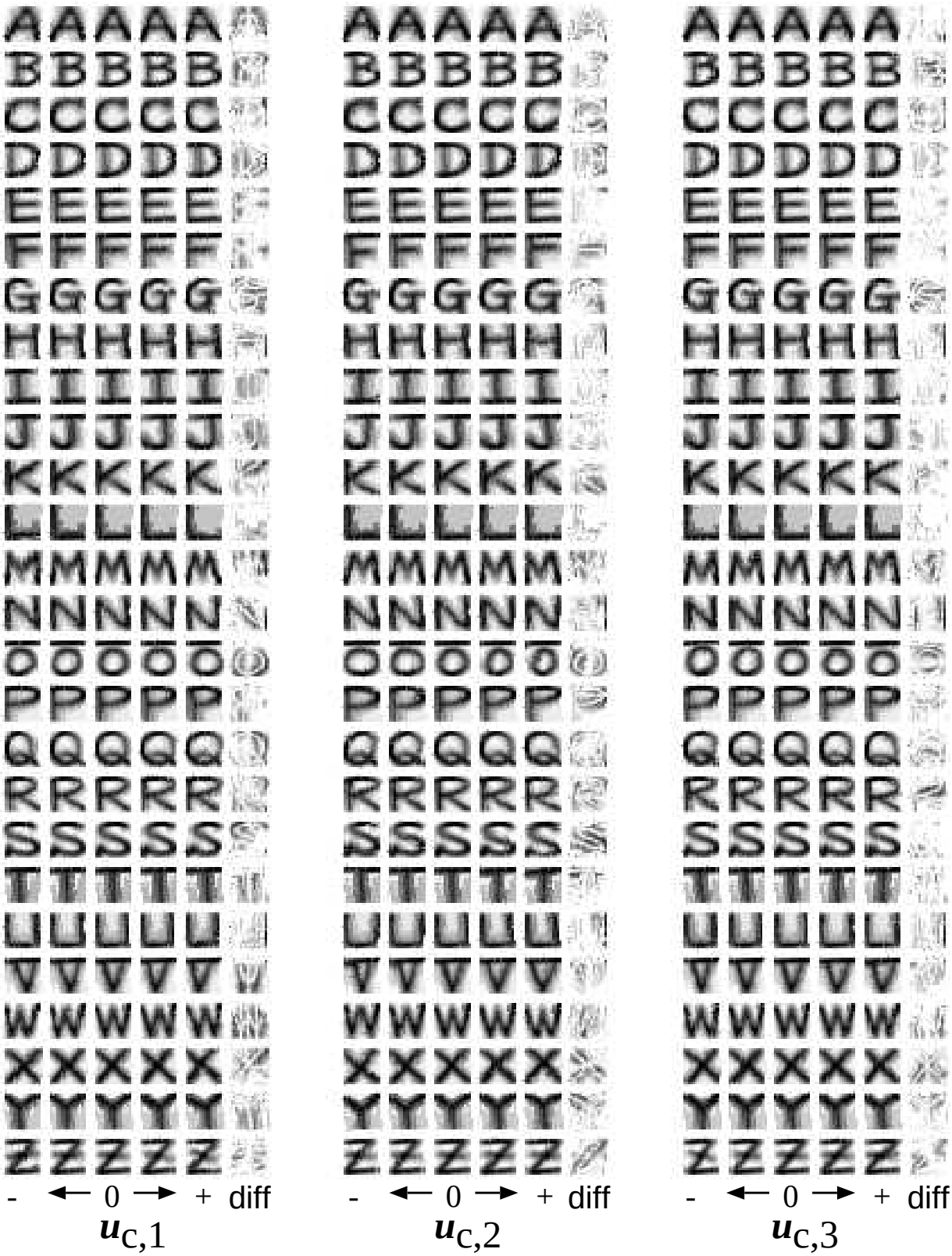

図4　第1～第3固有変形成分による各標準パターンの変形．左，中央，右のブロックが，それぞれ第1,2,3の固有変形成分に関する結果を表す．各ブロック $(m = 1, 2, 3)$ では，各行左より，標準パターン $\boldsymbol{A}_c$ に変位 $(\overline{\boldsymbol{v}}_c - 2\sqrt{\lambda_{c,m}}\boldsymbol{u}_{c,m})$，$(\overline{\boldsymbol{v}}_c - \sqrt{\lambda_{c,m}}\boldsymbol{u}_{c,m})$，$\overline{\boldsymbol{v}}_c$，$(\overline{\boldsymbol{v}}_c + \sqrt{\lambda_{c,m}}\boldsymbol{u}_{c,m})$，$(\overline{\boldsymbol{v}}_c + 2\sqrt{\lambda_{c,m}}\boldsymbol{u}_{c,m})$ を作用させた結果，およびこれら5画像のうちの両端2画像の差分画像．差分画像については，色が暗いところが差分が大きい．

の画素 (以下，ピボットと呼ぶ) を選定しておく．次にピボットの像を制御変数として 2 画像の最適整合を図る．この際，ピボット以外の画素の像は，ピボットの像の線形補間により定める．図 3 は，$K = 3$ とした場合の区分線形 2 次元ワープを表している．このように画像の各列はピボットで折り曲げられ，かつ線形伸縮されてもう一方の画像に重ね合せられる．結果的に，各列の像は，ピボットの像を結んだ折れ線となる．なお，隣接するピボットの像には位相保存性のための単調連続性制約が課せられている．最大整合を目的関数としたピボットの像位置の最適化問題は，DP に基づくアルゴリズムにより解ける (詳細は [19])．本実験では各列のピボット数 K は 3 とし，中央のピボットは単純に各列第 10 行 (すなわち $j = 10$) に配置した．

各ピボットの変位には，前述の単調連続性制約に加えて次の制約条件を課する．

$$|i - x_{i,j}| \leqq w, \quad |j - y_{i,j}| \leqq w \tag{8}$$

この制約により $\boldsymbol{v}$ の全ての要素の絶対値は w 以下となる．許容変位幅 w を大きくするほどマッチング時の自由度が向上する (許容変形幅が大きくなる) ので，補償可能な変形は増えるが，一方で過変形の影響も増加すると考えられる．**4.4**では，この w により弾性マッチング法の自由度を変化させながら認識実験を行い，本手法の効果を観察する．

区分線形 2 次元ワープを用いた場合，ピボット以外の画素の変位はピボットの変位の線形結合で表現できる．よって，変位場 $\boldsymbol{v}$ を (2) のようにすべての画素の変位として構成する必要はなく，ピボットについて構成すれば十分である．さらに，図 3のように両端のピボットの変位は 1 方向に限られていることを考慮すれば，結局 $K = 3, I = 20$ の場合には 74 次元ベクトルとして変位場を表現できる．この $M = 74$ という次元数は，全 400 画素について変位を列挙した場合の次元数 800 に比べて非常に小さい．主成分分析などの統計的手法を用いる際は，変数ベクトルの次元数の増加に応じて充分な学習パターン数が必要とされる．よって，変数ベクトルの次元数を低く抑えることができる点で，区分線形 2 次元ワープは有利と考えられる．

4.3 固有変形の抽出実験

区分線形 2 次元ワープを用いて実際に固有変形の抽出実験を行った．**4.1**で述べたように，実験試料としては各カテゴリ 1 つの標準パターン $\boldsymbol{A}_c$ と 500 個の学習パターン $\boldsymbol{B}_{c,n}$ を用いた．これらパターン対 $\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}_{c,n}$ に対して区分線形 2 次元ワープ ($w = 2$) を施し，得られる 500 個の変位場ベクトル (74 次元) について主成分分析を行い，そのカテゴリ c の固有変形 $\{\boldsymbol{u}_{c,1}, \ldots, \boldsymbol{u}_{c,74}\}$ を求めた．

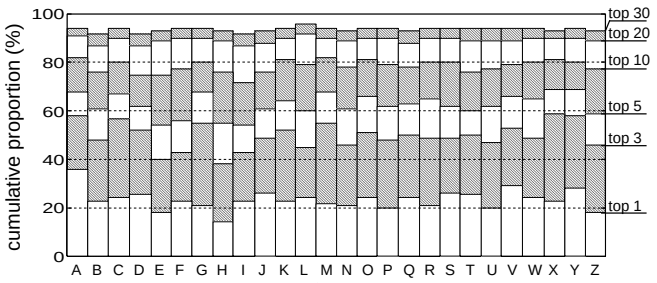

図 5　各カテゴリの累積寄与率

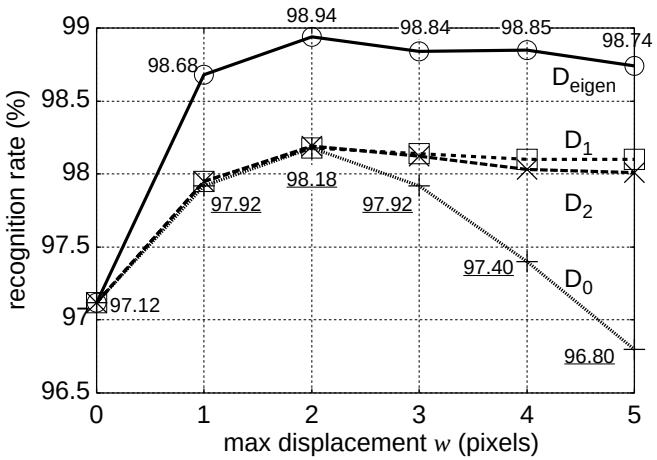

図 6　許容変位幅 w による認識率の変化．変位幅 $w = 0$ の結果は，単純重ね合わせの場合に相当する．距離尺度 D_{eigen} および D_0 については認識率も示す (下線付の数値が D_0 の認識率)．

図 4は，各カテゴリについて，寄与の大きな上位 3 つの固有変形 $\boldsymbol{u}_{c,1},\ \boldsymbol{u}_{c,2}, \boldsymbol{u}_{c,3}$ により標準パターン $\boldsymbol{A}_c$ を変形させたものである．これらの固有変形には，普段見られる典型的なもので，容易に説明されうるものが多いことがわかる．例えばカテゴリ「A」の第 1 固有変形は，文字全体の傾き変化を表していることがわかる．また「B」では，第 1 固有変形が縦ストロークの水平位置の変化を，第 2 固有変形が上側ループ部の突出度合いの変化を，第 3 固有変形が上下ループ部の大きさの比の変化を，それぞれ表していることがわかる．

図 5は各カテゴリ毎の累積寄与率である．ほとんどのカテゴリで，全固有値数 74 個のうちの上位 3 個でほぼ 50%，さらに上位 10 ~ 20 個で 80%の累積寄与率を達成している．これから，変位場の分布は等方的でなく，少数の固有変形によって近似表現できることがわかる．

4.4　固有変形を用いた認識実験

固有変形抽出時とは異なる 500 サンプル (全カテゴリで 13000 サンプル) をテストサンプルとして，**3.**で述べた距離尺度 D_{eigen} による認識実験を行い，特に過変形に起因した誤認識の低減効果について考察した．

図 6に許容変位幅 w を変えながら測定した認識率を示す．各測定においては，重み α および疑似マハラノビス距離計算時のパラメータ M' を変えながら認識率を求めたが，グラフではそのうちの最良の結果を示している．なお，許容変位幅 w が 0 の場合，区分線形 2 次元ワープは単純マッチング (単純重ね合わせ) と等価になる．

図 6より，距離 D_{eigen} を用いた場合 (以下，本手法) では最高認識率 98.84% が得られたことがわかる ($w = 2,\ \alpha = 99.5,\ M' = 90$)． 距離 D_0 を用いた場合 (以下，従来法) の最高値 98.18% に比べて，この結果は 0.75% (98 サンプル) の改善となっている．これらの数値を基に単純計算すれば，従来法における不正解サンプル全 236 個のうち約 42% が正解に転じたことになる． 実際の内訳は，改善 125 サンプル，改悪 27 サンプルであった．なお，本手法の最高認識率達成時に誤認識された 138 サンプルを観察したところ，13 サンプルは前処理で失敗していた．これら 13 サンプルをテストデータから除外して考える場合，本手法の認識率は 99.12% となる．

過変形に起因した誤認識の低減効果を確認するために，第一の考察として，本手法による誤認識の増減をカテゴリ毎に調査した．その結果，誤認識「M」→「H」が 30 サンプルから 13 に減少し，同じく「Z」→「I」が 18 から 7，「N」→「V」が 7 から 0，「F」→「P」が 6 から 1 にそれぞれ減少していることがわかった．「M」→「H」の誤認識は過変形に因る誤認識の典型的な例であることが指摘されており [13]，本手法には所期の効果があると言える．なお，改悪については多くても 4 サンプルの増加 (「B」→「S」のみ) であって，目立った傾向はなかった．

第二の考察として，許容変位幅 w の増加に対する認識率の変化を観察した．図 6より，従来法では $w = 2$ を頂点として，それ以上の w では急激に認識率が低下し，$w = 5$ においては単純マッチングによる認識率を下回っていることがわかる．これは許容変位幅の増加に比例した過変形の増加のためである．これに対し，本手法では，そのような急激な劣化は見られず，最高認識率を与えた $w = 2$ の場合と同程度の認識率を維持している．この結果からも過変形に起因した誤認識の低減効果がわかる．

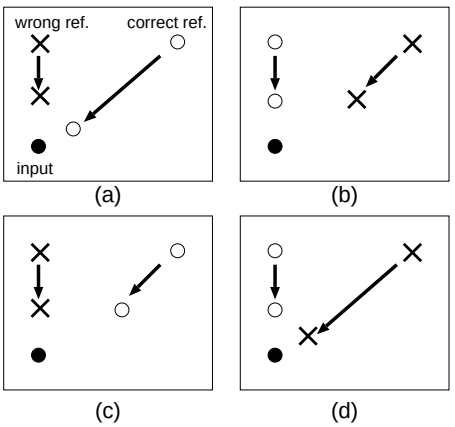

図 7　弾性マッチングの適用による，入力パターン (●)，正解標準パターン (○)，および不正解標準パターン (×) の関係の変化．

第三の考察では，誤認識の要因を次のように分析した．弾性マッチングの適用による入力パターン，正解標準パターン，不正解標準パターンの関係の変化は図 7の 4 つの場合に分類される．(c)(d) が弾性マッチングにおいて誤認識となる場合である．従来法 ($w = 2$) の結果においてそれぞれの場合に属する入力パターン数は，(a) が 192，(b) が 12572，(c) が 182，(d) が 54 サンプルであった．これらいずれの場合においても過変形すなわち不正解標準パターンの入力パターンへの過度の接近は起っていると考えられるが，最も顕著なのは同図 (d) の場合である．これは，単純マッチングでは正しく認識されていたものが弾性マッチングの適用によって誤認識に転ずる場合であり，原因のほとんどすべては過変形であると言える．そこで，この (d) に属する入力パターン 54 サンプルが本手法ではどの程度正解されているかを調査した．その結果，54 サンプル中 41 サンプル (約 3/4) が正しく認識されていることがわかり，本手法の効果が裏付けられた．

最後の考察として，次の二つの距離尺度を用いた場合との比較を行った．

$$D_1(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) = (1-\beta)D_0(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) + \beta\|\boldsymbol{v}\|$$
$$D_2(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) = (1-\gamma)D_0(\boldsymbol{A}_c, \boldsymbol{B}) + \gamma\|\boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c\|$$

いずれも変形の大きさだけで方向性を考慮しない場合に相当する．認識率を図 6に示す．なお重み β, γ は各 w で最適化した．距離尺度 D_1, D_2 を用いた場合，許容変位幅 w を大きくしても認識率の低下は見られず，過変形抑制効果が認められる． しかしながら最大認識率は従来法と同程度 (D_1 が 98.18%，D_2 が 98.19%，いずれも $w = 2$) であって，本手法と比べて効果が弱いことがわかる．

5. むすび

文字固有の変形特性の抽出法と，得られた固有変形特性の文字認識における利用について検討した．実験の結果，次の点が明らかになった．

1. 弾性マッチング法により自動的に採集した変位場について，主成分分析を施したところ，それら変位場の分布は等方的でなく，少数の固有変形によって表現できることがわかった．
2. 固有変形のうち寄与の高いものには，普段見られる典型的なもので，容易に説明できる変形が多いことがわかった．
3. 過変形による誤認識の低減のために，固有変形を用いた定量的な事後評価法を提案し，実際に英語大文字を対象として認識実験を行った．結果，最高98.84%(前処理失敗を除けば99.12%)の認識率が得られた．これは本手法により誤認識数が従来法の58%まで低減できたことに相当する．
4 認識実験結果に関する考察により，過変形に起因する誤認識の低減効果を確認できた．

今後の課題としては第一に，他の弾性マッチング法の利用の検討が挙げられる．本手法で得られる固有変形は弾性マッチング法の特性に依存する．よって他の弾性マッチングの使用は，認識率および過変形低減効果に影響するものと考えている．第二に，より変形の強い文字データ(NIST, CEDAR等の公開データベース)の認識実験が挙げられる．一般に変形の大きな文字を認識しようとすれば，自由度の高い(許容変形幅の大きな)弾性マッチングが必要となるが，そのような弾性マッチングでは過変形の危険性が高くなる．こうした相反した状況を固有変形によって緩和できるかを検討する．第三に，弾性マッチングモデルへの直接組み込みを含めた，固有変形の他の利用形態の検討が挙げられる．これは，固有変形を事後評価に利用するのではなく，より根本的な過変形排除を目指すものである．具体的には弾性マッチングの段階で固有変形特性を考慮させる方式を検討する．こうした直接的な組み込みは，認識精度だけでなく計算量的にも有効ではないかと考えている．

謝辞　実験では，電子技術総合研究所の文字データベースETL6を利用させて頂いた．また本研究の初期の段階では石田敏之氏(現在(株)富士通中国システムズ)にご協力頂いた．ここに感謝する．

文　献

[1] 目黒眞一, 梅田三千雄. 階層的パターンマッチングによる手書き文字変形の抽出，信学技報，PRL77-70, 1977.
[2] 山田博三, 斉藤泰一, 森　俊二. 類似度法の一改良 – ずらし類似度 –，信学論, J64-D(10):970–976, 1981.
[3] 泉井良夫, 原島　博, 宮川　洋. 階層的な辞書の変形を用いた手書き文字認識，信学論, J68-D(3):361–368, 1985.
[4] 水上嘉樹, 古賀和利, 鳥岡豊士. 変位抽出を行う手書き文字認識システム，信学論, J80-D-II(1):63–72, 1997.
[5] M. Nakagawa, T. Yanagida, and T. Nagasaki. An off-line character recognition method employing model-dependent pattern normalization by an elastic membrane model, Proc. ICDAR99, 495–498, 1999.
[6] T. Wakahara. Shape matching using LAT and its application to handwritten numeral recognition, IEEE Trans. PAMI, 16(6):618–629, 1994.
[7] T. Wakahara and K. Odaka. Adaptive normalization of handwritten characters using global/local affine transformation, IEEE Trans. PAMI, 20(12):1332–1341, 1998.
[8] A.K. Jain and D. Zongker. Representation and recognition of handwritten digits using deformable templates, IEEE Trans. PAMI, 19(12):1386–1391, 1997.
[9] 中島　晃, 中野康明, 中田和男. 非線形伸縮マッチングによる異種フォント漢字認識, 昭47情報処理全大, 177–178, 1972.
[10] 田中直樹, 塩野　充, 真田英彦, 手塚慶一. 動的方向性整合法による手書き漢字認識，信学論，J68-D(1):56–63, 1985.
[11] 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，PRL90-20, 1990.
[12] 内田誠一，迫江博昭．単調連続2次元ワープ法によるオフライン手書き文字認識実験，信学論, J83-D-II(4):1198–1200, 2000.
[13] M. A. Ronee, S. Uchida, and H. Sakoe. Handwritten character recognition using piecewise linear two-dimensional warping, Proc. ICDAR, 39–43, 2001.
[14] E. Levin and R. Pieraccini. Dynamic planar warping for optical character recognition, Proc. ICASSP, 3:149–152, 1992.
[15] S. Kuo and O.E. Agazzi. Keyword spotting in poorly printed documents using pseudo 2-D hidden Markov models, IEEE Trans. PAMI, 16(8):842–848, 1994.
[16] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham. Active shape models - their training and application, Comput. Vis. Image Und., 61(1):38–59, 1995.
[17] A. Lanitis, C. J. Taylor, and T. F. Cootes. Automatic interpretation and coding of face images using flexible models IEEE Trans. PAMI, 19(7):743–756, 1997.
[18] 徐　光哲，金子正秀，樽松　明．固有空間を利用した計算機による似顔絵の生成. 信学論, J84-D-II(7):1279–1288, 2001.
[19] 内田誠一, 迫江博昭. 区分線形2次元ワープ法の検討，信学論, J83-D-II(12):2622–2629, 2000.
[20] 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.
[21] 斉藤泰一，山田博三，山本和彦．手書き漢字の方向パターン・マッチング法による解析，信学論, J65-D(5):550–557, 1982.