固有変形の利用による手書き文字認識の高精度化

内田　誠一　　迫江　博昭
九州大学大学院システム情報科学研究院
〒812–8581 福岡市東区箱崎 6–10–1

あらまし　弾性マッチングを用いた手書き文字認識においては，不正解標準パターンとの距離が過小評価され，誤認識が発生することがあった．これは合わせ過ぎもしくは過変形と呼ばれる現象である．本論文は，過変形を抑制し，認識精度の向上を図ることを目的とする．手書き文字の変形には幾つかの固有の方向が存在する．例えば文字種「A」には，その全体的な傾き変化や水平ストロークの上下動が頻繁に見られる．過変形はこうした文字種固有の変形方向に従わない変形と考えられる．よって，あらかじめ固有変形方向を推定しておき，それを認識時に利用することで過変形の抑制を図る．実験より，弾性マッチング法と主成分分析法を組み合わせることで，典型的な変形を固有変形として自動推定できることを示す．さらに固有変形の利用により過変形による誤認識を低減でき，認識率を向上できることを示す．
キーワード　手書き文字認識，変形，弾性マッチング，主成分分析，2次元ワープ

Handwritten character recognition using eigen-deformations

Seiichi Uchida and Hiroaki Sakoe
Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
Hakozaki 6–10–1, Higashi-ku, Fukuoka, 812–8581 Japan

Abstract　Deformations in handwritten characters can be considered to have their peculiar directions. In this paper, (1) the estimation of such peculiar deformation directions called eigen-deformations and (2) their utilization in elastic matching based handwritten character recognition are investigated. The estimation is done by the principal component analysis of the deformations automatically collected by elastic matching. Experimental results show that the typical deformations of each category are estimated as the eigen-deformations and that the eigen-deformations are useful to reduce recognition errors due to overfitting.
Keywords　handwritten character recognition, deformation, elastic matching, principal component analysis

1　まえがき

弾性マッチングに基づくオフライン手書き文字認識では，非線形伸縮により入力文字パターンを標準パターンに近づけた後，両パターンの距離(相違度)を評価する．この距離は理想的には変形不変量なので，その利用により手書き変形に対して頑強な認識システムの実現を期待できる．一方，弾性マッチングには，過変形と呼ばれる副作用がある．これは，形状的に類似した不正解標準パターンとの距離が不自然な非線形伸縮のために過小評価され，誤認識を起こす現象である．例えば類似文字「A」と「R」間の距離の過小評価は誤認識(「A」↔「R」)を誘発する．

本研究では，手書き文字の変形には一定の方向性あるという考えを基に，過変形の排除を試みる．例えば文字種「A」では，全体的な傾き変化や水平ストロークの上下動が頻繁に見られる．こうした各文字種(カテゴリ)固有の変形を以下では固有変形と呼ぶ．過変形は固有変形では説明できない非線形伸縮であり，固有変形との照合によりその排除が可能と考えられる．

本研究の具体的な検討事項は次の二点に集約される．

1. 固有変形の推定
2. 固有変形を利用した認識処理の実現

第一の検討事項である固有変形特性の推定は，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，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，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，すなわち固有変形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処理の実現については，幾つかの形態が考え得る．本論文では単純に，従来通り弾性マッチングを行った結果について，それが固有変形との整合性を定量的に事後評価し，過変形を検知するという形態を採用する．以上の方針に従った認識処理の全体の流れを図1に示す．

以上の固有変形推定処理および認識処理においては，

任意の弾性マッチング法を利用できる．ただしその選択により固有変形推定結果は変化し得ると考えられる．本論文では，3種類の弾性マッチング法について同様の実験を行い，それらの結果を比較することで，実際に固有変形に差異が生じることを示す．

弾性マッチングに基づく従来の文字認識法では，平滑性や連続性，単調性など変形の基本的かつ等方的な性質については考慮されていたが，カテゴリ固有の変形方向については考慮されていなかった．HMMによる変形学習も検討されているが[3, 4]，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であり，大域的な変形の方向性については反映できない．

固有変形の考え方はCootesらのActive Shape Model[1, 2] に見られるが，本研究は，(1) 文字を対象としている，(2) 変形採集を自動化した，(3) 輪郭線変形から面的変形に拡張した，(4) マッチングに固有変形を直接組み込むのではなく事後評価という形態を採用した，(5) 利用した弾性マッチングの性質の影響も考察する，という独自の特徴を持つ．Nasterら [7] もCootesらの手法の拡張を与えているが，上記の (1)(4)(5) において本手法とは異なる．

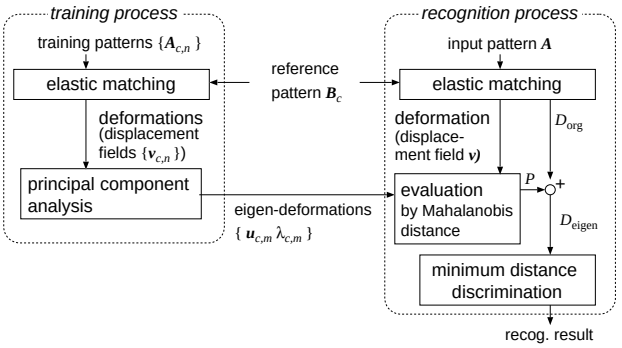

図 1: 本手法の処理の流れ

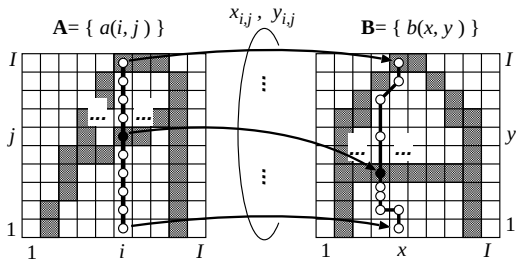

図 2: 弾性マッチング

2 固有変形の推定

固有変形の推定手順は，(1) 弾性マッチングによる変形の自動的採集，(2) 採集された変形の主成分分析，の2段階に整理される．以下ではそれらの詳細を説明する．

2.1 弾性マッチングによる変形の自動採集

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 $\{(x_{i,j}, y_{i,j}) \mid i,j = 1,\ldots,I\}$ を自動的に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

$$D_{\mathrm{org}}(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}) = \min_{\{(x_{i,j},y_{i,j})\}} \sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{I} \delta(\boldsymbol{a}(i,j), \boldsymbol{b}(x_{i,j},y_{i,j})) \tag{1}$$

を何らかの制約条件の下で解いたときの，最適解として最適画素対応関係 $\{(x_{i,j}, y_{i,j})\}$ が求まる．ここで $\delta(\cdot,\cdot)$ は画素特徴ベクトル間の距離関数である．

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．画像 $\boldsymbol{B}$ を標準パターンすなわち変形のないパターンとすれば，$\boldsymbol{A}$ に生じている変形は，全画素の変位を列挙したベクトル

$$\begin{aligned}\boldsymbol{v} \;=\; & ((1-x_{1,1}, 1-y_{1,1}), \ldots, (i-x_{i,j}, j-y_{i,j}), \\ & \ldots, (I-x_{I,I}, I-y_{I,I}))\end{aligned} \tag{2}$$

により表現される[1]．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．

変位場を採集するために，各カテゴリ $c \in \{1,\ldots,C\}$ について，標準文字パターン $\boldsymbol{B}_c$ と学習パターンの集合 $\{\boldsymbol{A}_{c,n} \mid n = 1,\ldots,N\}$ を準備する．各学習パターン $\boldsymbol{A}_{c,n}$ は変形を伴った手書き文字である．各学習パターン $\boldsymbol{A}_{c,n}$ について，標準パターン $\boldsymbol{B}_c$ 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 $\boldsymbol{A}_{c,n}$ の変位場である．

2.2 変形の主成分分析

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 M 次元空間上での $\boldsymbol{V}_c$ 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

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

および共分散行列

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

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

[1] 文献 [12] では，A を標準パターン，B を入力パターンとしていた．しかしその後の実験により写像の方向を逆にした方がより認識精度が高いことが判明したため，本論文もそれに従っている．

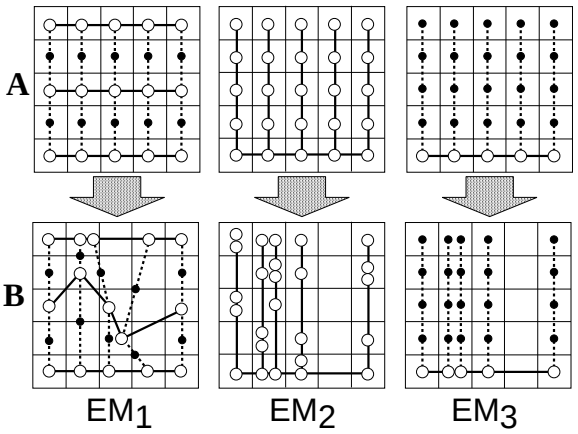

図 3: 実験で使用した 3 種類の弾性マッチング

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，$\lambda_{c,m} \geq \lambda_{c,m+1}$ である．

3 固有変形を利用した認識手法

従来の弾性マッチングに基づく文字認識手法の多くは，$\boldsymbol{A}$ をカテゴリ未知の入力パターンとすれば，$D_{\rm org}(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}_c)$ に基づく最短距離法により識別を行なっていた．これは距離 $D_{\rm org}(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}_c)$ のカテゴリ内変形に対する安定性に期待したものであり，実際に認識率向上が報告されている．一方，従来法には過変形 (合わせすぎ) の問題があった．これは，不正解標準パターンとの距離が過小評価される現象である．例えば文献 [10] では誤認識の原因の半数近くが過変形だったと報告されている．

本論文では，過変形がカテゴリ内変形すなわち固有変形からの逸脱であるとの発想に基づき，マッチング結果と固有変形の整合性を事後評価することで過変形を抑制する仕組みを提案する．具体的には，距離 $D_{\rm org}(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}_c)$ に，新たに固有変形に基づく評価項

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

を加えたもの，すなわち

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

を識別基準として採用する．ここで $\boldsymbol{v}$ は $D_{\rm org}(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}_c)$ を求める際の弾性マッチングによる変位場であり，α は定数 $(0 \leq \alpha \leq 1)$ である．式 (5) は，$\overline{\boldsymbol{v}}_c$ 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 $P(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}_c)$ は大きくなる．従って $D_{\rm eigen}(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}_c)$ 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．このため本論文の実験では，$(M'+1)$ 次以上 $(M' < M)$ の固有値をすべて $\lambda_{c,M'+1}$ で代用した，いわゆる疑似マハラノビス距離 [5] を用いた．

4 実験

本節では，**2**節の固有変形の推定法および **3**節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 [9] を抽出した．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．この結果，画素特徴は輝度値を含めて 5 次元ベクトルとなるため，5 次元ベクトル間の重み付き L1 ノルム [10] として $\delta(\cdot,\cdot)$ を定義した．

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 $\boldsymbol{B}_c$ を作成した．次の 500 サンプルについては，固有変形推定のための学習用データ $\boldsymbol{A}_{c,n}$ 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 $\boldsymbol{A}$ として **4.4**の実験で用いた．

4.2 弾性マッチング

1節で述べたように，本手法による固有変形推定結果は，利用する弾性マッチング法により変化すると考えられる．そこで以下では，変形補償能力の異なる 3 つの弾性マッチング法 $EM_1 \sim EM_3$ について同様の実験を行い，それらの結果を比較した．

EM_1 $\cdots$ 区分線形 2 次元ワープ法 [8, 11]．各列中央 $(j = 10)$ と両端 $(j = 1, 20)$ の画素において対応付け $(x_{i,j}, y_{i,j})$ を最適化．他の画素の対応については線形補間により定める．この結果，各列は折れ線状に伸縮される．回転変形を補償可能．

EM_2 $\cdots$ 各列内で垂直方向に非線形伸縮させながら，同時に列単位で水平方向にも非線形伸縮させる手法．Kuo らの手法 [4] に相当．

EM_3 $\cdots$ 列単位で水平方向に非線形伸縮する手法．垂直方向 (列内) 伸縮は無し．中野らの手法 [6] に相当．

これら弾性マッチング法により画像 $\boldsymbol{A}$ の各画素が $\boldsymbol{B}$ の画素にどう対応し得るかを図3に例示する．同図の白丸は最適化の対象となっている画素である．画素間の実線は制約関係 (単調連続性)，破線は依存関係を示す．本論

図 4: 標準パターン $\boldsymbol{B}_c$ に固有変形 $\boldsymbol{u}_{c,1}, \boldsymbol{u}_{c,2}, \boldsymbol{u}_{c,3}$ をそれぞれ正負方向に作用させた結果 $(EM_1, w = 2)$

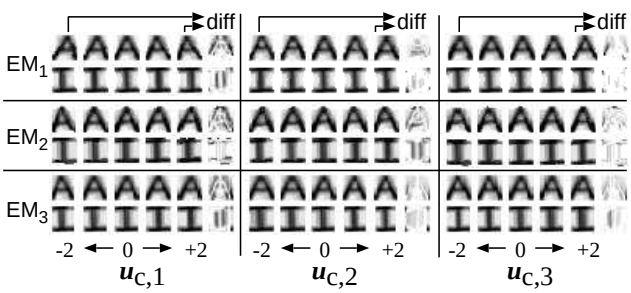

図 5: 異なる弾性マッチング法による固有変形 $(w = 2)$

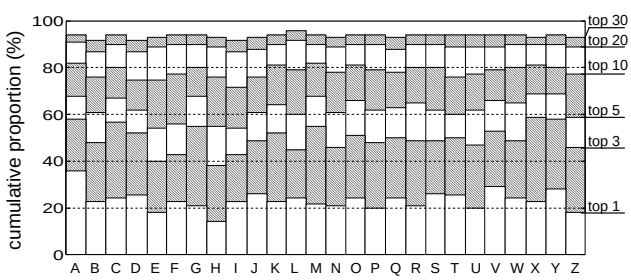

図 6: 各カテゴリの累積寄与率 $(EM_1, w = 2)$

文では略するが，各手法にはいずれも動的計画法 (DP) に基づく効率的なアルゴリズムが存在する．

すべてに共通して，各周辺画素を同辺上の周辺画素に対応づけるという境界条件と，次の最大変位制約を課する．

$$|i - x_{i,j}| \leq w, \quad |j - y_{i,j}| \leq w \tag{7}$$

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変形補償能力は向上し，裏返しとして過変形も起こりやすくなる．

2.1では変位場 (2) の次元数 M を $2I^2$ としたが，実効的な次元数はそれより少なくて済む．すなわち，1 次従属な変位 (図 3の黒丸の画素の変位) や境界条件によって固定された部分 (例えば $y_{i,1}$ や $y_{i,N}$) は $\boldsymbol{v}$ から除去できる．その結果，EM_1, EM_2, EM_3 における変位場の次元数 M はそれぞれ $74, 378, 18$ となる．一般に統計的推定では，変数の次元数に応じた充分な学習パターン数が必要とされるので，本実験のように学習パターン数が制限されている場合，低次元で済む EM_1, EM_3 は有利と考えられる．なお，単調連続 2 次元ワープ法 [10] は，$EM_1 \sim EM_3$ に比べ高い変形補償能力を持ち，従って固有変形利用による過変形抑止効果も高いと期待される弾性マッチング法である．しかし，次元数が $M = 720 \sim 2I^2$ 程度と高く，500 個の学習サンプルでは適切な推定値が求まらない場合が散見されたため，本実験からは除外した．

4.3 固有変形の推定実験

各カテゴリ 1 つの標準パターン $\boldsymbol{B}_c$ と 500 個の学習パターン $\boldsymbol{A}_{c,n}$ を用いて固有変形の推定実験を行った．図 4は，弾性マッチング法 $EM_1(w = 2)$ を用いて推定された固有変形 $\boldsymbol{u}_{c,1},\ \boldsymbol{u}_{c,2}, \boldsymbol{u}_{c,3}$ を表わすもので，各標準パターンに $k\sqrt{\lambda_{c,m}}$ 倍 $(k = -2, -1, 0, 1, 2)$ した固有変形を作用させた結果である．各固有変形による影響は，それぞれに付与した，$k = +2$ と -2 の結果の差分画像からも視認できる．この結果より，推定された固有変形は普段見られる典型的な変形に対応していることがわかる．例えばカテゴリ「A」の第 1,2,3 固有変形はそれぞれ，文字全体の傾き変化，水平ストロークの上下動，全体的な膨らみ，を表していることがわかる．また「B」の第 1,2,3 固有変形はそれぞれ，縦ストロークの水平動，上側ループ部の突出度合いの変化，上下ループ部の大きさの比の変化，を表していることがわかる．

図 5は，弾性マッチング法の性質が推定される固有変形に影響を及ぼすことを表す例である．カテゴリ「A」における水平ストロークの上下動が，EM_1 では $\boldsymbol{u}_{c,2}$，EM_2 では $\boldsymbol{u}_{c,1}, \boldsymbol{u}_{c,2}$ に析出したのに対し，EM_3 では見られない．これは EM_3 が垂直方向の変形を補償できない手法であることから説明できる．一方「I」については，EM_1 の $\boldsymbol{u}_{c,2}$ で垂直ストロークの回転が析出したのにに対し，回転に対応できない EM_2, EM_3 ではそうした固有変形は見られないことがわかる．

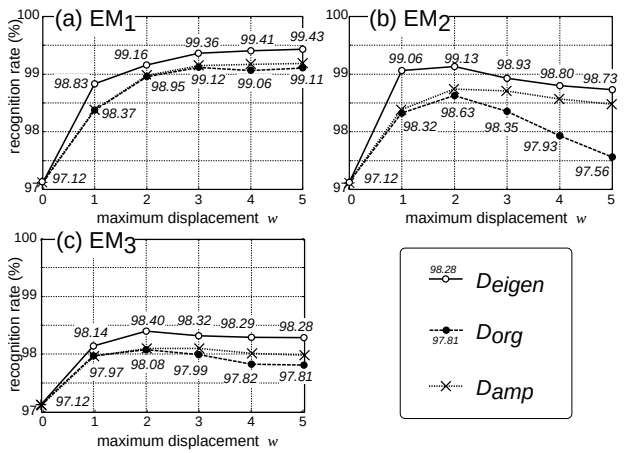

図 7: 弾性マッチング法 $EM_1 \sim EM_3$ による認識率

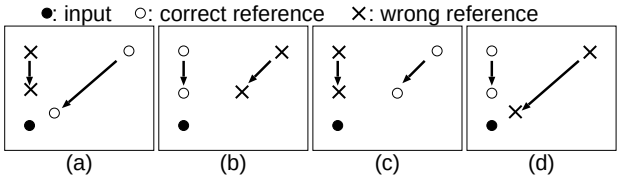

図 8: 入力パターンの正解・不正解標準パターンとの位置関係による分類(矢印は弾性マッチングによる位置の変化を表す)

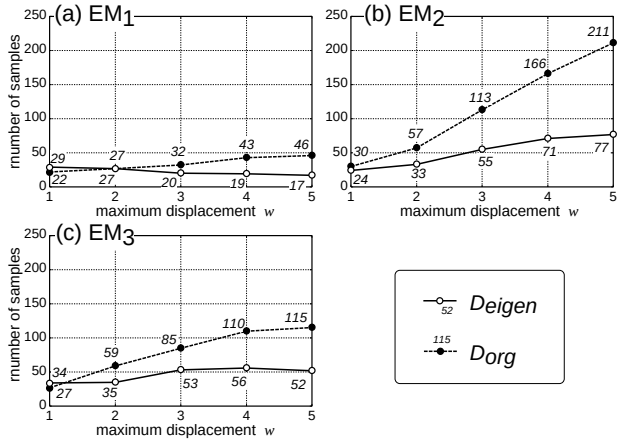

図 9: 弾性マッチングにより誤認識に転じたサンプル(図 $8(\mathrm{d})$ に相当)の数

図 6は $EM_1(w=2)$ を用いた場合の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 $M=74$ 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．同様のことは他の弾性マッチングを用いた場合についても言え，$EM_1 \sim EM_3(w=2)$ の各手法で 50%を越えるための固有値の数は，全カテゴリ平均でそれぞれ約 $3.3, 6.6, 1.4$ 個，また 80%を越えるための数は $11, 33, 3.7$ 個であった．

4.4 固有変形を用いた認識実験

固有変形推定時とは異なる 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，従来の距離 D_{org} および **3**節で提案した距離 D_{eigen} による認識実験を行った．弾性マッチング法 $EM_1 \sim EM_3$ それぞれについて許容変位幅 w を変えながら測定した認識率を図 7 に示す(D_{amp} については後述)．許容変位幅 w が 0 の場合，単純マッチング(単純重ね合わせ)と等価になる．計算時間の制限から，w の最大値は 5 とした．事後評価項 $P(\boldsymbol{A}, \boldsymbol{B}_c)$ 計算時の固有変形としては，認識時と同じ弾性マッチング法かつ同じ許容変位幅 w の下で推定したものを用いた．また重み α および疑似マハラノビス距離のパラメータ M' については各測定で最適化した．なお，テストサンプルには前処理に失敗したもの若干数含んでいる．

第一に，認識率の全般的な傾向について考察した．図 7 より，$EM_1 \sim EM_3$ のすべてにおいて，距離 D_{org} に比べて距離 D_{eigen} が高い認識率を与えたことがわかる．これから，固有変形の利用の普遍的な有効性が確認される．許容変位幅 w の増加に従った改善の推移を見ると，特に EM_2 では改善が大きく，$w=5$ のときに $1.17\%(152$ サンプル$)$ の認識率向上が見られた．手法 EM_2 は垂直方向において変形補償能力の高い手法である反面，制約条件が弱く，大きな w では過変形を起こしやすい．よって図 $7(\mathrm{b})$ に見られる改善は，固有変形の利用による過変形抑制効果を顕著に表すものと考えられる．同様の増加傾向は EM_3(同図 (c))についても見られる．手法 EM_1 については，$w=5$ までほぼ一定した改善となっている(同図 (a))．これは，EM_1 が 2 次元的に制約された手法であり，元々過変形を起こしにくいためと考えられる．

第二に，最高認識率を与えた場合について考察した．最高認識率は EM_1 による $99.43\%(w=5)$ であり，同じ EM_1 で距離 D_{org} を用いた場合の最高値 $99.12\%(w=3)$ に比べて 0.32% (41 サンプル) の改善となった．単純計算すれば D_{org} での不正解 115 サンプルのうち約 36%を正しく認識できたことになる． 実際の内訳は，改善 55 サンプル，改悪 14 サンプルであった．

第三に，各手法について，距離 D_{org} と距離 D_{eigen} のそれぞれ最高認識率を与えた場合について，カテゴリ別の誤認識発生状況を比較した．まず手法 EM_1 に関して，距離 D_{org} で最も多かった誤認識は「F」→「P」の 10 サンプルであった．これは標準パターン「P」の右端部の画素が「F」とのマッチング時に飛び越されたために生じた誤認識である．一方，この誤認識は D_{eigen} では 2 サンプルまで減少しており，過変形の一要素である飛び越しを固有変形の利用により検知できたことを示している．手法 EM_2 では誤認識「M」→「H」12 サンプルが 4 サンプルまで減少した．こうした過変形による典型的な誤認識についても，固有変形により検知できたことがわかる． 手法 EM_3 では，手法 EM_1 と同様「F」→「P」の減少が顕著であった．

第四に，弾性マッチング前後のパターンの位置関係変

化を基に，過変形抑制効果を定量的に評価した．入力パターンは，その正解標準パターン，不正解標準パターンとの位置関係により図8の4つの場合に分類される．同図において，矢印の根と先がそれぞれ弾性マッチングの前と後の位置に対応する．場合 (d) に属する入力パターンは，単純マッチングに基づく認識 (矢印の根の位置関係の下での最近傍法) では正解だったが，弾性マッチングを用いた認識 (矢印の先の位置関係の下での最近傍法) では不正解となるものであり，よってそれらは過変形の影響を強く受けたと言える．そこで，図7の各結果について，この (d) に属するサンプル数を計測した．結果を図9に示す．いずれの手法 $EM_1 \sim EM_3$ でもこのサンプル数は w に伴って増加する傾向にあるが，D_{eigen} を用いた場合は，D_{org} に比べて増加率は低く抑えられていることがわかる．以上から，固有変形の利用による過変形抑制効果が定量的に示された．なお，本節の第一の考察において EM_1 が元々過変形を起こしにくい手法であると述べたが，このことは図9からも裏付けられる．

最後に，D_{eigen} において変形の大きさだけでなく方向性も評価していることの効果を確認するために，次の距離 D_{amp} による認識率との比較を行った．

$$D_{\mathrm{amp}} = (1-\beta)D_{\mathrm{org}}(\boldsymbol{A}, \boldsymbol{B}_c) + \beta\|\boldsymbol{v} - \overline{\boldsymbol{v}}_c\|$$

ここで β は重み定数である．距離 D_{amp} は変形の方向を無視して大きさだけを評価した場合に相当する．結果を図7に示す．距離 D_{amp} にも多少の認識率向上効果はあるものの，変形の方向性も評価した D_{eigen} の効果には及ばないことがわかる．

5 むすび

文字固有の変形特性の推定法と，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. 弾性マッチング法と主成分分析の組合わせに基づく，固有変形の推定法を提案した．実験の結果，各文字種に普段見られる典型的な変形が固有変形として抽出されることがわかった．また，用いた弾性マッチング法の性質に応じて，推定される固有変形には差異の生じることが確認された．
2. 固有変形の累積寄与率から，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った．
3. 過変形に起因した誤認識の低減のために，固有変形との照合に基づく，弾性マッチング結果の事後評価法を提案した．またそれを用いて実際に英語大文字 13000 サンプルの認識実験を行った．その結果，事後評価に認識率向上効果があることが確認された．最高認識率は 99.43% であった．
4 認識実験の結果に関するいくつかの考察により，認識率向上は過変形に起因する誤認識の抑制によることが判明した．これから固有変形の利用についての所期の効果が確認された．

今後の課題としては，第一に，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，変形補償能力の高い弾性マッチングが必要となるが，その裏返しとして過変形の危険性は高くなる．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．第二に， 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．これは過変形の抜本的な排除を目指したものであり，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．第三に，カテゴリ間変形の積極的な利用が考えられる．これは類似カテゴリ間の変形 (過変形が含まれる) を推定しておき，固有変形 (カテゴリ内変形) と併用することで，識別能力の向上を試みるものであり，複合類似度を混合類似度に拡張するときの考え方に類する．

参考文献

[1] 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.

[2] 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.

[3] E. Levin and R. Pieraccini. Dynamic planar warping for optical character recognition, Proc. ICASSP, 3:149–152, 1992.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 中野康明, 中田和男, 中島　晃. 周辺分布とそのスペクトルによる漢字認識の改良，信学論, 57-D(1):15–22, 1974.

[7] C. Naster, B. Moghaddam, and A. Pentland. Flexible images:matching and recognition using learned deformations, *Comput. Vis. Image Und.*, 65(2):179–191, 1997.

[8] M. A. Ronee, S. Uchida, and H. Sakoe. Handwritten character recognition using piecewise linear two-dimensional warping, Proc. ICDAR, 39–43, 2001.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] 内田誠一, モハマド アサッド ロニー, 迫江博昭. 手書き文字の固有変形の抽出と認識処理での利用，信学技報，PRMU2001-192, 2001.