手書き文字の変形特性の抽出と利用

内田誠一 *　　石田敏之 **　　迫江博昭 *
(* 九州大学大学院システム情報科学研究院, **富士通中国システムズ)

1. はじめに　　手書き文字は一般に変形を伴うため，その機械認識は活字に比べ困難とされている．しかし，変形は無秩序ではなく，一定の傾向に従って生じる．例えば文字「A」については，「R」のように変形することはほとんどないが，その全体的な傾きは多様に変化する．本論文では，このような文字種固有の変形特性を抽出する方法について述べる．次にそれを文字認識時に利用する方法について述べる．

2. 固有変形特性の抽出　　カテゴリcの標準文字パターンを$\boldsymbol{A}^c$，同一カテゴリcで手書き変形を伴った学習パターンを$\boldsymbol{B}_n^c$ $(n=1,\ldots,N)$とする．学習パターン$\boldsymbol{B}_n^c$に生じている変形を，$\boldsymbol{A}^c$上の画素とそれに対応する$\boldsymbol{B}_n^c$の画素の座標の差(すなわち変位)を列挙したベクトル$\boldsymbol{x}_n^c$により表現する．以下，誤解のない場合は添字cを略する．

各カテゴリ固有の変形特性を抽出するために，弾性マッチングと主成分分析を用いる．弾性マッチングとは2画像パターンの最大一致を基準として，それらの間の最適画素対応を求める方法である[1]．よって$\boldsymbol{A}, \boldsymbol{B}_n$間に弾性マッチングを施すことで，自動的に変位ベクトル$\boldsymbol{x}_n$が求められる．次にその集合$\{\boldsymbol{x}_1,\ldots,\boldsymbol{x}_n,\ldots,\boldsymbol{x}_N\}$に対して主成分分析を施すことで，各カテゴリの固有変形$\{\boldsymbol{u}_1,\ldots,\boldsymbol{u}_m,\ldots,\boldsymbol{u}_M\}$とその寄与率$\{\lambda_1,\ldots,\lambda_m,\ldots,\lambda_M\}$が求められる．ここで$M$は$\boldsymbol{x}_n$の次元数，$\boldsymbol{u}_m$は$M$次元ベクトル，$\lambda_m \geq \lambda_{m+1}$である．一般に寄与率は$m$の増加に従って急激に減少するので，以下では，ある程度寄与率が大きな上位M'個$(M' \ll M)$を用いる．

3. 固有変形特性を利用した認識手法　　前節で述べた弾性マッチングは，文字認識にも利用される[2]．弾性マッチングにより与えられるパターン間距離は変形不変となるので，その距離を基準とした識別処理により，変形に頑強な認識系を実現できる．しかし，元々異なるカテゴリに属する文字パターンの対でありながら，弾性マッチングによりそれらの距離が過小評価され，誤認識となる場合がある．この問題は過変形と呼ばれる．

本論文では，前節で述べた固有変形$(\boldsymbol{u}_m,\ \lambda_m)$を，過変形回避に利用することを考える．まず，弾性マッチングを行い，標準パターン$\boldsymbol{A}^c$とカテゴリ未知の入力パターン$\boldsymbol{B}$間の距離$D(\boldsymbol{A}^c,\boldsymbol{B})$を評価する．この時の画素対応関係から求めた変位ベクトルを$\boldsymbol{y}$と表す．次に，固有変形$\{\boldsymbol{u}_1,\ldots,\boldsymbol{u}_m,\ldots,\boldsymbol{u}_{M'}\}$の張る空間に対する，$\boldsymbol{y}$の重み付き射影量を求める．この値が大きいほど$\boldsymbol{y}$はカテゴリ$c$の固有変形に従った変形であり，逆に小さければ過変形の可能性が大きいと考えられる．固有変形を考慮するよう改良した$\boldsymbol{A}^c$，$\boldsymbol{B}$間の距離$\tilde{D}(\boldsymbol{A}^c,\boldsymbol{B})$を，

$$\tilde{D}(\boldsymbol{A}^c,\boldsymbol{B}) = D(\boldsymbol{A}^c,\boldsymbol{B}) - \alpha \sum_{m=1}^{M'} \frac{\lambda_m^c \langle \boldsymbol{y}, \boldsymbol{u}_m^c \rangle^2}{\lambda_1^c \langle \boldsymbol{y}, \boldsymbol{y} \rangle}$$

と定義する．右辺第2項が固有変形空間への$\boldsymbol{y}$の射影量であり，部分空間法(特に複合類似度法)[3]を参考にして定式化している．また，αは正の定数である．最終的に$\boldsymbol{B}$をこの距離$\tilde{D}(\boldsymbol{A}^c,\boldsymbol{B})$の最小値を与えるカテゴリ$c$に属するパターンとして識別する．

4. 実験　　電総研文字データベースETL6の英大文字データ(各カテゴリ1100サンプル)を用いて，本手法の評価実験を行った．すべてのサンプルについて大きさの正規化(20×20)を施した後，各カテゴリ毎に最初の100サンプルを平均して標準パターン$\boldsymbol{A}^c$を作成した．

次の500サンプルを学習用データ$\boldsymbol{B}_n$として用い，2節で述べた方法により固有変形$\boldsymbol{u}_m^c$を求めた．弾性マッチング法としては区分線形2次元ワープ法[4]を用いた．図1は，カテゴリ$c=$「A」について，固有変形$\boldsymbol{u}_1^c,\ \boldsymbol{u}_2^c$により標準パターン$\boldsymbol{A}^c$を変形したものである．固有変形がそれぞれ全体的な傾き変化と水平ストロークの高さの変化を表していることがわかる．

残る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節で述べた方法により認識実験を行った．その結果96.7%の認識率が得られ，従来の$D(\boldsymbol{A}^c,\boldsymbol{B})$のみによる方法に比べて約0.4% (54サンプル分) 向上した．なお，固有変形空間への射影量を用いずに単に変形量$(\langle \boldsymbol{y}, \boldsymbol{y} \rangle)$だけに着目した場合の認識率は96.5%であった．

5. まとめ　　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．実験結果より方法の有効性が確認された．今後は，固有変形特性の他の利用形態について検討を進める予定である．

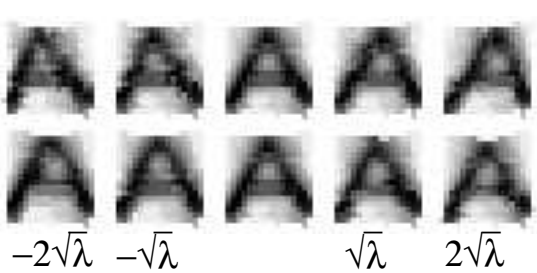

図 1: 文字「A」の固有変形

参考文献 [1]A. Redert, et al. IEEE Sig. Proc. Mag., 16(3), 1999. [2] 内田他. PRMU99-228, 2000. [3] 石井他. “わかりやすいパターン認識,” オーム社, 1998. [4] 内田，迫江. 信学論, J83-D-II(12), 2000.