

論文

文字の輪郭線に着目した手書き漢字の特徴抽出法

——外郭局所的輪郭線特徴と外郭局所的モーメント特徴——

堀 桂太郎[†] 根本 孝一^{††} 伊藤 彰義[†]A Study of Feature Extraction by Information on Outline of Handwritten Chinese Characters
— Peripheral Local Outline Vector and Peripheral Local Moment —Keitaro HORI[†], Koichi NEMOTO^{††}, and Akiyoshi ITOH[†]

あらまし 従来から手書き漢字認識に有効とされている特徴抽出法に、外郭方向寄与度(P-DC)特徴がある。しかし、P-DC特徴は、文字の変形の仕方によっては、特徴ベクトルが大きく変動してしまう場合もある。本論文では、P-DC特徴が文字の潰れによる変形、太さ変動による変形、位置変動による変形の影響を受けてしまう場合を具体的に指摘する。そして、これらの変形に強い特徴抽出法、外郭局所的輪郭線(P-LOVE)特徴を提案する。P-LOVE特徴は、文字の輪郭線を局所的に観測して、その連結情報を特徴ベクトルとするものであり、文字線の内部情報よりも文字の輪郭線情報に着目した方が、上記三つの変形について、より有効な特徴ベクトルの抽出が行えることが実験からも確認できた。更に文字線を局所的に観測して、文字線の方角情報を分散、共分散の値で表現する、新しい特徴抽出法、外郭局所的モーメント(P-LM)特徴を提案する。手書き漢字データベースETL-9Bを用いた識別実験で、P-LOVE特徴とP-LM特徴はともに、P-DC特徴よりも高い識別率を得た。また、P-LM特徴が特に平仮名に有効であることを実験で確認した。

キーワード 文字認識, 特徴抽出, 方向寄与度, 外郭局所的輪郭線, 外郭局所的モーメント

1. ま え が き

コンピュータの普及に伴って、手書き文字認識システムの高精度化がますます大きな課題となってきた。認識システムでは、特徴抽出部において対象文字の特徴ベクトルを抽出した後、識別部において候補字種を特定するのが一般的である。したがって認識システムを高精度化するためには、識別に有効な特徴ベクトルをいかに抽出するかが重要な鍵となる。

また、より有効な特徴抽出法が開発できれば、これまで提案されてきた認識システム[1]に採用されていた特徴抽出部と入れ替えることでシステムの高精度化を図ることが期待できる。

従来から手書き漢字認識に有効とされている特徴抽出法に、外郭方向寄与度特徴[2]がある。最近でもこれを用いた新しい識別法[3]が提案され、“方向寄与度”の概念が手書き漢字の特徴として有用であることを示し

ている。しかしながら、外郭方向寄与度特徴は文字線の内部において8方向に触手を伸ばすことで特徴ベクトルを得る手法であるため、文字の変形の仕方によっては、特徴ベクトルが大きく変動してしまう場合もある。

本論文では、文字の潰れ^{つぶ}、太さ変動、位置変動などの変形に対しては、文字線の内部情報よりも文字の輪郭線情報に着目した方がより有効な特徴ベクトルの抽出が行えることを示す。そして今回提案する、外郭局所的輪郭線特徴[4], [5]を用いて、生成した3パターン(文字の潰れ、太さ変動、位置変動)の変形文字を用いた識別実験の結果から、文字の輪郭線情報がこれらの変形の影響を受けにくいことを示す。

更に文字線の方角を分散と共分散の値で表す新しい特徴抽出法である、外郭局所的モーメント特徴[5]を提案する。この特徴を用いた場合でも、もとの文字線パターンそのものよりも文字の輪郭線に着目して特徴ベクトルを抽出した方が、良好な結果が得られた。手書き漢字データベースETL-9B[6]の全セットを用いた識別実験により、外郭局所的輪郭線特徴と外郭局所的モーメント特徴は、いずれも外郭方向寄与度特徴よりも高

[†] 日本大学理工学部, 船橋市
Department of Science and Technology, Nihon University, Funabashi-shi,
274-8501 Japan

^{††} 沖通信システム株式会社, 東京都
Oki Telecommunication System Co., Ltd, Tokyo, 108-0023 Japan

い識別率を得られた。

また、同じく文字の輪郭線情報に着目した特徴抽出法である改良型方向線素特徴[7]との比較実験についても報告する。

そして、今回の実験で最も高い識別率を得た外郭局所的輪郭線特徴と、次いで高い識別率を得た外郭局所的モーメント特徴の差異についての実験結果を示し、今後の可能性を述べる。

2. 外郭方向寄与度特徴

外郭方向寄与度 (peripheral direction contributivity) 特徴 (以下、P-DC 特徴と呼ぶ) は、文字線の複雑さ、文字線の方法、文字線の接続関係、文字線の相対位置関係の構造特徴を反映する特徴抽出法と考えられる。この特徴は提案されて以来、印刷漢字の識別[8]のみならず、変動の大きい手書き漢字に対しても有効な特徴抽出法として現在でも広く用いられている[9]。また、P-DC 特徴の性能向上に関する報告[10]も行われている。

2.1 P-DC 特徴の原理

P-DC 特徴は、図 1(a)に示すように、文字を 45 度おきに 8 方向から走査し、横切る各文字線の外郭点における方向寄与度を求めるものである。

方向寄与度は、文字線内に伸ばした 8 方向の触手により 4 次元ベクトルで表される。図 1(a)に示す文字線内の黒点 P_i の方向寄与度 d_{pi} を、

$$d_{pi} = (d_{1P_i}, d_{2P_i}, d_{3P_i}, d_{4P_i})$$

で表す。各要素 d_{mp_i} ($m=1, 2, 3, 4$) は点 P_i から図 1(b)に示す 8 方向に触手を伸ばして求まる黒点連結長 l_i ($i=1, 2, 3, \dots, 8$) を用いて

$$d_{mp_i} = \frac{l_m + l_{m+4}}{\sqrt{\sum_{j=1}^4 (l_j + l_{j+4})^2}} \quad (1)$$

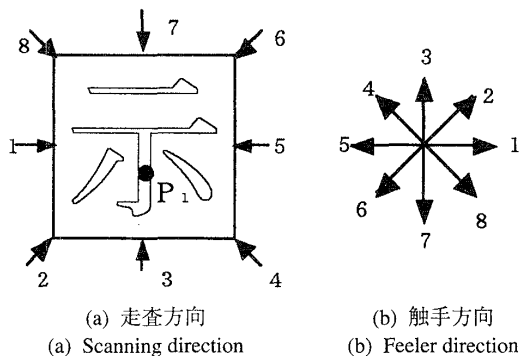


図 1 方向寄与度

Fig. 1 The direction contributivity.

で定義される。

図 1 (a) の黒点 P_i における方向寄与度 d_{pi} の実測値は、 $d_{pi} = (0.24, 0.30, 0.87, 0.30)$ となり、点 P_i は垂直方向の度合いの強い文字線上にあることがわかる。このように方向寄与度は文字線の方法と接続関係をベクトルの形で表すことができる。

2.2 P-DC 特徴の問題点

P-DC 特徴は、簡単なアルゴリズムで抽出することができ、ETL-9B を用いた識別実験でも良好な結果を確認することができる。しかし、次のような手書き漢字では、よく起こると考えられる文字変形に対しては、特徴量が大きく変動してしまうことが考えられる。

図 2 (a) が元パターンであった場合に、(b) では文字の中心付近の部位を潰し、(c) では文字線の太さを約 1.5 倍とし、(d) では 3 画目の書出し部分の線的位置を変えた。これらのパターンを用いて、実際に観測点 A での P-DC

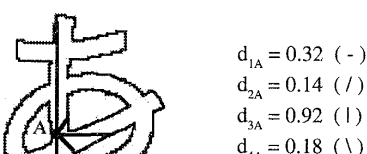
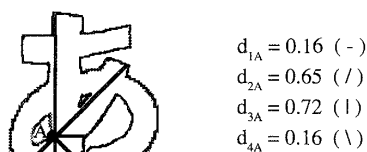
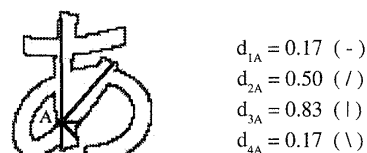
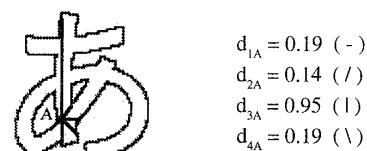


図 2 変形による P-DC 特徴の変化

Fig. 2 The change of P-DC for deformation of characters.

特徴量を抽出し比較した. この例では, 図2に示すように同一字種であるにもかかわらず, 三つの変形パターンすべてに対して特徴量が変動してしまう. 例えば特徴量 d_{24} は最大で4.5倍以上変動した.

3. 外郭局所的輪郭線特徴

前に述べた三つの変形パターンに対しては, 文字線の内部で触手を伸ばして特徴ベクトルを得るP-DC特徴では十分に対応することができない. 一方, これらの変形パターンに対しては文字の輪郭線形状が比較的影響を受けにくいことが考えられる. 潰れによる変形の図2(b)の例では, 潰れてしまった部分の外郭点を抽出することはできず, かつ潰れ部分の内部の方向寄与度は大きく変動してしまう. しかし, 潰れ箇所以外の輪郭線の接続関係は潰れの影響を受けていない. 図2(c)の例では, 太さ変動が起こっても, 文字の輪郭線の接続関係は大きな影響を受けていないことがわかる.

また図2(d)の例においても, 文字線の一部の位置変動が輪郭線の接続関係に大きな影響は及ぼさないと考えられる. そこで, 我々は文字の輪郭線の接続関係に着目した, 外郭局所的輪郭線 (peripheral local outline vector) 特徴 (以下, P-LOVE特徴と呼ぶ) を考案した.

3.1 P-LOVE 特徴の原理

(1) 文字のすべての輪郭線を追跡し, 輪郭線同士がつながる連結方向 i ($i = 1, 2, 3, 4$) を保持しておく (図3(a),(b),(c)).

(2) 文字を縦, 横, 斜めの8方向から走査して文字の外郭点を得る (図3(d)).

(3) 得られた外郭点を中心にある大きさのウィンドウを開き, (1) で得ている連結情報を参照する (図3(c)).

(4) ウィンドウ内に含まれる輪郭点の総和に対する, 各連結方向成分の和を特徴とする.

つまり, i 方向の P-LOVE 特徴 f_i は次式のようになる.

$$f_i = d_i / (d_1 + d_2 + d_3 + d_4) \quad (2)$$

d_i : i 方向の連結情報をもつ輪郭点の和

3.2 P-LOVE 特徴を用いた識別実験

ETL-9B の 3036 字種を用いて識別実験を行う. 文字は, 2 値化の後, 外接枠が 64×64 画素になるように大きさの正規化を行って使用した. 1 字種 200 サンプルのうち, 奇数番目を学習文字, 偶数番目を未知文字とし, 学習文字の特徴を平均したものを辞書とした. ここでの目的は, 特徴抽出法の性能比較評価であるため,

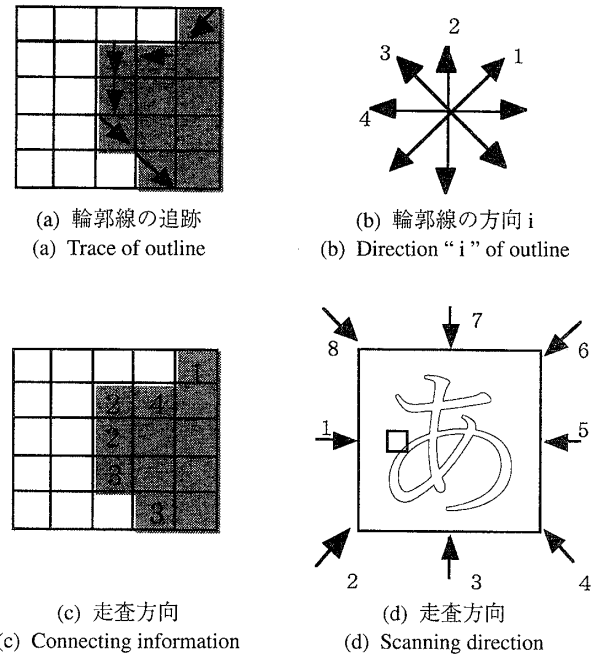


図3 P-LOVE 特徴

Fig. 3 The feature extraction of P-LOVE.

識別には最も簡単だと考えられるユークリッド距離による, 未知文字とすべての辞書との総当たり法を用いた. また, 漢字では各走査方向で外郭深度を3までとれば文字線の96%以上を含む[2]ことができるため, P-DC特徴, P-LOVE特徴とも, 外郭深度は3までとし, 得られた特徴量を各走査方向ごとに8区間に分割して平均して次元圧縮を行った. これにより, 両特徴とも次元数は, 768次元となる. 更に, P-LOVE特徴では, 観測点で開くウィンドウの大きさを変化させて実験を行った. これらの第3候補字種までの累積識別率を図4(a),(b)に示す.

P-LOVE特徴は, 実験したすべての場合でP-DC特徴を上回る識別率を得ることができた. また, P-LOVE特徴のウィンドウの大きさは, 3×3 にした場合が最も良い結果となった. これにより, 文字の輪郭線の接続方向は局所的に観測するのが有効であることがわかった.

3.3 ウィンドウ内の正規化

P-LOVE特徴では外郭点で開いたウィンドウ内で, 輪郭線の各連結方向と輪郭点の総和の割合を特徴としている. したがって, ウィンドウに最小の大きさである 1×1 を用いると, 輪郭点数による正規化は行われな. この場合は, 図4に示したように識別率が低下している. また, P-LOVE特徴のウィンドウの大きさを 3×3 にして, ウィンドウ内の特徴を輪郭点数で正規化しなかった場合も識別率は低下した (表1).

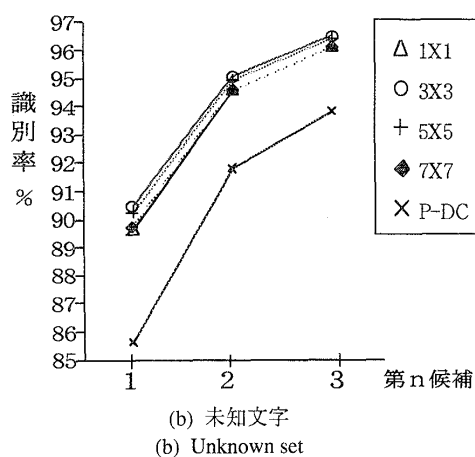
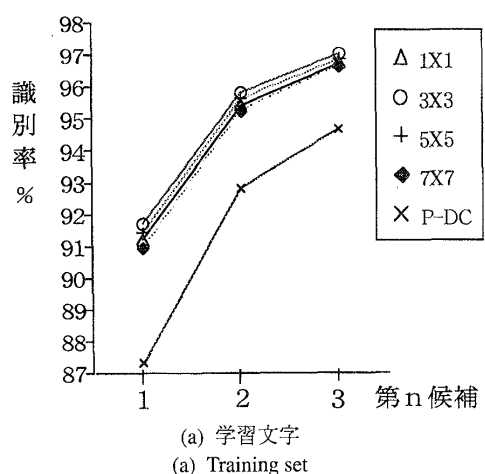


図4 P-LOVE 累積識別率
Fig. 4 Recognition rate of P-LOVE.

表1 ウィンドウ内の正規化 (P-LOVE 3x3) (%)
Table 1 Normalization in the window.

文字	正規化	第1候補	第2候補	第3候補
学習	あり	91.75	95.83	97.03
	なし	91.02	95.37	96.69
未知	あり	90.45	95.07	96.50
	なし	89.51	94.48	96.03

3.4 変形文字についての実験

先に述べた三つの変形パターン（文字の潰れ，文字線の太さ変動，文字線の位置変動）を生成して，P-LOVE特徴とP-DC特徴を用いて識別実験を行う．ETL-9Bの任意の未知文字に作為的に変形を与えて（図5）全辞書とのマッチングを行った．ただし，変形の程度は，人が元パターンと同一字種であることが容易に判

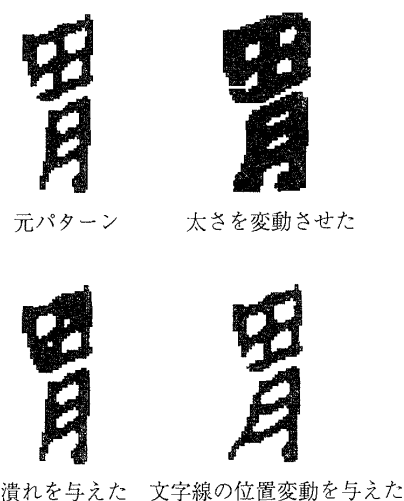
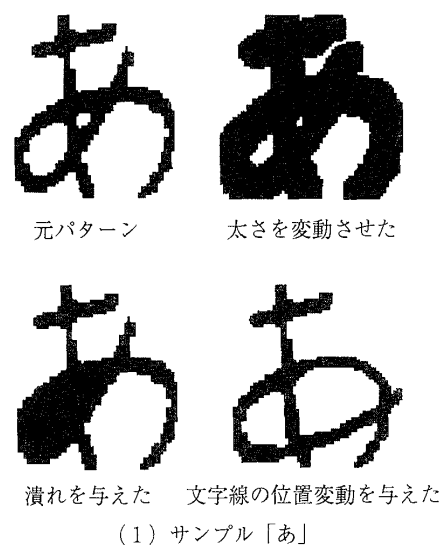


図5 変形パターン
Fig. 5 Deformed characters.

別できる範囲とした．すべての変形パターンでは第1候補で，P-DC特徴では誤認識されてしまったが，P-LOVE特徴では正認識された．

また，図6は，「あ」の3画目の書出し線の位置を徐々に下方へ変形させていったものである．変形の度合いが小さい間は両特徴とも第1候補で正認識が行えるが，変形の度合いが大きくなるとP-DC特徴では追従できなくなる．これらの実験から，輪郭線の接続関係に着目した特徴抽出法が，ある種の文字変形の影響を受けにくいことが確かめられた．

3.5 P-LOVE特徴と改良型方向線素特徴との比較

改良型方向線素特徴は，文字の輪郭線上の画素に対し方向付けを行い，64×64の文字パターン全域を，大きさが16×16の重み領域をもったウィンドウでマスク

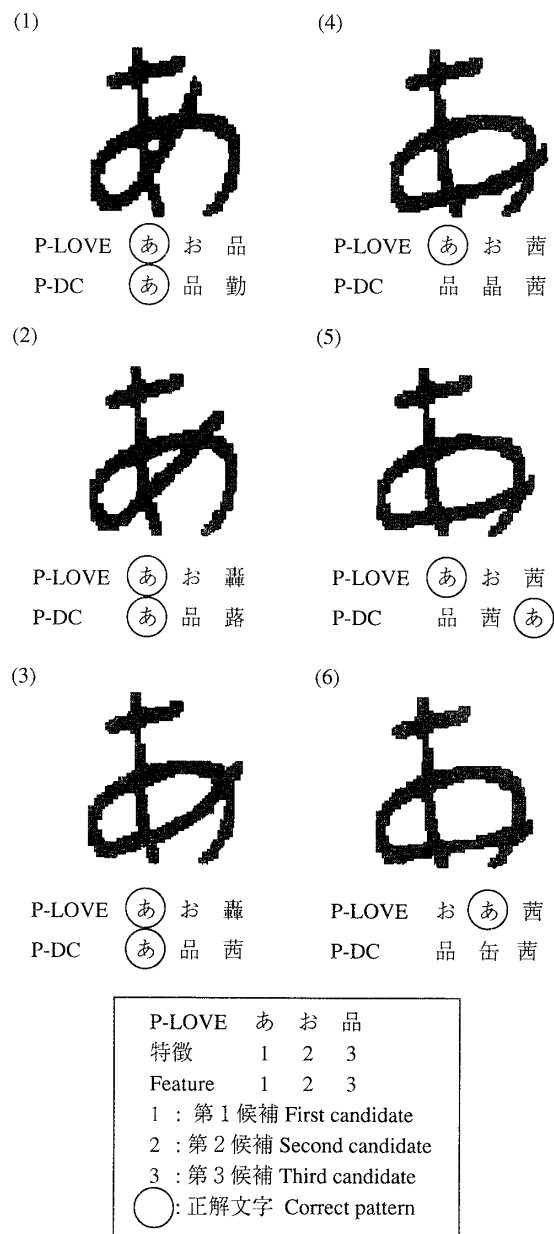


図6 文字線の位置変動

Fig. 6 Deformation by movement of a line.

操作して特徴ベクトルを抽出するものである。つまり、文字の輪郭線情報を抽出するという点では、P-LOVE特徴と同じ種類の特徴と考えることができる。ただし、改良型方向線素特徴が、文字パターン全域でウィンドウをオーバーラップさせながら移動するのに対し、P-LOVE特徴では検出した文字の外郭点上だけでウィンドウを開いている。また、改良型方向線素特徴がウィンドウ内で文字の輪郭線の連結方向に規則的な重みを加えて特徴とするのに対し、P-LOVE特徴ではウィンドウ内で画素数による正規化を行っているという違いがある。3.2の実験と同じデータと識別方法を使用し

表2 P-LOVE特徴(3x3)と改良型方向線素特徴の累積識別率(%)
Table 2 Recognition rate of "P-LOVE" and "Improved Directional Element."

特徴	文字	第1候補	第2候補	第3候補
P-LOVE	学習	91.75	95.83	97.03
	未知	90.45	95.07	96.50
改良型 方向線素	学習	82.43	89.26	91.74
	未知	80.61	87.95	90.74

て、P-LOVE特徴、改良型方向線素特徴を用いた識別実験の結果を表2に示す。ただし、改良型方向線素特徴は、文献[7]に基づいて特徴次元を196とし、外側加重による線素抽出及び、二つの方向をもつ線素情報を加味した。次元数が異なるために単純な比較はできないが、いずれの場合でもP-LOVE特徴の方が高い識別率を得ている。また、改良型方向線素特徴のウィンドウを4×4にして次元数を900次元に拡張して行った予備実験では、オリジナルの196次元のときよりも識別率は低下してしまった。

前に述べたように改良型方向線素特徴では二つの方向をもつ線素情報を加味している。しかし、これを加味しないで行った予備実験では、識別率が約2%低下した。今回のP-LOVE特徴では二つの方向をもつ輪郭線画素を定義していないので、この点を改良すれば更に高性能化できる可能性がある。

4. 外郭局所的モーメント特徴

外郭局所的モーメント(peripheral local moment)特徴(以下、P-LM特徴と呼ぶ)は、P-LOVE特徴と同様に文字の輪郭線に着目した特徴抽出法である。しかし、P-LOVE特徴が局所的な文字の輪郭線の連結情報を抽出するのに対して、P-LM特徴は、局所的に観測した文字線の方向情報を分散、共分散の値で表現する点異なる。

4.1 P-LM特徴の原理

P-LM特徴は、図7に示すように観測点において文字線を中心にしてある大きさのウィンドウを開き、ウィンドウ内の画素をX, Y方向に射影する。そして、ウィンドウ内の画素の総和を n 、第 i 番目の画素が存在する各座標を x_i, y_i として式(3)~(5)のように2次モーメント(分散、共分散)を定義する。ただし、 \bar{x}, \bar{y} は、射影の重心座標である。

$$x \text{ 方向の分散 } S_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (3)$$

$$y \text{ 方向の分散 } S_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (4)$$

$$\text{共分散 } S_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (5)$$

こうして得られた S_x , S_y を視覚的に表現するために正規分布を用いた円で近似的に表せば図8のようになる。

例えば、垂直方向に延びている文字線の傾きが大きくなってくると、 S_x , S_y の値は近づき、 S_{xy} の絶対値は大きくなる。文字線が水平位置まで傾いた場合は、 $S_{xy} = 0$

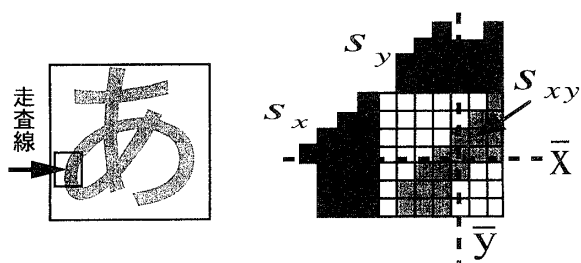


図7 P-LM特徴の2次モーメント
Fig. 7 Second moment of P-LM.

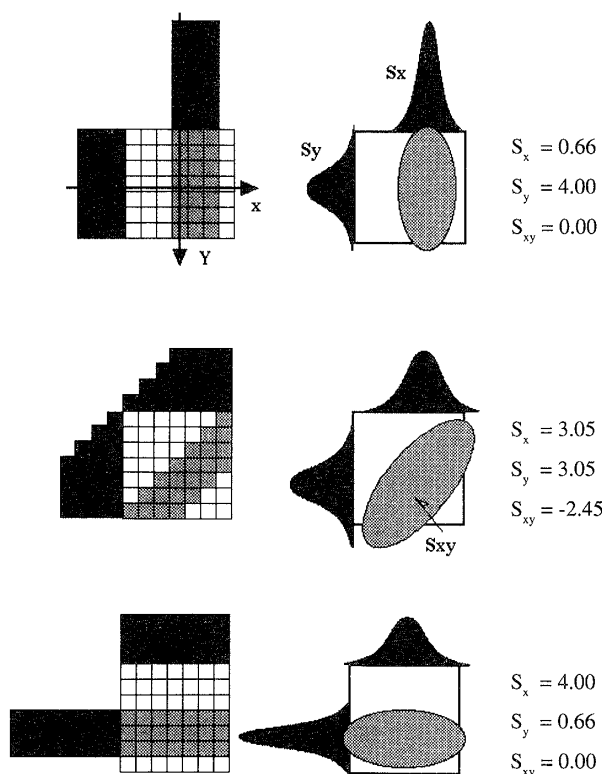


図8 文字線とモーメントの関係
Fig. 8 Line segment and moment.

となると同時に $S_x > S_y$ となる。このように、P-LM特徴は2次モーメントを用いて文字線の延びている方向を特徴とする。

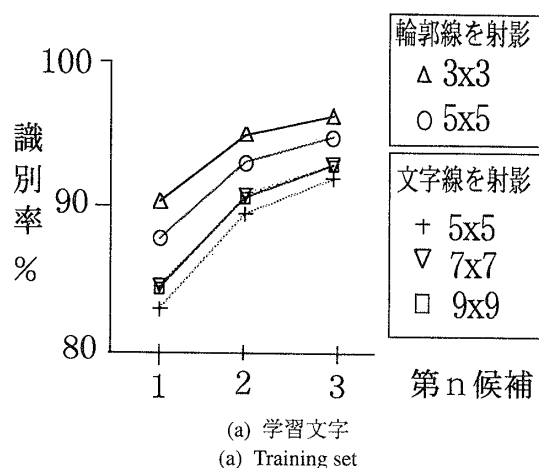
P-LM特徴を抽出する際には、以下に示す各種の方法が考えられる。

- (1) 文字の外郭点でウィンドウを開く。
- (2) 文字線の中心でウィンドウを開く。
- (3) 元の文字線をそのまま射影する。
- (4) 輪郭線を射影する。
- (5) 細線化した線を射影する。

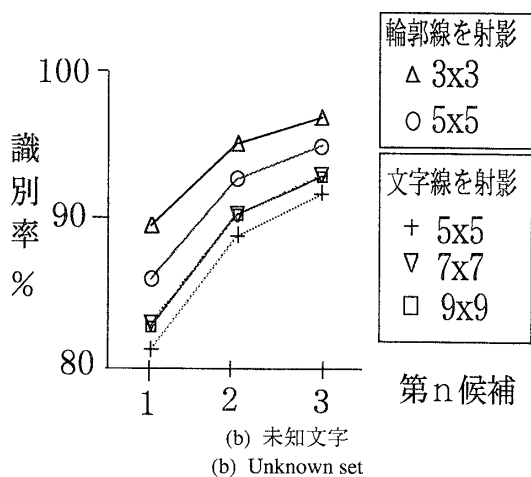
最適なウィンドウの大きさについては後で検討する。

4.2 P-LM特徴を用いた識別実験

3.2の実験と同じデータと識別方法を使用して、P-LM特徴を用いて識別実験を行う。ただし、ウィンドウは文字の外郭点を中心にして開き、射影する線について上記(3)と(4)を比較することとした。外郭深度は3までを観測し、次元圧縮のため各走査方向ごとを8区間に分けて平均したため、特徴次元数は、576次



(a) 学習文字
(a) Training set



(b) 未知文字
(b) Unknown set

図9 P-LM特徴の累積識別率
Fig. 9 Recognition rate of P-LM.

元となる。実験結果を図9に示す。いずれの結果から、元の文字線をそのまま射影するよりも、文字の輪郭線を射影した方が高い識別率を得られている。このことから、文字の輪郭線に着目して特徴を抽出する方法が文字変動の影響を受けにくいことがうかがえる。

次に、観測点で開くウィンドウの大きさについて考える。元の文字線をそのまま射影する方法では、ウィンドウの大きさが7×7のときに最も高い識別率を得られている。これは、使用したETL-9Bの元パターンの文字線の太さ平均がおよそ3～4画素であることに起因していると考えられる。つまり、文字の外郭点でウィンドウを開いた際に、7×7の大きさが最も高い確率で観測すべき文字線を有効に取り込めるのである。ウィンドウの大きさがこれより小さいと、1本の線の全体を取り込めなくなる。反対にウィンドウの大きさが7×7より大きくなると観測すべき文字線以外の線まで取り込んでしまう確率が高くなってしまふ。また、文字の輪郭線を射影する方法については、ウィンドウの大きさが3×3のときに高い識別率を得られている。これは、P-LOVE特徴を用いた識別実験から導かれた、文字の輪郭線を局所的に観測するのが有効であるという結果と一致している。これら文字線の太さと特徴抽出法との関連は、興味深い問題である。

4.3 P-LM特徴の有効性

P-LM特徴は、第1候補字種でP-DC特徴よりも約3%、改良型方向線素特徴よりも約8%高い識別率を得られたもののP-LOVE特徴よりは約2%程度低い結果となった。しかし、ETL-9B中の平仮名だけを対象にして行った識別実験では、P-LM特徴がP-LOVE特徴の識別率を上回る傾向がある(表3)。平仮名の識別は、漢字と同一の手法ではなかなかうまくいかないことが経験的に知られている。平仮名は、漢字と比較すると、文字線数が少なく、曲線部が多い。文字線の傾きを特徴

とするP-LM特徴が、平仮名の特徴を有効に抽出した可能性がある。

5. む す び

手書き漢字の特徴抽出法として有効とされてきたP-DC特徴が、潰れ変動、文字線の太さ変動、文字線の位置変動に弱い場合があることを指摘した。そして、この問題点の影響を受けにくい特徴抽出法として、文字の輪郭線に含まれる情報を抽出するP-LOVE特徴及び、P-LM特徴を提案した。両特徴は、ETL-9Bを用いた識別実験においてP-DC特徴を超える識別率を得た。各特徴において最も良好であった識別率を表4に示す。P-LM特徴は輪郭線を射影したものである。ウィンドウの大きさについてはP-LM特徴、P-LOVE特徴とも3×3としたものである。P-LOVE特徴及び、P-LM特徴は、いずれもP-DC特徴以下の次元数であり、抽出時間も大差はない。このことから、文字の輪郭線に着目した特徴抽出法が有効であると考えられる。

また、P-LM特徴を用いた実験においても、元パターンの文字線情報をそのまま使うよりも、文字の輪郭線だけを使用した方が良好な結果を得ることが確認できた。

本論文では、各特徴の性能比較を、ETL-9Bを対象にしたユークリッド距離を用いた総当り法による識別率で行った。一般にユークリッド距離を用いて良好な識別結果の得られた特徴抽出法は、より高性能な距離関数を用いれば、更に識別率が向上することが予備実験の結果わかっている。したがって、これまでP-DC特徴が使用されていた認識システムの特徴抽出部をP-LOVE特徴やP-LM特徴と入れ替えることでシステムの高精度化を図ることが期待できる。

今後は、P-LOVE特徴の低次元化、ある状況においては一つの輪郭線画素に2方向情報をもたせる、ことな

表3 平仮名の累積識別率 (%)
Table 3 Recognition rate of "Hiragana."

特徴	文字	第1候補	第2候補	第3候補
P-LOVE	学習	91.86	97.13	98.42
	未知	91.04	97.14	98.51
P-LM	学習	92.37	97.51	98.68
	未知	91.37	97.28	98.42

表4 各特徴を用いた未知文字の累積識別率 (%)
Table 4 Recognition rate of unknown set by each feature extraction.

特徴	第1候補	第2候補	第3候補
P-LOVE	90.45	95.07	96.50
P-LM	88.87	93.95	95.55
P-DC	85.65	91.80	93.85
改良型方向線素	80.61	87.95	90.74

論文／文字の輪郭線に着目した手書き漢字の特徴抽出法

どを検討し、改良を加えたい。そして、P-LOVE特徴に適した有効な識別システム部の開発を目指す。また、P-LOVE特徴とP-LM特徴の互いの補完性を検討し、それぞれの特徴を有効に利用できる識別法についての研究を進める。

謝辞 討論してくださったNEC・C&Cメディア研究所の西脇大輔博士、実験に協力してくれた博士前期課程の尹銀偵君、菅原広喜君に感謝します。

文 献

- [1] 木島克夫, 堀桂太郎, 伊藤彰義, “主成分分析による情報圧縮を用いた数理化理論第I類による手書き類似文字の詳細識別,” 信学技報, PRU89-120, Feb. 1990.
- [2] 萩田紀博, 内藤誠一郎, 増田 功, “外郭方向寄与度特徴による手書き漢字の識別,” 信学論(D), vol.J66-D, no.10, pp.1185-1192, Oct. 1983.
- [3] 荒井正之, 奥田健三, 渡辺博芳, 宮道壽一, “追加学習が可能な大規模ニューラルネットHoneycombネットIII,” 信学論(D-II), vol.J80-D-II, no.7, pp.1955-1963, July 1997.
- [4] 堀桂太郎, 根本孝一, 平尾雄一, 尹 銀偵, 伊藤彰義, “外郭局所的輪郭線(PLOVE)特徴を用いた手書き漢字認識の一考察,” 信学ソ大, D-12-10, Sept. 1997.
- [5] 堀桂太郎, 根本孝一, 伊藤彰義, “文字の輪郭線に着目した特徴抽出法に関する一考察,” 信学技報, PRMU97-227, Feb. 1998.
- [6] 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ETL9とその解析,” 信学論(D), vol.J68-D, no.4, pp.757-764, April 1985.
- [7] 孫 寧, 安部正人, 根元義章, “改良型方向線素特徴および部分空間法を用いた高精度な手書き漢字認識システム,” 信学論(D-II), vol.J78-D-II, no.6, pp.922-930, June 1995.
- [8] 伊藤彰義, 遠藤 武, 堀桂太郎, 島村 徹, “階層的印刷漢字認識システムにおける字種を複数クラスに登録する辞書構成法,” 信学論(D-II), vol.J78-D-II, no.6, pp.896-905, June 1995.
- [9] 荒井正之, 奥田健三, 渡辺博芳, 宮道壽一, “手書き文字認識における個人辞書の作成法,” 信学論(D-II), vol.J80-D-II, no.7, pp.2023-2026, July 1997.
- [10] 坂野 鋭, 宮本信夫, “拡張外郭方向寄与度法による手書き漢字認識,” 信学総大, D-552, March 1995.

(平成10年5月7日受付)



根本 孝一 (正員)

平8日大・理工・電子卒. 平10同大大学院・博士前期課程了. 同年, 沖通信システム(株)入社. 在学中, 文字認識の研究に従事.



伊藤 彰義 (正員)

昭41日大・理工・電気卒. 昭43同大大学院・修士課程了. 昭46同大大学院博士課程了. 同年同大理工助手. 昭62~63CMU客員助教授. 平1日大電子工学科教授. 平1~5日本応用磁気学会理事. 平7~9応用物理学会常務理事. 日本応用磁気学会論文賞受賞. 矢崎学術賞受賞. 文字認識・3Dレーダ画像処理・光磁気記録・薄膜の研究に従事. 工博.



堀 桂太郎 (学生員)

昭59千葉工大・工・電子卒. 平3日大大学院博士前期課程了. 現在, 同大大学院博士後期課程在学中(社会人学生). 文字認識の研究に従事. 東京都立蔵前工業高等学校電気科教諭.